

基于证据异常度的水下多源信息 预处理方法

麻锐, 唐政, 赵露露, 齐涛涛

(中国电子科技集团公司第二十研究所 数据链技术重点实验室, 西安 710068)

摘要: Dempster-Shafer 证据理论在水下多源目标识别领域有着广泛而重要的应用, 但经典的证据理论在融合高度冲突的证据时往往会导致一些反常理的结果, 如 Zadeh 冲突悖论; 针对这一问题, 综合考虑证据体之间的冲突程度和支持程度, 提出一种证据异常度的概念并对原始证据集进行异常检测, 基于检测结果对原始证据体进行权重分配, 引入全集项, 修正证据源; 在保持 Dempster 组合规则不变的前提下, 进行有效的证据预处理, 实验仿真结果验证了算法的有效性; 证明对证据体进行有效的修正, 可以改进经典证据理论的缺点, 达到更好的融合结果。

关键词: 证据理论; 证据异常度; 证据预处理; 数据融合

Underwater Information Preprocessing Method Based on Evidence Anomaly Factor

Ma Rui, Tang Zheng, Zhao Lulu, Qi Taotao

(No. 20 Research Institute of CETC, Key Laboratory of Technology on Datalink, Xi'an 710068, China)

Abstract: Dempster-Shafer evidence theory has been widely used in many strategic fields, such as underwater target recognition. But combination of the DS evidence theory always brings some paradoxical behaviors, e. g., the Zadeh paradox problem. Aim at this problem, overall consideration with the degree of conflict and the degree of support between evidence bodies is required. A definition called anomaly factor was proposed, which can be used to detect the abnormal evidence. The weight was assigned to multi-source evidences based on the detection results. Experiment results prove that the proposed method is effective, and it can get better results than the typical DS method.

Keywords: evidence theory; anomaly factor of evidence; evidence preprocessing; data fusion

0 引言

水下目标识别系统在水下目标侦察、目标打击、海底考察和资源开发等领域得到了广泛的研究和应用。水下目标识别一般采用多个不同类型的传感器, 通过不同传感器之间的信息互补, 来达到精确识别目标的目的。然而因为水下环境恶劣和传感器节点在运动过程中姿态的变化, 部分节点的传感器采集到的数据往往是不精确, 不完整, 甚至是受到严重干扰的, 因此需要通过数据融合的方法来进行多源目标身份信息融合处理, 以实现水下目标的精确识别。

证据理论源于学者 Dempster^[1-2] 在利用上、下限概率解决多值映射问题方面的探索, 其学生 Shafer^[3] 做了进一步的发展, 形成了一套基于“证据”和“组合”来处理不确定性推理问题的数学方法。DS 证据理论因能满足比概率论更弱的公理体系, 针对不确定的、无先验知识的信息提供了有效的融合方法, 在水下综合目标识别^[4]、多传感器数据融合^[5]、声场预测^[6]、图像识别^[7] 等领域取得了广泛而重要的应用, 因此, DS 证据理论的优势非常适合水下目标综合识别。

随着研究和应用的深入, 学者们发现 DS 证据理论也存在着很多值得研究改进的缺陷和问题。在利用证据理论中的

Dempster 组合公式进行证据组合, 经常会出现一系列违反经验和直觉的结果^[8-9], 特别是那些待组合的证据高度冲突时。针对上述问题学者们进行了大量的研究, 杨艺等^[10] 提出一种基于多准则排序融合的证据组合法, 崔家玮等^[11] 提出了一种新的 Dempster 组合规则的适用条件, 汪永伟等^[12] 提出了一种基于冲突一致度与交并集动态调整的证据理论推理决策方法。目前主流的研究方向聚焦于对 DS 证据理论组合规则的优化和在组合前对证据体的提前修正。如果对组合规则进行修改, 则会破坏 Dempster 组合规则的优势, 将使其不再满足结合律和交换律。并且在现场的数据采集过程中, 某一传感器采集的数据很可能受到恶劣环境、节点失效、自身精度等各种因素的影响, 其采集的数据很可能严重影响最终多传感器融合的结果, 因此在组合前提前对证据体进行修正, 将是更加合理的方法。

