

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.12.017

基于引导传播和流形排序的协同显著性检测方法^{*}

徐涛¹ 马玉琨^{2,3}

(1. 河南科技学院机电学院 新乡 453003; 2. 北京工业大学信息学部 北京 100124;
3. 河南科技学院信息工程学院 新乡 453003)

摘要:提出一种基于图像间显著性引导传播和图像内流形排序的两阶段引导方法,充分挖掘单幅图像显著性引导传播机理,提高面向群组图像协同显著性检测算法的精确度和实时性。对 N 张群组图像中的任意一幅图像,第一阶段借助单幅图像显著性探索其与组内其他图像两两间的共同相似性属性,获取 $N-1$ 张初始协同显著性图。为了有效抑制非相似区域的背景干扰,在第二阶段中,通过流形排序(EMR)算法,计算 $N-1$ 张前景显著性图每个像素点的排序值,以更新之前的显著性检测结果,恢复出第一阶段中误检为背景的相似性区域。最后在基于贝叶斯理论的融合算法框架下实现最终协同显著性图的获取。基于iCoseg和MSRC数据库进行评测,所提算法在综合指标 F 值和受试者工作特征(ROC)曲线下面积(AUC)等评价指标方面一致优于现有5种协同显著性检测算法。基于真实场景的实验结果从普遍适用性角度对本文算法做了进一步验证。

关键词:视觉显著性;协同显著性检测;引导传播;流形排序;贝叶斯理论

中图分类号: TP394.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Co-saliency detection algorithm based on bootstrap propagation and manifold ranking

Xu Tao¹ Ma Yukun^{2,3}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China;
2. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;
3. School of Information Engineering, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China)

Abstract: A two-stage guided co-saliency detection model based on inter-image saliency propagation and intra-image manifold ranking is proposed to fully exploit the saliency bootstrap propagation mechanism of single image, and improve the accuracy of the co-saliency detection algorithm. For any pair of images in a group image containing N images, the first inter-saliency propagation stage utilizes the similarity between a pair of images to discover common properties of the images and get $N-1$ initial co-saliency maps with the help of a single image saliency map. In order to effectively suppress the background disturbance, the efficient manifold ranking(EMR) algorithm is used to calculate the ranking scores of each initial co-saliency maps in the second stage. The ranking scores are then directly assigned to all pixels as their new saliency values. Finally, an integration algorithm is proposed in the Bayesian framework to get the final co-saliency map. Based on iCoseg and MSRC image databases, the experimental results show that the proposed algorithm is superior to the five existing co-saliency detection algorithms uniformly in F -measure and the area under ROC curve (AUC) value. The algorithm is further validated by the real context experiment from the general practicability principle.

Keywords: visual saliency; co-saliency detection; bootstrap propagation; manifold ranking; Bayesian inference

0 引言

视觉显著性算法从模拟人类视觉系统出发,以自主发现和定位与人类感知相一致的图像视觉感兴趣区域为目标,已经发展成为降低图像及视频处理复杂度的重要预处理技术^[1]。而在大数据和互联网广泛使用的时代背景下,越来越多的视觉处理任务不在仅仅局限于单幅图像,这就带来了针对群组图像的显著性检测问题。协同显著性检测的目标就是模拟人类视觉注意机制,检测出一组图像中具有共同显著性的物体,抑制不重要的背景信息^[2]。协同显著性检测技术目前已经在图像与视频协同分割^[3-7]、物体协同定位^[8-10]、弱监督学习^[11-12]等计算机视觉领域取得了广泛应用。

协同显著性检测的核心技术问题是如何发现一组图像中的共同显著性前景目标,基于不同的思考策略,现有检测模型可以被分为3大类:自底向上(bottom-up)、基于融合(fusion-based)和基于学习(learning-based)的方法。

自底向上方法的思路是直接人为定义一组图像中所有图像像素或者分割区域的评价准则,去寻找协同显著性检测模型。Li等人^[13]从挖掘单幅图像显著性与多幅图像显著性之间的线性关系入手,完成两幅图像间的协同显著性检测,该算法执行效率过慢且只适用于两幅图像间的检测。Fu等人^[14]利用对比度,空间特征,一致性特征3种自底向上的显著性特征,实现了基于像素点聚类的协同显著性检测。Liu等人^[15]提出一种对图像分层精细分隔基础上的区域相似度检测模型。文献[16]同样是在对图像均匀分隔成若干图像块的基础上,提取各图像块的底层特征,并通过稀疏主成分分析提高了检测效率。Cao等人^[17]指出自底向上的检测方法需要针对多幅图像特征重新制定显著性检测规则,一方面相应规则受人为制定者的影响,限制了模型的应用前景,另一方面也忽略了已有更为成熟的单幅图像显著性检测算法。由此提出了先通过已有显著性模型生成一些子图,然后进行加权融合的协同显著性检测思路。文献[18-19]对基于融合的协同显著性方法进行了改进,在依赖现有单幅图像显著性算法获取原始图像预处理结果的基础上,分别从像素和超像素的角度度量图像间的一致性特征,并将若干子图融合,优化最终的协同显著性检测结果。伴随智能学习算法的快速发展,研究者尝试将深度学习模型引入协同显著性检测,此类算法的思路是将协同显著性检测看作分类问题。Zhang等人^[20-21]利用深度学习算法从大量图片数据中抽取以像素点或者区域为单位的特征,同时构建相应的学习模型,对图像中前景和背景区域进行分类,突显出的具有一致性特征的前景区域,实现协同显著性检测的目的。该类算法的最大问题在于需要大量的训

练数据,且较为复杂的学习过程大大降低了检测速率。

Chang等人^[22]认为,群组图像间的协同显著区域首先要满足单幅图像显著性,即协同显著性区域应看作是各单幅图像内部显著区域的子集。所以总体来看,基于已有单幅图像显著性检测结果的融合方法更加符合协同显著性检测的定义,本文从此研究思路出发,提出一种基于图像间显著性引导传播和图像内流形排序的两阶段引导(two stage guiding, TSG)协同显著性检测算法。该算法首先对群组图像做超像素分割,并选取现有较为优秀的单图显著性算法对群组图像做预处理;进一步,通过计算成对图像间共同相似性属性和流形排序值两个处理阶段,获取 N 张群组图像中的任意一幅图像与组内其他图像两两间的 $N-1$ 张协同显著性图;最后设计一种新颖的贝叶斯理论融合算法,有效融合 $N-1$ 张协同显著性图,生成最终的协同显著性图。重复上述步骤即可获得组内每张图像的协同显著性图。

