

基于改进遗传算法的二维模糊熵图像分割算法

王建军¹, 刘波²

1. 中国人民武装警察部队工程学院, 西安 710086
2. 中国科学院空间科学与应用研究中心, 北京 100190

摘要 图像分割是图像分析的基础。实际应用中,待分割图像的可变性较大,且时常混杂噪声,因此在很多情况下,基于一维直方图的经典图像分割算法常束手无策。近年来,基于二维直方图的二维图像分割算法已逐渐成为图像分割的热点。本文针对基本遗传算法在优化二维模糊熵图像分割算法中存在的易于早熟的不足,提出了一种改进的遗传算法。提出的改进遗传算法通过定义适应度极值距离,实现了进化过程中“代内”和“代间”的模糊评价。较之基本遗传算法,改进算法对个体的评价更加合理、客观和科学,而且算法整体收敛性能和全局搜索能力显著提升。实验结果表明,将其应用于二维模糊熵图像分割算法的优化,可显著提高算法的执行速度。由于引入模糊评价,本文提出的算法虽然较之基于基本遗传算法的二维模糊熵图像分割算法在时间开销方面虽略有增加,但获得的分割效果更佳。

关键词 图像处理;图像分割;二维模糊熵;遗传算法

中图分类号 TN919.81

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)20-0043-05

Advanced Genetic Algorithm Based Two-dimensional Fuzzy Entropy Image Segmentation Algorithm

WANG Jianjun¹, LIU Bo²

1. *Engineering College of Chinese Armed Police Force, Xi'an 710086, China*
2. *Center for Space Science and Applied Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*

Abstract Image segmentation serves the basis of image analysis. In the application area, because segmented images are always involved with great variability and noise, one-dimensional histogram based classical image segmentation methods are not often adequate in some situations. Recently, the two-dimensional histogram based two-dimensional image segmentation methods has gradually become a focus of the image segmentation. Since the basic genetic algorithm based two-dimensional fuzzy entropy image segmentation algorithms has not been well developed, this paper proposes an advanced genetic algorithm. Through using the fitness maximum space, the proposed algorithm establishes a fuzzy evaluation mechanism in the evolution process. Comparing with the classic genetic algorithm, the proposed genetic algorithm remarkably enhances the algorithm's convergence faculty and the whole search ability, in estimating the chromosomes, the algorithm also enhances rationality and objectivity. Experiment result shows that the proposed algorithm remarkably improves the two-dimensional fuzzy entropy image segmentation algorithm's executing speed. Also comparing with the classic genetic algorithm based the two-dimensional fuzzy entropy image segmentation algorithm, although a little more time is spent, the proposed algorithm's acquired image segmentation effect is better.

Keywords image processing; image segmentation; 2D fuzzy entropy; genetic algorithm

收稿日期: 2010-08-13; 修回日期: 2010-10-10

基金项目: 中国科学院空间科学与应用研究中心青年创新基金项目(08211DA29S)

作者简介: 王建军, 博士, 研究方向为图像处理与编码技术, 电子信箱: dayu504@126.com; 刘波(通信作者), 研究员, 研究方向为空间信息与仿真技术, 电子信箱: boliu@cssar.ac.cn

0 引言

图像分割是图像分析、识别和理解的基础,指将图像分割成各具特征的区域并提取感兴趣目标的技术,其研究一直受到人们的高度重视^[1]。由于待分割图像的可变性较大,且混有噪声,造成图像分割各种困难。迄今为止,尚未见通用的、能使各种类型图像达到最优分割质量的图像分割方法。

在众多图像分割算法中,阈值法因其实现简单、计算量小、性能稳定而成为图像分割中最基本和应用最广泛的分割技术。它不仅极大地压缩数据量,而且也大大简化了分析和处理的步骤,因此在很多情况下,阈值法在进行图像分析、特征提取与模式识别之前首选的图像分割方法^[2]。在实际应用中,基于阈值法的图像分割算法层出不穷,先后诞生了p-分位数法、迭代法、直方图双峰法、最大类间方差法、熵方法、最小误差值和模糊集等分割阈值选取算法^[3-5]。这些算法具有时间复杂度低、易于实现,且适合在线实时图像处理的优点。然而对一幅图像,不同区域以及同一区域内的像素,在位置和灰度级上同时具有较强的一致性和相关性。而上述算法则只考虑了直方图提供的灰度级信息,忽略了图像的空间位置细节,其结果就是它们对于最佳阈值并不是反映在直方图谷点的情形束手无策。于是,基于以上方法,加之考虑像素领域的信息,构造了若干基于二维直方图的图像分割算法^[4]。

