

基于先验模型的全局线索选择感知编组算法

周 磊^{1,2}, 华 钢¹, 徐 钊¹, 徐冬梅^{1,3}

(1. 中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏徐州 221008; 2. 悉尼大学信息技术学院, 澳大利亚悉尼 2006;
3. 杜伊斯堡-埃森大学自动控制与复杂系统研究所, 德国杜伊斯堡 47057)

摘 要: 不同的感知编组(perceptual organization, PO)算法针对不同的全局线索, 在使用中必须由人首先判定目标所满足的全局线索, 之后选择相应的编组算法进行计算. 本文提出基于先验模型的全局线索选择感知编组算法, 可以从待选的多个全局线索中挑选出概率意义下最可能的线索作为编组依据. 先验模型将场景的统计特性作为先验知识, 以广义拉普拉斯分布作为样本的估计分布, 通过后验概率和线索概率得到归一化信息量, 以表达不同全局线索在编组过程中的重要程度. 本文同时提出了编组种子的优先级排序算法, 以加快计算速度. 最后, 以煤矿监控场景为例, 说明了算法的计算过程, 实验结果验证了算法的有效性.

关键词: 多线索选择; 感知编组; 先验模型; 编组种子提取; 编组种子排序

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 08-1805-06

Perceptual Organization Algorithm with Global Cue Selection Based on Prior Model

ZHOU Lei^{1,2}, HUA Gang¹, XU Zhao¹, XU Dong-mei^{1,3}

(1. School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221008, China;
2. School of IT, University of Sydney, NSW 2006, Australia;
3. Institute for Automatic Control and Complex Systems, University of Duisburg-Essen, Duisburg 47057, Germany)

Abstract: Different perceptual organization (PO) algorithms focus on different global cues, so people have to firstly judge the object's global cue from the image, and then apply the corresponding PO algorithm. This paper proposed a PO algorithm with global cue selection based on prior model to automatically select the global cue with biggest probability. The prior model firstly obtained the prior knowledge and the sample distribution respectively from the statistical quantity of specific field and the generalized Laplacian distribution, then expressed the importance of each kind of global cues as the normalized information which was calculated by the posterior probability and the cue probability. To accelerate the computation, the grouping seed ranking method was incorporated. Finally, application of the algorithm in coal-mine field is analyzed. The results show this algorithm is efficient.

Key words: global cue selection; perceptual organization; prior model; grouping seed abstraction; grouping seed ranking

1 引言

在机器视觉中, 一个基本的问题是从噪声图像中自动检测显著的结构, 而这些结构应具有一定的价值, 使人可以优先感知到^[1,2]. 感知编组是解决此类问题的一个有效方法, 它起源于 Gestalt 规则, 本质在于将人视觉感知的共性规则化, 形成线索, 以指导图像结构提取^[3].

感知编组所使用的 Gestalt 规则可以概括为两大类: 局部线索和全局线索. 局部线索反映目标轮廓某一部分的性质, 包括邻近性、相似性和平滑性等; 全局线索反映编组目标的几何特性, 包括平行性、封闭性、对称性和凸

性等. 只针对局部线索的编组算法稳定性不足, 如文献[4]用邻近性、平滑性和相似性构建关系矩阵度量边缘闭合支持度, 难以保证编组的视知觉一致. 针对全局线索的编组算法一般在局部线索的基础上针对一到两个全局线索, 其难点在于如何模型化全局线索, 如何定义目标函数以及采用何种寻优算法. 文献[5,6]提出了闭合轮廓编组算法, 文献[7]提出了闭合对称轮廓编组算法, 文献[8]提出了闭合凸轮廓编组算法. 文献[5]基于概率模型, 采用最短路径算法进行寻优, 可以有效防止非退化自环的产生. 文献[6~8]都采用比例形式目标函数, 防止检测轮廓过大或者过小, 同时采用图论中的最