1 两阶段引导算法

类似于协同分割^[22]等图像处理技术,协同显著性检测概念也是基于显著性检测技术提出的,即从面单幅图像的显著性区域检测转为面向群组图像的共同显著性区域检测。同时,协同显著性检测能妥善处理传统显著性检测算法无法解决的复杂情况。具体如图1所示,第1行是原始图像,第2行是目前较为优秀的单幅图像单层胞自动机(single-layer cellular automata, BSCA)算法^[23]检测结果,第3行是本文算法检测结果,第4行是真值。当传统显著性算法面对类似第2列图像背景非常复杂、第3列图像显著性物体自身局部差异较大(人体的裸露皮肤部分)、第4,5列图像存在多个显著性目标等挑战时,如第2行对应检测结果所示,其检测结果存在较大误

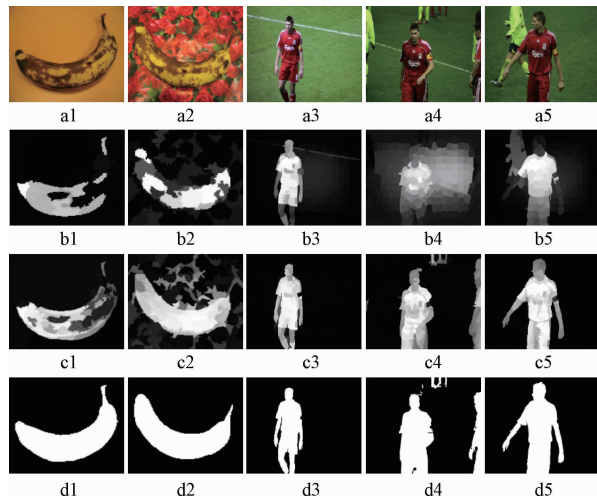


图1 TSG算法与BSCA算法效果对比

Fig. 1 Effect contrast of TSG algorithm and BSCA algorithm

差。针对上述问题,本文 TSG 算法通过构造两阶段引导策略,实现面向群组图像的协同显著性检测,检测结果与真值更为接近,如图 1 第 3 行所示。

如前所述,TSG 是以现有单幅图像显著性检测结果为基础的两阶段引导协同显著性检测算法,其具体实现过程包含如下 5 大步骤。

1) 对输入的 N 张群组图像进行预处理,即先使用线性迭代分割 (simple linear iterative clustering, SLIC) 算法^[24]对所有图像进行超像素分割,随后利用 BSCA 算法获取每个超像素的初始显著性值;

2) 任意选取组内一幅图像,构建成对图像间显著性

引导传播规则,获取该图像与其余图像两两间的 $N-1$ 张初始协同显著性图;

3) 利用流形排序 (efficient manifold ranking, EMR) 算法^[25]优化步骤 2) 的结果,生成 $N-1$ 张优化协同显著性图;

4) 借助贝叶斯理论计算步骤 3 各协同显著性图对应像素点之间的概率关系,生成最终的协同显著性图;

5) 对群组内其余图像重复步骤 2) ~ 4) 的求解策略,完成对群组内所有图像的协同显著性检测。

整体算法模型如图 2 所示,下面将详细介绍前 4 个主要步骤。

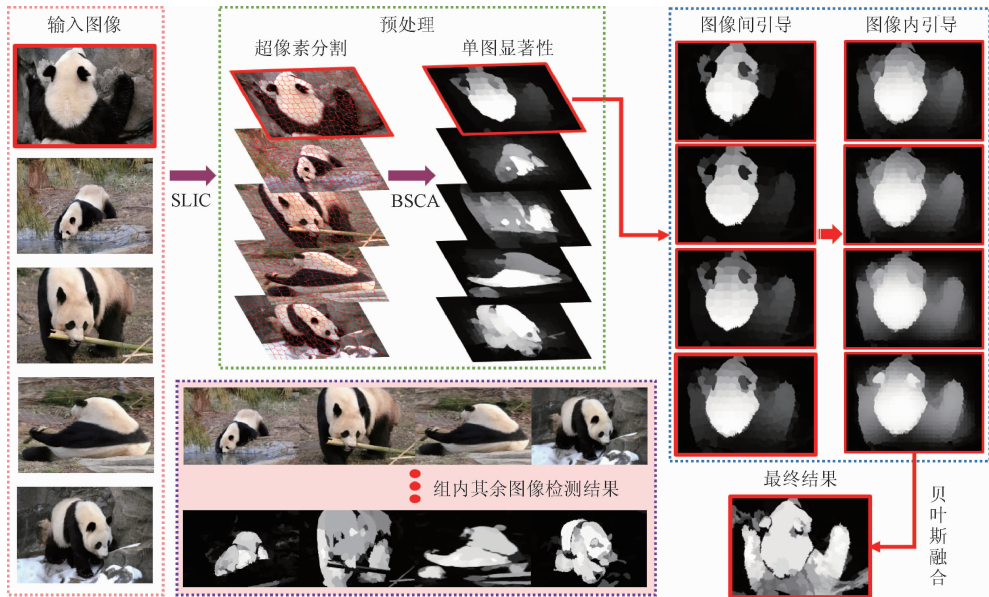


图 2 TSG 算法框架

Fig. 2 Framework of TSG algorithm

1.1 输入图像预处理

将输入的 N 张群组图像定义为一个图像集合 $\{I_n\}_{n=1}^N$, 对每一张图像利用 SLIC 算法分割成 K_n 个超像素。每个图像的超像素单元定义为 $i (i = 1, \dots, K_n)$, 在 LAB 颜色空间中, 用 c_i^n 和 p_i^n 分别代表各超像素单元的颜色值和位置矢量。选取 BSCA 算法计算每张图像各超像素单元的初始显著性值 $S_o^n(i)$ 。如图 2 所示, 经预处理后, 受熊猫身体自身较大的黑白相间差异和较为复杂的图像背景影响, 经 BSCA 算法获取的初始显著性图未能检测出完整的熊猫身体区域。因此, 所提协同显著性算法对初始显著性图作基于图像间显著性引导传播和图像内流形排序的两阶段引导, 以突显协同显著性物体的完整显著性区域。

