

基于个体适应值灰模型的交互式遗传算法

郭广颂¹, 赵绍刚²

(1. 郑州航空工业管理学院机电工程学院, 郑州 450015; 2. 徐州师范大学物理与电子工程学院, 徐州 221116)

摘要: 为将交互式遗传算法应用于复杂的优化问题中, 提出一种基于进化个体适应值灰模型预测的交互式遗传算法, 为每代适应值序列建立灰模型, 以衡量个体适应值评价的不确定性, 通过对灰模型的灰预测, 提取进化个体评价的可信度, 在此基础上, 给出进化个体适应值修正公式, 将该算法应用于服装进化设计系统中。实验结果表明, 该算法在每代都能获取更多的满意解。

关键词: 遗传算法; 交互; 灰模型; 适应值

Interactive Genetic Algorithm Based on Grey Model of Individual Fitness

GUO Guang-song¹, ZHAO Shao-gang²

(1. School of Mechatronics Engineering, Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015;

2. College of Physics and Electronic Engineering, Xuzhou Normal University, Xuzhou 221116)

【Abstract】 In order to apply the interactive Genetic Algorithm(GA) into complicated optimization problems, an Interactive GA(IGA) with grey modeling prediction for fitness of evolutionary individuals is proposed, in which the fitness uncertainty of evolutionary individuals is measured expressed by grey modeling. By predicting the grey modeling, the reliableness which reflects the measuring is abstracted. On this basis, the formulation of fitness adjustment is presented. The algorithm is applied to a fashion evolutionary design system, and experimental results show it can find more satisfactory solutions per generation.

【Key words】 Genetic Algorithm(GA); interaction; grey model; fitness

交互式遗传算法(Interactive Genetic Algorithm, IGA)将传统的进化机制与人的智能评价相结合, 通过人的主观评价给出进化个体适应值, 代替难以(或无法)显式表示的适应度函数。由于交互式遗传算法不需要被优化问题的性能指标的数学表示, 因此该算法自 20 世纪 80 年代末被提出以来, 已成功地应用到人脸识别、服装设计、乐曲创作、语言处理与韵律控制、知识获取与数据挖掘等众多领域^[1]。

1 相关问题

由于人直接参与种群进化过程, 而人具有易疲劳的特点, 因此导致交互式遗传算法的进化种群规模较小、进化代数较少。对复杂优化问题而言, 小的种群规模和少的进化代数往往难以找到其优化解。如何减轻人的疲劳, 并提高进化个体的评价质量是改进交互式遗传算法性能的关键, 是国内外众多学者近年来研究的热点之一。目前的研究主要有适应值估计及评价和提取认知信息引导进化操作 2 种思路。对于前者, 文献[2-3]采用人工神经网络学习人的智能评价, 并在适当时机用神经网络估计进化个体的适应值, 以减少人对进化个体评价的次数。文献[4]引入基因意义单元的概念, 通过进化历史信息估计基因意义单元的“适应值”, 然后得到进化个体适应值的估计值, 从而代替人的评价以减轻人的疲劳; 文献[5]将进化个体的评价转化为“绝对刻度”, 并采用“绝对刻度”数据训练预测器, 从而代替人实现进化个体评价。文献[6-7]提出进化个体区间适应值评价方法, 采用区间占优选择个体, 体现了人对评价对象认知的模糊性和渐进性。对于后者, 文献[8]将粗糙集理论应用于进化过程中的信息提取, 以有效提

高算法的收敛速度。文献[9]通过对前几代遗传操作的结果进行归纳、计算, 得到人的特异性偏好, 并以此指导遗传操作, 从而加快算法的收敛速度。这些研究虽然对提高算法性能, 减轻人的疲劳有显著作用, 但对于认知的不确定性均未给出明确定量判断, 对于机器代理评价的可靠性也未给与讨论。由于认知的不确定性会带来评价噪声, 对个体评价有重要影响^[10], 因此探索认知的不确定性是交互式遗传算法研究的一个不可避免的问题。

