

产生 Tuned 模板的基因扰动优化法研究与分析

郑肇葆¹ 郑宏²

(1 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)

(2 武汉大学电子信息工程学院,武汉市珞珈山,430072)

摘要:提出一个基于基因优化产生 Tuned 模板的新方法——基因扰动优化法(GDO 法)。首先在初始模板群体中,根据求得的适应度值较好的少数几个模板,确定为优秀模板;然后对优秀模板中的每个基因分别进行扰动,根据扰动前后适应度值增加(或减少),确定每个优秀模板的两个优秀基因;最后,对优秀基因的数值引入扰动,得到一组新模板,进入下一代的计算,如此不断地优化得到最佳 Tuned 模板。经理论分析和对真实图像分类的实验证明,GDO 法是一个很有潜力的优化方法。

关键词:基因扰动优化;Tuned 模板;图像纹理分类

中图分类号:P237.3

用遗传算法产生 Tuned 模板进行图像纹理分类,其主要操作——交叉和变异在执行过程中存在盲目性。为了解决这个问题,不少研究人员重视研究染色体中基因之间的联结关系^[1-2],并给出一个术语“联结学习”(linkage learning)。把一个染色体中联系紧密的基因组成一个块,称之为组合块(building blocks, BBs)。在实际工作中,通过联结学习找到每个染色体中的组合块以后,在两个染色体执行交叉时,保证各自 BBs 中基因不被破坏^[1]。

文献[3]提出 LIEM(linkage identification with epistasis measures),即使用 Epistasis 度量来确定染色体码串(以下称码串)中不同位置上基因相互间依赖的程度。假定有一个二进制码串 (s_1, s_2, \dots, s_n) ,其中第 i 位基因 s_i 经扰动后变成 \bar{s}_i ,原码串计算出的适应度值 $f(\dots s_i \dots)$ 变成 $f(\dots \bar{s}_i \dots)$,产生适应度值的改变为 $\Delta f_i(s)$:

$$\Delta f_i(s) = f(\dots \bar{s}_i \dots) - f(\dots s_i \dots) \quad (1)$$

同样地,对第 j 位基因 s_j 的扰动引起适应度值改变为 $\Delta f_j(s)$:

$$\Delta f_j(s) = f(\dots \bar{s}_j \dots) - f(\dots s_j \dots) \quad (2)$$

如果在该码串中第 i, j 位上基因 s_i, s_j 同时发生扰动,则引起适应度值改变为 $\Delta f_{ij}(s)$:

$$\Delta f_{ij}(s) = f(\dots \bar{s}_i \dots \bar{s}_j \dots) - f(\dots s_i \dots s_j \dots) \quad (3)$$

由上述 Epistasis 度量定义,用 e_{ij} 表示 i 位基因与 j 位基因相互制约的程度^[3]:

$$e_{ij} = \max_{s \in P} |\Delta f_{ij}(s) - (\Delta f_i(s) + \Delta f_j(s))| \quad (4)$$

e_{ij} 值越大,表示 i, j 两个基因相互联结的紧密性越强。在实际中,对 e_{ij} 确定一个阈值,确定两个基因相互依赖程度的强弱,确保优化过程中得到令人满意的解。

在这类问题的讨论中都有一个共同点,就是用陷阱函数(trap functions)或欺骗函数(deceptive function)^[3]作为例子来说明方法的效果,很少涉及到具体的实际问题。本文针对这种情况,面向利用 Tuned 模板解决图像纹理分类问题,提出基因扰动优化(gene disturb optimization, GDO)法。

1 基因扰动优化(GDO)方法

You 利用 Tuned 纹理模板与原始图像作卷积^[4],求得能反映纹理特征的纹理能量。为了求得最优模板,常使用遗传算法(GA)^[5]。在 GA 中,选用纹理特征的类内收敛判据 $\{d_1\}$ 的最小值和类间分离判据 $\{d_2\}$ 的最大值的比值作为衡量 Tuned 优劣的适应度:

