

基于改进的量子行为粒子群聚类算法的彩色图像分割

杨 婷, 邹书蓉, 张洪伟

(成都信息工程大学计算机学院, 四川 成都 610225)

摘要:针对 K-Means 算法的初始值敏感、易于陷入局部最优的缺点,将 K-Means 算法和量子行为粒子群算法相结合,提出改进的量子行为粒子群聚类算法,并将其用于彩色图像分割。在该算法中将每个粒子作为数据集的一次聚类划分,执行粒子的位置更新操作,并将更新后的位置作为 K-Means 算法的初始值,不断重复粒子的位置更新和 K-Means 操作,直到算法结束。由于改进了粒子位置更新的控制参数和更新方式,聚类的收敛精度和速度都得到提高。

关 键 词:K-Means;量子行为粒子群算法;聚类划分;图像分割;收敛精度

0 引言

图像分割^[1]是图像处理的重要组成部分,是图像分析和模式识别的基础。所谓图像分割就是把图像中各具特征的区域区分开来,并提取出感兴趣的目標的技术过程。然而这些区域须是没有交集,且具有区域特征一致性,而此特征可以是颜色、纹理、形状、空间关系等等,或者也可以是其组合。而作为一种重要的图像技术,图像分割得到了广泛研究与应用。

随着科技的发展与进步,越来越多的使用到彩色图像。因此,如何快速而有效地提取出图像中的有用信息或目标信息成为图像分割方法的研究重点。目前已经提出的常用图像分割方法主要有:直方图阈值法^[2]、区域分裂合并^[3]、分水岭法^[4]、边缘检测法^[5]和聚类算法^[6-7]等。而随着群体智能算法的发展与研究,也逐渐被应用到图像分割方面,如:文献[8]将蚁群算法用于道路图像分割,文献[9]将人工蜂群算法用于图像分割等等。而粒子群优化算法作为群体智能算法的典型代表之一,由于其自身的特点也被应用于图像分割方面。

1 量子行为粒子群优化算法

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)是由美国 Kennedy 和 Eberhart 受到鸟类群体行为的启发,于 1995 年共同提出的一种群体智能算法,此算法且利用到生物学家 Frank Heppner 的生物模型^[10]。该算法具有原理简单、易于实现、控制参数少

等特点,因而得到众多相关领域的学者的关注和研究,但是该算法已经被 Frans Van den Bergh 证明不能保证全局收敛^[11-12]。因此,Sun 等^[13]利用量子力学中的相关理论作为知识背景,提出量子行为粒子群优化算法 (quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)。QPSO 算法是一种全局收敛算法,且控制参数比 PSO 算法更少,更易于操作实现,搜索能力更优,且在不少领域取得了优于 PSO 算法效果。

QPSO 算法把每个候选解看作一个在有着控制范围的 N_d 维搜索空间内没有重量和体积的“微粒子”。由于量子空间中运动的特殊性,量子粒子具有不确定性和概率随机性,使粒子的位置和速度无法同时被表征,因此采用蒙特卡罗模拟的方法模拟粒子的位置向量,而不设置速度向量。每个粒子的位置由个体的历史位置和群体的位置共同动态的调整决定,具体为:

(1) 目前发现的自己的最优位置;

(2) 整个群体的最优位置。

每个粒子 i 包含下列信息:

(1) $X_i(t) = [x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iN_d}(t)]$, 粒子 i 在时刻 t 的位置;

(2) $P_i(t) = [P_{i1}(t), P_{i2}(t), \dots, P_{iN_d}(t)]$, 粒子 i 在时刻 t 为止的历史最优位置;

(3) $G(t) = [G_1(t), G_2(t), \dots, G_{N_d}(t)]$, 群体在时刻 t 为止的全局最优位置,且有 $G(t) = P_g(t)$ 。

粒子的进化公式为:

$$X_{ij}(t+1) = p_{ij}(t+1) \pm \alpha(t+1) \cdot |C_j(t+1) - X_{ij}(t)| \cdot \ln[1/u_{ij}(t+1)] \quad (1)$$

$$p_{ij}(t+1) = \varphi_j(t+1) \cdot P_{ij}(t) + [1 - \varphi_j(t+1)] \cdot G_j(t) \quad (2)$$

$$C_j(t+1) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{ij}(t) = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i1}(t), \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i2}(t), \dots \right)$$

$$\cdots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{iNd}(t) \quad (3)$$