二维模糊熵图像分割算法是一种典型的基于二维直方图的图像分割算法。通过构造二维直方图,该算法充分利用了图像的灰度信息与空间信息间的相关性,有效降低噪声对图像分割效果的影响^[6]。但理论分析与实验表明,二维模糊熵图像分割算法实现时间复杂度高,不适于图像实时分割应用;实际应用中,一般须用最优化数学模型进行优化。

遗传算法(genetic algorithm)是模拟自然界生物进化过程与机制求解极值问题的一类自组织、自适应的人工智能技术^[7]。作为一种典型的最优化计算方法,遗传算法是一种高效并行的全局搜索方法,具有较好的鲁棒性、并行性和自适应性,非常适宜大规模搜索空间的寻优。遗传算法已在图像阈值分割应用中已经取得了较好效果。但在实际应用中,往往由于适应度函数设计不当、参数设置不当等原因,遗传算法易出现早熟现象^[8]。为此,本文对基本遗传算法进行改进,提出了一种改进的遗传算法。通过定义适应度极值距离,提出的改进算法引入了代内模糊惩罚函数,使得对种群中个体的评价更为合理、客观。同时,通过在进化的不同阶段建立不同的模糊评价函数,改进算法也提高了全局搜索能力。实验结果与基本遗传算法相比,基于改进遗传的二维模糊熵图像分割算法具有分割精度更高、效果更好的特点。

1 相关算法简介

1.1 遗传算法

遗传算法是从代表可能潜在解集的一个种群开始的,而一个种群则由经过基因编码的一定数目的个体组成。每个个体实际上是带有染色体特征的实体。染色体作为遗传物质的

主要载体,其内部表现是某种基因的组合,它决定了个体的形状和外部表现。因此,遗传算法首先要完成个体从表现型到基因型的编码工作。初始种群产生以后,按照适者生存和优胜劣汰原理,逐代演化产生出越来越好的近似解。在每一代,根据问题域中个体的适应度(fitness)挑选个体,并借助于自然遗传学的遗传算子进行交叉组合和变异,产生出代表新的解集的种群。这个过程将使种群像自然进化一样,后生代种群将比前一代更适应于环境。当算法收敛时,末代种群中的最优个体经解码,可以作为问题的最优或近似最优解。

1.2 二维模糊熵图像分割算法

图像的二维直方图由图像中各像素的灰度值及其邻域灰度均值构成。设一幅图像 X 的灰度级数为 L , 尺寸为 $M \times N$ 。令 x_{mn} 表示坐标为 (m, n) 像素点的灰度值。设 X 的 3×3 邻域均值图像为 Y , 则由 X 和 Y 可以构成一个二元组:

$$(X, Y) = \{(x_{mn}, y_{mn})\}_{M \times N} \quad (m=1, 2, \dots, M; n=1, 2, \dots, N)$$

如图 1(a) 所示,“亮”区 $Block_b$ 被划分为非模糊区域 B_1 和模糊区域 B_2 , 即

$$\begin{aligned} B_1 &= \{(x_{mn}, y_{mn}) \mid \mu_b(x_{mn}, y_{mn}) = 1, (x_{mn}, y_{mn}) \in Block_b\} \\ B_2 &= \{(x_{mn}, y_{mn}) \mid \mu_b(x_{mn}, y_{mn}) < 1, (x_{mn}, y_{mn}) \in Block_b\} \end{aligned} \quad (1)$$

如图 1(b) 所示,“暗”区 $Block_d$ 被划分为非模糊区域 D_1 和模糊区域 D_2 , 即

$$\begin{aligned} D_1 &= \{(x_{mn}, y_{mn}) \mid \mu_d(x_{mn}, y_{mn}) = 1, (x_{mn}, y_{mn}) \in Block_d\} \\ D_2 &= \{(x_{mn}, y_{mn}) \mid \mu_d(x_{mn}, y_{mn}) < 1, (x_{mn}, y_{mn}) \in Block_d\} \end{aligned} \quad (2)$$