针对上述问题, 本文提出了一种基于证据异常度的加权型证据预处理算法, 算法分为 3 个部分, 第一部分提取并量化证据体之间的冲突程度和一致程度, 并结合了证据与自身的冲突性与一致性。第二部分, 综合证据之间的冲突程度与一致程度, 提出了证据异常度的定义, 即证据越异常, 其可信度越低。第三部分, 在证据融合之前, 对证据集进行异常检测, 基于异常检测的结果, 对原始证据体进行权重分配, 并给出最终的证据体修正公式。

本文第二部分介绍了经典证据理论的概念和问题, 第三部分介绍了基于证据异常度的证据预处理方法, 第四部分对算法

收稿日期: 2016-12-14; 修回日期: 2017-01-11。

基金项目: 中国电子科技集团公司技术创新基金(KJ1401121)。

作者简介: 麻锐(1991-), 男, 陕西西安人, 硕士, 助理工程师, 主要从事信息融合, 数据挖掘方向的研究。

进行了仿真实验，并给出了比较结果与分析。最后是全文的结论与总结。

1 证据理论及问题

该部分简要介绍证据理论的概念及其存在的问题。

1.1 证据理论基础

在 DS 证据理论中，所关注的任一命题都对应于辨识框架 Θ 的一个子集。设辨识框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, N 为命题的个数，若以下两式成立：

$$m(\varphi) = 0 \tag{1}$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \tag{2}$$

则称 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为 Θ 上的基本概率赋值 (Basic probability assignment, BPA)。 2^Θ 表示 Θ 的幂集，即 Θ 的全体子集构成的集合， φ 表示空集。对 $\forall A \subset \Theta$ ，函数 $m(A)$ 为基本置信度。

Dempster 组合规则反映了证据的联合作用，设 n 个证据组合，证据集 $E = \{(E_1, E_2, \dots, E_n)\}$ ，各证据体对应的 BPA 为 $m_1, m_2, \dots, m_n, m_i$ 分配给 Θ 中命题 $A_j (j = 1, 2, \dots, N)$ 的 BPA 为 $m_i(A_j)$ ，则组合公式为：

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \varphi \\ \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_N)}{1 - K}, & A \neq \varphi \end{cases} \tag{3}$$

其中： $K = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \varphi} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_N)$ 为冲突项。当多个证据组合时，Dempster 组合规则满足结合律和交换律，这有利于多源信息融合的分布式实现。

1.2 证据组合中的反直观结果

目前，经典证据理论存在的最大问题是在处理强冲突的数据时存在的 Zadeh 悖论，例如在某次水下目标识别中有 3 个可能的目标（我方成员，敌方成员，中立成员），两个传感器证据源 (W1, W2)，传感器根据采集到的信号对目标敌我属性的可能性给出了自己的判断，采用 Dempster 组合规则后结果如表 1 所示。

表 1 组合结果

	$m_1()$	$m_2()$	$m_{12}()$
我方成员	0.99	0.00	0
敌方成员	0.01	0.01	1
中立成员	0.00	0.99	0

可以看出，两个传感器系统输出的识别结果认为目标是敌方成员的可能性均非常低，然而融合后其置信度却为 1，而分别被两个传感器系统认为很有可能的我方成员和 中立成员，融合后置信度却被置 0。冲突悖论存在的原因是经典的证据理论在融合强冲突的证据时将大部分的信任分配给了小可能性命题。Zadeh 冲突悖论严重影响了 DS 证据理论算法在工程界的应用，因此需要对经典的 DS 证据理论算法进行改进。

2 基于证据异常度的预处理方法

正常情况下，证据之间是存在冲突的，在 DS 证据理论的概念中，当某个证据与证据集中其他证据的冲突项 k 较大时，说明该证据存在某种程度的异常，对融合结果的影响较大，其

可信程度应该较低；在证据组合时应该赋予其较低的权重，反之，该证据对最终合成结果的影响较小，其可信程度应该较高，在证据组合时赋予其较高的权重。本文提出的算法将通过这种思想降低证据间的冲突，再用 Dempster 组合规则对修正后的证据进行组合。

