

## 进化策略在图像恢复中的应用\*

王哲 黄海东 余英林

(华南理工大学电子与通信工程系 广州 510641)

A

**摘要** 进化策略是模拟自然界生物进化过程的计算模型是一种全局优化搜索方法,本文将改进的进化策略引入灰度图像恢复中,提出一种图像恢复的新方法。

**关键词** 进化策略 图像恢复

图像处理

TN 918

## Application of Evolution Strategies in Image Restoration

Wang Zhe Huang Haidong Yu Yinglin

(Deptment of Electronics and Communication, South China University of Technology, Guang Zhou 510641)

**Abstract** Evolution Strategies (ESs) as global optimization search methods, are computing models simulating the evolutionary mechanism of nature. In this paper a new approach for restoration of gray level images is presented using improved ESs.

**Key words** evolution strategies, image restoration

### 1 引言

图像恢复是图像处理的一个重要领域,其主要目的是改善给定图像的质量。传统的图像恢复方法,往往要受到一些约束,一种较新的图像恢复方法是 Yi-Tong Zhou 等人提出的神经网络恢复方法<sup>[1]</sup>,李怀东等人对上述方法进行了改进,提出了极大熵约束条件下的神经网络图像恢复法<sup>[2]</sup>,上述方法既满足正约束条件,又无需对图像作出广义平稳过程假设,在一定程度上克服了传统图像恢复方法的缺陷<sup>[3]</sup>。但是由于这种方法所采用的 Hopfield 网络必须在一定条件下(网络的连接权矩阵要求是对称的,而且无自反馈),才能收敛于全局最优。文献[1]为使能量函数收敛而进行的改进,使得能量函数根据初始样本的不同而收敛于局部最优。

进化策略是一种基于达尔文生物进化论的全局优化搜索算法。本文将经典的进化策略进行了改进,讨论了如何实现进化策略中复杂、庞大空间搜索问题,并将其应用于灰度图像恢复中。此方法不需要对图像作出广义平稳过程假设,并能在理论上能找到图像恢复目标函数的全局最优解。本文还将进化策略图像恢复方法与其它图像恢复方法进行了比较,计算机模拟结果证明了进化策略图像恢复法的有效性,是一种较好的图像恢复方法。

\* 国家自然科学基金和广东省自然科学基金资助项目。



## 2 进化策略原理简介

进化策略是模拟自然界生物进化过程的计算模型,是一种全局优化搜索方法。目前研究的进化算法主要有以下三种典型的算法:遗传算法(Genetic Algorithms, GAs)、进化策略(Evolution Strategies, ESs)和进化规划(Evolutionary Programming, EP)<sup>[4]</sup>。进化策略是由德国的 I. Rechenberg 和 H. P. Schwefel 建立的。进化策略按父本参与生存竞争与否,可分为“+”规则进化策略和“·”规则进化策略,分别以  $(\mu+\lambda)-ES$  和  $(\mu,\lambda)-ES(\lambda \geq \mu \geq 1)$  来表示。进化策略的简单形式描述如下:

begin:

    Generation:=0;

    初始化:设定父本个数  $\mu$ ,并初始化父本;

    适应度计算:用适应度函数计算每个父本的适应度;

    while(终止条件不满足)do

        变异:通过对父本加高斯变异产生  $\lambda$  个子本;

        适应度再计算:计算  $\lambda$  个子本的适应度;

        选择:if(采用  $(\mu+\lambda)-ES$ )

            then:  $\mu$  个父本和  $\lambda$  个子本共同竞争,选择适应度高的  $\mu$  个个体作为新的父本;

            else:仅  $\lambda$  个子本竞争,选择适应度高的  $\mu$  个个体作为新的父本;

        Generation:=Generation+1;

    end;

end;

## 3 经典进化策略的改进措施

如何实现在复杂而庞大的空间中搜索最优也是进化策略实际应用中的难题之一。本文将经典的进化策略进行改进,以降低搜索空间复杂度,提高搜索效率,并节省存储容量。我们的改进从变异方式、个体选择和策略形式三个层次进行。