其中 $u_{ij}(t)$, $\varphi_j(t)$ 是在 $[0,1]$ 服从均匀分布的随机函数, M 为粒子群规模, $\alpha(t+1)$ 为 QPSO 的收缩扩张系数。其中 $a(t+1)$ 的取值根据具体的情况而定, 它可以保持固定不变, 也可以按照一定的方式动态变化, 一般情况下其取值方式为

$$\alpha(t+1) = m - (m - n) \times \frac{t}{\text{MaxTimes}} \quad (4)$$

上式表示 $\alpha(t+1)$ 随着迭代次数线性地从 m 递减到 n , 通常 $m=1, n=0.5$, MaxTimes 是最大迭代次数。

粒子 i 在时刻 t 的历史最优位置为

$$P_i(t) = \begin{cases} X_i(t) & \text{if } f[X_i(t)] < f[P_i(t-1)] \\ P_i(t-1) & \text{if } f[X_i(t)] \geq f[P_i(t-1)] \end{cases} \quad (5)$$

群体在时刻 t 的全局最优位置为

$$g = \arg \min_{1 \leq i \leq M} \{f[P_i(t)]\} \quad (6)$$

$$G(t) = P_g(t) \quad (7)$$

2 改进的 QPSO 聚类算法

2.1 聚类的数学描述

样本空间 $S = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ 共有 m 个样本, $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ 是有 n 个属性的样本。 $C_k = \{X_i \mid X_i^k \in S\}$, $(k=1, 2, \dots, K)$ 表示第 k 个簇, 而样本 i 按照最近邻法则被划分到第 k 个簇中, C_k 的类簇中心为 c_k

$$= \frac{1}{m_k} \left(\sum_{i=1}^{m_k} x_{i1}^k, \sum_{i=1}^{m_k} x_{i2}^k, \dots, \sum_{i=1}^{m_k} x_{in}^k \right)$$

。对样本集 S 进行一次划分后, 则各个簇 C_k 需要满足以下条件:

- (1) $S = \bigcup_{k=1}^K C_k$
- (2) $C_k \neq \phi$
- (3) $C_k \cap C_l = \phi, \quad k \neq l, k, l = 1, 2, \dots, K$

2.2 算法模型

算法中粒子的编码规则采用基于聚类中心的实数编码规则, 即每个粒子是数据集的一次候选划分, 也就是每个粒子位置即是 K 个有效的类簇中心, 则粒子编码为 $X_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iK})$ 。QPSO 算法原理简单、易于实现, 有且只有一个控制参数, 即收缩扩张系数 a , 它控制着粒子群的收敛速度, 其取值根据具体的情况而定, 它可以保持固定不变, 也可以按照一定的方式动态变化, 一般情况下其取值方式按式(4)取值。但是大量实验表明, 对其采用自适应机制的取值可以使算法具有较好的收敛性能。式(8)是一个求 a 值的自适应

经验函数。

$$a(z) =$$

$$\begin{cases} 0.6 & z > 0 \\ 0.7 & -2 < z \leq 0 \\ 0.6 + 0.1k & -k-1 < z \leq -k (k=2, 3, 4) \\ 1.0 + 0.2(k-4) & -k-1 < z \leq -k (k=5, 6, 7) \\ 1.8 & z \leq -8 \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$z = \log(\Delta F) \quad (9)$$

$$\Delta F = (F_{p_i} - F_G) / \text{MIN}(ABS(F_{p_i}), ABS(F_G)) \quad (10)$$

误差 ΔF 用识别粒子 X_i 与全局最优位置 G 的接近程度。 ΔF 越小, 表示该粒子越接近全局最优位置, 此时该粒子的搜索范围也随之缩小。其中 F_{p_i} 是粒子 X_i 的历史最优位置 P_i 的适应性函数值, F_G 是全局最优位置 G 的适应性函数值, $ABS(x)$ 返回 x 的绝对值, $\text{MIN}(x_1, x_2)$ 返回 x_1 与 x_2 之间的最小值。

QPSO 算法中, 存在粒子在寻优过程中飞出搜索区域边界的情况, 此时对其处理方法为将该边界值赋给该粒子:

$$x_i = \begin{cases} x_{\min}, & x_i < x_{\min} \\ x_{\max}, & x_i > x_{\max} \end{cases} \quad (11)$$