因此,目标隶属函数和背景隶属函数可分别定义为

$$\mu_b(x_{mn}, y_{mn}) = \begin{cases} 0 & \text{其他} \\ \frac{\mu_b(x_{mn}; a_1, c_1)}{2} + \frac{\mu_b(y_{mn}; a_2, c_2)}{2} & (x_{mn}, y_{mn}) \in B_2 \\ 1 & (x_{mn}, y_{mn}) \in B_1 \end{cases} \quad (3)$$

$$\mu_d(x_{mn}, y_{mn}) = \begin{cases} 1 & (x_{mn}, y_{mn}) \in D_1 \\ \frac{\mu_d(x_{mn}; a_1, c_1)}{2} + \frac{\mu_d(y_{mn}; a_2, c_2)}{2} & (x_{mn}, y_{mn}) \in D_2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, (a_1, c_1) 为原图像 X 的模糊区间, (a_2, c_2) 为邻域均值图像 Y 的模糊区间。

图像的二维模糊熵定义为

$$H = -P(Block_b) \lg P(Block_b) - P(Block_d) \lg P(Block_d) \quad (5)$$

其中,

$$P(Block_b) = \sum_{(s,t) \in Block_b} \mu_b(s,t) \cdot \frac{n_{st}}{\sum_{(s,t) \in Block_b} n_{st}} \quad (6)$$

$$P(Block_d) = \sum_{(s,t) \in Block_d} \mu_d(s,t) \cdot \frac{n_{st}}{\sum_{(s,t) \in Block_d} n_{st}} \quad (7)$$

式中, n_{st} 为二维灰度直方图中灰度值是 s 且其邻域灰度均值是 t 的像素点总数; $\mu_b(s, t)$ 和 $\mu_d(s, t)$ 分别采用式(3)和式(4)定义的隶属函数。

根据最大模糊熵准则, 搜索模糊参数的最优组合 $(a_{1opt},$

$c_{1opt}, a_{2opt}, c_{2opt}$ 使得 H 达到最大值。设最佳分割阈值为 (s_{opt}, t_{opt}) , $s_{opt} = (a_{1opt} + c_{1opt})/2$, $t_{opt} = (a_{2opt} + c_{2opt})/2$ 。如图 1(c) 所示, 分割阈值将二维直方图平面分为 4 个部分: A 区和 B 区分别代表背

景和目标, C 区和 D 区代表边界和噪声。对于原图像 X 中的 (m, n) 像素点, 如果满足 $x_{mn} \geq s_{opt}$, 且 $y_{mn} \geq t_{opt}$, 则该像素点属于目标; 否则, 该像素点属于背景。

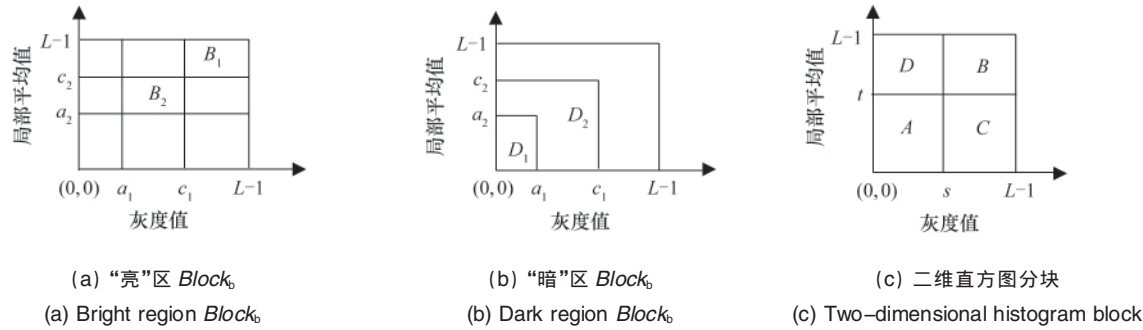


图 1 二维模糊区域划分图示
Fig. 1 Two-dimensional fuzzy region partition diagram

2 本文算法

2.1 改进遗传算法

如何有效地描述、处理约束条件并通过约束条件构造一个合适的评价函数是使问题优化的关键。惩罚函数是最优化问题中处理约束条件的常用方法^[9]。为构造进化过程中的惩罚评价机制, 本文提出的算法定义了如下适应度极值距离。