设辨识框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, N 为命题个数，有 n 个证据进行组合，证据集 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ ，各证据对应的 BPA 为 $m_1, m_2, \dots, m_n, m_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 分配给 Θ 中命题 $A_j (j = 1, 2, \dots, N)$ 的 BPA 组成数据矩阵 $B_{n \times N}$ ：

$$B = \begin{bmatrix} m_1(A_1) & m_1(A_2) & \dots & m_1(A_N) \\ m_2(A_1) & m_2(A_2) & \dots & m_2(A_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_n(A_1) & m_n(A_2) & \dots & m_n(A_N) \end{bmatrix} \tag{4}$$

矩阵的第 i 行表示证据对辨识框架中命题分配的 BPA，则定义证据 E_i 和 E_j 的冲突系数 $C_{ij} = k_{ij} = \sum_{A \cap B = \varphi} m_i(A)m_j(B)$ ，

$A, B \in \Theta$, C_{ij} 反映的是证据 E_i 和 E_j 之间的冲突程度，通过累加与证据集中其余证据的冲突程度，可以获得证据 E_i 的全局冲突程度，它反映的是证据 E_i 与证据集之间的冲突程度，因此，我们将证据 E_i 全局冲突度的均值定义为证据 E_i 的冲突度。

定义 1 (冲突度) 证据 E_i 的冲突度定义为：

$$CON(E_i) = \frac{\sum_{j=1}^n C_{ij}}{n} \tag{5}$$

由公式 (5) 可知， $CON(E_i) \in [0, 1]$ ，其值越大，表明证据 E_i 与证据集的冲突越大，而其值越小，表明该证据与证据集的冲突越小。需要特别指出的是，证据与其自身也是存在冲突度的。

证据之间的支持项可通过相同命题之间的 BPA 乘积表示。定义证据 E_i 和证据 E_j 的支持系数为 S_{ij} ，则 $S_{ij} = \sum_{A=B} m_i(A)m_j(B)$ ， $A, B \in \Theta$, S_{ij} 反映的是证据 E_i 和 E_j 之间的支持程度，通过累加与证据集中其余证据的支持程度，可以获得证据 E_i 的全局支持程度。它反映的是证据 E_i 与证据集之间的一致程度。因此，我们将证据 E_i 全局支持度的均值定义为证据 E_i 的支持度。

定义 2 (支持度) 证据 E_i 的支持度定义为：

$$SUP(E_i) = \frac{\sum_{j=1}^n S_{ij}}{n} \tag{6}$$

同理， $SUP(E_i) \in [0, 1]$ ，其值越大，表明证据 E_i 与证据集越一致，反之，则其越不一致。同冲突度类似，证据与其自身也是存在支持度的。

为了综合考虑冲突度与支持度对融合结果的影响，设证据的异常度为 R ，则证据 E_i 的异常度 R_i 可表示为：

$$R_i = \frac{CON(E_i)}{aSUP(E_j) + tCON(E_i)} \tag{7}$$

其中： $a = \frac{SUP(E_i)}{CON(E_i)}$, $b = \frac{1}{a}$ 。由公式可知， $R_i \in [0, 1]$ ，其值越大，表明证据 E_i 越异常，其对融合结果的影响较大，进行修正的权重 w_i 应该越小，反之，进行修正的权重 w_i 应该越大。

根据上述分析, 异常度 R_i 和权重 ω_i 应该符合如下关系: $R_i \in [0, 1]$, $\omega_i \in [0, 1]$, ω_i 随着 R_i 的增大而单调递减, 且 R_i 较小时, 证据的可信程度越大, ω_i 应该缓慢减小, 当 R_i 较大时, ω_i 应该迅速减小至零。

根据上述性质, 设证据的权重 ω_i 为:

$$\omega_i = (1 - R_i)e^{R_i} \quad (8)$$

证据权重 ω_i 的函数图像如图 1 所示

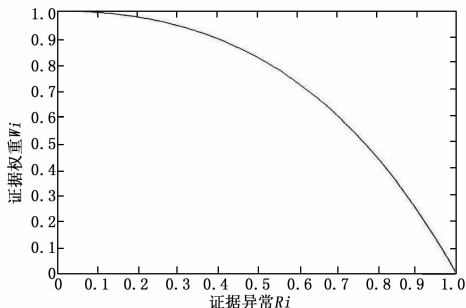


图 1 权重 ω_i 图像

由图 1 可知, 证据权重的性质符合要求。因此, 可对证据体使用加权的方式来有效的预处理, 设证据 E_i 分配给各命题的原始 BPA 值为 $m_i(A_j)$, 则修正公式为:

$$\begin{cases} m_i^*(A_j) = m_i(A_j)\omega_i & A \neq \Theta \\ m_i^*(\Theta) = 1 - \sum_{j=1}^N m_i(A_j)\omega_i & A = \Theta \end{cases} \quad (9)$$