此处理方法得到的结果是所有超出边界的粒子全部聚集在此边界上。此情况下, 如果此边界上恰好存在局部最优解, 则随着算法的进行而聚集在边界的粒子会逐渐增多, 进而粒子群体的多样性下降, 从而导致算法的全局搜索能力降低, 进而陷入局部最优。鉴于图像的彩色空间特征和为了提高算法的全局寻优能力, 本算法提出当粒子在寻优过程中飞出搜索区域边界时, 随机地将粒子置于搜索区域边界附近某一点:

$$x_i = \begin{cases} x_{\min} + \text{rand}() \cdot (x_{\max} - x_{\min}), & x_i < x_{\min} \\ x_{\max} - \text{rand}() \cdot (x_{\max} - x_{\min}), & x_i > x_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

$\text{rand}()$ 是在 $[0,1]$ 服从均匀分布的随机函数。引入以上边界控制策略后, 算法在寻优过程中, 越界粒子不会全部聚集在边界上, 而是回到附近的搜索区域, 这样既保持了群体的多样性, 也避免了陷入边界局部最优。

文中算法在对样本进行分类时按照欧几里得距离, 采用最邻近法则进行分类, 即计算样本与每一个类簇中心的距离, 把此样本分配到距离最小的类簇中, 公式如下:

$$d(X_i, c_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^{N_d} (X_{ij} - c_{kj})^2} \quad (13)$$

适应性函数定义为

$$\min F_{X_i} = \frac{\sum_{k=1}^K [\sum_{\forall X_i \in C_k} d(X_i, c_k) / |C_k|]}{K} \quad (14)$$

2.3 分割过程

对于一副彩色图像的分割有2个关键因素:一选择合适的彩色空间;二针对选择的彩色空间采用适合的分割策略和方法。算法所采用的彩色空间是红绿蓝(RGB)空间,它是一种三维立体空间结构的模型,是通过对红(R)、绿(G)、蓝(B)3个颜色通道的变化以及它们相互间进行的加运算完成颜色综合的彩色系统,是目前应用最广的颜色系统化之一。算法在分割过程中,首先选用RGB图像通道的灰度级强度作为特征向量,然后使用算法模型在其搜索空间中进行搜索进化,进而完成图像分割。

具体过程如下:

(1)提取特征向量:对选定的彩色图像提取出其RGB图像通道的灰度级强度,并确定图像的像素总数 N ,即样本数。

(2)初始化:初始化算法的各个参数,包括种群规模 M ,最大迭代次数 T ,类簇数 K 等;初始化粒子群,采用前述的基于聚类中心的实数编码规则,在图像的灰度级强度范围内利用式(13)执行一次K-means算法,用得到的聚类中心初始化粒子群。

(3)计算适应性函数:根据式(14)计算出每个粒子的适应性函数值,并根据式(6)、(7)找出全局最优位置。

(4)根据式(3)计算粒子群的平均历史最优位置。

(5)根据式(1)、(2)、(8)、(12)更新粒子的位置。

(6)利用K-means算法优化每个粒子的聚类中心。

(7)根据式(14)计算出每个粒子的适应性函数值。

(8)根据式(5)更新粒子的历史最优位置,根据式(6)、(7)找出全局最优位置。

(9)重复(4)~(8),直到达到最大迭代次数。

3 实验及分析

算法所采用的彩色图像来自于Berkeley Segmentation Dataset,是一个专门提供用于图像分割的公开的图片库。所用图像分别为图像108005(图1a)、图像196073(图2a)和图像260058(图3a)3个彩色图像。实验的运行环境为:处理器:Intel Core23.00GHz,内存大小2.00GB,操作系统Windows7,Microsoft Visual Studio 2010,编程语言为C++。相关参数设置为:粒子群规模 $M=20$,最大迭代次数 $T=1000$,类簇数 $K=5$ 。文中算法与标准QPSO聚类算法的分割结果如图1~3所示。