小权重最佳匹配算法保证闭合性。

然而全局线索编组算法都针对固定的全局线索,在使用中必须由人首先判定目标所满足的全局线索,之后选择相应的编组算法进行计算.本文针对以上问题,将图像的统计特性作为先验知识,利用归一化信息量表达不同线索在编组过程中的贡献程度,提出一种全局线索自动选择编组算法.算法以先验因素为推断条件,根据实际检测目标的统计特性,求取不同全局线索对每一编组种子的影响强弱,选择最可能的全局线索作为编组依据,充分解除了全局线索在实际图像中的限制性。

2 编组算法思路

传统编组算法的步骤归结为三步:(1)从图像中提取编组种子,并按照编组线索定义编组种子的度量;(2)定义目标函数;(3)寻找最优化方法求解目标函数,提取编组轮廓。

本文在此基础上添加全局线索选择过程,对每一编组种子选择最可能的编组线索,同时提出编组种子优先级排序算法,以加快运算速度.算法流程如图1所示。

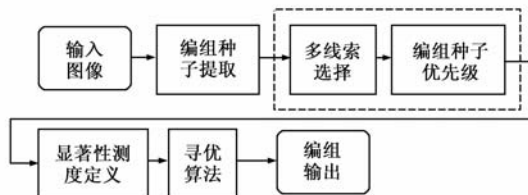


图1 多线索选择感知编组算法流程

3 基于先验知识的多线索选择感知编组算法

3.1 编组种子提取

轮廓编组的编组种子为边缘矢量,它包含位置,方向,长度,亮度等信息.边缘矢量的计算包括边缘提取和边缘修正.本文采用文献[9]提取边缘,它具有对图像光照情况的自适应性.文献[9]提取之后形成有交叉的,单像素粗糙曲线.交叉粗糙曲线不利于定义矢量方向,长度和位置等信息,需要修正为单独的直线向量.首先去除曲线的交点,之后通过直线拟合将曲线表达为直线向量.直线拟合从曲线的端点开始,以直线向量代替一定偏离度范围内的曲线,同时删去该段曲线,重复此过程.在边缘修正过程中会遇到闭合图形,这时选取第一个检测点作为交叉点.图2(a)、(b)为去交点过程,图2(c)、(d)为直线拟合过程。

3.2 全局线索选择

3.2.1 归一化信息量

设编组种子集合为 $SEED = \{seed_n\}$, $n \in N$, N 为种子总数.全局线索集合为 $C = \{c_m\}$, $m \in M$, M 为线索总

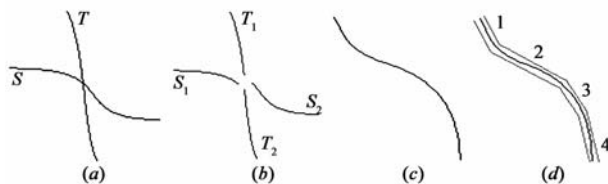


图2 边缘修正

数.为了表达每种线索 c_m 在任意编组种子 $seed_n$ 上的作用强度,采用与文献[10]相似的定义,以 $G_n \in \{G_1, G_2\}$ 表示 $seed_n$ 的实际编组情况,其中 G_1 和 G_2 分别表示 $seed_n$ 在 c_m 作用下编组成功和失败的事件,定义归一化信息量 η 表达全局线索对编组种子的作用强弱:

$$\eta_n = I(G_n; c_m) / H(G_n) \quad (1)$$

$$H(G_n) = \sum_{i=1,2} -p(G_i) \log_2 p(G_i) \quad (2)$$

$$I(G_n; c_m) = \sum_{i=1,2} -p(G_i, c_m) \log_2 \frac{p(G_i, c_m)}{P(G_i)p(c_m)} \quad (3)$$

其中 $H(G_n)$ 为 $seed_n$ 内在不确定性的度量, $I(G_n; c_m)$ 为已知 c_m 的情况下, G_n 不确定性的减少量,表达编组线索对编组种子的价值。