### 3.1 变异方式:单分量变异

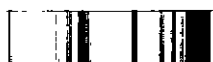
单分量变异法:从个体中随机取一个分量,对此分量加高斯随机数发生一次变异,并计算局部适应度。

如果在个体的所有分量加高斯随机数发生变异,由于各分量之间的相互影响,对较优分量的继承性不好。当个体分量较多时,搜索时间过长。研究表明,局部搜索比全局搜索更为有效<sup>[5]</sup>,通常局部搜索采用传统的优化方法,如梯度下降法等,但对于目标函数不可微的问题实现起来较为困难。本文提出的单分量变异从降低搜索空间的复杂度出发,搜索随机地对各分量进行。当个体的各分量之间是有规律相关时,选择与此分量相关性较强的若干分量,组成一个“局部个体”。单点变异后,与此分量对应的“局部个体”受到较大的影响,忽略对其他分量的影响,计算“局部个体”的适应度(称为局部适应度),并以局部适应度作为个体是否被保留的判断条件。局部适应度的计算,可以有效地降低计算时间。

### 3.2 个体选择:优胜劣汰规则

个体的选择采用“优胜劣汰”规则,即要求子本的适应度高于或等于父本。

子本的适应度高于父本,使得每一步变异都朝适应度增大的方向进行,避免了重索,加快



了收敛速度。而且,通常 $(\mu+\lambda)-ES$ 是父本和子本共同参与生存竞争,同时保存 $(\mu+\lambda)$ 个个体,采用“优胜劣汰”选择规则,则子本与父本的比较逐个进行,不需要同时存储所有的个体,易于在PC机上实现,这相当于一种变 $\lambda$ 的 $(\mu+\lambda)-ES$ 。

### 3.3 策略选择:组合进化策略

组合进化策略:搜索过程采用 $(\mu+\lambda)-ES$ 和 $(\mu,\lambda)-ES$ 相结合的策略形式。

比较而言, $(\mu+\lambda)-ES$ 较好地继承了父本的优良特性,收敛性好,但易于陷入局部最优; $(\mu,\lambda)-ES$ 易于跳出局部最优,但由于放弃了上一代的结果,所以收敛较慢。采取 $(\mu+\lambda)-ES$ 和 $(\mu,\lambda)-ES$ 相结合的策略,首先,以 $(\mu+\lambda)-ES$ 快速逼近最优,当判断适应度函数陷入了局部最优时,则下一代采用 $(\mu,\lambda)-ES(\mu=\lambda)$ ,重新产生初始个体,以此来跳出局部最小,这类似于自然界的毁灭性“大灾难”,然后继续 $(\mu+\lambda)-ES$ 进化。

在理论上,经过无穷多次搜索,进化策略可以找到全局最优解。而在实际应用中,当搜索空间过于庞大时,无法穷举所有局部最优,只能在若干个局部最优解中选择最佳者作为满意解。组合进化策略就是基于这种思想,在若干次“大灾难”之后,选择适应度最佳的一个个体作为满意解。

## 4 进化策略图像恢复基本思路

设图像降质系统是线性位移不变的,若给出退化矩阵 $H$ ,便可写出:

$$g = H * f + n \quad (1)$$

其中, $g$ 为降质输出图像, $f$ 为输入图像(可视为理想原始图像), $*$ 为卷积算子, $n$ 为加性噪声。

图像恢复目标函数通常取为有约束的均方误差函数:

$$E = \|g - H * \hat{f}\|^2 + \lambda \|D * \hat{f}\|^2 \quad (2)$$

其中, $\hat{f}$ 为对原图的估计, $\lambda$ 为常数, $D$ 为Laplacian算子。通过求目标函数最小来得到原图像的理想估计,此时图像恢复可看成求解最优化问题,因此可将进化策略引入灰度图像恢复中。

