基于云空间和模糊熵的边缘检测算法

王佐成[1,2,3] 张飞舟[1] 薛丽霞[3]
(北京大学遥感与地理信息系统研究所 北京 100871)[1]
(安徽四创电子股份有限公司 合肥 230088)[2] (重庆邮电大学软件学院 重庆 400065)[3]

摘 要 基于模糊集理论及云理论,提出了对象云的图像模糊边缘检测方法(OCFD)。算法充分考虑图像的模糊性和随机性,建立起图像空间与云空间的映射模型,生成模糊对象云和边界云,完成图像空间到云空间的映射。在云空间中实现逻辑云运算的边界云提取,提出并实现了基于边界云的过渡区定义及其提取算法。最后利用最大模糊熵在过渡区内实现检测边缘。实验证明,OCFD算法在检测性能方面优于模糊Sobel,Pal. King等算法,为图像的模糊理解和分析提供了一种新的思路,同时也丰富和拓展了云理论。

关键词 云模型,对象云,云空间映射,熵,边缘检测
中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Fuzzy Edge Detection Algorithm of Image Based on Cloud Space and Fuzzy Entropy

WANG Zuo-cheng[1,2,3] ZHANG Fei-zhou[1] XUE Li-xia[3]
(Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, Peking University, Beijing 100871, China)[1]
(Anhui Sun Create Electronics Co. Ltd, Hefei 230088, China)[2]
(Software Institute, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)[3]

Abstract Based on fuzzy set theory and cloud theory, fuzzy edge detection algorithm based on object cloud, OCFD was proposed. Considering the fuzzy and random characteristics of image, OCFD constructed the mapping model between image space and cloud space by the representation methods of uncertain object cloud in image. According to the mapping model, object cloud and edge cloud could be generated. Mapping from image space to cloud space could be accomplished based on object cloud and edge cloud. By logical cloud calculating in cloud space, the algorithm of transition region detection was proposed. Based on maximum fuzzy entropy principle, edge detection in transition region could be accomplished. Experiments demonstrate that OCFD exhibits a considerable improvement in performance compared with both Fuzzy C-mean and Pal. King. The algorithm proposes a new idea for image comprehending and analyzing. It enriches and extends the cloud theory.

Keywords Edge detection, Cloud model, Object-cloud, Cloud space mapping, Entropy

图像不可避免地带有模糊性和随机性,图像边缘又是图像中的特性(如像素灰度、纹理等)分布不连续处以及图像周围特性有阶跃变化或屋脊变化的像素集合[1],因而被进一步模糊化,成为图像理解的关键。FOM-DF[2]、模糊Sobel算法以及Pal. King算法[3]等成功范例虽然在模式识别预处理和图像处理中取得了较好的效果,但在处理过程中对图像的随机性未加以考虑并有效解决。云模型把定性概念的模糊性和随机性相结合,建立起定性和定量相互间的映射关系[4,5],采用期望、熵及超熵3个参数来刻画某一对象对于另一个对象的隶属程度,将其应用于图像模糊对象的检测,能在很大程度上改善由于随机影响导致某像素点隶属于特定对象的隶属度发生微小变化时而产生的误划分。在图像中,可以用云期望 Ex 描述某个模糊对象的预期中心;熵 En 最能够体现对象中心外围像素对其的离散程度,主要反映了对象的模糊程度;超熵 He 则综合反映了由于各种随机因素对象素灰度变化的影响程度。图像中的像素灰度分布并不总是符合一定规律的,利用某种统计工具对其进行刻画也并不总是合理的。由于随机因素导致某个像素隶属于特定对象的隶属度可能在微小范围内发生变化,特别是边缘区域像素的变化,将导致对象边缘产生偏移,因此定义凡是落入区间$[Ex-3En-He, Ex+3En+He]$范围内的像素都应属于该对象。当然,$3En$ 应远远大于超熵,若超熵较大,则反映随机性加大,若超熵过大,则可能由于图像存在大量噪声或图像本身的获取有较大误差。将云模型进行空间拓展并将其应用于图像检测中,其优势就在