1.2 图像间显著性引导传播

任意选取 N 张输入图像中一幅图像作为被引导图

像, 定义为 n_t , 其余 $N-1$ 张图像依次作为引导图像, 定义为 $m_i (m = 1, \dots, N, m \neq n)$, 通过依次计算被引导图像 n_t 中每个超像素单元与引导图像 m_i 中所用超像素单元的颜色相似性值, 得到被引导图像的初始协同显著性图, 具体规则如下式:

$$S_{inter}^{m \rightarrow n}(i) = g_n(i) \cdot \frac{\sum_{j=1}^{K_n} \exp(-\alpha \|c_i^n - c_j^m\|_2) S_o^m(j)}{\sum_{j=1}^{K_n} \exp(-\alpha \|c_i^n - c_j^m\|_2)}$$

$$g_n(i) = \exp(-\|p_i^n - p_c^n\|_2^2 / \sigma_i^2) \quad (1)$$

式中: $\exp(-\alpha \|c_i^n - c_j^m\|_2)$ 代表 n_t 中的超像素单元 i 与 m_i 中的超像素单元 j 之间的颜色相似性, α 取经验值 10。 $g_n(i)$ 代表中心位置约束, 用来增强被引导图像 n_t 中心位置区域超像素单元的显著性值, p_c^n 代表 n_t 的中心位置。标准偏差 σ_i 设定为输入图像边长的 1/3。

具体求解过程如图 2 所示, 输入端红色边框内的熊

猫图像为被引导图像,其余4张熊猫图像依次作为引导图像,分别获取右侧倒数第2列红色边框内的4幅初始协同显著性图。通过观察可以发现,经图像间引导生成的4幅初始协同显著性图受引导图像自身显著性值影响,能够有侧重的突显熊猫身体各个部分的显著性值,比如第4行的协同显著性图因其引导图像自身显著性值较高(highlight),所以较好的突显了熊猫手部和耳部等黑色区域的显著性值,反而抑制了头部和颈部等白色区域的显著性值。为了有效解决图像间引导受引导图像自身影响带来的显著性值分布不均衡问题,同时进一步抑制背景干扰,在4幅初始协同显著图内部进行流形排序,获取优化的协同显著性图。

1.3 图像内流形排序

1) EMR 流形排序算法

流形是来自微分几何,局部具有欧式空间性质的一个空间概念。流形学习能够深入挖掘隐藏在图像数据中的有价值信息,在图像检索领域有着广泛的应用。EMR算法从基于驻点图的图构建模式对传统流形排序(manifold ranking, MR)算法^[26]进行了重要改进,有效提升了算法执行效率。具体改进方案如下:

在图像内排序阶段,设参与排序的所有图像总的像素集合为 $\chi = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,像素数据用其LAB空间的特征向量表示。在EMR算法中,首先利用K-means算法将所有数据聚为 d 类;随后建立以聚类中心为驻点的集合 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_d\}$;最后连接每一个数据 x_i 与其最近的 $s(s < d)$ 个驻点,由式(2)定义的值 z_{ki} 得到一个权值矩阵 $Z_{d \times n}$ 。

$$z_{ki} = \frac{K\left(\frac{|x_i - u_k|}{\lambda_i}\right)}{\sum_{l=1}^d K\left(\frac{|x_i - u_l|}{\lambda_i}\right)} \quad (2)$$

$$K(t) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1 - t^2), & |t| \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $K(\cdot)$ 是 Epanechnikov 核函数,平滑参数 $\lambda_i = |x_i - u_{l,s+1}|$, $u_{l,s+1}$ 是与 x_i 距离第 s 近的驻点。

基于上述图构建模式,将排序问题看作对如下损失函数(cost function)的最优化求解问题^[26]。

$$O(r) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i,j} \omega_{ij} \left\| \frac{1}{\sqrt{D_{ii}}} r_i - \frac{1}{\sqrt{D_{jj}}} r_j \right\|^2 + \mu \sum_i \|r_i - y_i\|^2 \right) \quad (4)$$

式中: r 是一个排序函数,每个数据 x_i 被赋予一个排序值 r_i , y 是与查询关键词相关的向量,当 x_i 是查询关键词时 $y_i = 1$, 否则 $y_i = 0$ 。 $W = Z^T Z$ 是一个邻接矩阵,其中 ω_{ij} 是衡量数据 x_i 与 x_j 之间相似度的参数。 D 是对角矩阵,其中 $D_{ii} = \sum_j \omega_{ij}$ 。式(4)的最优解 r^* 的解析表达式如

下:

$$r^* = \left(A_n - H^T \left(H H^T - \frac{1}{\alpha_1} A_d \right)^{-1} H \right) y \quad (5)$$

式中: $H = Z D^{-1/2}$, A_n 和 A_d 是 n 维和 d 维的单位矩阵, α_1 是权值函数。

2) 查询关键词选择

将每一幅初始协同显著性图存储为一个向量 y_i , 设阈值 $\delta = \text{mean}(y_i)$ 对其进行二值化,得到 $\hat{y}_i$, 则可以定义式(5)中的查询关键词为:

$$y = [\hat{y}_1; \hat{y}_2; \dots; \hat{y}_{N-1}] \quad (6)$$

即将二值化为“1”的像素点都当作协同显著性区域的查询关键词,将 y 代入式(5)获取排序结果,并用排序值 r^* 更新之前的显著性值,由此生成图像内流形排序的优化协同显著性图 S_{intra} 。