适应度极值距离定义为: 在以求最大值为目标的遗传算法优化问题中, 对当前种群中的个体集 (形如 f_1, f_2, \dots, f_N) 按照适应度进行降序排序, 可形成一个形如 g_1, g_2, \dots, g_N 的有序个体集。其中, N 为种群规模, f_i 为第 i 个个体的适应度值, $g_j \in \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$ ($1 \leq i, j \leq N$)。这样, 新个体集中处于首位的个体的适应度最大, 称之为适应度极值; 相应地, 将第 i 个个个体在新个体集中的位置称为第 i 个个体的适应度极值距离, 记作 d_i 。

通过引入适应度极值距离概念, 改进遗传算法在考虑进化不同阶段特点的情况下, 按照如下思想建立了算法的模糊惩罚评价函数。在遗传进化前期, 存在少数适应度较高的染色体, 如按统称的选择方法, 其选择概率很高, 导致算法过早收敛, 出现早熟现象, 陷入局部解, 为此, 给高适应度的个体一定的惩罚, 相应降低其适应度, 避免其大量繁殖; 在遗传进化中期, 则构造一个形状变化缓慢的隶属度函数, 这样既可以提高一些精英个体的繁殖概率, 又不失多样性; 在遗传进化后期, 采用曲线形状比较陡峭的隶属度函数, 以提高算法的局部搜索能力, 并保证算法能够收敛于可行解。按照上述思想, 本文算法对应的模糊惩罚评价函数 $u(d_i, x)$ 定义如下。

1) 进化前期阶段:

$$u(d_i, x) = \begin{cases} 0.85 & d_i \leq C_1 N \\ 0.95 & C_1 N < d_i < C_2 N \\ 1 & d_i \geq C_2 N \end{cases} \quad (8)$$

其中, C_1 和 C_2 为控制参数, 满足 $C_1 < C_2 < 1$ 。

2) 进化中期阶段:

$$u(d_i, x) = 1 - \frac{d_i}{N} \quad (9)$$

3) 进化后期阶段:

$$u(d_i, x) = 1 - \frac{d_i}{\exp(N - d_i)} \quad (10)$$

设新的适应度计算函数为 $eval(i, x)$, 其计算方法为

$$eval(i, x) = f(i, x) \cdot u(d_i, x) \quad (11)$$

2.2 基于改进遗传算法的二维模糊熵分割算法

基于改进遗传算法和二维最大模糊熵的图像分割算法的实现思想和步骤如下。

1) 编码。由于待编码的参数是 a_1, c_1, a_2, c_2 , 而它们的值均为 0~255 之间, 所以将染色体成员编码为 32 位的二进制字符串, 前 8 位代表 a_1 , 第 2 个 8 位代表 c_1 , 第 3 个 8 位代表 a_2 , 第 4 个 8 位代表 c_2 。各个参数在 [0, 255] 内随机取值, 且须满足约束条件 $0 \leq a_1 \leq c_1 \leq 255$ 和 $0 \leq a_2 \leq c_2 \leq 255$ 。

2) 产生群体和参数设置。参数数目为 $PopSize$ ($PopSize = 100$) 的初始群体, 设置最大进化代数 $MaxGen = 45$, 交叉概率 $P_c = 0.6$, 变异概率 $P_m = 0.02$ 。

3) 计算适应度。按照式 (11) 计算各个体的 $eval(i, x)$ 值, 其中 $f(i, x)$ 如式 (5), 并对 $u(d_i, x)$ 做如下设置: 当前运行代数 > 0 且 ≤ 15 为进化前期, > 15 且 ≤ 30 为进化中期, > 30 且 ≤ 45 为进化后期。

4) 选择。将适应度最大的个体, 即群体中最好的个体无条件地复制到下一代新群体中, 然后利用轮盘赌方法进行选择操作。具体做法是先计算群体中各个体的适应度的总和 S , 再随机的生成 0 到 S 之间一个随机数 k , 然后从第一个个体开始累加, 直到累加值大于此随机数 k , 此时最后一个累加的个体便是要选择的个体。如此重复, 形成用于繁殖的个体 A'_1 到 A'_{100} 。

5) 交叉。在 A'_1 到 A'_{100} 中每次选取两个个体按设定的交叉概率进行交叉操作, 生成新一代种群 A''_1 到 A''_{100} 。交叉时, 对

每对染色体中每隔 8 位的染色体的对应位做 4 次单点交叉。

6) 变异。根据变异概率 P_m , 随机的从 A_1'' 到 A_{100}'' 中选择 $PopSize \times P_m$ 个个体, 再随机地从这 $PopSize \times P_m$ 个个体中选择某一位进行变异运算, 从而形成新一代群体 A_1''' 到 A_{100}''' 。