到稿日期:2009-09-21 返修日期:2010-01-09 本文受重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJ080521),中国博士后科学基金项目(20090450219)资助。

王佐成(1973-),男,博士,副教授,主要研究方向为数字图像处理、遥感与GIS,E-mail:cswangzc@163.com;张飞舟(1966-),男,博士后,副教授,主要研究方向为智能控制、智能交通和智能故障检测,E-mail:zhangfz@pku.edu.cn(通讯作者);薛丽霞(1976-),女,博士,副教授,主要研究方向为数字图像处理、遥感。

于它能够检测到随机因素对图像的影响，并将模糊性与随机性集成在一起加以解决。本文基于云模型对图像空间到云空间映射、云运算以及图像边缘检测进行探讨。

1 图像与云空间的映射模型

1.1 云核提取

云空间是一种具有一定的数字特征的模糊特征空间，空域中的数据通过某种一对多映射模型，可被转换到该空间中。任意一个空域在云空间中对应若干个特征点，在整体上呈现出某种分布特征，形成了自然的聚类中心[6]。在云空间中，论域 U 中某一元素与它对应对象隶属度之间的映射是一对多的转换，而不是传统的模糊隶属函数中的一对一的关系。每个云滴均是空间对象映射到云空间中的一个点，其产生是随机的，代表该空间对象的不确定性。云滴只是真实云模型的局部有限云滴样本，在给定的论域空间中，当随机增大样本云滴数量时，随机分布的云滴对给定概念的隶属程度，就可能聚集为具有明显分布特征的云团。同时，云滴对模糊对象的隶属程度不仅具备模糊性，还包含随机性。

由于图像空间中的对象具有模糊性，因此可以将一个对象分为“实部”与“虚部”两部分。“实部”是被称为云核的内部像素集合，隶属于该对象的隶属度为 1；“虚部”对应“实部”以外至边界之间的像素集合，隶属于该对象的隶属度小于 1，并呈现出与对象中心距离增大而减小的规律。对于一幅图像来讲，以构成每个对象的像素灰度分布作为论域来建立一维云空间，首先要解决的就是“云核”的生成，区域生长方法可取得较好的效果。首先采用一维最大类间方差法[7]确定最优阈值，对图像进行粗分割，然后在此基础上对分割结果进行聚类以获得聚类中心，以聚类中心为种子像素进行区域生长。通过图像进行区域生长，可获取对象的“实部”，由于对象云是利用 (Ex,En,He) 3 个参数来描述其特征的，因此可取 $Ex=\bar{x}$，作为云核的灰度期望值，其中 $\bar{x}$ 为对象“实部”的平均灰度。

1.2 图像与云的映射

在一维云发生器算法[5]的基础上，根据图像的特点提出基于像素灰度特征的对象云发生算法。假设对象“实部”R 中有 n 个像素，$f(i,j)$ 为像素灰度，则 R 的均值及标准差可定义为：

$$\bar{x}_R=\frac{1}{n}\sum_{(i,j)\in R}f(i,j)\quad \sigma_R=\left[\frac{1}{n}\sum_{(i,j)\in R}(f(i,j)-\bar{x}_R)^2\right]^{1/2} \tag{1}$$

令对象“实部”的均值作为云的期望，有 $Ex=\bar{x}_R$。定义对象“虚部”B 中共 m 个像素，像素灰度为 $f'(i,j)$，令 μ_i 为“虚部”中每个像素的灰度隶属于“实部”灰度均值的隶属度，则有：

$$\mu_i=1-\left|\frac{f'(i,j)-\bar{x}_R}{255}\right|\ (i=1,2,\cdots,m) \tag{2}$$

“虚部”像素灰度均值 $\bar{x}_B$ 及标准差 σ_B 为：

$$\bar{x}_B=\frac{1}{m}\sum_{(i,j)\in B}f'(i,j)\quad \sigma_B=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{(i,j)\in B}[f'(i,j)-\bar{x}_B]^2} \tag{3}$$