公式 (9) 第二式的思想是将高冲突部分的信任分配给全集, 从而避免将大部分信任分配给小概率命题。

因此, 所提算法应用于水下目标综合识别的流程如下:

1) 建立识别框架, 根据专家经验和以往历史记录, 建立系统识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, 识别框架中的命题即对应于水下目标模式类。

2) 构造证据, 将水下不同传感器针对识别目标采集的数据分别作为证据体, 建立证据体矩阵。

3) 根据定义 1 和定义 2 计算每个证据的冲突度和支持度, 并综合冲突度和支持度, 计算每个证据的异常度。

4) 根据证据体的异常度, 对每个证据分配权重, 根据证据体修正公式, 修正证据源。

5) 根据修正后的证据集, 使用 Dempster 组合规则对多源信息进行融合处理, 计算最终识别结果。

3 仿真实验及结果分析

为了验证所提算法的有效性, 本文设计了两组数据进行实验, 并与经典的 DS 证据理论算法进行比较。

3.1 实验 1

经典的 DS 证据理论在处理高度冲突的证据信息时常常会引起一些反直观结果。因此, 本文在实验 1 中采用与汪永伟等^[12]相同的办法, 选取 10 组数据集进行仿真实验, 依次模拟冲突由低到高的过程, 来观察所提算法和经典 DS 证据理论算法对于冲突变化的敏感性和鲁棒性。设识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3\}$, 证据集 $E = \{E_1, E_2\}$, 其赋予命题的 BPA 值分别为 $m_1(A_j)$, $m_2(A_j)$ 。具体数据集见表 2。

在该实验中, 将组 1~组 10 的证据体依次融合, 图 2 为该证据集的冲突变化曲线, 最终融合结果如图 3~图 6 所示。

表 2 实验 1 数据集

证据		A_1	A_2	A_3
组 1	m_1	0.45	0.1	0.45
	m_2	0.45	0.1	0.45
组 2	m_1	0.40	0.1	0.50
	m_2	0.50	0.1	0.40
组 3	m_1	0.35	0.1	0.55
	m_2	0.55	0.1	0.35
组 4	m_1	0.30	0.1	0.60
	m_2	0.60	0.1	0.30
组 5	m_1	0.25	0.1	0.65
	m_2	0.65	0.1	0.25
组 6	m_1	0.20	0.1	0.70
	m_2	0.70	0.1	0.20
组 7	m_1	0.15	0.1	0.75
	m_2	0.75	0.1	0.15
组 8	m_1	0.10	0.1	0.80
	m_2	0.80	0.1	0.10
组 9	m_1	0.05	0.1	0.85
	m_2	0.85	0.1	0.05
组 10	m_1	0.00	0.1	0.90
	m_2	0.90	0.1	0.00