灰色系统理论, 简称灰理论(Grey Theory)是针对既无经验, 数据又少的不确定问题提出的一种分析理论。从系统的角度出发研究信息间的关系, 研究如何利用已知信息去揭示未知信息, 即系统的白化问题^[11]。为提高人评价进化个体的准确性, 体现人对评价对象认知的规律, 本文采用灰理论对进化个体的评价结果建立模型, 通过灰预测衡量评价的可信度, 并对进化个体适应值进行修正。通过在服装进化设计系统中的应用, 验证算法的可行性和有效性。

2 灰建模及灰预测

灰建模与灰预测是灰理论的重要组成部分, 是本文的数学基础。为此, 给出灰模型及灰预测的定义。

定义 1^[11] 令 $\varphi(\theta)$ 为命题 φ 的信息域, $x^{(0)}$ 为原始序列:

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60775044)

作者简介: 郭广颂(1978—), 男, 讲师、硕士研究生, 主研方向: 进化优化, 人工智能; 赵绍刚, 讲师、博士研究生

收稿日期: 2009-11-10 **E-mail:** guogs78@126.com

$$x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$$

则称

(1) $x^{(1)}$ 为 $x^{(0)}$ 的灰生成序列, 记为 $x^{(1)} = AGOx^{(0)}$:

$$x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (n \geq 4)$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k x^{(0)}(m)$$

(2) $z^{(1)}$ 为 $x^{(1)}$ 的平均值序列, 记为 $z^{(1)} = MEANx^{(1)}$:

$$z^{(1)} = (z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n))$$

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$$

(3) $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 为灰模型 $GM(1,1)$ 的定义型, 灰模型 $GM(1,1)$ 白化响应式为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{ak} + \frac{b}{a}$$

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k)$$

其中, a 为发展系数, 它的大小及符号反映 $x^{(0)}$ 及 $x^{(1)}$ 的发展态势; b 为灰作用量, 它的内涵为系统的作用量, 是通过计算得到的等效作用量, 具有灰的信息覆盖作用; $\hat{x}^{(0)}(k)$ 为原始序列数据的预测值。

定义 2^[11] (1) $P_I = (a, b)$ 为 $GM(1,1)$ 的一级参数包:

$$a = \frac{CD - (n-1)E}{(n-1)F - C^2} \quad (1)$$

$$b = \frac{DF - CE}{(n-1)F - C^2} \quad (2)$$

(2) $P_{II} = (C, D, E, F)$ 为 $GM(1,1)$ 的二级参数包:

$$C = \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k)$$

$$D = \sum_{k=2}^n x^{(0)}(k)$$

$$E = \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k)x^{(0)}(k)$$

$$F = \sum_{k=2}^n (z^{(1)}(k))^2$$

定义 3 用现实数据构造的灰模型 $GM(1,1)$ 计算出来的未来数据, 称为灰预测。令 $x^{(0)}$ 为原序列, $\hat{x}^{(0)}(k+1)$ 为原序列预测值, 称 $\varepsilon(k+1)$ 为 $k+1$ 点滚动残差:

$$\varepsilon(k+1) = \frac{x^{(0)}(k+1) - \hat{x}^{(0)}(k+1)}{\hat{x}^{(0)}(k+1)}$$

而 $p_r(k)$ 为 k 点可信度, $p_r(k) = [100 - |\varepsilon(k)|]\%$ 。

3 算法设计

3.1 算法思想

由于“人的认知为灰”^[11], 因此交互式遗传算法的评价过程是个灰系统。为了反映人对评价对象认识的不确定性, 本文采用灰理论对个体适应值建立灰模型, 预测评价的可信性。通过对适应值修正, 使评价结果更客观, 进化结果更接近人的偏好。

3.2 个体适应值灰建模

3.2.1 个体适应值灰模型

在交互式遗传算法中, 个体评价是个人机交互的过程。人根据偏好评价对象, 给出评价结果, 该结果为某一(些)具体数值。可以看出, 人机交互优化的过程是以认知为差异信息命题的, 个体适应值构成反映偏好的原始序列, 通过序列比较可以获得差异信息。

由于偏好具有波动性和不一致性, 即存在差异信息, 可以将单位时间的差异信息称为信息浓度(灰导数)。显然, 在适应值序列中存在最大信息浓度的差异信息, 这满足灰建模

