

基于遗传算法的图像阈值的自动选取

郑宏

(武汉测绘科技大学光电学院, 武汉 430070)

潘励

(武汉测绘科技大学信息工程学院, 武汉 430070)

摘要 在论述了遗传算法基本原理的基础上,以最大类间方差法为例,讨论了如何将遗传算法应用到图像阈值的自动选取之中,并给出了具体的操作步骤。实验结果表明,利用遗传算法可以大大提高原有图像阈值选取方法的性能。

关键词 遗传算法 阈值 类间方差

0 引言

阈值选取是图像处理中的基本问题,在机器视觉、文字识别、生物医学图像分析等领域应用极为广泛,国内外学者针对这一课题进行了广泛深入的研究,提出了多种阈值选取方法,但这些方法在不同程度上存在着执行效率低、易于陷入局部最优解等问题^[1]。因此,寻求一种高效的全局最优的阈值选取方法一直是人们所关注的问题。

遗传算法(Genetic Algorithm,简称GA)是以自然选择和遗传理论为基础,将生物过程中适者生存的规则与群体内部染色体的随机信息交换机制相结合的搜索算法。它能够实现全局并行搜索,具有简单、快速、稳定性强等特点^[2,3]。

1 遗传算法的基本原理

生物在进化过程中,总是以优者生存,延续下去,劣者遭淘汰而消亡的方式发展和进化自身的。遗传算法正是模仿了生物的这一进化原理,并引用了随机统计原理而形成的。在求解过程中,GA从一个变量群体开始一代一代地寻优,是一种迭代式算法。

对于一个实际问题,应用GA寻求最优解一般包含以下4个主要操作^[3,4]:

(1) 编码:在问题的候选解范围内随机地产生一组候选解,作为初始群体,每一个候选解用一个串

(串可以是二进制的,也可以是十进制的)表示,如:8编码为00001000,经过编码后的候选解称为个体。

(2) 选择:根据各个个体的适应度函数值,按一定的概率选取作为父(母)体的个体;选择的依据是适应度值大的被选中的概率大。

(3) 交叉:在当前群体中按一定的概率随机选出个体对作为下一代的双亲,每个个体对(父体和母体)按一定的概率(交叉率)经过杂交(即互换串中部分代码)产生2个新的子个体。新的个体即保留了双亲的部分基因(即二进制代码中部分代码不变),又引入新的基因。

(4) 变异:随机地将某一新个体中任一位码按某一概率进行取反操作,如原码为0的变为1,原码为1的变为0。变异的概率和生物界一样,发生变异的概率值是很小的,但这种变异在优化过程中非常有意义,它可以防止求解过程中过早的收敛而产生局部最优解而非总体最优解。

GA的整个操作过程可用图1表示。

与传统的优化算法相比,GA具有如下特点^[5]。

(1) 寻优过程不直接作用在变量上,而是作用在变量的编码上;

(2) 寻优过程是从一组解迭代到另一组解,而不是从一个解到另一个解,这样既可以防止局部收敛,又具有快速到达最优解的范围的能力;

(3) 对搜索空间无任何特殊要求(如连通性、凸性等),只利用适应度信息,不需要导数等其他辅助信息,因而适用范围广。

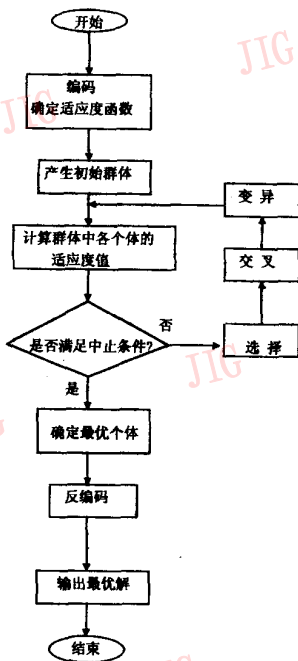


图1 GA的操作过程

一般地,将GA用于解决一个优化问题通常需要解决以下5个问题:

