

# 基于改进人工蜂群的图像矢量量化码书设计算法

郭艳菊<sup>1\*</sup>, 陈雷<sup>2</sup>, 陈国鹰<sup>1</sup>

(1. 河北工业大学 信息工程学院, 天津 300401; 2. 天津商业大学 信息工程学院, 天津 300134)

(\* 通信作者电子邮箱 guoyanju@hebut.edu.cn)

**摘要:** 为了进一步提高图像矢量量化的码书质量, 提出了一种新的图像压缩矢量量化码书设计算法。该算法采用均方误差(MSE)作为码书设计的适应度函数, 利用改进的人工蜂群算法进行适应度函数的优化求解, 增强了算法的自组织性和收敛性, 大大减少了陷入局部收敛的可能性。将一种基于和值特性的快速码字搜索思想引入到码书设计算法中, 使算法计算量明显降低。仿真结果表明, 该算法具有计算时间短、收敛速度快的优点, 并且生成的码书质量好、稳定性强。

**关键词:** 图像压缩; 矢量量化; 人工蜂群; 码书设计; 码字搜索

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A

## Codebook design algorithm for image vector quantization based on improved artificial bee colony

GUO Yanju<sup>1\*</sup>, CHEN Lei<sup>2</sup>, CHEN Guoying<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

2. School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

**Abstract:** A new vector quantization image compression algorithm based on an improved artificial bee colony was proposed for improving the quality of the code book. In this method, Mean Squared Error (MSE) was used as fitness function and the improved artificial bee colony algorithm was used to optimize it. The self-organization and convergence of the algorithm were improved. At the same time, the possibility of falling into local convergence was reduced. In order to reduce calculation amount of the algorithm, a fast codebook search idea based on sum of vectors was introduced into the process of fitness function calculation. The simulation results show that the algorithm has the advantages of time-saving calculation and rapid convergence, and the quality and robustness of the codebook generated by this algorithm are good.

**Key words:** image compression; vector quantization; artificial bee colony; codebook design; codeword search

## 0 引言

矢量量化是图像压缩编码的一项重要技术。码书设计、码字搜索和码字索引分配是矢量量化的三大关键技术, 其中以码书设计最为重要<sup>[1-3]</sup>。传统的码书设计算法多是在Linde等<sup>[4]</sup>提出的LBC(Linde Buzo Gray)算法基础上加以改进的算法, 该类算法在一定程度上改善了基本LBG算法对初始码书敏感、训练时间长的缺点; 但这些算法的迭代过程缺乏全局思想, 生成的码书稳定性和通用性较差。随着仿生智能优化算法的发展, 遗传算法、蚁群算法和粒子群算法等已在复杂问题的优化求解和实际工程应用中显示出了强大的生命力<sup>[5-7]</sup>。本文将仿生智能优化算法的全局搜索思想应用于码书设计过程, 可以使生成的码书适应性更强, 压缩性能更稳定。

2005年, Karaboga等<sup>[8]</sup>模拟蜜蜂群体寻找优良蜜源的行为提出了人工蜂群算法, 该算法与遗传算法、蚁群算法和粒子群算法相比, 设置参数少, 计算简单, 在每次迭代中都进行全局和局部搜索, 具有寻优能力强、不易陷入局部最优的优点。目前已被应用于数字滤波器设计<sup>[9]</sup>、数据聚类<sup>[10]</sup>、车辆路径优化<sup>[11]</sup>等领域, 并取得了良好的效果。

本文将改进人工蜂群算法应用于码书设计。为了进一步

减少算法的计算量, 将快速码字搜索思想应用于该码书设计算法的适应度函数计算过程中, 从而大大降低算法的计算量。实验结果表明, 本文算法具有计算时间短、收敛速度快和生成码书质量好等优点。

## 1 矢量量化

令矢量集  $\mathbf{X} = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iL} \mid i = 1, 2, \dots, M\}$  由  $M$  个  $L$  维矢量组成, 矢量量化的目的是给  $M$  个矢量找到  $N$  个最佳分类, 每一类用一个代表矢量  $\mathbf{Y}_i = \{y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iL}\}$  表示, 矢量集  $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_N\}$  称为码书,  $\mathbf{Y}_i$  称为码字, 码书内码字的个数称为码书的尺寸。因此矢量量化就是通过把  $M$  个矢量分为  $N$  类, 每类用一个码字代表, 最终每类中的矢量都用其相应的码字代替, 来实现压缩效果。码书设计是矢量量化最为关键的技术, 码书的质量直接影响最终的压缩效果。