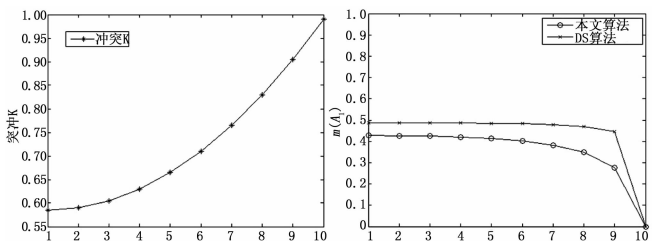


图 2 冲突变化曲线

图 3 $m(A_1)$ 变化曲线

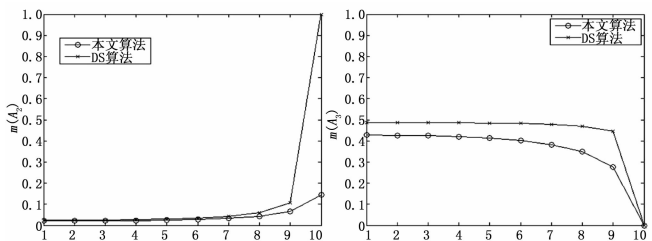


图 4 $m(A_2)$ 变化曲线

图 5 $m(A_3)$ 变化曲线

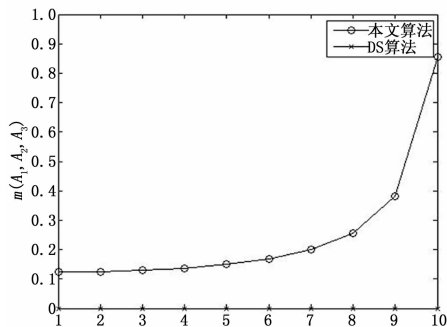


图 6 $m(A_1, A_2, A_3)$ 变化曲线

图 2 显示证据体之间冲突的大小在 10 组数据中依次增大, 在第 10 组数据时接近于 1, 达到最大冲突。图 3 和图 5 是 $m(A_1)$ 和 $m(A_3)$ 在证据体依次融合时结果的变化曲线, 可以看出随着冲突逐渐增大, DS 证据理论算法的曲线会突然下降, 幅度较大, 即 DS 证据理论算法在强冲突的证据体融合时变化较大。而本文算法在冲突逐渐增大时, 其结果曲线幅度变化较为缓慢。从图 4 中 $m(A_2)$ 结果的变化曲线可以看出, 在第 9 组和第 10 组数据融合时, 其冲突较大, DS 证据理论算法发生了 Zadeh 悖论问题, 原本置信度较小的 A_2 命题其融合结果突然增大至 1, 其结果不符合常理。而本文算法受影响很小, 其分配给 A_2 的置信度值符合常识和直觉判断, 结合图 6 来看, 当两个证据几乎完全冲突时, 当前的信息无法有效融合来识别目标, 因此本文算法将冲突信任分配给了全集, 表明当前两个完全冲突的证据融合无法得出有效信息, 而 DS 证据理论算法, 将两个证据中置信度都很小的 A_2 命题的最终值赋 1, 完全违反了常识, 产生了 Zadeh 冲突悖论。因此, 通过实验 1 的结果可以看出, 本文算法能够更好的处理强冲突证据体之间的融合问题。

3.2 实验 2

为了证明所提算法的普遍性, 编写 Matlab 程序随机产生了证据体, 使用代码如图 7 所示。

```

1 function Mt=RdmMt(m,n)           %随机矩阵函数, 返回值为矩阵Mt
2 Mt = rand(m,n);                 % m行, n列
3 for irow = 1:m
4     a(irow,:) = a(irow,+)/sum(a(irow,:)); %使每一行的值之和为1
5 end

```

图 7 随机证据体生成代码

随机生成的 20 个证据体如表 3 所示。

表 3 实验 2 数据集

	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$
1	0.4422	0.2222	0.3354
2	0.6134	0.1902	0.1963
3	0.3324	0.2900	0.3774
4	0.2921	0.3104	0.3974
5	0.8176	0.0748	0.1074
6	0.5949	0.3797	0.0252
7	0.3898	0.1042	0.5058
8	0.7222	0.2309	0.0467
9	0.2639	0.5763	0.1597
10	0.5303	0.2984	0.1712
11	0.7401	0.0531	0.2067
12	0.5400	0.3119	0.1480
13	0.1830	0.2603	0.5565
14	0.5629	0.1466	0.2904
15	0.3324	0.2752	0.3922
16	0.4957	0.0100	0.4942
17	0.2416	0.3983	0.3599
18	0.6316	0.2644	0.1039
19	0.3115	0.2268	0.4616
20	0.4719	0.3532	0.1747