如果任选编组种子进行编组,不添加限制,则编组成功与失败是等概率事件, $p(G_1) = p(G_2) = 0.5$, $H(G_n) = 1$.然而并非所有的编组种子都能形成轮廓,编组失败的可能性远大于编组成功的可能性,因而 $H(G_n)$ 远小于1.关于 $p(G_1)$ 和 $p(G_2)$ 的推断以应用领域而定,在3.3节中给出具体算法。

归一化信息量 η 表达了在确定编组线索 c_m 之后,编组种子 $seed_n$ 信息不确定性的减少百分比.因而 η 越大,编组线索 c_m 的价值越高.根据条件概率公式 $p(G, c) = p(G|c)p(c)$,需要计算线索概率 $p(c)$ 和后验概率 $p(G|c)$ 。

3.2.2 先验因素

检测目标的特性影响了全局线索的选取,例如人造物体,或者认为是闭合凸物体,或者认为是对称物体,这些都是受到先验知识的影响.因此在全局线索的选取上,每一个编组种子都受到多种先验因素的影响,表达了专家知识对物体轮廓的判断.记先验因素为 $S = \{s_k\}$, $k \in K$, K 为先验因素总数。

3.2.3 线索概率计算

在先验因素集合 S 的影响下,由全概率公式得:

$$p(c) = \sum_{k \in K} p(c|s_k)p(s_k) \quad (4)$$

其中 $p(c|s_k)$ 表示在 s_k 影响下,事件 c (事件 c 可以作为某一全局线索出现的概率,也可作为全局线索不出现的概率)出现的概率.由于先验因素 s_k 为事件 c 出现的必要非充分条件, $p(c|s_k)$ 可记为:

$$p(c|s_k) = \frac{1}{1 + L_k P_k}, \quad L_k = \frac{p(s_k|\bar{c})}{p(s_k|c)}, \quad P_k = \frac{p(\bar{c})}{p(c)} \quad (5)$$

其中, \bar{c} 表示事件 c 的补事件.

L_k 表达先验因素在事件 \bar{c} 条件下的概率, 与事件 c 条件下的概率之比, $p(s_k|c)$ 和 $p(s_k|\bar{c})$ 可通过样本数据的统计得到其分布. P_k 是比值常数, 表达在编组结果中, 事件 c 的作用强弱. 当事件 c 表达全局线索出现的情况时, P_k 与全局线索的重要程度成反比. 本算法的初始状态假定所有全局线索的 P_k 是一样的, 为 $M-1$, 这表明每个全局线索在每个编组种子上的初始作用强度是一样的, 满足均匀分布. 随着样本分布 $p(s_k|c)$ 和 $p(s_k|\bar{c})$ 的影响, 最终每个全局线索会具有不同的作用强度.

设 $p(s_k)$ 满足均匀分布. 由式(4)和式(5)得:

$$p(c) = \frac{1}{K} \sum_{k \in K} \frac{1}{1 + L_k P_k} \quad (6)$$

线索概率表达了在多种先验因素的作用下, 事件 c 出现的概率, 事实上体现了先验因素对全局线索的作用强弱. 若某个全局线索符合多种先验因素的假设, 其线索概率也较大, 符合人的正常感受.

3.2.4 后验概率计算

线索概率 $p(c)$ 是先验模型对全局线索的影响, 后验概率 $p(G|c)$ 表达在全局线索的作用下, 编组成功或者不成功的概率. 直观看来, 每一个编组种子都有编组成功的可能性, 其受多种全局线索的影响, 而全局因素又受到多种先验概率的影响. 因此提出如下假设, 一个满足多种先验因素的编组种子, 其编组成功的可能性就较大, 不成功的可能性较小, 由此得:

$$p(G|c) \propto p(G|S) \quad (7)$$

其中 S 是先验因素的集合. $p(G|S)$ 表达了在先验因素的影响下, 编组成功的概率. 这里以编组成功的事件为例, 编组失败的情况与此类似.