- (1) 如何将问题的解编码成基因串;
- (2) 如何构造一个有效的适应度函数;
- (3) 确定控制GA操作的概率;
- (4) 确定合适的选择方法;
- (5) 算法中止条件的设定。

这几个方面直接关系到遗传算法的最优解的获得,下一节本文将详细讨论如何把GA应用于图像阈值选取中。

2 基于GA的图像阈值选取方法

图像阈值选取是图像处理中常用的办法,国内外学者对这一课题进行了广泛深入的研究,提出了多种图像阈值选取的方法。这些方法大致可分为直方图法、最大类间方差法、最小误差和均匀误差法、简单统计法、概率松弛法和模糊集法等十大类^[1]。这些方法都有各自的适用范围和优缺点,它们的性能与所处理的具体图像有关。根据Lee和Sahoo等人的评估结果^[1],对于一般实时应用和要求所得到的二值图像比较均匀且目标形状较好的场合,推荐采用最大类间方差方法和简单统计法等方法。

最大类间方差法是一种能自动确定阈值的图像阈值选取方法。其基本思想是:把图像中的像素按灰度值用阈值 t 分成两类 C_0 和 C_1 , C_0 由灰度值在 $0 \sim t$ 之间的像素组成, C_1 由灰度值在 $t+1 \sim L-1$ (L 为图像灰度级数)之间的像素组成,按下式计算 C_0 和 C_1 之间的类间方差:

$$\sigma(t)^2 = w_1(t) \times w_2(t) \times (u_1(t) - u_2(t))^2 \quad (1)$$

式中: $w_1(t)$ 为 C_0 中所包含的像素数;

$w_2(t)$ 为 C_1 中所包含的像素数;

$u_1(t)$ 为 C_0 中所有像素数的平均灰度值;

$u_2(t)$ 为 C_1 中所有像素数的平均灰度值。

从0到 $L-1$ 依次改变 t 值,取使 σ 为最大的 t 值为最佳阈值 T ,即:

$$T = \underset{t \in \{0, 1, 2, \dots, L-1\}}{\text{Arg max}} \sigma^2(t)$$

最大类间方差法的核心是计算类间方差,图像的灰度级别越多,计算方差的次数也就越多,其阈值选取的时间也越长。在实际的图像处理中,为了消除光照不均对图像阈值选取的影响,往往采用局部阈值选取的方法,即将一幅图像分成大小为 $M \times N$ 的 K 个子块,对每一个子块单独运用最大类间方差法求取阈值。此时,方差的计算次数为全局阈值选取的 K 倍。以有256个灰度级的大小为 1000×1000 的图像为例,若取子块大小 100×100 ,共有100个子块,则需进行25600次方差计算。这种大量的方差计算严重影响了阈值选取的执行效率,难以满足大幅面图像处理的需要。

由于最大类间方差法选取阈值的过程实质上是一种寻求最优解的过程,故可利用GA所具有的快速寻优的特点对其进行优化,以达到提高效率的目的。其具体做法如下:

(1) 编码和适应度函数的确定

对于具有256级灰度的图像,其候选阈值在 $0 \sim 255$ 之间,故可用一个8位二进制码进行编码,即把 $0 \sim 255$ 之间的值编码成00000000~11111111之间的一个代码。

至于适应度函数,可采用原有算法的阈值判别准则函数。对于最大类间方差法而言,可直接采用类间方差的计算公式,即:

$$f(i) = w_1(i) \times w_2(i) \times (u_1(i) - u_2(i))^2 \quad (2)$$

式中: i 为 $0 \sim 255$ 之间的一个候选阈值;

$w_1(i)$ 为灰度值在 i 以下的像素数目;

$w_2(i)$ 为灰度值在 i 以上的像素数目;

$u_1(i)$ 为灰度值在 i 以下的所有像素的平均灰

度值;