在该实验中, 使用第 1 组数据分别与其余 19 组数据依次融合, 图 8 为该证据集的冲突变化曲线, 最终融合结果如图 9

至 12 所示。

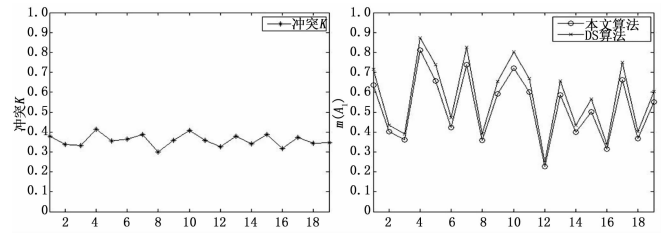


图 8 冲突变化曲线

图 9 $m(A_1)$ 变化曲线

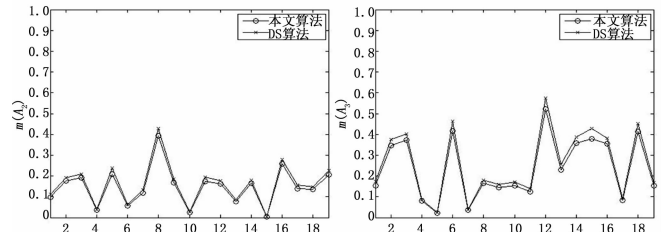


图 10 $m(A_2)$ 变化曲线

图 11 $m(A_3)$ 变化曲线

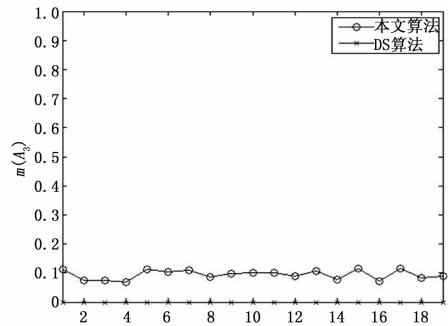


图 12 $m(A_1, A_2, A_3)$ 变化曲线

由图 8 可以看出, 该随机数据集的冲突变化并不算剧烈, 在此情况下, 所提算法能够和 DS 证据理论算法保持一致的良好效果, 且结合图 8 和图 12 可以看出, 所提算法在冲突较高的点会相应的将一些冲突信任分配给全集, 优化融合的效果。

通过两组不同性质的实验可以表明, 所提算法在强冲突的数据集上可以有效避免反直观结果, 而在冲突一般的数据集上, 所提算法保持了经典 DS 证据理论算法的优势, 其具有更好地多源数据融合能力。

3 结论

本文分析了经典的 DS 证据理论算法及其存在的问题, 在综合考虑了证据体之间的冲突程度和一致程度的基础上, 提出了证据异常度的概念, 并基于此对原始证据体进行加权处理后融合。实验仿真结果表明, 在冲突逐渐增大的数据集上, 所提算法相对 DS 证据理论算法变化较为平缓, 且在高冲突的数据集上避免了反直观结果, 其融合结果更加符合常理, 而在随机数据集上, 所提算法保持了 DS 算法一贯的优势, 因此, 在水下复杂恶劣的环境中, 当部分传感器节点失效或被干扰, 采集的数据与其余传感器形成强冲突等问题时, 所提算法能够有效解决这些问题, 更好地应用于水下目标识别任务中。

计算 F-measure, 公式中 P 表示准确率, R 表示召回率, $\beta^2 = 0.3$ ^[3,17]。各模型方法计算的平均准确率、返回率和 F-measure 等实验结果如图 5 (c) 所示。可以看到, 本文提出的方法无论在准确率、返回率还是 F-measure, 均达到最好的性能。相比于其他方法, 本文方法对返回率性能的提升效果最为显著, 这表明本文方法可以准确地检测出更多的显著区域。

2.2 效果定性对比

通过对各种方法产生的显著图结果进行二元分割后, 可以对其视觉效果进行直接对比, 判断方法的准确度。图 5 展示了用不同方法获得的视觉显著图, 以便进行定性的效果比较。由图中结果可以看出, 本文的模型能够产生高分辨率的显著图, 是各个方法中最接近于人工标注显著图的。相比之下, 其他方法产生的显著图均存在明显不足之处: 有的方法提取的显著对象形状出现失真, 如 IT 和 GB; 有的过分强调显著对象的边缘轮廓, 如 CA; 有的在不适于从杂乱复杂的背景中难以达到满意的效果, 如 FT、RC 和 MS。

定量性能对比及定性效果对比实验结果说明基于背景原型对比度的显著性物体检测方法在较低的计算复杂度下获得了高效、准确的显著图, 具有较强的应用价值。

3 结论

本文在背景原型对比的基础上提出了一个新的显著性模型。实验结果表明, 它在准确率、召回率和 F-measure 等关键性能和直观视觉效果上均优于目前最先进的显著性模型。此外, 本方法计算复杂度低, 对硬件资源要求不高, 非常适于移植到软硬件资源有限的光学设备 (如数码相机) 上。

参考文献:

[1] Xu Y, Zhao Y, Jin C, et al. Salient target detection based on pseudo-wigner-ville distribution and renyi entropy [J]. 2010, 35: 475-477.