具体求解结果如图2右侧倒数第一列所示,可见4幅初始协同显著性图,经图像内流形排序优化后,各图像均较为完整的凸显了熊猫整体区域,同时也有效的抑制了背景干扰。

1.4 贝叶斯理论融合方法

本文提出一种基于贝叶斯理论的融合方法,融合两阶段引导下的 $N-1$ 张协同显著性图,获取被引导图像最优的协同显著性图。将其中任意一个显著图 S_{intra}^i ($i = 1, 2, \dots, N-1$) 作为贝叶斯先验概率,并定义其余 $N-2$ 个显著图 S_{intra}^j ($j \neq i, j = 1, 2, \dots, N-1$) 为观测似然概率,当前 S_{intra}^i 分别与 S_{intra}^j 做两两融合,并将最终的 $N-2$ 个后验概率图相加后取平均值作为最终的显著性图。详细步骤如下:

1) 分别用 F_i 和 B_i 代表前景和背景区域, N_{F_i} 和 N_{B_i} 分别表示区域内像素点个数。

2) 计算 S_{intra}^j 在前景和背景区域的分布特性,在显著性值 S_{intra}^j 归一化统计分布直方图中像素点 x 的观测似然概率可以用 $S_{intra}^j(x)$ 相应位的值表示,如下式:

$$P(S_{intra}^j(x) | F_i) = \frac{N_{bF_i}(S_{intra}^j(x))}{N_{F_i}} \quad (7)$$

$$P(S_{intra}^j(x) | B_i) = \frac{N_{bB_i}(S_{intra}^j(x))}{N_{B_i}}$$

式中: $N_{bF_i}(S_{intra}^j(x))$ 和 $N_{bB_i}(S_{intra}^j(x))$ 分别表示包含特征 $S_{intra}^j(x)$ 位中的像素点落在前景和背景统计直方图中的个数。

3) 本文设 S_{intra}^i 为贝叶斯先验概率,则其后验概率计算公式如下:

$$P(F_i | S_{intra}^j(x)) = \frac{S_{intra}^j(x) P(S_{intra}^j(x) | F_i)}{S_{intra}^i(x) P(S_{intra}^j(x) | F_i) + (1 - S_{intra}^i(x)) P(S_{intra}^j(x) | B_i)} \quad (8)$$

4) 将 $N-2$ 次两两融合的结果相加后取平均,得到最终的协同显著性图 S_f 。

如图 2 右下角所示为被引导图像最终的协同显著性图,可以看出,本文算法完整的检测出协同显著性目标熊猫,相关区域被高亮显示。重复各项步骤,即可完成对所有图像的协同显著性检测,图 2 下半部分居中位置给出了相应的检测结果。

2 标准数据库实验结果及分析

2.1 标准数据库视觉定性评价

本文选择在 iCoseg^[27] 和 MSRC^[28] 两个数据库上验证所提算法的有效性。iCoseg 数据集包含 38 组,每组含 4~41 张不等共 643 张图像,大部分图像包含复杂的背景和多个协同显著目标。MSRC 数据集包含 8 组,每组

含 30 张共 240 张图像,但其中包含草地图像的一组图像没有协同显著特征,所以只使用其中的 7 组共 210 张图像,该图像库的特点是各图像中显著目标自身颜色和形状非常多样化。两者都是目前公认极具挑战,但又有各自特色的协同显著性算法测试数据库。为充分验证所提算法的性能,本文将所提算法分别在两个数据库上与现有 5 种协同显著性算法做视觉效果和客观定量数据两方面的对比实验,对比评测的 5 种算法按提出时间先后的顺序排列包括 CBCS-11^[14]、SACS-14^[17]、HS-14^[15]、ESMG-15^[18]、CDR-15^[29]。视觉对比实验结果如图 3 所示,从上至下,第 1 行和最后一行分别为原始输入图像和真值,第 2~7 行依次为 CBCS、SACS、HS、ESMG、CDR 和本文 TSG 算法的检测结果。