收稿日期:2013-06-12。

项目来源:国家 863 计划资助项目(2009AA122002)。

$$f_b = \left| \frac{\min\{d_2\}}{\max\{d_1\}} \right| \quad (5)$$

f_b 值越大越好。文献[5]以式(5)求得适应度作为模板质量评价标准,用 GA 求得最佳模板。常规的 GA 由于没考虑每个码串(模板)中基因(模板中元素)之间相互依赖(联系)的程度,优化过程中破坏了这种依赖关系,影响最优解的产生。

1.1 基因扰动优化(GDO)的基本思想

GDO 的目的是求最优的 Tuned 模板,该模板由 10 个基因(元素)组成。计算开始,随机产生 n 个模板作为初始群体,分别求得每个模板的适应度 f_b (按式(5)),根据 f_b 的大小选取较大的 m 个模板作为优秀模板(实验中 $m=5$)。对优秀模板中每个基因的值引入扰动,即对每个基因值分别加入扰动 Δ (每个基因引入扰动值相同),观察每个基因扰动前后适应度值 f_b 的变化。 f_b 值可能增加,亦可能减小,我们感兴趣的是使 f_b 值增加的那些基因,并把该模板中使 f_b 值增加最大的两个基因定为优秀基因。到这里,我们从 n 个模板中确定了 5 个优秀模板,每个优秀模板又确定了 2 个优秀基因。在每个优秀基因中加入预先设定的扰动值 Δ ,获得新一轮的模板,供下一次优化迭代使用。如此不断进行优化迭代,最后获得最佳 Tuned 模板。

1.2 GDO 算法产生 Tuned 模板的具体过程

首先选取 3 组不同地物的图像,如河流、山地、居民地(假定每种地物有 7 幅图像),然后进行以下计算:

- 1) 随机生成 n 个 Tuned 模板(假定 $n=20$)。
- 2) 按式(5)计算每个模板适应度(参见文献[5])。
- 3) 按适应度值大小自左向右排序,取前 5 个模板作为优秀模板。
- 4) 每一个优秀模板逐个基因值分别引入 +20 的扰动,按下式计算每个基因扰动前后引起适应度值变化的增量 $\Delta f(s)$:

$$\Delta f_i(s) = f(\dots \bar{s}_i \dots) - f(\dots s_i \dots)$$

式中,符号含义与式(1)、(2)相同, $\Delta f_i(s) < 0$ 则无效。按 $\Delta f_i(s)$ 值的大小,自左向右排序,与排在最前面两个 $\Delta f(s)$ 相应的基因确定为优秀基因。

5) 对优秀模板的优秀基因值引入 +20 扰动,其余基因保持数值不变,得到 5 个新模板,供下次迭代使用。

6) 对群体中其余模板,分别随机地确定一个基因值引入 +20 扰动,完成一次迭代计算。

7) 转入步骤 2),执行新的迭代。如此循环迭代,直至最优秀模板的适应度值不再变化或达到预先设定的迭代次数为止,并记录河流、山地、居民地各自 7 幅图像纹理能量的均值,供图像分类时使用。

8) 得到对河流、山地、居民地 3 组图像进行纹理分类的最佳 Tuned 模板。

2 对 GDO 方法的分析

GDO 方法属于基因扰动,与联结学习不同的是,扰动的落脚点不同。联结学习中的基因扰动,是找出码串中相互依赖紧密的基因,避免在遗传交叉操作中被破坏,在优化过程中完好地保留在下一代中。GDO 只对优秀模板的基因逐个进行扰动,找出两个优秀基因,不是仅保持优秀基因值不变,而是在原优秀基因值上加 +20 的扰动,使相应模板的适应度值在下一轮的优化中产生较大的增益。

与 LIEM 法^[3]相比,GDO 法的计算量大大减少。从式(1)~(4)可知,要计算每个模板的 e_{ij} 值,不但要对每个模板的单个基因给予扰动,计算扰动前后适应度值变化 $\Delta f_i(s)$,而且还要计算两个基因 i 与 j 同时扰动引起的适应度值的变化 $\Delta f_{ij}(s)$ 。在 GDO 法中只有单基因扰动,没有双基因同时扰动的考虑,而且扰动只在优秀模板中进行。表 1 列出一个 GDO 法的适应度 f_b 、优秀模板号 b_m 、优秀基因号 b_g 一览表。