计算参数：

$$En'_i=\sqrt{\frac{-(f'(i,j)-\bar{x}_R)^2}{2\ln(\mu_i)}} \tag{4}$$

令 $En=stdev(f'(i,j))=\sigma_B$，$He=stdev(En'_i)$，其中 $stdev()$ 为求取标准差。

现已知对象云的数字特征 (Ex,En,He)，借助 X 条件云发生器生成云滴。通过式(5)生成以 En 为期望值，He 为标准差的正态随机数 En_j'：

$$En'_j=G(En,He) \tag{5}$$

据式(6)可以计算出 μ_j，得到云滴 $(f'(i,j),\mu_j)$。

$$\mu_j=\exp\left[-\frac{(f'(i,j)-Ex)^2}{2En_j'^2}\right] \tag{6}$$

2 基于逻辑云运算的边界云提取

由于边界像素的亦此亦彼性，加上超熵的影响，相邻对象生成的云团具有相交的空间关系[8]。公共区域所对应的像素变化剧烈，是梯度较大的区域。这些像素共同构成了其左右多边形的过渡区域，我们最感兴趣的对象边界也在其中。从理论上讲，边界云是以图像边缘像素的平均灰度作为期望值，分别计算过渡区内各像素隶属于该灰度值的隶属度而生成的一种特殊的云团。从位置上来看，它位于左右两个相交云团中间，其灰度分布位于相邻云核灰度之间，如图 1 所示。从统计特征来看，它所覆盖的像素即为左右多边形虚部区域的像素，因而该边界云的数字特征与其左右云团的数字特征密不可分。

对于图像进行云化处理生成一维云空间。在云空间中两个相交云团之间的边界云可以通过左右相交云团的与运算生成，对左右相交云团进行逻辑运算获取边界云的 3 个数字特征。设论域上有两朵相交云团 $A=(Ex_A,En_A,He_A)$ 和 $B=(Ex_B,En_B,He_B)$，$C=(Ex_C,En_C,He_C)$ 为边界云。3 个数字特征可以通过对左右对象云的数字特征进行如下运算获得：

$$\left.\begin{aligned}Ex_C&\cong\frac{1}{2}\left|(Ex_A-3En_A-He_A)+(Ex_B+3En_B+He_B)\right|\\En_C&\cong\frac{1}{6}\left|(Ex_B+3En_B+He_B)-(Ex_A-3En_A-He_A)\right|\\He_C&=\max(He_A,He_B)\end{aligned}\right\} \tag{7}$$

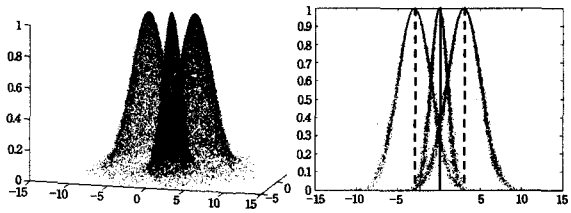

图 1 边界云及其数字特征

3 边界过渡区及其提取算法

过渡区是图像中介于目标与背景之间的部分像素构成的区域，这部分像素的空间位置位于目标与背景之间，灰度分布也位于目标灰度均值与背景灰度均值之间[9]。在过渡区提取的传统算法中，需要确定高端极值 L_{high} 和低端极值 L_{low}，但由于图像的复杂性，常会出现 $L_{low}>L_{high}$ 的极端情况，从而导致后续分割过程无法实现[10]；另外，噪声对 L_{high} 和 L_{low} 取值的影响较大，容易引起过渡区的偏移。实际上，根据图像的“实部”和“虚部”构成定义，那么两个相邻对象之间的过渡区就应该由两个对象的虚部共同构成。而相邻对象的虚部在云空间中则表现为两个相交云团云核之外云滴的覆盖范围。基于对过渡的上述理解，提出一种基于边界云的过渡区定义及其提取算法。