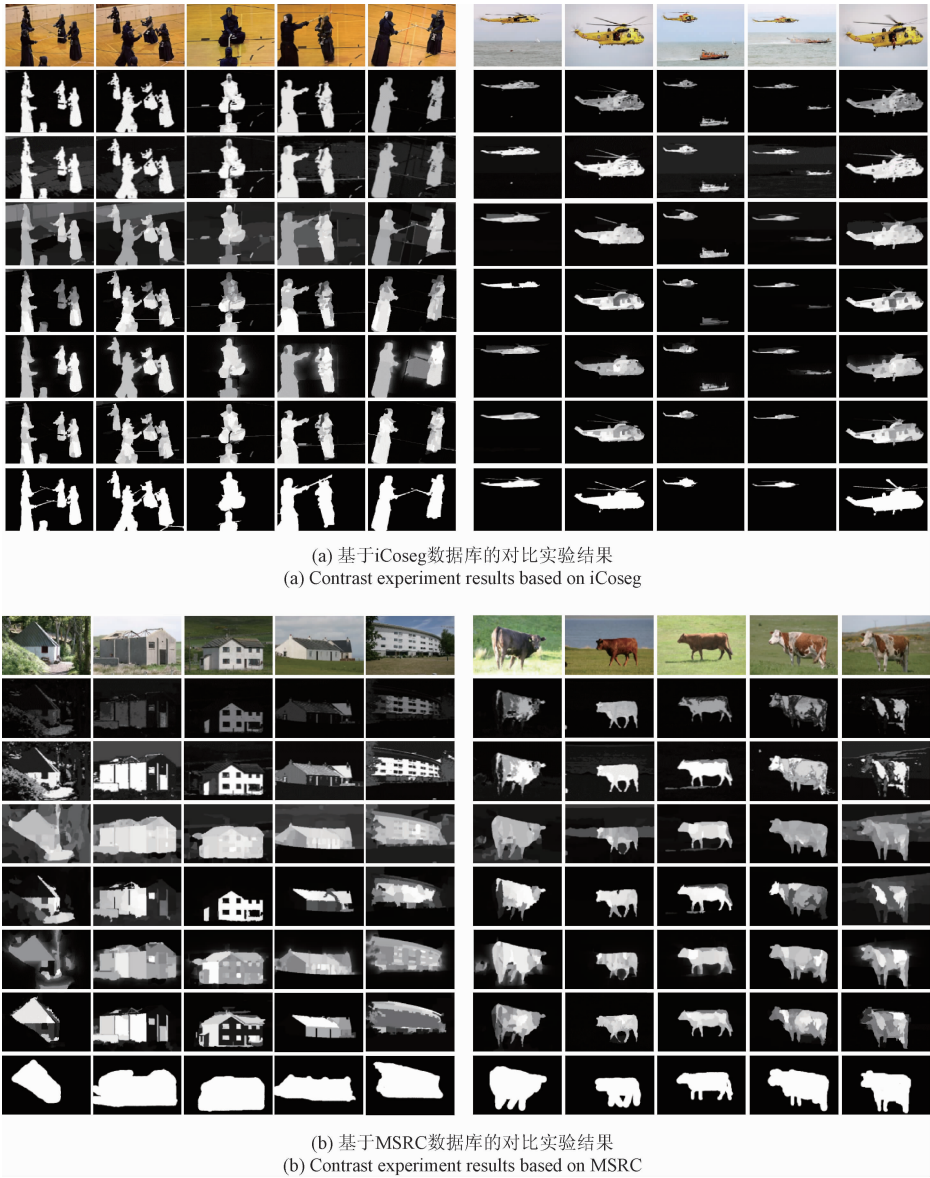


图 3 在 iCoseg 和 MSRC 数据库上 TSG 算法与现有算法和真值的视觉对比实验

Fig. 3 Contrast experiment among the existing algorithm, the ground truth, and TSG on iCoseg and MSRC databases

如图3所示,协同显著性检测的主要挑战从视觉效果上被非常直观的反映出来。例如 iCoseg 数据库中,存在多个协同显著目标且显著目标亮度远低于背景(如剑道组图像)或存在干扰目标(如直升机组图像中第3、4列的船只);MSRC 数据库中,协同显著目标形状极不规则(如房屋组图像)或协同显著目标自身局部颜色不一致(如牛组图像中第5、6列)。分析各算法的检测结果,现有5种算法大多可以检测出协同显著性目标的整体轮廓,但在应对上述挑战时表现不够优秀,比较明显的共性不足表现在对直升机组图像中非协同显著目标船只的误检,和对房屋组图像复杂建筑物形状区域的漏检。较突出的个体算法不足包括:图3(a)中第4行 HS 算法对背景干扰的抑制效果较差,图3(b)中第2行 CBCS 算法提取的显著性目标亮度较暗。从视觉检测效果来看,图3(a)和(b)中第7行本文算法均较现有算法有了明显提升,有效解决了非协同显著目标的干扰问题,整体视觉效果与最后一行真值更为接近,但对如房屋组图像中个别极不规则显著目标区域仍存在漏检现象,如图3(b)第4列和第7行所示。

2.2 标准数据库定量评价

为更加客观的评价所提算法,本文参照文献[29],对协同显著性检测结果采用固定阈值分割和自适应阈值

分割两种实验方案进行评测。

1) 固定阈值二值分割评测

将各算法协同显著性图量化至 $[0, 255]$,从0~255每隔1个数值设定一个固定阈值,对所有协同显著性图进行二值化分割,所得结果与真值间采用查准率-召回率(precision-recall, PR)曲线和受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线进行评测。PR 曲线的计算公式如下:

$$\begin{aligned} Precision &= \frac{M \cap G}{M} \\ Recall &= \frac{M \cap G}{G} \end{aligned} \quad (9)$$

式中: M 代表各算法所得二值化显著性图, G 代表真值。

相应的 ROC 曲线计算公式如下:

$$\begin{aligned} FPR &= \frac{M \cap \bar{G}}{G} \\ TPR &= \frac{M \cap G}{M} \end{aligned} \quad (10)$$

式中:ROC 曲线的横坐标是假阳性率(false positive rate, FPR),纵坐标是真阳性率(true positive rate, TPR)。

所提算法与现有5种协同显著性算法的 PR 曲线和 ROC 曲线对比结果如图4所示。

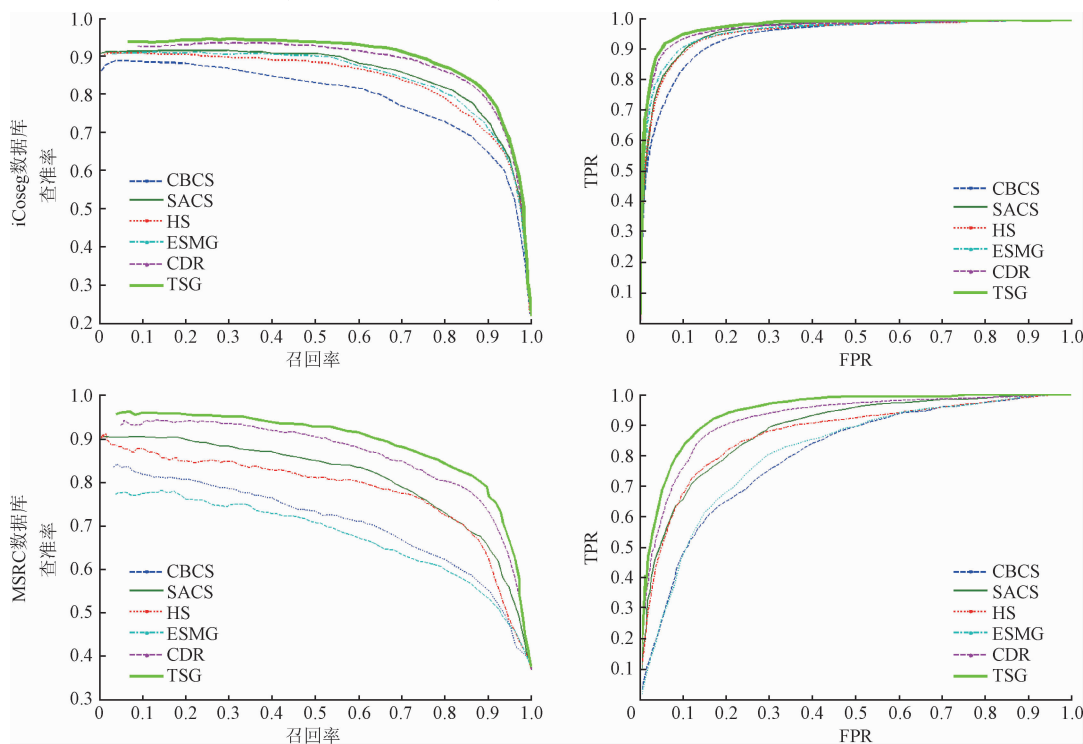


图4 在两个数据库上的 P-R 曲线和 ROC 曲线对比实验结果

Fig.4 Results of comparison experiment of P-R curve and ROC curve on two datasets