假设先验因素是独立的, 则由式(7)得:

$$p(G|S) \propto \prod_{k \in K} p(G|s_k) \quad (8)$$

采用与线索概率计算过程相同的推导过程得:

$$\prod_{k \in K} p(G|s_k) = \prod_{k \in K} \frac{1}{1 + L_k^* P_k^*} \quad (9)$$

$$L_k^* = \frac{p(s_k|\bar{G})}{p(s_k|G)}, P_k^* = \frac{p(\bar{G})}{p(G)}$$

其中 G 表示编组成功的事件, \bar{G} 表示 G 的补事件.

与 L_k 和 P_k 的定义相似, L_k^* 表示在事件 G 出现的条件下 s_k 出现的概率, 与 \bar{G} 事件出现的条件下 s_k 出现的概率之比, 可以通过样本统计进行计算. P_k^* 表达了编组失败与成功之间的比值, 近似等于样本中未编组的种子数除以编组成功的种子数. 在本文的实验中, P_k^* 约等于 12.9283.

3.2.5 估计分布

$p(s_k|c)$ 、 $p(s_k|\bar{c})$ 、 $p(s_k|G)$ 和 $p(s_k|\bar{G})$ 都表达了先

验条件在某种事件下的分布. 在知觉信息计算中, 常使用高斯分布, 对数高斯分布和指数高斯分布. 然而自然图像的统计特性满足非高斯分布, 具有尖锐峰值并且伴随着比高斯分布更长的拖尾, 峰度系数常常大于 3. 因而本文采用与文献[11]类似的方法, 使用广义拉普拉斯分布作为 $p(s_k|c)$ 、 $p(s_k|\bar{c})$ 、 $p(s_k|G)$ 和 $p(s_k|\bar{G})$ 的分布模型:

$$p(x) = A e^{-(|x-\mu|/\sigma)^\gamma} \quad (10)$$

式(10)是对称单峰分布, A, μ, σ, γ 为参数, A 为常数, μ 是均值, σ 与方差有关, $\gamma \in (0, \infty)$ 控制峰度. 利用平移运算, 样本一阶矩和二阶矩, 可以计算相关参数.

3.3 编组种子优先级排序

通过全局线索选择算法可以计算出每一个编组种子的全局线索优先级, 然而每幅图像都具有大量的编组种子, 因而就需要对编组种子进行优先级排序.

利用 $p(G_1)$ 事件, 它代表了编组种子成功编组的概率, 其它编组种子都以此编组种子的全局线索为指导, 进行编组. 根据 3.2.4 节可以得出:

$$p(G_1) \propto \sum_{i \in K} p(G|s_i^*) = \sum_{i \in K} \frac{1}{1 + L_i^* P_i^*} \quad (11)$$

$p(G_2)$ 的计算与 $p(G_1)$ 类似.

3.4 目标函数定义

本文选用 Wang^[7,8] 发表的一系列基于 RC 的全局轮廓提取算法. 选用 Wang 算法具有如下的优势:

(1) 显著性度量函数的形式一致.

(2) 在某一种全局线索的条件下, 可以添加和减少某些局部线索, 灵活性强.

4 在煤矿图像中的应用

在煤矿监控领域应用本算法中, 主要是基于如下的考虑: (1) 煤矿目标多为人造机械目标, 具有对称性, 平行性, 闭合性, 凸性等特点; (2) 监控目标所处环境因素和出现位置有一定规律.

实验图像来自平顶山天安 4 矿的监控视频截图, 所有监控图像都具有不同程度的光照不均现象. 首先提取编组种子, 手动选取认为有用的编组种子, 并统计其各个先验因素, 以及所具有的全局线索特性等, 之后计算其分布函数. 为了减少噪声和短边缘的影响, 在本文实验中, 去除长度小于 10 像素的边缘矢量.

4.1 先验模型计算

在煤矿领域中, 选取的先验因素包括编组种子的位置, 方向, 长度和亮度.