7) 终止条件。如不满足停机条件, 则以新的群体 A_1''' 到 A_{100}''' 作为新的群体 A_1 到 A_{100} , 并转步骤 3), 否则转步骤 8)。本算法中的停机条件是: 当前代数大于或等于进化代数 $MaxGen$ 。

8) 解码、获得分割阈值并进行图像分割。将最后一代群体中适应度最大的个体作为最优结果, 解码获得分割阈值。

3 实验结果与讨论

图 2 显示了本文所述分割算法与其他相关分割算法在对加有随机噪声的国际标准测试图像 Lena 的分割结果。实现环境为 Windows XP 和 Visual C++ 6.0。图 2 中, (c) 图的模糊参数 $(a_{1opt}, c_{1opt}; a_{2opt}, c_{2opt}) = (42, 199; 40, 222)$, 分割阈值 $(s_{opt}, t_{opt}) = (120, 131)$; (d) 图的模糊参数 $(a_{1opt}, c_{1opt}; a_{2opt}, c_{2opt}) = (51, 213; 48, 247)$, 分割阈值 $(s_{opt}, t_{opt}) = (132, 147)$ 。(e) 图的模糊参数 $(a_{1opt}, c_{1opt}; a_{2opt}, c_{2opt}) = (46, 205; 38, 232)$, 分割阈值 $(s_{opt}, t_{opt}) = (125, 135)$ 。可以看出, 图(c)、(d)和(e)对应的分割方法较(b)所示的一维模糊熵所得结果受噪声的影响明显小得多, 这也进一步证明引入二维模糊熵分割算法的必要性。比较(c)、

(d)、(e)3 图, (e)图对应的分割阈值为(d)图和(e)图所用分割方法中的两类遗传算法所要优化的最优目标, (d) 图虽然很好地实现了背景和前景的分割, 但所得的解为局部解, 解码得到的阈值偏大, 丢失了图像的部分边缘细节信息。相对于(d)图, (e)图更好地实现了分割, 不仅抑制了噪声, 而且保留了必要的细节信息, 分割效果更接近(c)图。

如表 1 所示, 在算法运行的各代, 普通遗传算法各代运行所得的最优解变化较大, 而改进遗传算法所得的最优解在 35 代以后变化较为缓慢, 即趋于全局最优解。通过比较可以看出, 改进遗传算法具有较高的全局搜索能力和较快的收敛速度。表 2 列出了 3 种基于二维模糊熵的分割算法的运算。可以看出, 基于遗传算法和改进遗传算法的两类分割算法显著提高了分割效率, 大大缩短了算法的运行时间, 但由于引入了模糊评价函数, 算法计算量增加, 改进遗传算法的运行时间较之基本遗传算法略有增加。

实验结果表明, 利用提出的改进遗传算法对二维模糊熵图像分割算法进行优化时, 由于引入模糊惩罚, 提出的算法较之经典遗传算法在时间开销方面随略有增加, 但表现出了更好的局部全局搜索能力, 其最优解与目标解更为接近, 分割效果更佳; 此外, 在算法进化后期, 提出的改进算法的最优解变化缓慢, 趋于收敛, 收敛速度也较之经典遗传算法有长足的提高。



(a) 加有随机噪声的测试图像
(a) Testing image with stochastic noisy



(b) 一维模糊熵
(b) One-dimensional fuzzy entropy



(c) 二维模糊熵
(c) Two-dimensional histogram block



(d) 基本遗传算法分割效果
(d) Basic genetic algorithm



(e) 本文方法
(e) This paper's method

图 2 图像分割效果图示
Fig. 2 Image segmentation's result

表 1 两种遗传算法的收敛过程比较

Table 1 Comparison of convergence process of two kinds of genetic algorithms

运行代数	改进遗传算法最优解	遗传算法最优解
5	(33, 147; 20, 141)	(30, 128; 19, 142)
10	(54, 161; 32, 157)	(22, 163; 25, 153)
15	(44, 178; 21, 164)	(58, 149; 35, 144)
20	(38, 169; 25, 184)	(44, 164; 36, 201)
25	(40, 209; 29, 195)	(49, 178; 46, 214)
30	(48, 158; 34, 211)	(71, 196; 42, 230)
35	(42, 197; 36, 219)	(56, 209; 53, 249)
40	(46, 203; 37, 229)	(42, 216; 32, 253)
41	(46, 203; 38, 230)	(58, 221; 47, 265)
42	(46, 204; 38, 231)	(58, 221; 47, 265)
43	(46, 205; 38, 232)	(64, 219; 54, 270)
44	(46, 205; 38, 232)	(45, 234; 52, 254)
45	(46, 205; 38, 232)	(51, 213; 48, 247)