### 4.1 图像恢复进化策略设计的基本问题

个体表示:进化策略中,首先要将搜索空间的解映射成进化策略空间解的表示。进化策略空间的解称为个体,一个个体是对原图像阵列的一个估计。其中,每一分量对应图像的一个像素点,取值在0~255之间,在PC机上以一个字节表示。

初始群体:搜索开始时,要产生一定数量的个体作为初始群体。对于多父本的进化策略,随着搜索不断向好的区域进行,父本之间的相似性越大,搜索的重复性较多,影响了搜索效率,而且由于数字图像数据量大,在PC机上同时存储较多个体较难实现,所以本文采用单父本搜索,个体的每一分量由原图像对应像素点的灰度值加上高斯型随机数而得。

适应度函数:本文以式(2)的均方误差函数为适应度函数。迭代过程向适应度函数减小方向进行,适应度函数越小,个体的适应度越高,其所对应的 $\hat{f}$ 越接近 $f$ 。

### 4.2 改进措施的具体实现

数字图像处理中不可避免维数多,搜索范围大的问题,对于一幅 $256 \times 256$ ,256灰度级的图像;搜索空间为 $256^{256 \times 256}$ ,相当于 $2^{512K}$ ,如此庞大的空间,若采用经典的进化策略,则搜索时间难以忍受。所以采用第3节提出的进化策略改进措施,降低计算复杂度,减少计算时间。若采用单变量变异方式,同样对于一幅 $256 \times 256$ ,256灰度级的图像,搜索空间降低为 $256^3$ ,即 $2^{24}$ 。

#### 4.2.1 单分量变异及局部适应度计算



变异采取单分量变异方式。一个像素点与以此点为中心的  $3 \times 3$  点阵的像素点相关性较强,取此  $3 \times 3$  点阵为“局部个体”。每随机选择一个像素点发生突变后,计算局部适应度。

#### 4.2.2 “优胜劣汰”选择规则

比较父本的局部适应度  $F$  和新个体的局部适应度  $F'$ ,如果  $F'$  低于  $F$ ,则放弃此次变异,在父本基础上再发生新的变异,直到  $F'$  高于或等于  $F$ ,接受为新的父本,完成一代进化。

#### 4.2.3 策略形式:变 $\lambda$ 的 $(1+\lambda)-ES$ 和 $(1,\lambda)-ES$ 相结合

搜索从  $(1+\lambda)-ES$  开始,每过若干代进化,计算整幅图像的总适应度。迭代过程是向总适应度增大方向发展。若图像的总适应度陷入了局部最优,则先将此时图像阵列保存下来,下一代采用  $(1,\lambda)-ES$ 。然后,重新开始  $(1+\lambda)-ES$  进化。经过若干次“大灾难”,选择适应度最好的个体作为对图像的满意估计并输出。总体框架如图 1 所示。

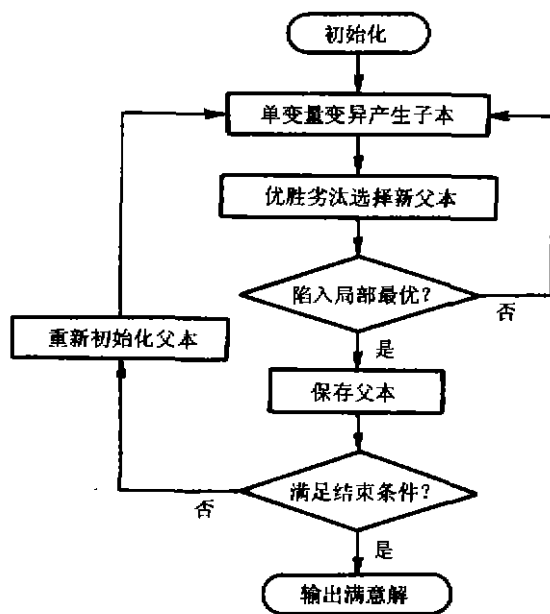


图 1 流程图

### 5 模拟实验及与其他图像恢复方法的比较

图 2(a)所示为  $32 \times 32$ , 256 灰度级的“眼睛”原始图像,图 2(b)为用式(3)降质并有量化噪声的退化图像 2(c)为用进化策略恢复的图像。