设图像 I 中两个相邻对象 A 和 B，通过映射模型在云空间中生成两朵相交云团 $A=(Ex_A,En_A,He_A)$ 和 $B=(Ex_B,En_B,He_B)$。利用式(9)中边界云的提取方法，在二者之间生成边界云 $C=(Ex_C,En_C,He_C)$ 的同时也获得了边界云的 3 个数字特征。其中 Ex_C 是边界云云核灰度期望值，En_C 为熵，反映了边界云所覆盖的灰度范围，体现了过渡区像素亦此亦彼的裕度。令 a,b 为过渡区左右门限值，则：

$$\begin{aligned} a&=Ex_C-3\sigma-He_C=Ex_C-3En_C-He_C\\ b&=Ex_C+3\sigma+He_C=Ex_C+3En_C+He_C \end{aligned} \tag{8}$$

因此过渡区定义为云空间中为边界云所覆盖的所有像素构成的二维集合，即：

$$\begin{aligned} TR=\{(i,j)\in I\mid a\leqslant f(i,j)\leqslant b\}=\{(i,j)\in I\mid Ex_C-\\ 3En_C-He_C\leqslant f(i,j)\leqslant Ex_C+3En_C+He_C\} \end{aligned} \tag{9}$$

与传统算法相比较，该算法具有一定的优越性。首先，该算法利用云之间的逻辑运算提取边界云的数字特征，进而确定过渡区的两端门限值，不会出现低端极值灰度大于高端极值灰度的极端情况；其次，该算法不涉及复杂的代数运算，算法简单，速度快，运算开销较小；最后，算法根据图像灰度数据构建对象云，用宏观的云对象取代了微观的像素，而在云的产生过程当中存在类似平滑的计算，在一定程度上可削弱图像噪声对提取结果的影响。

4 最大模糊熵边缘检测

4.1 基于边界云数字特征的模糊特征平面

由于过渡区内的各个像素对边界云云核的隶属度，在超熵的影响下从一个转变为多个，因此对于过渡区内的任意像素，在模糊矩阵中对应的元素不是一个值，而是一个隶属度集合。通过计算获得边界云的 3 个数字特征 (Ex_C,En_C,He_C)，根据正向云发生器算法[5]可以反推出各个像素的隶属度。

设过渡区中 $f(x)$ 为像素灰度，根据模型 $En_k'=G(En_C,He_C)$ 生成以 En_C 为期望值，He_C 为标准差的正态随机数 En_k'，那么每个像素的隶属度可根据式(10)计算：

$$\mu_k=\exp\left[-\frac{(f(x)-Ex_C)^2}{2En_k'^2}\right] \tag{10}$$

式中，Ex_C,En_C,He_C 为边界云的数字特征。

通过上述计算可知，$\mu_{ij}(x)=\{\mu_k\}$，因此模糊特征平面可表现为以下形式：

$$X_{ij}=\begin{bmatrix} \{\mu_k\}_{11} & \{\mu_k\}_{12} & \cdots & \{\mu_k\}_{1N}\\ \{\mu_k\}_{21} & \{\mu_k\}_{22} & \cdots & \{\mu_k\}_{2N}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ \{\mu_k\}_{M1} & \{\mu_k\}_{M2} & \cdots & \{\mu_k\}_{MN} \end{bmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} i=1,2,\cdots,N;\\ j=1,2,\cdots,M;k=1,2,\cdots \end{pmatrix} \tag{11}$$