如图4所示,在两个数据库上,本文所提算法的 PR

曲线一致优于现有的5种协同显著性检测算法,说明所

提算法具有较高的检测准确率。ROC 曲线是衡量算法与真值相似程度的评价指标,为了更加直观的评估反映各算法检测结果与真值的相似度,本文进一步给出了 ROC 曲线下面积 (area under roc, AUC) 计算结果的柱状图和计算过程中相应的积分曲线,如图 5 和 6 所示。

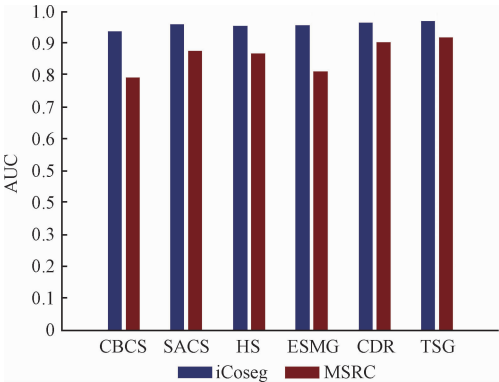


图 5 在两个数据库上 AUC 值的柱状图对比实验结果
Fig. 5 Comparison histograms of AUC value on two datasets

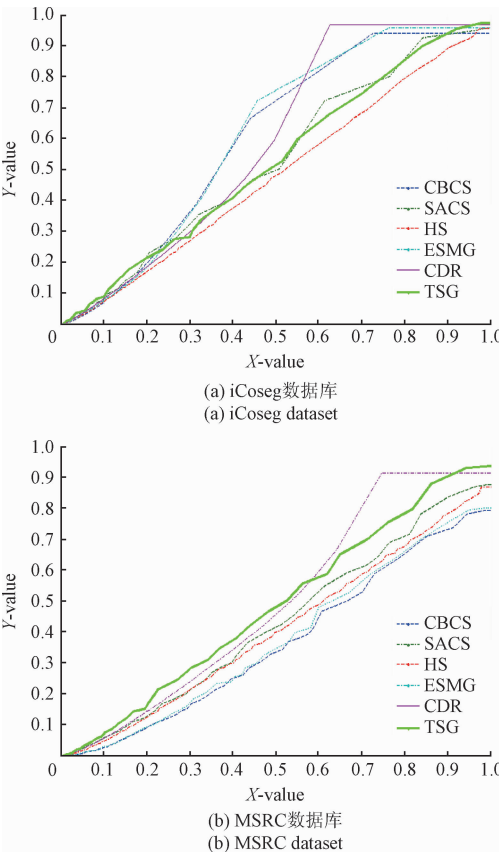


图 6 在两个数据库上的 ROC 积分曲线对比实验结果
Fig. 6 Results of comparison experiment of ROC integral curve on two datasets

取得最高的 AUC 值,iCoseg 数据库为 0.968 3,MSRC 数据库为 0.918 4,说明所提算法检测结果与真值更为接近。也验证了所提算法在面对具有复杂背景,非协同显著目标,协同显著目标自身形状、颜色多变等挑战时具有良好的鲁棒性。

同时分析图 6 中相应的积分曲线,会发现各算法结果的收敛速度不同,若出现某些算法 AUC 值较为接近时,可以进一步考察其对应的积分曲线,更全面的评测相应算法。

2) 自适应阈值二值分割评测

各协同显著性图自适应分割阈值 T_{α} 设定为其自身显著性值均值的 2 倍,如式 (11) 所示。

$$T_{\alpha} = \frac{2}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H S(i,j) \tag{11}$$

式中: W 和 H 是协同显著性图宽和高的尺寸。 $S(i,j)$ 是协同显著性图 S 中位于像素 (i,j) 的显著性值。

利用式 (11) 得到数据库中所有图片的平均查准率和召回率,则可求出综合 F 值 (F -measure) 作为整体性能的评价机制,如下式所示:

$$F\text{-measure} = \frac{(1 + \beta^2) Precision \times Recall}{\beta^2 \times Precision + Recall} \tag{12}$$

为加强查准率的权重,参考文献 [23] 的标准,设置 $\beta^2 = 0.3$ 。

综合 F 值越高,说明算法精确度越高,如图 7 所示,本文所提 TSG 算法相对于 CBCS,HS 算法精确度优势较为明显,虽与其余 3 个算法较为接近但仍有一定幅度的提高。所提算法在 iCoseg 和 MSRC 数据库的综合 F 值分别为 0.814 2 和 0.753 9。

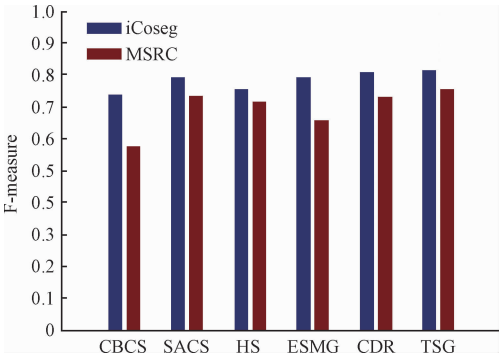


图 7 在两个数据库上综合 F 值的柱状图对比实验结果
Fig. 7 Results of comparison experiment of histograms of F -measure on two datasets