码书设计的质量可以由训练矢量和与之对应的最近的码字之间的失真决定。本文采用的失真测度为欧氏距离的平方即均方差来表示, 其表达式为:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M (x_{ij} - y_{ij})^2}{L \times M} \quad (1)$$

收稿日期: 2013-03-18; 修回日期: 2013-05-20。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60802049)。

作者简介: 郭艳菊(1980-), 女, 河北邢台人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向: 信号检测与处理、仿生智能计算; 陈雷(1980-), 男, 河北唐山人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 盲信号处理、智能计算; 陈国鹰(1957-), 男, 湖南衡阳人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 半导体光电子器件。

其中:  $x_{ij}$  为训练矢量的分量,  $y_{ij}$  为码书中离  $x_{ij}$  最近的码字。均方差值越小, 用该码书压缩图像后, 原图像和相应的重构图像之间的失真越小, 码书的质量越好。

对于一幅  $L \times M$ , 灰度级数为  $D$  的图像, 压缩后的图像质量通常用峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 来描述, 其表达式为:

$$PSNR = 10 \times \lg \frac{(D-1)^2}{MSE} \quad (2)$$

## 2 人工蜂群算法

人工蜂群算法<sup>[12]</sup>是通过自然界的蜂群采蜜的群体行为进行研究, 受到启发而提出的一种新型优化算法。在该算法中, 蜂群由引领蜂、跟随蜂、侦察蜂三部分组成。蜂群的采蜜过程有搜索蜜源、招募跟随蜂、放弃蜜源三种行为。算法在求解优化问题的过程中, 一个蜜源代表组合优化问题解空间中的一个点, 蜜源的质量由解的适应度值来表示, 蜜蜂采蜜的过程实际就是在解空间中寻找最优解的过程。算法解的个数  $N$  等于引领蜂或跟随蜂的个数。搜索之前人工蜂群算法首先随机生成含有  $N$  个解 (蜜源) 的初始种群  $X(0) = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , 每个解是一个  $m$  维向量  $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 。然后, 蜜蜂对所有蜜源进行搜索, 循环次数为  $C$ 。引领蜂首先对蜜源进行一次邻域搜索, 如果搜索到的蜜源的质量 (适应度) 优于以前, 就用新的蜜源代替旧的蜜源; 否则旧的蜜源位置保持不变。引领蜂完成搜索后, 回到舞蹈区把花蜜质量通过摇摆舞传递给跟随蜂, 跟随蜂根据蜜源的质量来选择蜜源, 质量越好的蜜源被选择的概率越大。蜜源被选中后, 跟随蜂也进行一次邻域搜索, 保留较好的解。

搜索之前随机生成  $N$  个可行解  $(X_1, X_2, \dots, X_N)$ , 由式(3)生成:

$$X_i^j = X_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(X_{\max}^j - X_{\min}^j) \quad (3)$$

其中:  $j \in \{1, 2, \dots, m\}$ ,  $X_i^j$  为  $m$  维向量的某个分量。

引领蜂和跟随蜂在当前蜜源进行邻域搜索, 搜索公式为:

$$V_i^j = X_i^j + \varphi_i^j(X_i^j - X_k^j) \quad (4)$$

其中:  $j \in \{1, 2, \dots, m\}$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, N\}$  且  $k \neq i$ ,  $k$  和  $j$  均随机生成,  $\varphi_i^j$  为  $[-1, 1]$  的随机数。

跟随蜂根据引领蜂蜜源的质量来选择引领蜂, 引领蜂被选择的概率为:

$$P\{T_{si}(X) = X_i\} = \frac{f(X_i)}{\sum_{k=1}^N f(X_k)} \quad (5)$$

当某只引领蜂在其位置周围搜索次数达到一定阈值  $limit$ , 还没有找到质量更好的蜜源时, 该引领蜂将放弃蜜源, 变为侦察蜂, 并根据式(6)在解空间重新搜索蜜源。

$$X_i(n+1) = \begin{cases} X_{\min} + \text{rand}(0, 1)(X_{\max} - X_{\min}), & Bas_i \geq limit \\ X_i(n), & Bas_i < limit \end{cases} \quad (6)$$