(1) 长度: 长度过大和过小的编组种子编组成功的可能性都较小, 因为长度过大, 可能是墙壁, 长度过小可能为噪声等.

(2) 亮度: 在过亮和过暗的位置, 监控目标出现的

可能性都不高。

(3) 方向: 监控的目标如运输皮带, 机头呈现一定摆放规律, 具有一定纵深。

(4) 位置: 煤矿监控目标一般在屏幕中央附近, 本文以编组种子两个端点距图像中心位置的距离均值为位置线索。

本模型选取的全局因素包括对称性以及凸性, 对称性不仅仅包括物体的外部轮廓, 还可以应用到物体的内部细节, 而凸性在物体的外部轮廓上表现的较为明显。这里没有选取平行性, 因为平行性可以作为对称性子集。

图 3 所示为 $p(s_k|G)$ 和 $p(s_k|\bar{G})$ 经过样本统计后的分布情况。图 3(a)~(d) 为编组成功条件下的分布情况, 图 3(e)~(h) 为编组不成功条件下的分布情况。图 3(f) 中的两个峰值是由于选取的样本图像本身光照不均造成的。可以看出, 样本分布符合假设。

图 4 和图 5 分别为对称性和凸性线索条件的样本和拟合分布。图 4(a)、(f) 和图 5(a)、(f) 均采用半对数坐标轴, x 轴为对数坐标, 这是由于样本数据的拖尾现象较为严重, 采用对数坐标轴压缩了拖尾区域, 使得分布函数和样本数据拟合的更加逼真。但是这里分布函数的参数都是在非对数坐标情况下计算。对于未编组种子, 认为既不体现对称性, 也不体现凸性, 这是一种近似的处理方法。

4.2 全局线索选择和编组种子优先级

图 6 为先验模型指导下全局线索选择和编组种子优先级计算过程。图 6(a) 为对应的边缘优先级, 由不同的颜色表示不同的优先级。图 6(b) 为选取的全局线索, 红色表示对称性, 蓝色代表凸性。