的结构条件。适应值还体现了评价指标, 因为适应值的白化背景是评价偏好的隐式性能指标, 并与信息浓度满足信息平射关系, 满足了灰建模的材料条件。由于进化是从低级向高级发展的过程, 在交互式进化优化中, 人的认知不断深入, 评价指标逐渐显性化, 因此适应值白化背景位于单调增的背景中, 满足灰建模的品质条件。所以, 进化个体适应值具备了灰建模的基本要素。

记第 t 代进化种群 $x(t)$ 中的第 i 个进化个体为 $x_i(t)$, $i=1, 2, \dots, N$, N 为种群规模, $x_i(t)$ 的适应值可以表示为 $f(x_i(t))$, $x_i(t) \in x(t)$ 。当人对种群 $x(t)$ 中的个体逐一评价后, 进化个体的实测适应值 $f(x_i(t))$ 构成原始序列 $f^{(0)}(x_i(t))$, 即序列 $f^{(0)}(x_i(t)) = (f^{(0)}(x_1(t)), f^{(0)}(x_2(t)), \dots, f^{(0)}(x_N(t)))$ 成为反映偏好的认知数据。由于灰建模的数据允许少到 4 个, 因此种群规模至少应大于 4。根据定义 1, 记 $f^{(1)}(x_i(t)) = AGOf^{(0)}(x_i(t))$, $F^{(1)}(x_i(t)) = MEANf^{(1)}(x_i(t))$ 。AGO 是累加过程, 将各种大小不一的数据累加到一起, 体现了数据互利关系的生成, 通过灰生成可以显化数据内在规律, 可将序列数据变不可比可为可比, 则进化个体适应值灰模型 $GM(1,1)$ 为

$$f^{(0)}(x_i(t)) + aF^{(1)}(x_i(t)) = b \quad (3)$$

白化响应式为

$$\hat{f}^{(1)}(x_{i+1}(t)) = (f^{(0)}(x_i(1)) - \frac{b}{a})e^{ai} + \frac{b}{a} \quad (4)$$

$$\hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t)) = \hat{f}^{(1)}(x_{i+1}(t)) - \hat{f}^{(1)}(x_i(t)) \quad (5)$$

其中, $\hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t))$ 为进化个体 $x_{i+1}(t)$ 的适应值预测值。

3.2.2 灰模型参数包

灰模型 $GM(1,1)$ 的参数须由计算获得, 根据定义 2 可得进化个体适应值灰模型 $GM(1,1)$ 的二级参数包如下:

$$C = \sum_{i=2}^N F^{(1)}(x_i(t)) \quad (6)$$

$$D = \sum_{i=2}^N f^{(0)}(x_i(t)) \quad (7)$$

$$E = \sum_{i=2}^N F^{(1)}(x_i(t)) \cdot f^{(0)}(x_i(t)) \quad (8)$$

$$F = \sum_{i=2}^N (F^{(1)}(x_i(t)))^2 \quad (9)$$

由二级参数包按式(1)、式(2)可求得灰模型的一级参数包 (a, b) 。

3.3 个体适应值灰预测

由于进化个体适应值序列是偏好环境下各种因素作用的结果, 在灰模型基础上可以通过滚动检验预测偏好分布。即用前面的数据建模, 预测后一个数据, 如此一步一步地向前滚动, 而预测值与实际值的残差反映了模型的可信度, 残差越小, 可信度越大。所以, 根据定义 2 可以确定 $i+1$ 点处的滚动残差 $\varepsilon(i+1)$:

$$\varepsilon(i+1) = \frac{f^{(0)}(x_{i+1}(t)) - \hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t))}{\hat{f}^{(0)}(x_{i+1}(t))} \quad (10)$$

则进化个体 $x_i(t)$ 适应值可信度 $p_r(x_i(t))$:

$$p_r(x_i(t)) = [100 - |\varepsilon(i)|]\% \quad (11)$$

在种群进化初始阶段, 人对评价对象的认知不够充分, 还没有形成稳定的评价标准, 评价结果具有的不确定性较强, 此时适应值数列有可能产生“突跳”情况, 成为非平滑序列, $GM(1,1)$ 可信度不高。