## 3 基于和值特性的快速码字搜索算法

本文采用均方误差作为基于人工蜂群优化的码书设计的适应度函数, 每次迭代前都要找到要码书中距离训练矢量最近的码字, 进而根据式(1)计算均方误差。传统方法是对码书中所有的码字做一次穷尽搜索, 计算训练矢量与所有码字之间距离, 并通过比较找出距离最近的码字。这种方法计算量很大, 因此在执行人工蜂群搜索过程中, 适应度函数的计算

要耗费很多时间。

在图像压缩过程中, 码字搜索也是在码书中搜索与原图像中矢量距离最近的码字, 因此将快速码字搜索算法的思想应用于码书设计的适应度函数计算过程中, 可以大大降低计算量。一些学者提出了许多快速码字搜索算法, 如部分失真搜索算法、基于三角不等式的快速码字搜索算法和基于范数不等式的快速算法等<sup>[13-15]</sup>, 本文将基于和值特性的快速码字搜索算法<sup>[16]</sup>的思想, 应用于码书设计的适应度函数计算过程。算法利用各码字的和值、训练矢量的和值与它们距离之间的关系排除大部分候选码字, 避免对其均方误差的计算, 大大降低了计算量。

### 3.1 训练矢量和码字间的距离与其矢量和值间的关系

设训练矢量  $X$  的和为  $S_x$ , 码字  $Y_j$  的和值为  $S_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ ),  $S_x, Y_j$  可分别表示为:

$$S_x = \sum_{i=1}^k x_i \quad (7)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^k y_{ji} \quad (8)$$

可以证明:

$$d(X, Y_j) = \sum_{i=1}^k (x_i - y_{ji})^2 \geq k \times \left[ \sum_{i=1}^k (x_i - y_{ji}) / k \right]^2 = (S_x - S_j)^2 / k \quad (9)$$

设当前的最小失真为  $d_{\min}$ , 如果

$$(S_x - S_j)^2 / k \geq d_{\min} \quad (10)$$

则根据式(9)可得:

$$d(X, Y_j) \geq d_{\min} \quad (11)$$

在算法执行的过程中, 首先要计算训练矢量的和值, 并在每次更新码书后, 计算  $n$  个码字的矢量和值。根据式(9)可知两矢量间的欧氏距离与其矢量和值的差成正比, 因此只要对码书中  $n$  个码字的和值进行排序, 就可以找到与训练矢量和值最近的码字, 计算出最小失真  $d_{\min}$ 。

计算适应度函数时将根据  $d_{\min}$  判断码字  $Y_j$  的和值  $S_j$  是否满足式(10)。如果满足, 则码字  $Y_j$  被排除, 无须再计算该码字和训练矢量的距离。

### 3.2 码字间距离与其矢量和值的关系

设训练矢量为  $X$ , 码书中两个码字分别为  $Y_i$  和  $Y_j$ , 它们之间的距离根据距离测度三角不等式性质可得:

$$\sqrt{d(Y_i, Y_j)} \leq \sqrt{d(Y_i, X)} + \sqrt{d(Y_j, X)} \quad (12)$$

假设  $Y_j$  比  $Y_i$  距训练矢量更近, 则

$$\sqrt{d(Y_i, Y_j)} \leq \sqrt{d(Y_i, X)} + \sqrt{d(Y_j, X)} \leq 2\sqrt{d(Y_i, X)} \quad (13)$$

经过整理可得:

$$d(Y_i, Y_j) \leq 4d(Y_i, X) \quad (14)$$

由于

$$d(Y_i, Y_j) = \sum_{i=1}^k (y_{iu} - y_{ju})^2 \geq k \times \left[ \sum_{i=1}^k (y_{iu} - y_{ju}) / k \right]^2 = (S_i - S_j)^2 / k \quad (15)$$

由式(14)~(15)可得:

$$4d(Y_i, X) \geq (S_i - S_j)^2 / k \quad (16)$$

假设  $d(Y_i, X)$  为当前最小失真  $d_{\min}$ , 将其代入式(16)可得

$$4d_{\min} \geq (S_i - S_j)^2 / k \quad (17)$$

如果码字  $Y_j$  不满足式(17), 则假设  $Y_j$  比  $Y_i$  距训练矢量

更近不成立,  $Y_j$  被排除。

#### 4 基于改进人工蜂群的码书设计算法

基本的人工蜂群算法不容易陷入局部极值,收敛精度高,在优化求解维数较低的函数时有明显的优势,而把基本人工蜂群算法应用于维数相对较高的图像压缩码书设计领域中,例如本文中达到4096维,基本人工蜂群算法的运算时间原本就比较长,当维数增加时,不但整个算法的运算时间会更长,收敛精度也明显下降。为了提高算法的收敛精度和收敛速度,减少算法的计算量,本文对初始码书设计、搜索策略和适应度函数计算过程进行了改进。