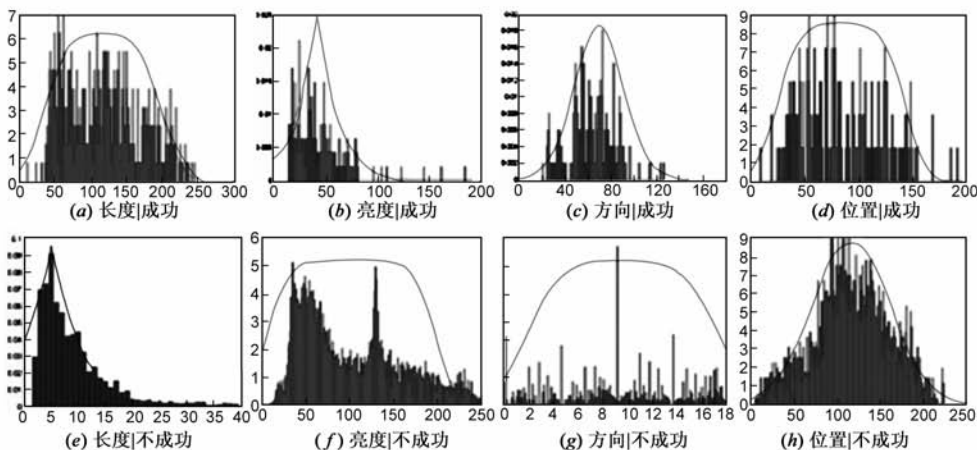


图3 $p(s_k|G)$ 和 $p(s_k|\bar{G})$

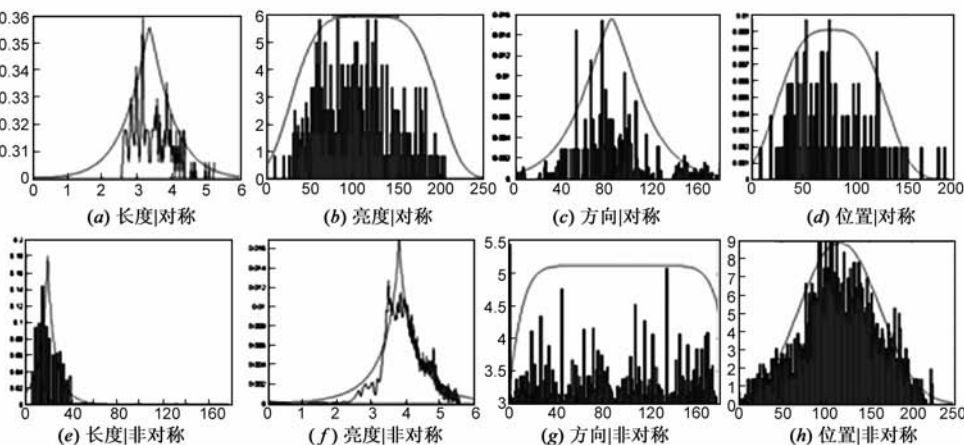


图4 对称性

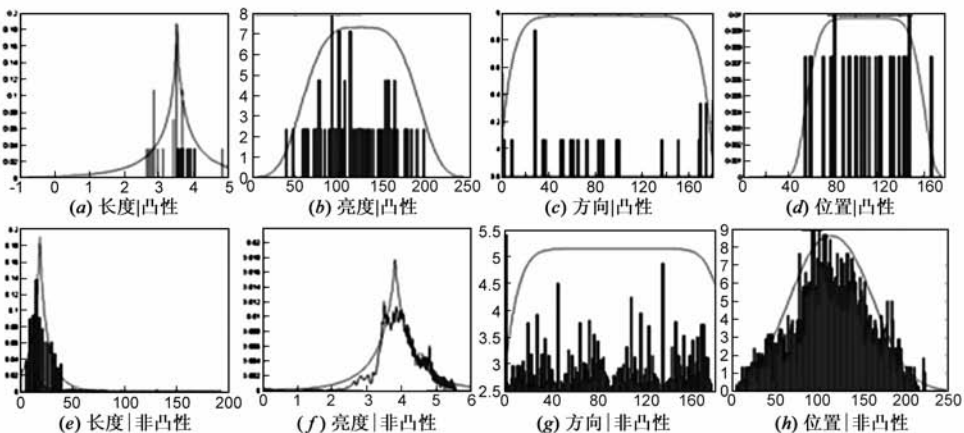


图5 凸性

图 6(c) 为先验模型选择全局线索以及进行编组种子优先级排序的错误率。其中边缘错误率表示提取前 n 个编组种子时, 种子不是编组轮廓的错误率。线索错误率表示提取前 n 个编组种子时, 编组线索的错误选择率。共统计了 30 副图像。可以看出, 在提取前两条编组种子的过程中, 错误率为 0, 随着提取编组种子数目的增多, 错误率随之上升, 而且线索错误率略高于边缘错

误率,因为当提取的编组种子不位于轮廓上时,所选取的全局线索没有任何意义.

4.3 编组结果

图 7(a)为各种条件下煤矿监控图像,图 7(b)为选取的显著编组种子,优先级的表示与图 6(a)一样,图 7(c)为每个编组种子选取的全局线索,红色表示对称性,蓝色代表凸性.图 7(d)显示了最终的编组结果.在多轮廓选取过程中,当最显著编组种子已经形成编组轮廓之后,将此轮廓相关的编组种子全部删去,之后再重新进行轮廓提取过程.

4.4 与 Wang 算法的比较

图 7(e)为直接采用 Wang^[7,8]算法提取的轮廓,这

里显示的结果融合了凸性算法和对成性算法.本文算法与 Wang 算法的区别如下:

- (1)准确率:文献[7,8]没有采用任何先验知识,以文献[12]中的 β 指标进行衡量,在煤矿应用领域中,文献[7,8]的 β 指标为 0.47.本算法首先提取了显著的编组轮廓,并以此为依据,进行轮廓编组过程,本算法的 β 指标为 0.63,可见效果明显好于文献[7,8].
- (2)速度:本文算法与 RC 算法的复杂度一样,同为 $O(V^{7/4})$, V 为寻优空间的顶点数目,但是本文的显著编组种子提取过程首先指向了最显著的编组种子,相当于利用知识驱动的注意机制缩小了寻优空间,因而速度快 20% 左右.