当人评价一定数量的个体后, 对评价对象已经认识得比

较全面，形成了稳定的评价标准，此时评价结果不确定性较小，序列平滑，可信度较高。随着种群进化代数的增加，人会产生疲劳，评价结果不确定性会再次增加，可信度又会降低。

3.4 个体适应值修正

受评价不确定性的影响，由人赋予的个体适应值普遍存在着评价偏差，这严重影响了优化结果。通过前面的讨论，可以根据刻画出的适应值可信度修正进化个体适应值，利用调整后的适应值参与后续遗传操作，达到去伪存真，减小优化结果偏差的目的。

个体适应值修正思想是：适应值可信度越高，对人赋予的进化个体适应值调整量越小；反之，适应值可信度越低，对人赋予的进化个体适应值调整量越大。这样，可以得到如下进化个体适应值修正式：

$$f'(x_i(t)) = p_i(x_i(t)) \cdot f(x_i(t)) \quad (12)$$

其中， $f'(x_i(t))$ 为进化个体 $x_i(t)$ 修正后的适应值。进化个体适应值的修正在人评价完每代种群后统一进行。

3.5 算法步骤

本文提出的基于进化个体适应值灰模型的交互式遗传算法(Interactive Genetic Algorithms Based on Grey Model of Individual Fitness, IGA-GMIF)步骤如下：

步骤 1 设定种群进化控制参数，令 $t=0$ ，初始化进化种群 $x(t)$ ；

步骤 2 解码，人评价进化个体；

步骤 3 依式(1)~式(9)建立进化个体适应值灰模型；

步骤 4 依式(10)~式(11)确立进化个体适应值可信度；

步骤 5 依式(12)修正进化个体适应值；

步骤 6 遗传操作，生成子代进化种群 $x(t)$ ，令 $t=t+1$ ；

步骤 7 判断种群进化终止条件是否满足，若是，转步骤 8；否则，转步骤 2；

步骤 8 输出最优进化个体，算法结束。

4 在服装进化设计系统中的应用

4.1 背景描述

以服装设计为例，验证算法的可行性和有效性。服装设计的目标是找出“满意的设计”，由于不同人对“满意的设计”有不同的标准，因此评价具有很强的不确定性，即要得到一个统一显式表示的适应度函数是不可能的，这就无法用传统的遗传算法进行处理。这是一类典型的适合用交互式遗传算法解决的隐式性能指标优化问题。系统中每一个体都是一款由上衣、裙子和颜色搭配组合而成的服装样式，采用 18 bit 二进制码串编码。其中，前 5 bit 表示上衣的款式，6 bit~10 bit 表示裙子的款式，11 bit~14 bit 表示上衣的颜色，15 bit~18 bit 表示裙子的颜色。上衣和裙子款式各有 32 套，名称分别是 0~31 的整数，对应于二进制代码的十进制值。该系统将根据人的偏好从 $2^5 \times 2^5 \times 2^4 \times 2^4 = 262\ 144$ 个候选服装设计中选出“满意的设计”。

4.2 参数设置

本文算法的比较对象是传统的交互式遗传算法，衡量算法性能指标包括进化代数、满意解数目等。

进化个体适应值的评价范围是 0~100，种群规模为 8，最大进化代数为 20，实验中采用的交叉与变异概率取值如表 1 所示，当进化已经收敛或人对进化结果满意时，手动终止种

群进化。

表 1 交叉与变异概率取值

| 情况 | P_c | P_m |
|----|-------|-------|
| 1 | 0.6 | 0.02 |
| 2 | 0.6 | 0.04 |
| 3 | 0.6 | 0.10 |
| 4 | 0.7 | 0.02 |
| 5 | 0.7 | 0.04 |
| 6 | 0.7 | 0.10 |
| 7 | 0.8 | 0.02 |
| 8 | 0.8 | 0.04 |
| 9 | 0.8 | 0.10 |