该模糊特征平面中的每个元素都是一个隶属度值的集合，这表明在随机性的影响下，每个像素隶属于一个对象的隶属度不是一个确定的值，而表现为一种概率分布。

4.2 基于最大模糊熵的边缘提取

对通过云运算提取大小为 $M\times N$、共有 L 级灰度的过渡区图像 I 进行梯度运算，生成过渡区梯度图像 G，其直方图为 $h_r,r=1,2,\cdots,L-1$。假设该图像被分为强边缘带 $\tilde{R}e$ 和过渡带 $\tilde{R}s$ 两个区域，令 $\{\mu_k\},k=1,2,\cdots,n$ 为梯度图像 G 中每个像素被划分到 $\tilde{R}e$ 中的概率，令 $1-\{\mu_k\}$ 为每个像素被划分到 $\tilde{R}s$ 中的概率。构造模糊划分集列 $Q_i=\{g(i,j)=r\},r=0,1,\cdots,L-1$，其中 $g(i,j)$ 为梯度图像 G 中 (i,j) 处的像素值。显然 $Q=\{Q_0,Q_1,\cdots,Q_{L-1}\}$ 就是对 G 的一种模糊划分。由模糊划分的条件熵可知，给定 $\tilde{R}e$ 时自然模糊划分 Q 的条件熵为：

$$\begin{aligned} H(Q|\tilde{R}e)&=-\sum_{r=0}^{L-1}\frac{p(Q_r\tilde{R}e)}{p(\tilde{R}e)}\log\frac{p(Q_r\tilde{R}e)}{p(\tilde{R}e)}\\ &=-\sum_{r=0}^{L-1}\frac{\mu_k h_r}{p(\tilde{R}e)}\log\frac{\mu_k h_r}{p(\tilde{R}e)} \end{aligned} \tag{12}$$

$$p(\tilde{R}e)=\sum_{r=0}^{L-1}\mu_k h_r$$

同理，给定 $\tilde{R}s$ 时自然模糊划分 Q 的条件熵为：

$$\begin{aligned} H(Q|\tilde{R}s)&=-\sum_{r=0}^{L-1}\frac{p(Q_r\tilde{R}s)}{p(\tilde{R}s)}\log\frac{p(Q_r\tilde{R}s)}{p(\tilde{R}s)}\\ &=-\sum_{r=0}^{L-1}\frac{(1-\mu_k)h_r}{p(\tilde{R}s)}\log\frac{(1-\mu_k)h_r}{p(\tilde{R}s)} \end{aligned} \tag{13}$$

式中，$p(\tilde{R}s)=\sum_{r=0}^{L-1}(1-\mu_k)h_r$

由此可得模糊划分 P 的熵：

$$\begin{aligned} H(P)&=H(Q|\tilde{R}e)+H(Q|\tilde{R}s)\\ &\approx-\sum_{r=0}^{L-1}\left[\frac{\mu_k h_r}{p(\tilde{R}e)}\log\frac{\mu_k h_r}{p(\tilde{R}e)}+\frac{(1-\mu_k)h_r}{p(\tilde{R}s)}\log\frac{(1-\mu_k)h_r}{p(\tilde{R}s)}\right] \end{aligned} \tag{14}$$

利用上述方法得到了不同条件下自然模糊划分的条件熵，根据最大模糊熵原理，为了得到梯度图像中最佳的边缘曲线表示，需要寻求最优隶属度 μ_k；这里给出最大模糊熵准则，即所选择的最优隶属度 μ_k 必须满足以下条件：

$$H(\mu_k)=\max_{r=0,1,2,\cdots,L-1}[H(\mu_k)] \tag{15}$$

令这样的最优隶属度为 $\tilde{\mu}$，则可得到最优模糊特征平面 $\tilde{X}_{ij}$：

$$\tilde{X}_{ij}=\begin{bmatrix} \tilde{\mu}_{11} & \tilde{\mu}_{12} & \cdots & \tilde{\mu}_{1N}\\ \tilde{\mu}_{21} & \tilde{\mu}_{22} & \cdots & \tilde{\mu}_{2N}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ \tilde{\mu}_{M1} & \tilde{\mu}_{M2} & \cdots & \tilde{\mu}_{MN} \end{bmatrix}$$

$$(i=1,2,\cdots,N;j=1,2,\cdots,M) \tag{16}$$

令 $\tilde{\mu}$ 为每个像素被划分到 $\tilde{R}e$ 中的概率，令 $1-\tilde{\mu}$ 为每个像素被划分到 $\tilde{R}s$ 中的概率，计算模糊划分的熵 H，若 $H\geqslant H_{\max}$，则 $H_{\max}=H$，获取最优隶属度 $\tilde{\mu}'$，并令分割阈值 $T=\tilde{\mu}'$。