##### 4.1 初始码书设计

基本的人工蜂群算法的初始种群是随机产生的,不能保证初始种群在解空间的均匀分布,这种方法产生的初始码书,在一定程度上会影响算法的收敛速度。为了使初始码书具有多样性,并且在解空间分布更均匀,本文采用基于混沌映射和反向学习的群体初始化方法<sup>[17]</sup>。首先根据式(18)产生  $N$  个初始解:

$$X_i^j = X_{\min}^j + ch_k (X_{\max}^j - X_{\min}^j) \\ ch_{k+1} = \sin(\pi ch_k); ch_k \in (0, 1); k = 0, 1, \dots, K \quad (18)$$

然后根据式(19)产生每个初始解的反向解:

$$OX_i^j = X_{\min}^j + X_{\max}^j - X_i^j \quad (19)$$

最后将两类解的适应度函数值进行排序,选出前  $N$  个较优解作为初始码书。

##### 4.2 搜索策略

传统的人工蜂群算法根据式(3)进行邻域搜索,每次生成的新蜜源与原蜜源间特性差距较小,在一定程度上限制了算法的收敛速度。为了进一步提高算法的收敛速度,本文采用文献[18]中的搜索策略,将差分进化算法中的变异操作引入到算法中,来提高新蜜源和原蜜源之间的特性差异。

首先采用式(20)对原蜜源进行搜索:

$$V_i^j = X_{\text{best}}^j + \varphi_i^j (X_{r_1}^j - X_{r_2}^j) \quad (20)$$

其中:  $r_1, r_2$  为  $[1, N]$  的两个不相同的整数,  $\varphi_i^j$  为  $[-1, 1]$  的随机数。然后将搜索到的新蜜源和原蜜源进行比较,如果新蜜源较优则取代原蜜源;如果新蜜源没有原蜜源质量好,再用式(3)进行搜索。

##### 4.3 适应度函数计算过程

本文算法采用均方误差作为码书设计的适应度函数,计算均方误差需要找到码书中距离训练矢量最近的码字,根据式(10)和式(17)得到训练矢量的和值、码字矢量的和值与其距离之间的关系,就可以找码书中距离训练矢量最近的码字。计算适应度函数之前首先要找到距离训练矢量  $X_i$  的和值最近的码字  $Y_p$ , 设其距离为最小距离  $d_{\min}$ , 其余码字如果满足式(10)或式(17)就替代  $Y_p$ , 如果不满足就被排除。该方法不需要计算训练矢量和码字间的距离就可以找到距训练矢量最近的码字,省去了大量的乘法和加法运算。下面在算法流程中所有适应度函数的计算,都采用式(10)和式(17)对码字进行筛选。

##### 4.4 算法流程

步骤1 设置初始参数:引领蜂的个数和跟随蜂的个数均为  $N$ , 最大搜索次数为  $limit$ 、最大迭代次数为  $C$ , 初始化蜜蜂搜索次数  $Bas = 0$ 。

步骤2 根据式(18)~(19)生成  $N$  个初始蜜源  $Y^{(i)}(0) = (Y_1^{(i)}(0), Y_2^{(i)}(0), \dots, Y_L^{(i)}(0))^T (i = 1, 2, \dots, N)$  每

个蜜源的位置矢量是一个包含  $L$  个码字的码书,每个码字的维数为  $k$ , 因此每个蜜源的位置矢量的维数为  $L \times k$ 。设迭代次数  $t = 1$ , 计算每个蜜源的适应度函数值,即每个码书的均方误差。

步骤3 每个引领蜂根据式(20)进行邻域搜索,产生新的位置矢量  $V^{(i)}$  ( $V$  为  $L \times k$  的矢量),进入循环。

步骤4 计算  $V^{(i)}$  的均方误差和  $Y^{(i)}(t-1)$  进行比较,如果  $V^{(i)}$  的均方误差小于  $Y^{(i)}(t-1)$  的均方误差,则新蜜源取代旧蜜源,生成新码书  $Y^{(i)}(t) = (Y_1^{(i)}(t), Y_2^{(i)}(t), \dots, Y_L^{(i)}(t))^T = V^{(i)}$ , 执行步骤6。

