

基于全局约束的层次视知觉编组模型研究

万月亮 曹元大 李钝

(北京理工大学计算机科学技术学院 北京 100081)

摘要: 编组模型大多基于视知觉格式塔规则中接近率、连续率、共线率和相似率, 没有考虑全局约束规则如对称率和平行率作用, 编组结果缺乏视觉上完整性问题, 对此该文提出一种全局约束的层次编组模型。选取显著性重要的小波变换变换边缘作为编组候选数据集, 利用格式塔规则中对称率和平行率作为全局线索指导编组过程。不同类型的图像实验表明, 模型在不损失视知觉合理性的同时减少了编组过程中的二义性, 增强了编组效率和健壮性。

关键词: 视知觉组织; 层次编组; 对称性度量; 封闭轮廓

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)09-2152-04

A Hierarchy Perceptual Grouping Model Based on Global Cues

Wan Yue-liang Cao Yuan-da Li Dun

(School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Although numerous studies measure the strengths of perceptual organization cues for grouping contour, most ignore the roles of symmetry and parallel principles in grouping contour. A hierarchy grouping model is developed. Firstly, most saliency edges are extracted as input for subsequent contour grouping. Secondly, the symmetry measure as higher grouping cues which supervises the low level grouping process. Experiments on different types of images show that the model reduces ambiguities in the intermediate representation and have higher efficiency and robustness, while holding biological plausibility.

Key words: Perceptual organization; Hierarchy grouping; Symmetry measure; Closed contour

1 引言

轮廓信息介于底层图像特征和高层抽象表达的中间, 有助于减少高层抽象的二义性。Chen^[1]认为视知觉过程是由整体性质到局部性质的过程。Han 等人^[2]认为功能层次理论贯穿于视知觉信息处理整个过程中。Ben^[3]采用基于统计特征的最小能量获取轮廓, 由于目标轮廓蕴含视知觉心理学信息, 缺乏视知觉指导难以得到令人满意的轮廓。Posch^[4]将编组线索层次表示, 采用马尔可夫随机场减少弱编组带来的二义性, 没有考虑全局线索对局部线索的监督, 实验对象不能充分说明模型。Zou 等人^[5]用格式塔规则中接近率、连续率和相似率为线索构建关系矩阵度量边缘闭合支持度, 循环的选择编组种子进行轮廓提取, 缺乏格式塔规则中全局性线索描述, 难以保证编组在视知觉一致性, 算法稳定性不足。作为轮廓编组输入边缘数据集, Lindeberg^[6]采用自适应尺度小波算法检测图像目标边缘信息以对不同目标边缘进行检测。

2 编组边缘数据集

为了克服小波变换在进行边缘检测时大尺度下边缘往往丢失细节边缘, 边缘点位置发生偏离, 小尺度下边缘易受到噪声影响的问题, Lindeberg^[6]提出了适应尺度小波边缘检测算法。

设图像像素点为 (x_i, y_i) , 引入局部坐标系 (u, v) , v 与像素点梯度方向平行, u 和像素点梯度方向垂直, 局部坐标系 (u, v) 方向导数与笛卡尔坐标系 (x, y) 偏微分的关系如式(1):

$$\begin{cases} \partial_u = \sin \alpha \partial_x - \cos \alpha \partial_y \\ \partial_v = \cos \alpha \partial_x + \sin \alpha \partial_y \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\sin a$, $\cos a$ 如式(2)所示:

$$\begin{pmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \begin{pmatrix} L_x \\ L_y \end{pmatrix} \Big|_{(x_i, y_i)} \quad (2)$$

局部坐标系 (u, v) 中 L 的一阶导数 L_u 等于零。边缘点是在梯度方向上值最大点, 表示为 v 方向的二次方向导数为零, 三次方向导数为负, 将式(1)变换到笛卡尔坐标系中, 判据如式(3)表示:

$$\left. \begin{cases} \tilde{L}_{vv} = L_v^2 L_{vv} = L_x^2 L_{xx} + 2L_x L_y L_{xy} + L_y^2 L_{yy} = 0 \\ \tilde{L}_{vvv} = L_v^3 L_{vvv} = L_x^3 L_{xxx} + 3L_x^2 L_y L_{xxy} + 3L_x L_y^2 L_{xyy} + L_y^3 L_{yyy} < 0 \end{cases} \right\} \quad (3)$$