(a) 原图



(b) QPSO 算法分割结果



(c) 文中算法分割结果

图1 图像108005的分割结果



(a) 原图



(b) QPSO 算法分割结果



(c) 文中算法分割结果

图2 图像196073的分割结果

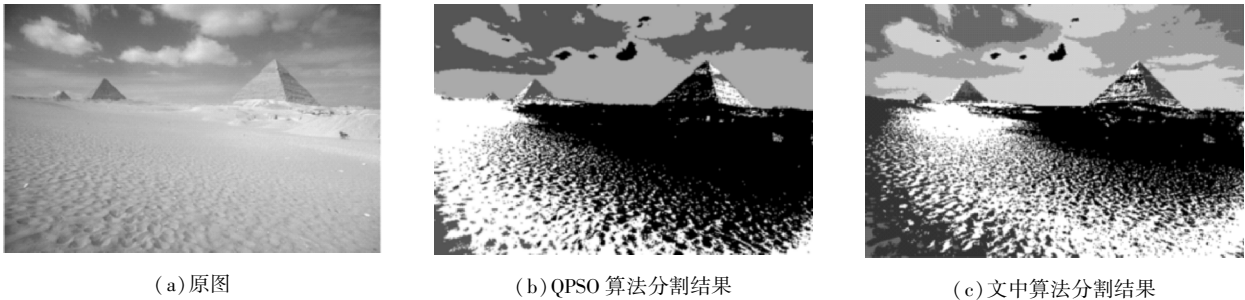


图3 图像 260058 的分割结果

对比图 1~3 两种算法的分割结果可以看出,文中算法分割出的图像比标准 QPSO 算法分割出的图像轮廓更清晰。为了进一步比较两种算法的性能,表 1 给出 2 种算法分割结果的目标函数值和分割时间。

表 1 图像的目标函数值和分割所用时间

图像名	QPSO 算法	文中算法
	(目标函数值 时间(分钟))	(目标函数值 时间(分钟))
108005	7.5415E+008 13.35	7.2200E+008 10.21
196073	8.4265E+008 20.60	8.0193E+008 17.51
260058	1.3430E+009 27.38	1.0036E+009 24.49

从表 1 可以看出,对于图像 108005、图像 196073 和图像 260058 的分割,文中算法分割完成后得到的目标函数值比标准 QPSO 算法小,而且分割时间也短于标准 QPSO 算法。

4 结束语

算法结合 K-Means 算法和改进后的量子行为粒子群优化算法,利用量子行为粒子群优化算法的全局搜索特性和稳定性,克服 K-Means 算法的聚类精度不高、易于陷入局部最优的缺点,做到对各自算法的扬长避短,并通过实验证明算法的有效性。但是,算法仍有很多地方需要进一步改进,如聚类数目能否随着算法的进行而动态确定最佳聚类数目、图像分割时间较长能否进一步缩短等等,这些问题仍需进一步研究。

参考文献:

[1] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, et al. Color image Segmentation: advances and prospects [J]. Pattern Recognition, 2001,34(12): 2259-2281.

[2] Cheng H D, Jiang X H, Wang Jingli. Color image segmentation based on homogram thresholding and region merging[J]. Pattern Recognition, 2002,35(2):373-393.

[3] 张长青,葛文英,刘国英,等.一种基于区域分级

合并的彩色图像分割方法[J]. 计算机工程与应用,2012,48(17):203-206.

[4] 高丽,杨树元,李海强.一种基于标记的分水岭图像分割新算法[J]. 中国图形图像学学报, 2007,12(6):1025-1032.

[5] 于焯,陆建华,郑君里.一种新的彩色图像边缘检测算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2005,45(10):1339-1343.

[6] 吴永芳,杨鑫,徐敏,等.基于 K 均值聚类的图割医学图像分割算法[J]. 计算机工程,2011,37(5):232-234.

[7] 张艳,宦飞.一种应用遗传算法的彩色图像分割方法[J]. 计算机应用与软件,2011,28(3):237-239.

[8] 林丽莉,周文晖.多蚁群动态协作优化的道路图像分割算法[J]. 中国图像图形学报,2012,17(4):553-559.

[9] 梁建慧,马苗.人工蜂群算法在图像分割中的应用研究[J]. 计算机工程与应用,2012,48(8): 194-196.

[10] Kennedy J,Eberhart R C. Particle swarm optimization [J]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 1942 - 1948.

[11] Bergh F V d. A new locally convergent particle swarm optimizer[C]. IEEE International Conference on systems, Man and Cybernetics,2002.

[12] Bergh F V d. An analysis of particle swarm optimizers[D]. University of Pretoria,2001.

[13] Sun J, Xu W B,Feng B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization [C]. In: Proceedings of IEEE conference on Cybernetics and Intelligent Systems, Singapore, Dec. 2004:111-116.