步骤5 如果  $V^{(i)}$  的均方误差不小于  $Y^{(i)}(t-1)$  的均方误差,再用式(3)做邻域搜索,产生新的位置矢量  $V^{(i)}$ , 跳回执行步骤4。

步骤6 计算每个码书的均方误差,根据式(5)计算与  $Y^{(i)}$  相关的概率值  $P^{(i)}$ 。

步骤7 跟随蜂根据概率  $P^{(i)}$  选择蜜源,并根据式(3)进行邻域搜索,产生新的位置矢量  $V^{(i)}$ , 计算  $V^{(i)}$  的均方误差和  $Y^{(i)}(t-1)$  进行比较,如果  $V^{(i)}$  的均方误差小于  $Y^{(i)}(t-1)$  的均方误差,则新蜜源取代旧蜜源,生成新码书  $Y^{(i)}(t) = (Y_1^{(i)}(t), Y_2^{(i)}(t), \dots, Y_L^{(i)}(t))^T = V^{(i)}$ ; 否则继续搜索,并且  $Bas$  值加1。

步骤8 如果搜索次数值大于所设定的阈值  $limit$  时,蜜源仍没有更新,放弃的蜜源(码书),根据式(6)产生一个新的  $V^{(i)}$  取代它。

步骤9 存储此时最优码书,循环次数加1。

步骤10 如果当前蜜源位置足够好或达到最大迭代次数,则输出最好码书;否则  $t = t + 1$ , 返回步骤3。

#### 5 仿真实验

仿真实验以标准的 Lena 和 Cameraman ( $256 \times 256 \times 8$  bit) 图像作为测试图像,图像分成4096个  $4 \times 4$  的块,每块为一个16维的训练矢量。设定码字为16维的矢量,码书大小为256;侦察蜂和跟随蜂数量分别为10;蜂群进化代数设置为50代。采用峰值信噪比评价解码后的图像质量。将两幅图分别用本文算法、基本 PSO (Particle Swarm Optimization) 算法<sup>[7]</sup> 和 LBG 算法<sup>[4]</sup> 进行压缩,效果如图1~2所示,可见采用本文算法得到的图像的清晰度优于 PSO 算法和 LBG 算法。



图1 Lena 图像三种算法仿真实验



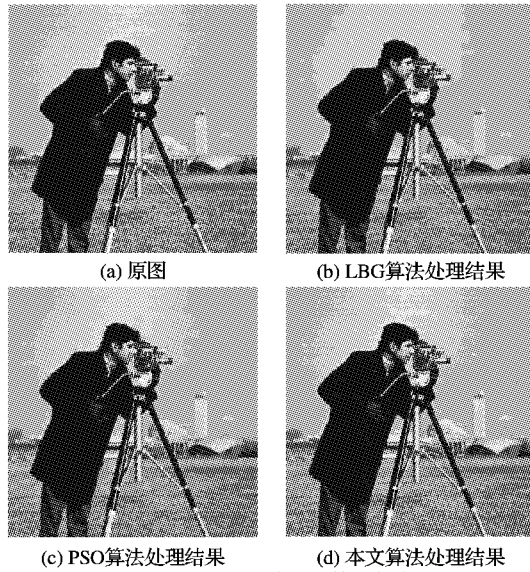


图 2 Cameraman 图像三种算法仿真实验

三种算法对不同图进行 20 次实验得到的峰值信噪比平均值如表 1 所示。从表 1 可见,本文算法的峰值信噪比  $PSNR$  要高于基本 PSO 矢量量化算法和 LBG 算法,并且运算时间  $T$  和基本 PSO 算法相比明显降低。

表 1 三种算法的比较

算法	训练集	$PSNR/dB$	$T/min$
LBG 算法	Lena	26.3356	0.0970
	Cameraman	25.5635	0.0970
PSO 算法	Lena	27.7871	5.6461
	Cameraman	26.7573	5.6315
本文算法	Lena	28.5703	4.7132
	Cameraman	27.7065	4.7039

为了进一步证明算法的稳定性,只改变码书尺寸,其他参数不变,对 Lena 图像进行 20 次实验得到的平均值如表 2 所示。从表 2 可见,当压缩比例改变时,本文算法得到码书质量优于相同压缩比例下基本 PSO 矢量量化算法和 LBG 算法。