4.3 多因子约束条件下的边缘提取

理论上，利用上述计算得到最优划分阈值即可进行强弱边缘的划分，设边缘图像为 I_E，$e(i,j)$ 为像素值，则有：

$$e(i,j)=\begin{cases} 0, & \text{if } \tilde{\mu}_{ij}\geqslant T\\ 255, & \text{if } \tilde{\mu}_{ij}<T \end{cases} \tag{17}$$

然而，以上仅以一种邻域一致性测度对边缘特征进行讨论，真正意义上边缘的提取还需要在结构一致性测度及方向一致性测度的约束下进行。结构信息测度刻画了边缘像素的结构性，能有效地区分边缘和噪声；方向性信息测度则能保证边缘的正确走向，避免伪边缘或毛刺的产生。文献[11]在模糊熵的基础上提出了两种度量信息：

$$C(i,j)=\max_{0^\circ\leqslant\varphi_k\leqslant 180^\circ}\sum_{(p,q)\in l_k}g(p,q)/(2L+1) \tag{18}$$

$$M(i,j)=\max_k|E_{R_{k1}}-E_{R_{k2}}|,k=1,2,\cdots \tag{19}$$

基于约束的图像边缘的提取需要遵循如下准则：只有当某个像素满足 3 个信息测度同时取得极大值的情况下，即当 $\tilde{\mu}_{ij}\geqslant T$，且 $C(i,j)=C_{\max}(i,j)$，$M(i,j)=M_{\max}(i,j)$ 时，才能被判定为边缘像素。

5 实验与结论

对 OCFD(Fuzzy Edge Detection Algorithm Based on Object Cloud)算法进行实验并分析结果。为了体现算法的优劣，主要从检测质量、抗噪性能、运算时间等方面对算法进行评价，同时采用其它检测方法进行对比实验。分别采用包括 OCFD 算法、模糊 Sobel 算子、Pal. King 等经典算法对待检测图像进行边缘检测，结果如图 2 所示。可以看出，OCFD 算法、模糊 Sobel 算法效果较好，Pal. King 算法出现漏检现象。针对加入 10%椒盐噪声和 10%高斯噪声后的图像，对 3 种算法在不同噪声环境下的检测效果作对比，结果如图 3 和图 4 所示。

图 2　3 种算法对比测试

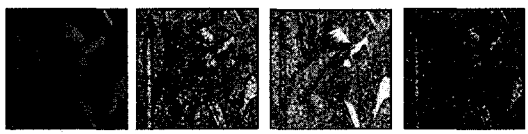

图 3　在 10%椒盐噪声下的对比测试

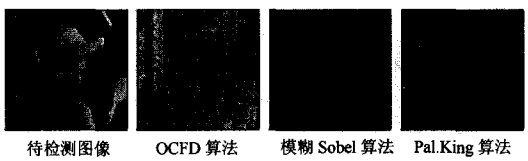

图 4　在 10%高斯噪声下的对比测试

从对比结果可以看出，3 种算法的检测结果都受到了明显的干扰，相对而言，OCFD 算法对椒盐噪声的抗噪能力要稍好于其余两种算法。对高斯噪声来说也同样如此，模糊 Sobel 算法对高斯噪声较为敏感，基本没有检测出边缘，而 Pal. King 算法稍好，OCFD 算法则效果更好一些。

利用上述 4 种算法对大小为 185×185 像素的待检测图像进行检测所花费的时间进行对比，结果如表 1 所列。模糊 Sobel 算法所需时间最短，其次是 Pal. King 算法；本文算法所需时间长于前两种算法。显然，如何进一步提高算法效率是本文算法尚需改善的地方。