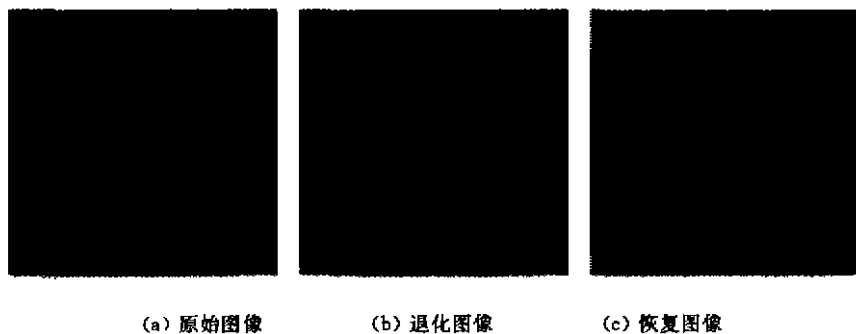


图 2 “眼睛”图像的恢复

总体适应度曲线如图 3 所示。搜索经过了 5 次“大灾难”,在 6 个局部最优解中选择适应度最好者,作为满意解。

我们从主观效果和客观指标峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)两方面来衡量图像质量提高情况,PSNR 如式(4)所示。退化图像 PSNR 为 25.88,恢复图像提高到 32.87,峰值信噪比提高明显,而且恢复图像主观质量理想。采用改进后进化策略,到达一次“大灾难”所需计算时间约为 15s。如用改进前的进化策略恢复,达到相同的恢复质量,所需时间为约

30min。可见由于简化了计算空间,改进后的进化策略有效地缩短了计算时间。

$$h_1 = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{M^2} \sum_{i,j=0}^{M-1} (f_{(i,j)} - \hat{f}_{(i,j)})^2} \quad (4)$$

我们也对  $256 \times 256$ , 256 灰度级的“Lenna”图像进行了计算机模拟实验。图 4(a)为“Lenna”原始图像、4(b)所示为经过如式(3)所示  $3 \times 3$  退化窗口,并有量化噪声的退化图像,退化图像  $PSNR=24.58$ 。

逆滤波法可以用于恢复线性位移不变系统退化图像,由于退化函数的普遍病态性,逆滤波会出现不稳定现象,同时在信噪比较高的情况下(如大约高于 30dB),逆滤波才能得到较好的恢复<sup>[6]</sup>。但是,图 4(b)退化严重,信噪比较低,逆滤波恢复图像已完全被放大的噪声和振荡条纹所淹没,如图 4(c)所示。进化策略则不存在这种限制,得到了较为理想的恢复,如图 4(d)所示恢复图像  $PSNR=27.78$ 。