L 可看成图像在某一尺度下的表示, 式(3)给出该尺度下的边缘定义。边缘是在尺度空间边缘面上曲线尺度局部最大值测度集。尺度选择从尺度空间特征曲面和尺度局部极大值的特征强度测度的面交集中获得。式(4)表示在边缘检测中最简单的边缘强度测度。式(5)源自式(4)中的边缘定义。

$$s_{r-\text{norm}} L = L_{v,r-\text{norm}}^2 = t^r (L_x^2 + L_y^2) \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \tau_{r-norm}L &= -\tilde{L}_{vvv,r-norm} \\ &= -t^{3r} (L_x^3 L_{xxx} + 3L_x^2 L_y L_{xxy} + 3L_x L_y^2 L_{xyy} + L_y^3 L_{yyy}) \end{aligned} \quad (5)$$

其中 t 表示边缘点相互连接约束关系, r 为正规化导数参数。

边缘数据集的大小对轮廓编组效率来说至关重要。引入边缘显著性测度, 该测度与边缘投影到图像平面边缘强度和尺度相关。对连接的边缘曲线 Γ , 就 c_{r-n} 和 T_{r-n} 分别定义其测度——边缘曲线在图像平面上的投影与尺度权重因子乘积, 如式(6):

$$\begin{cases} G(\Gamma) = \int_{(x,s) \in \Gamma} \sqrt{f(s)(c_{r-n}L)(x;t)} ds \\ T(\Gamma) = \int_{(x,s) \in \Gamma} \sqrt[4]{f(s)(\tau_{r-n}L)(x;t)} ds \end{cases} \quad (6)$$

其中 $ds^2 = dx^2 + dy^2$ 是边缘曲线平面上的投影, $f(s)$ 为关于尺度 s 增函数。轮廓编组中选取边缘显著性前 25-30% 边缘作为轮廓编组数据集。

3 层次编组模型

以不同抽象级别刻画边缘数据集蕴含的轮廓信息, 在底层特征和高层抽象表达如目标识别之间构建一系列模块组成的桥梁——全局约束层次编组模型 GHGM(Global Hierarchy Grouping Model), 第1层编组线索——1D编组规则, 按照接近率、共线率及连续率将边缘编组。第2层编组线索由平行率和对率度量, 涉及两个一维集合没有封闭目标区域, 定义为 $2 \times 1D$ 级。 $2 \times 1D$ 编组规则处于边缘特征和高层封闭轮廓的中间层, 具有视觉属性一致性。第3层的封闭性定义为 $2D$ 级。层次编组模型在进行轮廓编组时依据 $2 \times 1D$ 线索指导 $1D$ 的边缘编组, 模型如图1所示。

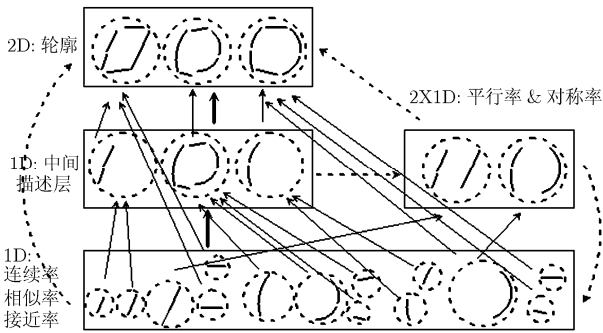


图1 层次编组模型

$2 \times 1D$ 编组线索测度 本文讨论平移对称性(平行率)和镜像对称性, 对象是无分支的单轴情况。首先给出中轴的定义, 在边缘 e_i 和 e_j 围成区域内 Ω 的中轴定义为“最大圆”的圆心轨迹, 即区域 Ω 中的一点 (x,y) , 绕该点半径为 r 的圆, 尽可能大且满足: (1)圆周上任何一点都不能超出区域的范围; (2)圆周与区域边界至少有两个交点, 如图2。在边缘上与中轴对应两点的法向量在离轮廓点相等的位置相交, 相交点集合构成中轴 $M_{e_i e_j}$ 。

圆半径为 r , 边缘二个矢量 $\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j (\mathbf{p}_i \neq \mathbf{p}_j)$, 其差分