表 2 3种二维模糊熵分割算法运算时间比较

Table 2 Comparison of operation time of three kinds of two-dimensional fuzzy entropy algorithms

分割方法	1次分割耗时/h	10次分割平均耗时/s
穷举法	2.23	
遗传算法		109.6
本文方法		136.7

4 结论

二维模糊熵图像分割算法是一种典型的基于二维直方图的图像分割算法,由于使用二维直方图,该方法可获得较好的图像分割效果。然而,由于时间复杂度高,该算法耗时量极大,因此,在实际应用中,一般需要利用遗传算法等最优化数学模型进行优化。本文针对原始遗传算法易于早熟的不足,提出了一种改进的遗传算法。首先,算法通过使用适应度

极值距离,建立了代内个体的模糊惩罚函数,从而对染色体的评价更加合理、公平、科学;其次,通过在进化的不同阶段使用不同的模糊评价函数,显著提高了算法的收敛性能和全局搜索能力。实验结果表明,基于改进遗传算法的二维模糊熵图像分割算法显著改进了二维模糊熵分割算法的实时性能,另外,较之传统遗传算法,获得的图像分割效果更佳。

参考文献 (References)

- [1] Lie W N. An efficient threshold-evaluation algorithm for image segmentation based on spatial graylevel co-occurrences[J]. *Signal Processing*, 1993, 33(1): 121-126.
- [2] 王爱民, 沈兰荪. 图像分割研究综述[J]. *测控技术*, 2000, 18(5): 1-6. Wang Aiming, Shen Lansun. *Measurement and Control Technology*, 2000, 18(5): 1-6.
- [3] 郑晓曦, 严俊龙. 图像分割新方法综述 [J]. *计算机与数字工程*, 2007, 22(8): 116-119. Zhen Xiaoyi, Yan Junlong. *Computer and Digital Engineering*, 2007, 22(8): 116-119.
- [4] 张伟, 蒋宏, 任章. 自适应多阈值图像分割算法 [J]. *自动化应用技术*, 2007, 30(8): 75-77. Zhang Wei, Jiang Hong, Ren Zhang. *Techniques of Automation and Applications*, 2007, 30(8): 75-77.
- [5] Robert M R, Teresa E M. A strategy for reduction of noise in segmented images and its use in the study of angiogenesis [J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2002, 33(1): 1112-1115.
- [6] 吴薇. 基于最大模糊熵原理的多阈值图像分割新算法[J]. *系统工程与电子学报*, 2005, 28(2): 64-68. Wu Wei. *Systems Engineering and Electronics*, 2005, 28(2): 64-68.
- [7] 边霞, 米良. 遗传算法理论及其应用研究进展 [J]. *计算机应用研究*, 2010, 31(7): 31-35. Bian Xia, Mi Liang. *Application Research of Computers*, 2010, 31(7): 31-35.
- [8] Tazawa I, Koakutsu S, Hirata H. An evolutionary optimization based on the immune system and its application to the VLSL floor-plan design problem[J]. *Electrical Engineering in Japan*, 1998, 124(4): 27-36.
- [9] Chen G L, Cai G Q. Fuzzy penalty algorithm for optimization of network system reliability[J]. *The Journal of Fuzzy Math*, 2003, 11: 501-509.

(责任编辑 朱宇)

· 学术动态 ·

“第十五届中国国际非开挖技术研讨会暨展览会”征文



中国地质学会将于 2011 年 4 月 16—17 日在武汉市召开“第十五届中国国际非开挖技术研讨会暨展览会”。

征文内容:定(导)向钻进,微型盾构(顶管),夯管和气动矛,管道修复与更换技术,相关设备仪器以及管线检测技术等。

征文截止时间:2011 年 3 月 10 日。

联系方式:北京市百万庄大街 26 号中国地质科学院 中国地质学会非开挖专业委员会秘书处(100037) 朱文鉴,电话:010-68992605,传真:010-68992605,电子信箱:zhwji@cstt.org。会议网站:www.cstt.org。