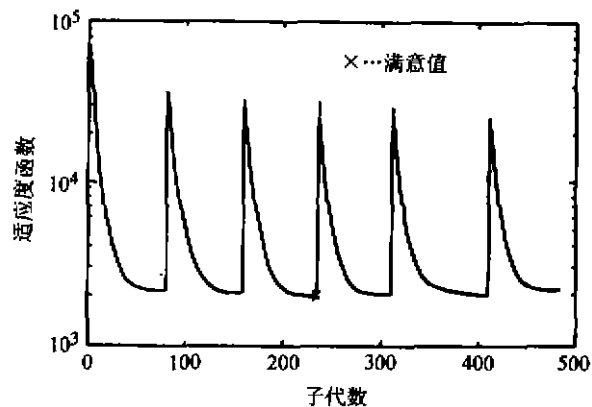
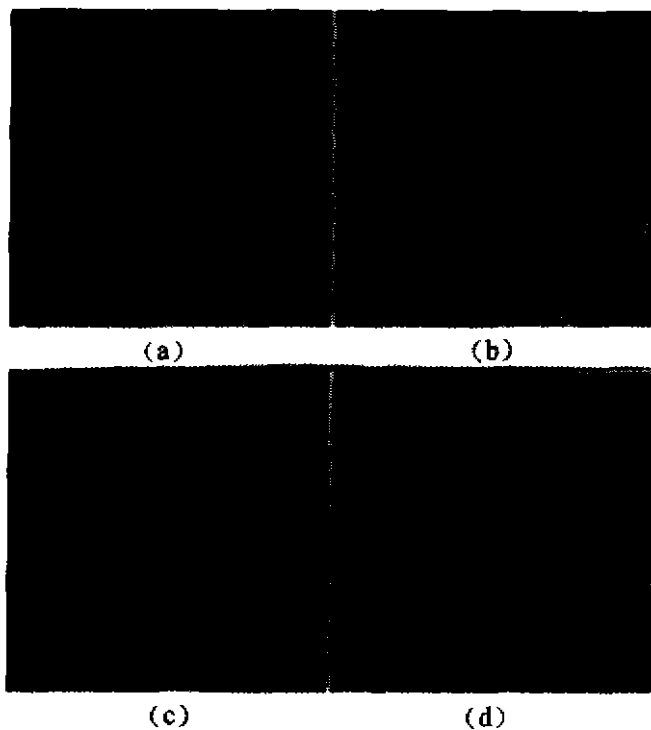


图3 总体适应度曲线



(a) 原始图像 (b) 退化图像  
(c) 逆滤波法恢复图像 (d) 进化策略恢复图像

图4 与逆滤波恢复结果比较图

我们也用  $5 \times 5$  一致模糊窗口函数作了一系列的实验,并加入了高斯白噪声。



Yi-Tong Zhou 采用神经网络,在  $5 \times 5$  一致模糊函数、并有 20dB 高斯白噪声的情况下,对  $256 \times 256$ , 256 灰度级的“Lenna”图像进行了恢复实验,并将神经网络恢复结果与维纳滤波恢复结果作了比较,得到了好于维纳滤波的结果<sup>[1]</sup>。

在同样的条件下,我们对改进的进化策略和神经网络图像恢复法作了比较实验。图 5(a) 为退化图像,5(b) 为神经网络的恢复图像,5(c) 为改进进化策略的恢复图像。比较而言,进化策略恢复图像不仅较好地克服了高斯噪声,而且图像更平滑,边缘没有条纹效应,视觉效果较好。由式(4)可知,PSNR 提高程度即为均方误差降低程度。神经网络恢复图像均方误差(Mean-Square Error)降低 1.68dB,用我们方法恢复的图像均方误差降低 2.03dB,好于神经网络的恢复结果<sup>[1]</sup>。强大的全局搜索能力是进化策略图像恢复方法行之有效的主要原因。

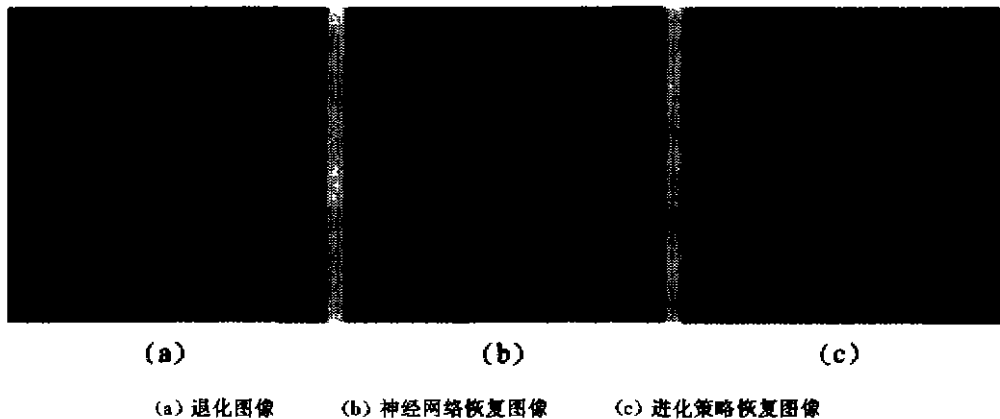


图 5 与神经网络恢复结果比较图

我们也对  $256 \times 256$ , 256 灰度级的“Peppers”图像进行了模拟实验。经过窗口为  $5 \times 5$  的一致模糊函数模糊,并加入量化噪声、30dB、20dB 高斯白噪声进行退化。退化图像的恢复情况如表 1 所示。