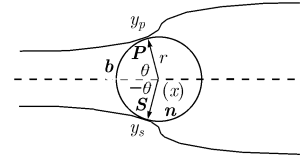


图2 对称性计算(虚线表示中轴)

矢量 $\mathbf{p}_i + \mathbf{p}_j$, 单位法向量 \mathbf{p}, \mathbf{s} , 构造矢量 $\mathbf{p} + \mathbf{s}$, 如果这二构造矢量是非零且垂直则边缘上二点与圆相切, 如式(7)所示:

$$(\mathbf{p}_i + \mathbf{p}_j)(\mathbf{p} \pm \mathbf{s}) = 0 \quad (7)$$

半径 r 和圆点位置由式(8)给出:

$$\mathbf{p}_i - r\mathbf{p} = \mathbf{p}_j \pm r\mathbf{s} \quad (8)$$

边缘对称性 $e_i || e_j$ 可通过边缘上两切线与中轴的关系来度量。为了获取该信息, 需要 $x(s), r(s)$ 轨迹。在 $2D$ 上中轴 $x(s)$ 单位切矢量 \mathbf{b} 等于 dx/dS , S 为沿中轴的弧长, $dr/dS = \cos(\theta)$ 给出中轴点和圆半径之间的夹角, 如图2。边缘对上切点 \mathbf{y}_p 和 \mathbf{y}_s 由式(9)给出:

$$\mathbf{y}_p = \mathbf{x} + rR_{\vec{b}, \vec{n}_x}(\theta)\mathbf{b}, \quad \mathbf{y}_s = \mathbf{x} + rR_{\vec{b}, \vec{n}_x}(-\theta)\mathbf{b} \quad (9)$$

其中 $R_{\vec{b}, \vec{n}_x}(\theta)$ 称为旋转算子, 由平面上 \vec{b} 和 \vec{n}_x 之间角度自变量。 \vec{b} 为两个半径的等分线。平移对称性由式(10)度量。

$$\begin{cases} P_{e_i e_j} = \arg \{ |p_{e_i e_j} - \pi/2| < T_p \} \\ s(e_i || e_j) = \sum \|P_{e_i e_j}\| / \sum \|M_{e_i e_j}\| \end{cases} \quad (10)$$

$P_{e_i e_j}$ 描述中轴点和圆半径之间的夹角在 $\pi/2$ 范围内的集, T_p 是平移对称性的阈值。 $M_{e_i e_j}$ 为中轴长度, $s(e_i || e_j)$ 取值范围为 $[0,1]$ 。

镜像对称性 $(e_i)e_j$ 由式(11)度量。

$$S_{e_i e_j} = \arg \{ |K_{e_i e_j} - C| < T_s \} \quad s(e_i)e_j = \sum \|S_{e_i e_j}\| / \sum \|M_{e_i e_j}\| \quad (11)$$

其中 $K_{e_i e_j} = (y_{py} - y_{sy}) / (y_{px} - y_{sx})$ 是中轴对应边缘切点斜率集, T_s 是对称性的阈值。 $S_{e_i e_j}$ 描述边缘对上切点 \mathbf{y}_p 和 \mathbf{y}_s 连线斜率 k 在为常数 C 的集合。 $s(e_i)e_j$ 取值范围为 $[0,1]$ 。

4 基于 $2 \times 1D$ 边缘的编组算法

构造稀疏带权重有向图 $G = (V, E, W)$, 边缘用图顶点 $V = S$ 表示, 弧表示编组线索, 连接权重 $W_{i,j}$ 是边缘 i 和边缘 j 属于同一轮廓概率由式(12)得到, 详见文献[5]。

$$\begin{aligned} W_{ij} &= p(e_i e_j | \text{prox}_{ij}, \text{cont}_{ij}, \text{siml}_{ij}) = \omega_1 p(e_i e_j | \text{prox}_{ij}) \\ &\quad + \omega_2 p(e_i e_j | \text{cont}_{ij}) + \omega_3 p(e_i e_j | \text{siml}_{ij}) \end{aligned} \quad (12)$$