3 真实场景试验结果

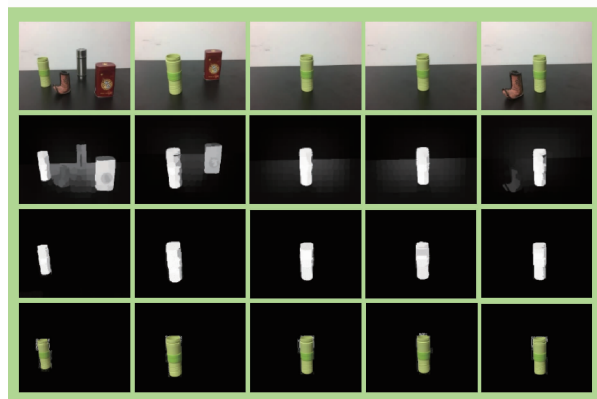
为更充分展示所提算法的普遍适用性,在实验室真

从图 5 可以看出,本文所提算法在两个数据库上均

实场景中随机采集了两组面向常见物体的协同图像,分别使用单幅图像 BSCA 算法和本文算法进行协同显著目标检测,实验结果如图 8 所示。



(a) 以茶叶盒为协同显著目标
(a) The co-salient object is tea box



(b) 以水杯为协同显著目标
(b) The co-salient object is green cup

图 8 真实场景协同显著性检测结果

Fig. 8 Results of real scene co-saliency detection

从图 8 可以看出,茶叶盒和水杯分别是左边粉红色背景和右边绿色背景内群组图像间的协同显著目标。如第 2 行 BSCA 算法检测结果,仅基于传统面向单幅图像的显著性检测算法无法检测出相应的协同显著目标,因没有考虑图像间的关联性,会给单幅图像内水壶等目标赋予高显著值。协同显著性算法能够较好的解决上述问题,如第 3 行本文算法,能够精确的检测出协同显著目标,并抑制非协同目标。第 4 行是对第 3 行检测结果的 RGB 色彩投影结果,直观展示了协同显著性检测在图像分割,目标提取等相关图像处理技术方面的应用价值。

4 结 论

本文提出一种基于已有单幅图像显著性算法检测结

果的两阶段引导协同显著性检测算法。该算法利用图像间显著性引导传播机制,充分挖掘了群组图像间协同显著目标的引导传播关系,同时采用图像内流形排序有效突显协同显著目标并抑制背景干扰,最后通过贝叶斯理论确立融合规则,获取最终的协同显著性图。本文所提算法不拘泥于利用某一种单幅图像显著性算法去获取初始显著性值,可以用其余现有算法代替 BSCA 算法,但基于协同显著性检测的概念,最终协同显著性值会受单幅图像显著性值的影响,所以应当尽量选取较为优秀的单幅图像显著性算法以保障最终协同显著性检测效果。在两个极具挑战的标准图像数据库进行视觉定性和客观定量的对比评测实验,本算法检测效果与真值更加接近,基于 iCoseg 和 MSRC 数据库的综合指标 F 值、 AUC 值分别为 0.814 2、0.968 3 和 0.753 9、0.918 4。在真实场景协同显著目标检测试验中,所提算法表现出了良好的检测效果,是后续更为深入图像感知技术必须的预处理步骤。

不过本文算法仍有改进空间,后续将重点研究建立自主评价指标,自适应选取最适合所提算法模型的单幅显著性检测算法,以获取更为可靠的预处理显著性值。同时积极探索协同显著性算法在更多领域实际应用的可能性,如智能服务机器人领域的协同目标检测与识别等。

参考文献

- [1] 汪婷,方帅,于磊. 基于立体视觉分析的显著性区域检测算法[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(3): 399-407.
WANG T, FANG SH, YU L. Saliency region detection method based on stereo vision analysis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(3): 399-407.
- [2] JACOBS D E, GOLDMAN D B, SHECHTMAN E. Cosaliency: Where people look when comparing images [C]. 23rd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, 2010: 219-228.
- [3] FU H Z, XU D, ZHANG B, et al. Object-based multiple foreground video co-segmentation via multi-state selection graph [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3415-3424.
- [4] 王星,宗凯. 基于局部熵的图像分割算法研究与实现[J]. 电子测量技术,2016,39(12): 168-171.
WANG X, ZONG K. Research and implementation of image segmentation algorithm based on local entropy [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(12): 168-171.
- [5] WANG W G, SHEN J B, PORIKLI F. Saliency-aware geodesic video object segmentation [C]. IEEE