表 1 “Peppers”图像恢复 PSNR 比较表

图像类别	退化图像	恢复图像
量化噪声	26.00	29.69
30dB 噪声	25.91	27.53
20dB 噪声	25.32	27.15

图 6(a) 为“Peppers”原始图像,6(b) 为经过为  $5 \times 5$  一致模糊并加入 30dB 噪声时的退化图像,6(c) 为对应的恢复图像。图 6(c) 表明,进化策略图像恢复方法,较好地克服了高斯白噪

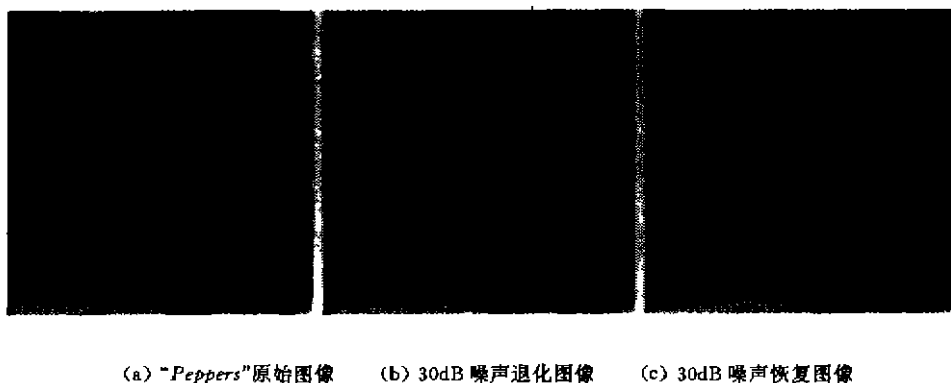
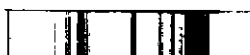


图 6  $5 \times 5$  一致模糊“Peppers”图像恢复结果图



声,同时对图像的细节部分也有较好的恢复。

改进的进化策略对不同图像在不同退化函数下退化的图像均能有较好恢复,上述模拟结果也验证了进化策略在图像恢复方面的通用性。

## 6 简单结论

本文提出一种适用于复杂庞大空间搜索的进化策略改进形式,并将其应用于灰度图像恢复问题中。采用不同图像、不同退化矩阵进行了模拟实验,并与其他图像恢复方法进行了比较,得到了较优结果。实验结果及比较表明,进化策略图像恢复是一种有效、通用的图像恢复方法。由于进化算法是一种随机优化搜索机制,计算速度是其难以克服的弱点,在速度上往往慢于确定性的优化方法,对于大规模搜索,这一问题尤为突出,本文的改进正是针对这一难点,所提出的改进进化策略也可以应用于其他类型复杂搜索空间的优化问题。

## 参 考 文 献

- 1 Zhou YT,Chellapa R,Vaid A,Jenkins B K. Image restoration using a neural network. IEEE Trans on Acoustics Speech and Processing,1988,36(7)
- 2 余英林,李怀东,马丽红. 两种图像恢复的新方法. 通信学报,1992,13(4)
- 3 焦李成. 神经网络的应用与实现. 西安:西安电子科技大学出版社,1993
- 4 Fogel D B. Evolutionary Computation:Toward a New Philosophy of Machine Intelligence. IEEE Press,1995
- 5 Hlenbein H M,et al. Parallel genetic algorithms,population genetics and combinatorial optimization. In:Proc of the 3th Conf on GAs. CA:Morgan Kaufmann,1989. 416~421
- 6 王绍霖. 数字图像处理. 长沙:国防科技大学出版社,1987

(1996-09-24 收到,1997-07-17 改定)