$u_2(i)$ 为灰度值在 i 以上的所有像素的平均灰度值。

(2) 控制参数的确定

GA 的控制参数主要包括群体规模、变异率和交叉率等。这些参数的选择尚处于研究阶段,目前主要靠实验来确定^[2,6]。

群体规模影响到遗传算法的最终性能和效率,若规模太小会过早收敛到局部最优解,然而群体规模太大,每一代需要的计算量也就越多,这有可能导致无法接受的慢收敛率。根据试验结果,群体规模的变化范围是从 10 到 160,增量为 10。

交叉率控制交叉算子应用的频率,交叉率越高,群体中个体的更新就越快,如果交叉率过高,相对选择能够产生的改进而言,高性能的个体被破坏得要更快。如果交叉率过低,搜索会由于太小的探查率而导致停滞不前。根据试验结果,交叉率的变化范围是从 0.25 到 1.00,增量为 0.05。

变异是增加群体多样性的搜索算子,一个很小的变异率足以防止整个群体中任一给定位保持永远收敛到单一的值。根据试验结果,交叉率的变化范围是从 0.0 按指数递增到 1.0。由于在实际图像处理中,GA 寻优的解(阈值)可能是最优解也可能是准最优解(一般与最优解相差百分之十左右),故还需辅助以局部搜索以确保最优解的获得。对于一个有 256 级灰度的图像,其准最优阈值与最优阈值的差值一般在 25.5 左右。故本文设定了一个波动阈值 A ,即在 GA 所确定的阈值 t 的基础上,再在 $[t - A, t + A]$ 范围内进行一次最大类间方差的求算(即局部搜索),以获得最佳阈值。

(3) 选择方法确定

本文采用转轮法选择用于繁殖的个体,其基本思想是:首先计算出当前群体中各个个体的适应度值及其总和(sum_fitness),由此产生一个取值范围在 0 到 sum_fitness 之间均匀分布的随机数 r ,从群体中 1 号个体开始,将其适应度值与后续个体的适应度值相加,直到累加和大于等于 r 为止,此时最后加入的那个个体即为要选择的个体。

(4) 停机准则的确定:

本文根据最大迭代次数 G 和当前群体的平均适应度值与上一代群体的平均适应度值的比值范围 $[R_{\min}, R_{\max}]$ 来确定是否中止计算。即当迭代次数大于 G 或平均适应度的比值在 R_{\min} 到 R_{\max} 之间时,中

止计算。

(5) 基于遗传算法的最大类间方差法进行阈值选取的总体步骤:

①在 0~255 之间随机产生 N 个数 $X_{11} \sim X_{18}$,并将它们按二进制形式进行编码,形成了初始群体;

②根据式(2)计算群体中各个体的适应度值 $f(X_{11}) \sim f(X_{18})$;

③根据转轮法在 $X_{11} \sim X_{18}$ 中选择用于繁殖的个体 $X'_{11} \sim X'_{18}$;

④在 $X'_{11} \sim X'_{18}$ 中按相同概率选出 2 个个体,并将它们以事先设定的交叉概率 C 进行重组运算,产生 2 个新个体,重复这一过程,直至形成新群体 $X''_{11} \sim X''_{18}$;

⑤根据设定的变异率 M ,随机地对 $X''_{11} \sim X''_{18}$ 中任一个体中任一码进行取反操作,从而产生新一代群体 $X_{21} \sim X_{28}$;

⑥检验停机准则是否满足,若满足则停止 GA 运算,转向步骤⑦;否则,转向步骤②;

⑦将最后一代的群体中适应度最大的个体作为 GA 所寻求的最优结果,并将其反编码成 0~255 之间的灰度值 t , t 即为 GA 得到的阈值;