表 2 不同码书尺寸下三种算法的  $PSNR$  dB

图像	算法	码书尺寸				
		32	64	128	256	512
Lena	LBG 算法	24.2925	25.6324	26.0032	26.3356	29.7653
	PSO 算法	24.8986	25.8765	26.5765	27.7871	29.9980
	本文算法	25.0021	25.9987	27.0036	28.5703	30.2313

此外,为了验证算法的通用性,以标准的 Cameraman 作为训练矢量,分别用本文算法、基本 PSO 算法和 LBG 算法生成的码书,压缩 Lena 和 Peppers,得到的峰值信噪比如表 3 所示。可见,和基本 PSO 算法和 LBG 算法相比,本文算法生成的码书对其他图像的压缩效果更好,生成的码书的通用性更强。

表 3 各算法对不同图像的压缩效果

图像	算法	$PSNR/dB$	图像	算法	$PSNR/dB$
Lena	LBG 算法	26.0123	Peppers	LBG 算法	26.1913
	PSO 算法	26.8335		PSO 算法	26.4154
	本文算法	27.5628		本文算法	27.1669

## 6 结语

本文将改进的人工蜂群算法应用于矢量量化图像压缩码

书设计中,采用基于混沌映射和反向学习的群体初始化方法生成初始码书,减小了初始码书对优化结果的影响。将差分进化中的变异操作引入到基本人工蜂群算法的搜索策略中,提高了算法的收敛速度;并且,在适应度函数的计算过程中引入了基于和值的快速码字搜索算法的思想,大大减少了算法的计算量,节省了运算时间。实验结果表明,算法参数设计简单,收敛精度高,计算时间短,生成的码书不仅质量高,而且通用性好。

### 参考文献:

- [1] MANOHAR K. Comparative study on vector quantization codebook generation algorithms for wideband speech coding[C]// Proceedings of 2012 International Conference on Green Technologies. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 82-88.
- [2] HORNG M. Vector quantization using the firefly algorithm for image compression [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 1078-1091.
- [3] LIN C Y, PRANGJAROTE P, KANG L W, et al. Joint fingerprinting and decryption with noise-resistant for vector quantization images [J]. Signal Processing, 2012, 92(9): 2159-2171.
- [4] LINDE Y, BUZO A, GRAY R. An algorithm for vector quantizer design [J]. IEEE Transactions on Communication, 1980, 28(1): 84-95.
- [5] DELPORT V, KOSCHORRECK M. Genetic algorithm for codebook design in vector quantization[J]. Electronics Letters, 1995, 31(2): 84-85.
- [6] 李霞, 罗雪辉, 张基宏. 基于人工蚁群优化的矢量化码书设计算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 1082-1085.
- [7] 姜来, 黄彩玲, 纪震. 基于粒子群优化算法的矢量量化图像压缩方法[J]. 深圳大学学报: 理工版, 2006, 23(3): 268-271.
- [8] KARABOGA D, BASTURK B. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Kayseri, Turkey: Erciyes University, 2005.
- [9] KARABOGA N. A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters[J]. Journal of the Franklin Institute, 2009, 346(4): 328-348.
- [10] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm [J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 214(1): 108-132.
- [11] 杨选, 马良. 蜂群算法在带时间窗的车辆路径问题中的应用 [J]. 计算机应用研究, 2009, 26(11): 4048-4050.
- [12] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687-697.
- [13] BEI C, GRAY R. An improvement of the minimum distortion encoding algorithm for vector quantization[J]. IEEE Transactions on Communications, 1985, 33(10): 1132-1133.
- [14] WU K, LIN J. Fast VQ encoding by an efficient kick-out condition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2000, 10(1): 59-62.
- [15] SONG B C, RA J B. A fast search algorithm for vector quantization using L2-Norm pyramid of code words[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(1): 10-15.
- [16] 陆哲明, 潘正祥, 孙圣和. 一种矢量量化码书搜索的快速算法 [J]. 电子学报, 2000, 28(2): 133-135.
- [17] GAO W F, LIU S Y. A modified artificial bee colony algorithm [J]. Computers and Operations Research, 2012, 39(3): 687-697.
- [18] 暴励, 曾建潮. 一种双种群差分蜂群算法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(2): 266-272.