4.3 性能分析

本系统中服装的款式体现了用户的设计意图，用户根据进化环境确立符合偏好的优化目标，并通过人机交互进化优化出这样的目标，得到满意的结果。在每一代优化过程中，最符合用户偏好的个体称为“满意解”。随着进化的深入，“满意解”数目不断增加，当代内种群个体超过 3/4 成为“满意解”时，可以认为进化收敛，此时“满意解”成为优化目标；若进化达到 20 代满意解数目仍未超过种群 3/4，则进化不收敛。首先，针对表 1 的不同交叉和变异概率，分别运行本文算法和传统交互式遗传算法，统计种群终止代数、本次运行找到的所有满意解的数目和收敛次数。算法独立运行 20 次，统计结果如表 2 和表 3 所示。

表 2 IGA-GMIF 的优化结果

| 情况 | 进化代数平均值 | 满意解数目平均值 | 收敛次数 |
|----|---------|----------|------|
| 1 | 6.79 | 21.21 | 13 |
| 2 | 7.21 | 23.14 | 14 |
| 3 | 7.53 | 24.44 | 12 |
| 4 | 7.90 | 25.75 | 15 |
| 5 | 8.15 | 26.89 | 14 |
| 6 | 8.43 | 28.07 | 15 |
| 7 | 8.90 | 29.73 | 16 |
| 8 | 9.24 | 31.42 | 13 |
| 9 | 9.71 | 33.21 | 12 |

表 3 IGAs 的优化结果

| 情况 | 进化代数平均值 | 满意解数目平均值 | 收敛次数 |
|----|---------|----------|------|
| 1 | 9.75 | 23.54 | 11 |
| 2 | 9.88 | 24.80 | 10 |
| 3 | 10.21 | 26.57 | 11 |
| 4 | 10.37 | 26.72 | 13 |
| 5 | 10.42 | 27.49 | 11 |
| 6 | 10.44 | 29.62 | 13 |
| 7 | 10.61 | 30.22 | 13 |
| 8 | 11.20 | 32.17 | 12 |
| 9 | 11.32 | 33.06 | 10 |

首先，比较 2 类算法所需要的总的进化代数。由表 2 和表 3 可以看出，IGA-GMIF 的进化代数平均值为 6.79~9.71，而 IGAs 的进化代数平均值为 9.75~11.32，少于 IGA 的进化代数。这说明本文算法可以减少人的操作次数，降低疲劳。其次，考虑 2 类算法在运行过程中，搜索到满意解的成功率，

用成功收敛平均次数衡量,可以看出,IGA-GMIF 的收敛次数比 IGA 多。这说明本文算法可以加快用户寻找满意解的过程,提高优化成功率。最后,比较 2 类算法搜索到的满意个体数量。虽然 IGAs 满意解数目平均值大多高于 IGA-GMIF 满意解平均值,但 IGA-GMIF 的进化代数平均值均低于 IGAs 的进化代数平均值。通过简单计算可知,IGA-GMIF 平均每代找到的满意解数目均大于 3 个。综上所述,本文算法利用灰模型预测适应值进行进化优化,减少人的操作负担,得到更多的满意解,直接提高了优化效率,改进了 IGAs 算法的性能。

5 结束语

提高交互式遗传算法的性能,是交互式遗传算法得以广泛应用的关键。与传统的交互式遗传算法相比,本文提出基于进化个体适应值灰模型预测的交互式遗传算法。其特点主要体现在如下 2 个方面:(1)用灰模型衡量进化个体适应值的不确定性,较好地反映了人对评价对象的认知过程;(2)利用灰预测检验评价的可信度,并对个体适应值修正,使评价结果更客观。将该算法应用于服装进化设计系统,与传统交互式遗传算法在进化代数和找到的满意解数目等方面对比,结果表明该算法的性能是优越的。

进一步研究的问题包括以下 2 个方面:(1)采用灰评估确定进化个体适应值,从而引导进化;(2)根据灰理论认知模式,对进化个体的不同赋值方式采用不同的灰建模,以提高算法的整体性能。

参考文献

[1] Caldwell C. Tracking a Criminal Suspect Through Face-space with a Genetic Algorithm[C]//Proc. of the 4th International Conference on Genetic Algorithms. [S. l.]: IEEE Press, 1991.