⑧根据所设定的波动阈值 A ,在 $[t - A, t + A]$ 范围内利用最大类间方差法进行一次局部搜索,即求得最佳阈值 T 。

3 实验结果与结论

为了说明遗传算法对原有图像阈值选取方法性能的影响,本文选用了 8 幅 512×512 的灰度图象进行了阈值选取的实验,设定群体中个体数 $N = 10$,交叉率 $C = 0.9$,变异率 $M = 0.02$,最大迭代次数 $G = 20$, $R_{\min} = 1.0$, $R_{\max} = 1.005$, 阈值波动范围 $A = 20$,处理结果如表 1 所示,其中本文方法类间方差的计算次数为: $N \times$ 实际迭代次数 $+ 2 \times A$, 试验是在 586/133MHZ 微机上的进行的。

由表 1 可见,本文方法得到的阈值与常规的最大类间方差方法所得到的结果完全一致,但本文方法类间方差的计算次数均在 150 次以下,而常规方法均要进行 256 次方差的计算。可见,本文方法的计算量比常规方法大大减少。

为了便于进行阈值选取速度的比较,本文又对上述八幅图像分别进行了局部阈值的选取,将每幅图像分成大小为 64×64 的共 64 块子图像分别进行

阈值的选取,所需时间列在表2中。

表1 两种方法方差计算次数和所得阈值的比较

图像	本文方法				常规最大类间方差方法	
	迭代次数	方差计算次数	准阈值	阈值	方差计算次数	阈值
1	6	100	145	145	256	145
2	5	90	138	138	256	138
3	4	80	180	172	256	172
4	8	120	181	193	256	193
5	6	100	130	128	256	128
6	6	100	130	118	256	118
7	10	140	150	153	256	153
8	10	140	91	94	256	94

表2 两种方法的处理时间比较

图像	阈值选取时间(秒)	
	本文方法	常规方法
1	3	8
2	4	8
3	3	8
4	3	8
5	3	7
6	2	8
7	3	7
8	3	7

表2表明,本文方法阈值选取的时间比常规方法缩短50%以上,可见利用GA优化最大类间方差法可使其执行效率大大提高。

综上所述,遗传算法作为一种全局并行搜索算法,将其引入到图像阈值选取中,可有效地提高原有图像阈值选取方法的性能,说明遗传算法在图像处理领域中应用的潜力是很大的。

参考文献

- 1 吴一全,朱兆达. 图像处理中阈值选取方法30年(1962-1992)的进程(一). 数据采集与处理,1993,8(3).
- 2 孟庆春,贾培发. 关于 Genetic 算法的研究及应用现状. 清华大学学报(自然科学版),1995,35(5).
- 3 Geloberg D. Genetic algorithms in search optimization and machine learning. Addison- Wesley,1989.
- 4 王煦法. 遗传算法及其应用. 小型微型计算机系统,1995,6(2).
- 5 孙艳丰,王重托. 遗传算法在优化问题中的应用研究进展. 控制与决策,1996,11(4).
- 6 Grefenstette J J. Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms. IEEE Transactions of Systems, Man and Cybernetics, 1986, smc-16(1).

郑宏 30岁,讲师,在职博士生,1995年毕业于武汉测绘科技大学获硕士学位。现主要从事影像解译,多媒体和CAI方面的研究。



潘励 33岁,1984年毕业于武汉测绘科技大学航测系,获工学学士学位;1996年在武汉测绘科技大学信息工程学院获得摄影测量与遥感硕士学位;1997年起在武汉测绘科技大学信息工程学院攻读摄影测量与遥感博士学位;现在武汉测绘科技大学信息工程学院任讲师。目前主要从事数字摄影测量方面的研究。



The Automatic Selection of Image Threshold on the Basis of Genetic Algorithms

Zheng Hong

(School of Photoelectric Engineering, WTUSM, Wuhan 430070)

Pan Li

(School of Information Engineering, WTUSM, Wuhan 430070)

Abstract On the basis of discussing the basic principles of Genetic Algorithms, this paper takes the method of maximum classes square error as an example to discuss how to apply Genetic Algorithms in the automatic selection of image thresholds, and describes the detail procedure. The results of experiments show that Genetic Algorithms can improve greatly the performance of old methods selecting image thresholds.

Keywords Genetic Algorithms, Threshold, Classes square error