表 1 GDO 法的 f_b 、 b_m 、 b_g 一览表

Tab. 1 The List of GDO Method's f_b , b_m , b_g

iter=1			iter=2			iter=3			iter=4			iter=5		
f_b	b_m	b_g	f_b	b_m	b_g	f_b	b_m	b_g	f_b	b_m	b_g	f_b	b_m	b_g
3.572	19	5,1	3.678	19	5,1	3.883	19	5,7	4.247	19	—	4.247	19	—
3.331	16	1,6	3.367	17	7,8	3.405	6	9,8	3.561	6	9,8	3.675	6	5,9
3.272	9	7,5	3.326	16	—	3.375	17	7,9	3.387	17	7,9	3.405	17	7,9
3.235	6	9,5	3.320	9	3,9	3.358	9	3,9	3.368	9	4,8	3.388	9	3,4
3.201	17	3,5	3.284	6	9,5	3.326	16	—	3.326	16	—	3.326	16	—

以 iter=1 为例, f_b 这一列列出 5 个优秀模板的适应度值,第一个数最大,第五个数最小; b_m

列列出 5 个优秀模板相应的编号,第 1 个优秀模板的编号为 19,第 5 个的编号为 17; b_g 列列出相应优秀模板中两个优秀基因号,优秀模板 19 的两个优秀基因号为 5 和 1,优秀模板 17 的优秀基因号为 3 和 5。

分析表 1 可知:

1) 第一次迭代是用原始的 20 个模板计算的结果,还没有引入基因扰动。当找到优秀模板和优秀基因后,进入下一次迭代时引入优秀基因扰动。

2) 从第二次迭代开始,5 个优秀模板的适应度值逐次增大明显,这是优秀基因引入扰动的效果。适应度值必然增大,不会减小,这是 GDO 的特点。

3) 5 次迭代中,5 个优秀模板适应度值大小的排序位置也有变化。第一个最优秀模板 19 的情况除外,其余都有不断争优的趋势,在实验中也有第 1 个最优模板被其他模板取代的情况。但是值得注意的是,在 5 次优化迭代中,没有出现非优秀模板进入优秀模板行列的,大量实验中也是如此。这表明,在 GDO 优化过程中,选取优秀模板、优秀基因的做法是恰当的,无需在模板群体中对每个模板执行基因扰动,节省了计算工作量。

4) 在优化迭代过程中,同一个优秀模板的优秀基因号是变化的,如第 9 号模板,其优秀基因号变化是(7,5)→(3,9)→(3,9)→(4,8)→(3,4),这种变化反映出模板不断优化的结果。

5) 表 1 表明,当迭代到第 4 次时,已经得到最优模板,它的适应度 $f_b = 4.247$,最优模板 19 中再也没有优秀基因,所以第 5 次迭代的最优模板的 f_b 值不变。但是其余优秀模板的 f_b 值仍有增大,与最优 f_b 值差距很大。

3 实验

为验证本文提出的 GDO 产生 Tuned 模板的优越性,将 GDO 结果与用遗传算法(GA)^[5]、贝叶斯网络法(BN)^[6]和蜜蜂交配算法(HBMO)^[7]的结果作对比。采用 100 像元×100 像元大小的航空影像(灌木 53 幅,山地 20 幅,居民地 23 幅,水田 13 幅,河流 35 幅)共 5 种地物进行图像纹理分类实验,结果见表 2。

由表 2 可见,GDO 法影像纹理分类的正确率远优于遗传算法(GA),与贝叶斯网络法(BN)和蜜蜂交配算法(HBMO)相比也有明显的优势。

在产生 Tuned 最佳模板时要注意合理地选择 3 组图像的组合,尽量选择纹理有明显区别的图像,否则将会影响 Tuned 模板的质量。

表 2 用 GDO 产生 Tuned 模板作纹理分类的正确率对比结果

Tab. 2 GDO Produce Tuned Template for the Texture Correct Classification Rate of the Comparison Results

	灌木	居民地	水田	山地	河流
GA	0.71	1.0	0.75	0.75	—
BN	0.85	1.0	0.77	0.90	0.86
HBMO	0.85	1.0	0.77	0.95	0.86
GDO	0.89	1.0	0.85	0.95	0.86