[2] Biles J. Neural Network Fitness Functions for a Musical IGA[C]//Proc. of the International Symposium on Intelligent Industrial Automation and Soft Computing. [S. l.]: IEEE Press, 1996.

[3] 周 勇, 巩敦卫, 郝国生, 等. 交互式遗传算法基于 NN 的个体适应度分阶段估计[J]. 控制与决策, 2005, 20(2): 234-236.

[4] 郝国生, 巩敦卫, 史有群, 等. 基于搜索空间划分的自主式遗传算法与应用[J]. 杭州电子科技大学学报, 2005, 25(5): 6-9.

[5] Wang Shangfei, Wang Xufa. User Fatigue Reduction by an Absolute Rating Data-trained Predictor in IEC[C]//Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. [S. l.]: IEEE Press, 2006.

[6] Gong Dunwei, Guo Guangsong. Interactive Genetic Algorithms with Interval Fitness of Evolutionary Individuals[J]. Dynamics of Continuous, Discrete and Impulsive Systems, 2007, 14(s2): 446-450.

[7] Gong Dunwei, Guo Guangsong, Li Lu. Adaptive Interactive Genetic Algorithms with Interval Fitness of Evolutionary Individuals[J]. Progress in Natural Science, 2008, 18(3): 359-365.

[8] 胡 静, 陈恩红, 王上飞, 等. 交互式遗传算法中收敛性及用户评估质量的提高[J]. 中国科学技术大学学报, 2002, 32(2): 210-216.

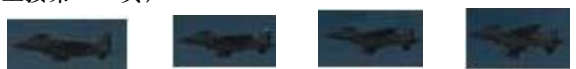
[9] 蒋姗姗, 曹先彬, 王熙法. 基于 IGA 的用户 agent 模型与设计[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(2): 244-248.

[10] 巩敦卫. 交互式遗传算法原理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.

[11] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2003.

编辑 陈 文

(上接第 208 页)



(a)识别结果 1 (b)识别结果 2 (c)识别结果 3 (d)识别结果 4

图 10 本文改进算法识别结果 2

图 8、图 9 中目标最后都偏离了模板中心,这是因为改进绝对差和不变矩算法不具备识别仿射形变目标能力,并且方形模板引入除目标外的干扰信息,导致目标最终偏离模板中心。本文提出的算法识别时间为 4.97 s,改进绝对差及不变矩的识别时间分别为 5.32 s 和 5.26 s。上述对比说明基于仿射不变矩的改进动态模板匹配算法与基于不变矩和改进绝对差的改进动态模板匹配算法相比,在识别形变多为仿射形变的目标方面有着更好的识别性能,并且实时性高于这 2 种改进算法。

5 结束语

本文提出一种基于仿射不变矩与改进 canny 算法的动态模板匹配算法的改进算法。该算法充分利用序列图像之间的相关性和目标经常发生仿射形变的特点,采用仿射不变矩作为识别特征,在寻找到目标区域后再利用改进的 canny 算法

来进行边缘检测,利用长方形模板代替方形模板。该算法较好解决了目标形变时的误识别问题,减少了计算量。仿真实验结果表明,该改进算法在识别率和计算时间方面优于以往改进算法,具有一定实际应用价值。

参考文献

[1] 陈永雷, 胡云安, 赵永涛. 基于动态模板与位置预测的运动目标识别与跟踪[J]. 海军航空工程学院学报, 2007, 22(2): 230-232.

[2] 李 军, 周起勃, 葛 军, 等. 动态模板匹配算法对运动目标进行自动锁定跟踪的研究[J]. 图像处理与仿真, 2005, 27(4): 328-332.

[3] 翟乃斌, 苏 建, 宋年秀, 等. 基于不变矩的机器视觉车辆类型识别技术[J]. 武汉理工大学学报, 2007, 29(4): 8-10.

[4] 邓小炼, 王长耀. 一种基于动态模板和等角变换的遥感影像地面控制点匹配算法[J]. 测绘科学, 2005, 27(1): 50-53.

[5] 李迎春, 陈贺新, 高 磊. 基于仿射不变矩的神经网络目标识别[J]. 计算机工程, 2004, 30(1): 31-33.

编辑 陈 文