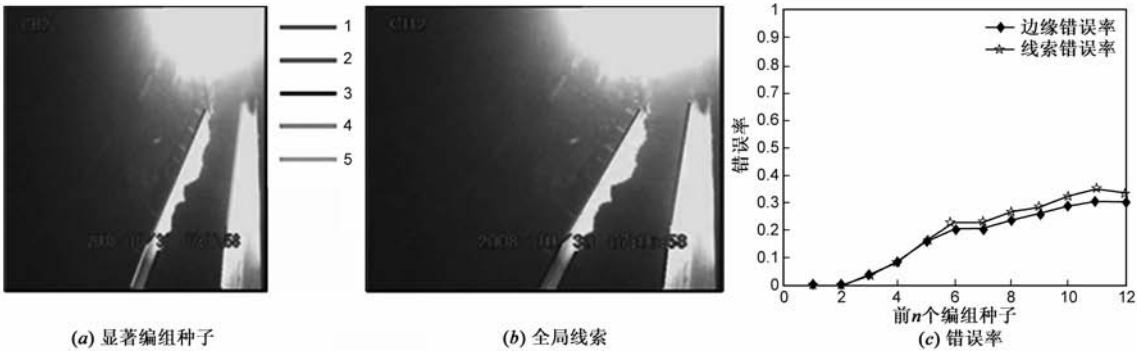


图6 全局线索选择和错误率

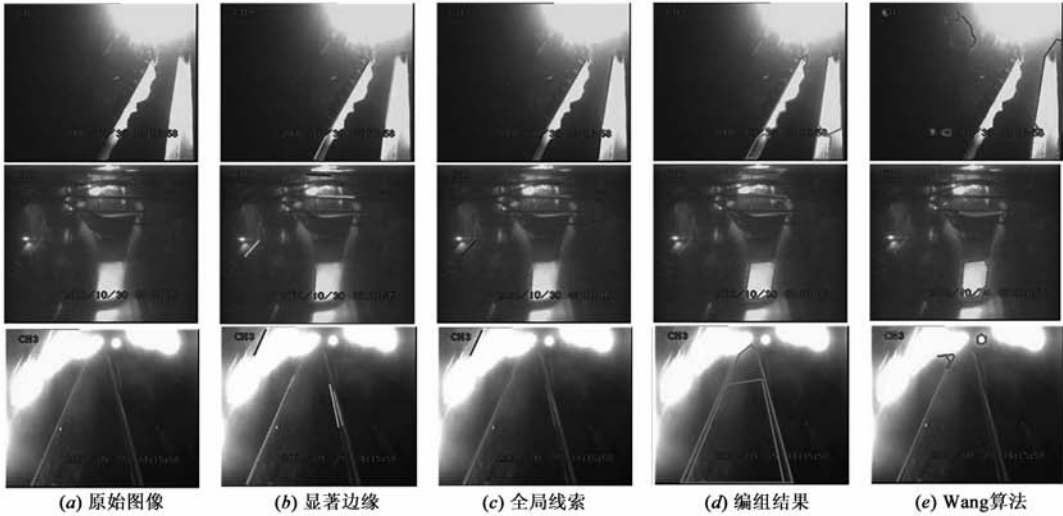


图7 编组结果

5 总结

本文设计了一套编组算法,利用先验因素的指导,选取图像中的显著编组种子,并分别计算每个全局线索对每个编组种子影响,进而选取最优的全局线索指导编组过程,在本文的实验中使用了两个全局线索,实际上本文的算法可以完全满足多个全局线索的选取.