图中的环对应封闭轮廓, $1D$ 编组规则概率假设是相互独立的, 组成轮廓的边缘序列是简单的边缘概率乘, 取自然对数有式(13):

$$\log p(e_1 \rightarrow \dots \rightarrow e_n) = \log p(e_1 \rightarrow e_2) + \dots + \log p(e_{n-1} \rightarrow e_n) \quad (13)$$

边缘序列可能性最大问题表达为每个环路连接可能性对数绝对值最小化问题。每一个环路至少对应于图像一个边

缘形成最好的封闭轮廓。两条边缘对称性概率构建对称性关系矩阵取对数表示 $s(e_i e_j) = \max(|\log s(e_i | e_j)|, |\log s(e_j | e_i)|)$ 。

有向图上环边缘序列 $e_1, \dots, e_i, \dots, e_n$ 如满足式(14), 则表示存在对称边缘。其相应环权重由式(15)表示。

$$e_i \in \{e\} \cup e_j \in \{e\} \cup s(e_i e_j) \neq 0 \quad (14)$$

$$\log p(e_i \rightarrow e_x) = \log p(e_j \rightarrow e_y) = s_{e_i e_j} \quad (15)$$

考虑到弧的数量对图环路连接性概率的影响, 为了减少环路上弧的数量对概率的影响, 环的概率由式(16)重写式(15):

$$C_m = \max(\log p(e_1 \rightarrow \dots \rightarrow e_n))^{1/n} \quad (16)$$

其中 C_m 闭合轮廓闭合程度。 e_1, \dots, e_n 是有向图环的顺序相邻边缘。 n 是有向图环的顺序相邻边缘目。

5 试验结果及分析

实验图像来自Corel 图像库, 选取了10幅建筑图像, 10幅水果图像, 20幅人物图像, 20幅花图像。算法输入是灰度图像, 输出是符合视知觉的封闭轮廓。按照错编率 P 和漏编率 R 以及它们的调和平均值 F 衡量模型编组效果。

$$P = \frac{1}{N_{o_j}} \sum_{ij} (N_{o_j} - N_{G_i \cap o_j}) / N_{o_j} \quad (17)$$

$$R = \frac{1}{N_{o_i}} \sum_{ij} (N_{o_i} - N_{G_i \cap o_j}) / N_{o_i} \quad (18)$$

$$F = \frac{2 * P * R}{P + R} \quad (19)$$

其中 N_{G_i} 是算法产生的编组 G_i 中边缘总数; N_{o_j} 是真实编组 o_j 中边缘总数; 算法产生的编组与真实编组重叠的数量为 N_{o_i} ; $N_{G_i \cap o_j}$ 是重叠的边缘数目。 F 越小表示错编率和漏编率越低。

表1比较了Mini-cut、GSSD和GHGM编组模型编组效果。与Mini-cut算法相比, GSSD和GHGM采用视知觉指导编组, 编组改进效果明显。与同属于视知觉编组的GSSD模型相比, GHGM在建筑、人体等存在大量对称性边缘的情况下, 效果改进明显, 在水果图像编组中编组效果相近。

原因在于本文仅仅对于镜像和平行对称性进行了讨论, 自然图像如水果、花等图像中存在大量旋转对称性边缘。表2比较了Mini-cut、GSSD和GHGM模型算法性能, 执行时间由编组规则概率获取和封闭轮廓形成两部分组成, 单位为秒。GHGM在水果等图像中算法收敛速度最快。对于人体和自然场景图像处理时间算法收较慢, 所用时间最长。GHGM和Mini-cut算法主要运算时间在图的操作上, 所用时间类似。由于选择了显著性强的边缘作为GHGM模型输入, 在建筑和水果等类图像上有和GSSD类似的优点, 所用时间较Mini-cut为少。

图3(a)灰度原图像, 图3(b)是依据自适应尺度小波检测的主要边缘图像。图3(c)是采用GSSD算法得到的编组结果。图3(d)是采用GHGM编组结果。实验结果显示对于各类图