[2] Gao C, Sang N, Huang R. Instance-based attention: where could humans look first when searching for an object instance [J]. 2012, 37: 76-78.

[3] Vazquez E, Gevers T, Lucassen M, et al. Saliency of color image derivatives: a comparison between computational models and human perception [J]. J. Opt. Soc. Am., 2010; 613-621.

[4] 张永梅, 吴攀, 李炜. 一种图像敏感对象的识别方法 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (7): 2167-2169.

[5] Ko B, Nam J. Object-of-interest image segmentation based on human attention and semantic region clustering [J]. J. Opt. Soc. Am., 2006, 23: 2462-2470 (2006).

[6] Kim W, Kim C. Saliency detection via textural contrast [J]. Opt. Lett., 2012, 37: 1550-1552.

[7] Itti L, Gold C, Koch C. Visual attention and target detection in cluttered natural scenes [J]. Opt. Eng. 2001, 40: 1784-1793.

[8] Goferman S, Zelnik-Manor L, Tal A. Context aware saliency detection [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 2012, 34: 1915-1926.

[9] Torralba A. Modeling global scene factors in attention [J]. J. Opt. Soc. Am., 20, 2003, 20: 1407-1418.

[10] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1998, 20: 1254-1259.

[11] Harel, J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency [D]. Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems, MIT, 2006.

[12] Yu J, Tian J. Saliency detection using midlevel visual cues [J]. Opt. Lett., 2012, 37: 4994-4996.

[13] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned saliency region detection [A]. Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. IEEE, 2009: 1597-1604.

[14] Li C, Xue J, Tian Z, et al. Saliency detection based on biological plausibility of hyper-complex fourier spectrum contrast [J]. Opt. Lett., 2012, 37: 3609-3611.

[15] Tatler B. The central fixation bias in scene viewing: Selecting an optimal viewing position independently of motor biases and image feature distributions [J]. J. of Vis., 2007, 7: 1-17.

[16] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. Slic superpixels [R]. EPEL, Tech. Rep, 149300, 2010.

[17] Cheng M, Zhang G, Mitra N, et al. Global contrast based salient region detection [A]. Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. IEEE, 2011: 409-416.

[18] 汪永伟, 赵荣彩, 常德显, 等. 一种基于改进证据理论的推理决策方法 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (7): 2167-2169.

[19] 朱庆, 徐胜华, 韩李. 基于 D-S 证据理论的彩色航空影像阴影提取方法 [J]. 自动化学报, 2007, 33 (6): 588-595.

[20] Zadeh L A. Review of Shafer's a mathematical theory of evidence [J]. AI Magazine, 1984, 5: 81-83.

[21] 韩德强, 杨艺, 韩崇昭. DS 证据理论研究进展及相关问题探讨 [J]. 控制与决策, 2014, 29 (1): 1-11.

[22] 杨艺, 韩德强, 韩崇昭. 基于多准则排序融合的证据组合方法 [J], 自动化学报, 2012, 38 (5): 823-831.

[23] 崔家玮, 李弼程. 一种新的 Dempster 组合规则适用条件 [J]. 计算机科学, 2014, 41 (10): 286-290.

[24] 汪永伟, 赵荣彩, 常德显, 等. 一种基于改进证据理论的推理决策方法 [J]. 计算机科学, 2014, 41 (12): 24-29.

(上接第 250 页)

参考文献:

[1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping [J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38 (2): 325-339.

[2] Dempster A P. A Generalization of Bayesian Inference [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2008, 30 (30): 73-104.

[3] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.

[4] 吴亮, 彭圆, 闫祎. 基于 Dempster-Shafer 证据推理的水中目标多特征融合识别技术 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (9): 2503-2505.

[5] 邵俊宇, 向超, 曹玉华, 等. 无人机远程故障测试与诊断技术研究 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (9): 2950-2953.

[6] Chen N, Yu D, Xia B. Evidence theory based analysis for the pre-