利用先验模型指导编组过程,进而增加准确率,调高运算速度,可以理解为利用知识驱动的注意机制指

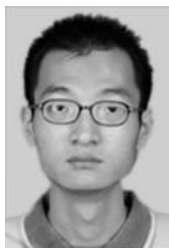
导编组过程,把知识驱动的注意机制在感知编组算法中模型化.本文的实验以煤矿应用为背景,事实上完全可以应用到其他场合,但前提是编组对象具有一定的拓扑和摆放规律,并以此为指导,进行编组.实验证明,本文的算法是有效的,而且迅速的,同时本算法在实际使用中不需要计算和人工设置任何参数.

参考文献

[1] 王建,姚振强,尹明德,等.用于距离图像 2D 扫描线的极

- 速边缘检测器[J]. 电子学报, 2010, 38(7): 1711 – 1715.
- Wang Jian, Yao Zhen-qiang, Yin Ming-de. A rapid edge detector for 2D scan line in range image[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(7): 1711 – 1715. (in Chinese)
- [2] 田媚, 罗四维, 廖灵芝. 基于 what 和 where 信息的目标检测方法[J]. 电子学报, 2007, 34(3): 2055 – 2061.
- Tian Mei, Luo Si-wei, Liao Ling-zhi. Object detection method based on “what” and “where” information[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 34(3): 2055 – 2061. (in Chinese)
- [3] Gaissert N, Wallraven C. Perceptual representations of parametrically-defined and natural objects comparing vision and haptics [A]. IEEE Haptics Symposium Conference [C]. Massachusetts USA: IEEE, 2010. 35 – 42.
- [4] 邹琪, 罗四维, 钟晶晶. 全局显著结构主导下的知觉编组算法[J]. 计算机学报, 2007, 30(11): 2008 – 2016.
- Zou Qi, Luo Si-wei, Zhong Jing-jing. A perceptual grouping algorithm based on global salient structure[J]. Chinese Journal of Computer, 2007, 30(11): 2008 – 2016. (in Chinese)
- [5] Elder J H, S W Zucker. Computing contour closure [A]. Proceedings of the 4th European Conference on Computer Vision [C]. Cambridge UK: Springer, 1996. 399 – 412.
- [6] Wang S, Kubota T, Siskind J M, et al. Salient closed boundary extraction with ratio contour [J]. IEEE Trans on PAMI, 2005, 27(4): 546 – 561.
- [7] Stahl J S, S Wang. Globally optimal grouping for symmetric closed boundaries by combining boundary and region information [J]. IEEE Trans on PAMI, 2008, 30(3): 395 – 411.
- [8] Wang S, et al. Global detection of salient convex boundaries [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 71(3): 337 – 359.
- [9] Zhou Lei, et al. Edge detection algorithm for uneven lighting image based on vision theory [A]. International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing [C]. United States: IEEE Computer Society, 2009. 182 – 185.
- [10] Elder J H, A Krupnik, L A Johnston. Contour grouping with prior models [J]. IEEE Trans on PAMI, 2003, 25(6): 661 – 674.
- [11] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Trans on PAMI, 1989, 11(7): 674 – 693.
- [12] Soundararajan P, Sarkar S. An in-depth study of graph partition measures for perceptual organization [J]. IEEE Trans on PAMI, 2003, 25(6): 642 – 660.

作者简介



周磊男, 1983 年生于河南洛阳. 2005 年和 2010 年分别获得中国矿业大学工学学士和工学博士学位. 2009 年国家公派联合培养博士生. 研究方向为神经计算、视觉匹配、超分辨率图像还原等.

E-mail: leizhouchn@gmail.com



华钢男, 1963 年生于江苏徐州. 1984 年获东南大学工学学士学位, 1991 年和 2002 年分别获中国矿业大学工学硕士和工学博士学位. 现为中国矿业大学教授, 博导, 物联网研究中心监控平台研究室主任, 研究方向为智能矿山、智能视频监控等.