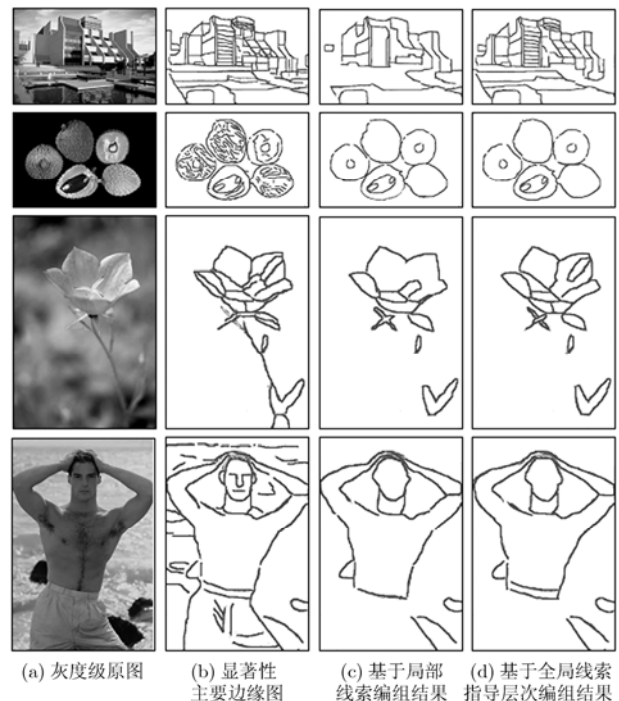


图3

表1 Mini-cut, GSSD及本模型模型编组效果(错编率 P , 漏编率 R 及调和平均值 F)

模型算法	建筑	人物	水果	自然
Mini-cut	0.48/0.23/0.31	0.33/0.31/0.32	0.32/0.35/0.34	0.37/0.46/0.41
GSSD	0.27/0.19/0.22	0.31/0.20/0.24	0.18/0.27/0.21	0.31/0.24/0.26
GHGM	0.12/0.07/0.08	0.21/0.17/0.18	0.11/0.23/0.15	0.25/0.23/0.24

表2 Mini-cut, GSSD及本模型模型性能比较

模型算法	Mini-cut	GSSD	GHGM
建筑/人物/水果/自然	2.19/2.47/2.16/2.27	1.89/3.03/1.57/3.25	2.17/2.58/1.92/2.89
图像库参数	Corel 图像库, 图像大小 384×256		
实验环境	3.2G 至强 CPU, 内存 512		

像编组效果都存在不同程度上改进,尤其是对建筑和人体图像等包含对称边缘较多的图像效果改进明显。另外对于前景和背景差别不大的情况下,采用自适应尺度和边缘融合技术在大多数情况下能够获得编组所需的边缘信息。在弱编组线索情况下,GSSD模型算法可能失效,本文模型采用图环路算法能保证算法收敛。

6 结束语

本文提出了一种基于全局约束的层次编组模型。采用对称性线索作为全局编组线索,指导轮廓编组过程,获取的封闭轮廓更符合视知觉组织。进一步工作:分析旋转对称性,旋转对称性同时具有局部和全局属性,编组模型中如何度量旋转对称性?获取封闭轮廓时仅以闭合性为目标,对于具有对称性结构,但不处于轮廓中的对轮廓编组影响没有考虑。

参考文献

- [1] Chen L, Zhang S, and Srinivasan M V. Global perception in small brains: Topological pattern recognition in honey bees[J]. *Proc of the American National Academy of Sciences*, 2003, 100(11): 6884-6889.
 - [2] Han S H, Fan S, and Chen L, *et al.* Modulation of brain activities by hierarchical processing: A high-density ERP study[J]. *Brain Topography*, 1999, 11(3): 171-183.
 - [3] Ben A and Bugues T. Globally optimal geodesic active contours[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2005, 23(1): 67-86.
 - [4] Posch S and Schluter D. Perceptual grouping using markov random fields and cue integration of contour and region information[R]. Technical Report, University at Bielefeld, Germany(98/10). 1998.
 - [5] Zou Q, Luo S W, and Li J Y. Selective attention guided perceptual grouping mode[C]. *Advances in Natural Computation, Int'l Conf on Natural Computation*, Springer verlag, Hunan, China, 2005, LNCS, 3610: 867-876.
 - [6] Lindeberg T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 30(2): 117-154.
- 万月亮: 男, 1973年生, 博士生, 研究方向为图像理解、数据融合、图像检索。
曹元大: 男, 1944年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像理解、视频检索、网格技术。
李 钝: 女, 1975年生, 博士生, 讲师, 研究方向为信息安全、信息过滤。