4 结语

通过对 GDO 法的分析和实验表明,本文提出的基因扰动优化(GDO)算法是一个很有潜力的优化方法。它的计算量少,效果显著。经用不同图像纹理分类的正确率结果对比,证明了 GDO 法的优越性。

参 考 文 献

- [1] Chen Y P, Yu T L, Sarstry K, et al. A Survey of Linkage Learning Technique in Genetic and Evolutionary Algorithms[R]. University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana I L, 2007
- [2] Paruin H, Helmi H, Minaei B, et al. Linkage Learning based on Differences in Local Optimums of Building Blocks with One Optima[J]. International Journal of the Physical Sciences, 2011,6(14):3 419-3 425
- [3] Munetomo M. Linkage Identification based on Epistasis Measures to Realize Efficient Genetic Algorithms[C]. The 2002 Congress on Evolutionary Computation, 2002
- [4] You J, Cohen H A. Classification and Segmentation of Rotated and Scaled Textured Images Using Texture Tuned Masks[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(2):245-258
- [5] 郑肇葆,郑宏. 产生纹理 Tuned 模板的遗传算法[J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14(1):119-122
- [6] 郑肇葆,潘励,虞欣. 产生 Tuned 模板的 Bayesian Networks 方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006,31(4):304-307
- [7] 郑肇葆. 产生最佳 Tuned 模板的蜜蜂交配算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(4):387-390

第一作者简介:郑肇葆,教授,博士生导师。现主要从事摄影测量与遥感图像分析与解译及进化计算应用研究。代表成果:数学规划在测量数据处理和图像处理中的应用;图像处理的马尔柯夫随机场方法。

E-mail:zhengzb@whu.edu.cn

(下转第 1157 页)

A Method for Extracting Area Water Body from Remote Sensing Images Using Active Contour Model and Vector Data

AN Xiaoya^{1,2} SUN Qun³ YANG Yun^{1,2} GONG Hui^{1,2}

(1 State Key Laboratory of Geo-Information Engineering, 1 Middle Yanta Road, Xi'an 710054, China)

(2 Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, 1 Middle Yanta Road, Xi'an 710054, China)

(3 Institute of Geography Spatial Information, Information Engineering University, 66 Middle Longhai Road, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: Using vector data as the initial location of the model, the paper presents a new active contour model which is used to extracting area water body from remote sensing images. In order to improve constringency speed and noise immunity, the image gravitation potential energy based on object-background gray value is added to the new model besides the traditional energy. In order to avoid the noise on the curve point of attraction and disturbance, the shape restriction potential energy based on discrete curvature is also utilized in the new model. The correlative parameters are obtained adaptively by taking full use of prior information of vector data. The paper also establishes the precision evaluating model based on similarity measurement, and introduces the process of solving based on greedy algorithm. The experiment demonstrates the superiority of the method.

Key words: spatial data updating; contour extraction; active contour model; shape restriction; prior information

About the first author: AN Xiaoya, Ph.D, assistant researcher, majors in spatial data similarity and its applications.

E-mail: xya2001@tom.com

(上接第 1141 页)

A Research and Analysis of Gene Disturb Optimization Method Which Produce Tuned Template

ZHENG Zhaobao¹ ZHENG Hong²

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2 School of Electronic Information, Wuhan University, Luoja Hill, Wuhan 430072, China)

Abstract: This paper presents a new method that is based on genetic optimization which produce tuned template, called genedisturb optimization method (referred GDO method). Firstly, identified the "excellent template" according to a few templates of better fitness value which is obtained in the initial templates group. Then disturbing excellent template for each gene respectively, according to the value of fitness before and after the disturbance increases (or decreases) to determine two "excellent genes" about each excellent template. Finally, disturb the numerical value of the excellent genes to get a new set of templates, then go into the next generation of calculation, constantly optimize the best tuned template. The theory analysis and the real image classification experiment proved that GDO method is a very potential optimization method.

Key words: gene disturb optimization; tuned template; image texture classification

About the first author: ZHENG Zhaobao, professor, Ph.D supervisor. He is engaged in the research work on photogrammetry and remote sensing, image analysis and interpretation, and the application of evolutionary computation. His main research effort concerns the application of mathematical programming in data and image processing, and Markov random field method in image processing.

E-mail: zhengzb@whu.edu.cn