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3395-3402.
- [6] WANG W G, SHEN J B, LI X L, et al. Robust video object cosegmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(10): 3137-3148.
- [7] 闫钧华, 朱可, 张婉怡, 等. 基于显著性图像边缘的全参考图像质量评价 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2140-2148.
- YAN J H, ZHU K, ZHANG W Y, et al. Full reference image quality assessment based on the edge of saliency image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 2140-2148.
- [8] TANG K, JOULIN A, LI L J, et al. Co-localization in real-world images [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1464-1471.
- [9] JOULIN A, TANG K, LI F F. Efficient image and video co-localization with frank-wolfe algorithm [C]. European Conference on Computer Vision, 2014: 253-268.
- [10] CHO M, KWAK S, SCHMID C, et al. Unsupervised object discovery and localization in the wild: Part-based matching with bottom-up region proposals [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1201-1210.
- [11] 罗子安, 毛征, 孟灿, 等. 基于一致性特征点匹配的目标跟踪算法实现 [J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(9): 45-49.
- LUO Z AN, MAO ZH, MENG C, et al. Based on consensus feature point matching of object tracking algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(9): 45-49.
- [12] SIVA P, RUSSELL C, XIANG T, et al. Looking beyond the image: Unsupervised learning for object saliency and detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 3238-3245.
- [13] LI H L, NGAN K N. A co-saliency model of image pairs [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3365-3375.
- [14] FU H Z, CAO X C, TU Z W. Cluster-based co-saliency detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 3766-3778.
- [15] LIU Z, ZOU W B, LI L N, et al. Co-saliency detection based on hierarchical segmentation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(1): 88-92.
- [16] SHEN N M, LI J, ZHOU P Y, et al. BSFCoS: Block and sparse principal component analysis-based fast co-saliency detection method [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 30(1): 1-21.
- [17] CAO X C, TAO ZH Q, ZHANG B, et al. Self-adaptively weighted co-saliency detection via rank constraint [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(9): 4175-4186.
- [18] LI Y J, FU K R, LIU Z, et al. Efficient saliency-model-guided visual co-saliency detection [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(5): 588-592.
- [19] GE CH J, FU K R, LIU F H, et al. Co-saliency detection via inter and intra saliency propagation [J]. Signal Processing: Image Communication, 2016(44): 69-83.
- [20] ZHANG D W, MENG D Y, LI C, et al. A self-paced multiple-instance learning framework for co-saliency detection [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 594-602.
- [21] ZHANG D W, HAN J W, LI C, et al. Detection of co-salient objects by looking deep and wide [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 120(2): 215-232.
- [22] CHANG K Y, LIU T L, LAI S H. From co-saliency to cosegmentation: An efficient and fully unsupervised energy minimization model [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011: 2129-2136.
- [23] QIN Y, LU H CH, XU Y Q, et al. Saliency detection via cellular automata [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 110-119.
- [24] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [25] XU B, BU J J, CHEN CH, et al. EMR: A scalable graph-based ranking model for content-based image retrieval [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2015, 27(1): 102-114.
- [26] ZHOU D Y, WESTON J, GRETTON A, et al. Ranking on data manifolds [R]. 2003.
- [27] BATRA D, KOWDLE A, PARIKH D, et al. iCoseg: Interactive co-segmentation with intelligent scribble guidance [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 3169-3176.
- [28] WINN J, CRIMINISI A, MINKA T. Object categorization by learned universal visual dictionary [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2005: 1800-1807.
- [29] YE L W, LIU Z, LI J H, et al. Co-saliency detection via co-salient object discovery and recovery [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(11): 2073-2077.

作者简介



徐涛,2009 年于西华大学获得硕士学位,2017 年于北京工业大学获得博士学位,现为河南科技学院讲师,主要研究方向为智能机器人场景感知、图像处理。

E-mail:xutao1206@qq.com

Xu Tao received M. Sc. from Xihua University in 2009, Ph. D. from Beijing University of Technology in 2017. Now, he is a lecturer in Henan Institute of Science and Technology. His main research interests include intelligent robot scene perception and image processing.



马玉琨,2009 年于郑州大学获得硕士学位,现为北京工业大学博士研究生,河南科技学院助教,主要研究方向为数字图像处理、人脸识别。

E-mail:yukuner@126.com

Ma Yukun received M. Sc. from Zhengzhou University in 2009. Currently, she is a Ph. D. candidate in Beijing University of Technology and assistant teacher in Henan Institute of Science and Technology. Her main research interests include digital image processing and face recognition.

NI 推出基于 Xilinx Kintex UltraScale 技术的全新 PXI FlexRIO 架构

全新的 PXI FlexRIO 示波器与 PXI FlexRIO 协处理器模块相结合,
无需通过自定义设计,即可提供自定义硬件解决方案。

NI(美国国家仪器公司, National Instruments, 简称 NI)近日宣布推出集成 Mezzanine I/O 模块与 Xilinx Kintex UltraScale FPGA 的全新 PXI FlexRIO 架构硬件平台。基于此全新架构推出的第一批产品,包含两款高分辨率 PXI FlexRIO 示波器、3 款专用 PXI FlexRIO 协处理器模块,以及 1 款可协助进行自定义前端开发的模块开发包。

FlexRIO 产品线将可自定义的 I/O 与用户可编程 FPGA 组合到可重配置的高性能仪器,用户可使用 LabVIEW FPGA 模块对其进行编程。采用 Kintex UltraScale FPGA 后,相较于先前基于 Kintex-7 架构的 FlexRIO 模块,全新的 FlexRIO 架构能提供更多可编程资源。此外,全新的 Mezzanine 架构可兼容单个 3U 集成式 PXI 模块中的 I/O 模块与 FPGA 后端。这些全新的 FlexRIO 模块采用 PCI Express Gen 3 x8 连接,具有高达 7 GB/s 的数据传输带宽,因此能与机箱内的其他模块进行高速通信。

“FPGA 与高性能数据转换器是不断突破探索与创新过程中不可或缺的技术;但要部署到自定义设计环境中,却又困难重重。”NI 模块化仪器研发部门副总裁 Steve Warntjes 表示,“一直以来,FlexRIO 都帮助工程师与科学家运用最新 FPGA 与转换器技术等现成解决方案,更快速将各种想法变成现实。全新的 FlexRIO 架构,进一步加速了这一愿景。”

全新的 FlexRIO 模块运用最高性能的 FPGA 与 A/D 转换器技术,非常适用于远程感应、信号情报、通信与粒子物理等高级应用。全新模块包括:

- 数字化仪模块——全新的 PXI FlexRIO 数字化仪无需牺牲动态范围即可提供高速采样率与高带宽。PXIe-5763 与 PXIe-5764 分别提供 500 MS/s 与 1 GS/s 的采样率。两款模块皆可提供 16 位分辨率,而四个通道总共可提供 400 MHz 的带宽。

- 协处理器模块——提供专属 Kintex UltraScale PXI FlexRIO 协处理器模块,将实时信号处理功能纳入系统。内含这类模块的机箱,可为每个 NI 系统内的每 U 机架空间提供最高密度的计算资源。

- 模块开发包——先从 LabVIEW 可编程的 FlexRIO FPGA 后端着手,再设计自定义 I/O 模块,以满足更独特的应用需求。

FlexRIO 是 NI 平台和生态系统的重要组成部分,可帮助工程师构建更智能的测试和测试系统。这些系统将受益于从直流到毫米波等不同工作频率范围的 600 多个 PXI 产品。它们采用 PCI Express 第三代总线接口,具有高吞吐量数据移动,同时具有亚纳秒级同步以及集成的定时和触发。NI 平台受到一个由合作伙伴、附加 IP 和应用工程师组成的活跃生态系统的支持,可帮助工程师大幅降低测试成本,缩短上市时间以及确保测试装置能够适应未来需求,解决未来挑战。