表 1　检测算法耗时对比

Algorithm	Spending time(ms)	Order
OCFD	1264	3
Fuzzy Sobel	253	1
Pal. King	406	2

从上述分析可以看出，本文提出的基于对象云的图像模糊边缘检测方法(OCFD)，同时考虑了图像模糊性以及随机性，弥补了传统模糊集理论处理模糊图像时的不足。算法利用云模型的特点，将图像空间映射到云空间中，并提取边界云所覆盖区域的模糊特征矩阵。利用模糊特征矩阵进行图像模糊划分熵的计算，将图像中的随机影响带入熵的求解，并多次利用模糊划分熵在服从一定概率分布的隶属度集合中寻求最优解。对比实验证明，OCFD 算法在检测质量、抗噪性方面优于对比算法，但运算速度仍需进一步提高。

参 考 文 献

[1] Fu X W, Fang K L, Li X. A improved and fast fuzzy algorithm on edge detection[J]. Journal of Wuhan University of science and technology: Natural science editiion, 2002, 25(1): 92-95

[2] Cheung K F, Chan WK. Fuzzy one-mean algorithm for edge detection[A]// IEEE International Conference on Fuzzy Systems [C]. Yokohama, Japan, 1995: 2039-2044

[3] Ho K H L. FEDGE-fuzzy edge detection by fuzzy categorization and classification of edges[A]// International Joint Conference on Artificial Intelligence Workshop [C]. Montreal, Canada, 1995: 182-196

[4] LiDY. UncertaintyinKnowledgeRepresentation[J]. Engineering Science, 2000, 2(10): 73-79

[5] Li DY . Liu C Y. Study on the Universality of the Normal Cloud Model[J]. Engineering Science, 2004, 6(8): 29-34

[6] Wang Shuliang, Shi Wenzhong, Li Deyi, et al. A method of spatial data mining dealing with randomness and fuzziness[C]// Proceedings of the Second International Symposium on spatial Data Quality. Hong Kong, 2003: 370-383

[7] Tian H, Lam S K, Srikanthan T. Area-time efficient between-class variance module for adaptive segmentation processes[J]. Vision, Image and Signal Processing, IEEE Proceedings, 2003, 150(4): 263-269

[8] 薛丽霞，王佐成，李永树，等. 基于云模型的模糊边缘检测[J]. 西南交通大学学报，2006，41(1)：85-90

[9] Zhang Y J, Gerbrands J J. Transition region determination based thresholding[J]. Pattern Recognition Letters, 1991, 12: 13-23

[10] 乐宁，梁学军，翁世修. 图象过渡区算法及其改进[J]. 红外与毫米波学报，2001，20(3)：211-214

[11] 王保平，刘升虎，张家田. 一种基于模糊熵和 FKCN 的边缘检测方法[J]. 计算机学报，2006，29(4)：664-669

(上接第 239 页)

[7] Kuncheva L I. Combining Pattern Classifiers. Methods and Algorithms[M]. John Wiley and Sons, 2004

[8] Breiman L. Bagging Predictors[J]. Machine Learning, 1996, 24 (2): 123-140

[9] Schapire R E. The Strength of Weak Learnability[J]. Machine Learning, 1990, 5(2): 197-227

[10] Freund Y, Schapire R E. Experiments with a new boosting algorithm[C]// Proceedings of 13th International Conference on Machine Learning. Bari, Italy: Morgan Kaufmann, 1996: 148-156

[11] Freund Y, Schapire R E. A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting[J]. J. Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139

[12] Rodriguez J J, Kuncheva L I, Alonso C J. Rotation Forest: a new classifier ensemble method [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 2006, 28: 1619-1630

[13] Zhang Chun-xia, Zhang Jiang-she. RotBoost-A Technique for Combining Rotation Forest and AdaBoost[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(10): 1524-1536

[14] Witten, Frank E. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques(Second ed)[M]. Morgan Kaufmann, 2005

[15] Blake C L, Merz C J. UCI repository of machine learning databases[EB/OL]. http://www. ics. uci. edu/~mlearn/MLRepository. html, 1998

[16] Nadeau C, Bengio Y. Inference for the Generalization Error[J]. Machine Learning, 2003, 62: 239-281