

动态混沌扰动遗传算法的振动模糊高光谱图像复原

王晓燕¹, 李杰^{2*}, 彭帮平¹, 涂亦澄³

1. 北京物资学院信息学院, 北京 101149
2. 北京建筑大学机电与车辆工程学院, 北京 102616
3. Department of Computer Science and Engineering, University of South Florida, FL, 33647, USA

摘要 高光谱图像具有较高的光谱分辨率和空间分辨率, 从而具备区分诊断地物光谱特性的能力, 但是在获取高光谱图像时, 经常会由于载荷平台的振动, 导致光谱图像失真, 严重影响光谱图像在应用中的精度和可信度。提出一种能够将振动模糊高光谱图像复原的动态混沌扰动遗传算法, 该算法对比于普通的遗传算法, 不会出现过早收敛, 能够较准确的恢复图像, 提高光谱质量。根据振动模糊图像的退化原理, 找到振动模糊图像与清晰图像之间的映射关系和振动模糊图像的点扩散函数。针对振动模糊图像退化的非线性和混沌系统特征, 用 tent 映射生成混沌初始种群, 增强遗传算法的全局搜索能力。对产生的优秀个体, 用切比雪夫映射进行混沌扰动, 对优秀个体混沌优化, 以增强遗传算法自身局部搜索能力。将三维高光谱影像平铺为二维图像, 利用相邻的光谱通道的图像相关性, 对每一幅图像进行复原, 从而实现三维高光谱数据的复原。在澳大利亚机载 Hymap 成像光谱仪所提供的数据立方体中, 进行了两组不同的振动模糊光谱图像复原仿真验证。将所提出的方法与近期使用的光谱图像复原算法和遗传复原算法进行对比分析, 图像采用无参评价方法灰度平均梯度 GMG 和拉普拉斯算子 LS, 有参评价方法信噪比 SNR 和峰值信噪比 PSNR, 光谱采用光谱信息散度 SID 和光谱梯度角 SGA 评价方法, 发现各个评价指标均有大幅改善。与最新的光谱复原算法相比, SNR 提高了 60%, PSNR 提高了 10%, GMG 提高了 11%, LS 提高了 11%, SID 降低了 39%, SGA 降低了 5%。与原遗传算法相比, 图像的 SNR 提高了 51%, PSNR 提高了 12%, GMG 提高了 33%, LS 提高了 43%, SID 降低了 39%, SGA 降低了 16%。计算结果表明该方法对恢复振动模糊高光谱图像数据非常有效, 不仅能提高单波段图像的清晰度, 光谱数据立方体的光谱质量也明显提高。

关键词 遗传算法; 振动模糊; 图像复原; 混沌扰动

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)07-2219-07

引言

高光谱图像由于能够同时探测物体的光谱信息和空间信息, 因而在航天遥感、农业和环境等方面都有十分重要的应用。但是高光谱影像在获取过程中, 由于载荷平台的振动, 使得高光谱遥感数据的空间图像模糊, 信噪比下降, 光谱重建后光谱混叠, 对比度降低, 光谱严重失真, 严重影响光谱图像在应用中的精度和可信度。因此, 对平台减振, 减少数据受到平台振动的干扰污染, 对振动模糊高光谱图像进行有效的复原, 是提高高光谱图像数据准确性的重要保证。

常见用于运动模糊光谱图像的复原算法有维纳滤波(逆滤波)算法^[1], 卡尔曼滤波算法^[2], Richardson-Lucy^[3]迭代恢复算法。这些常用的运动图像恢复算法对图像的恢复效果不错, 但是对光谱的恢复却不理想, 恢复的图像质量也难以满足应用要求。杨润宇和贾亦雄等提出截断核范数和全变差正则化高光谱图像复原^[4], 主要用于去除随机死线、高斯和椒盐噪声; 王旭和陈强提出多通道空间光谱全变差的衍射光谱图像复原算法^[5], 都能有效地去除模糊和噪声, 但是没有应用到运动模糊高光谱图像复原。

遗传算法是一种重要的优化算法, 但标准的遗传算法进行图像恢复, 容易出现过早收敛现象, 很难得到理想结

收稿日期: 2020-07-10, 修订日期: 2020-11-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(51675494), 北京物资学院校内专项(0541604658), 北京物资学院青年基金项目(2018XJQN05), 金字塔人才培养工程项目(JDJQ20200308)资助

作者简介: 王晓燕, 1980年生, 北京物资学院信息学院副教授 e-mail: wangxy252@163.com

* 通讯作者 e-mail: lijie1@bucea.edu.cn

果^[6-7]。基于此,在遗传算法中加入了动态混沌扰动,设置了动态扰动参数,提出了动态混沌扰动遗传算法,并将混沌遗传算法成功的应用到振动模糊高光谱遥感数据立方体复原中。实验结果表明,混沌遗传算法对振动模糊光谱图像复原效果不错,不仅提高了单波段图像的清晰度,也提高了光谱立方体的光谱质量。

1 振动模糊高光谱图像

1.1 退化模型

高光谱数据是一个立方体,每个波段都有一副空间图像,振动模糊后的光谱数据立方体 $g(x, y, \lambda)$ 可表示为

$$g(x, y, \lambda) = f(x, y, \lambda)h(x, y, \lambda) + n(x, y, \lambda) \quad (1)$$

式(1)中, $h(x, y, \lambda)$ 为图像点扩散函数, $n(x, y, \lambda)$ 为噪声, $g(x, y, \lambda)$ 为模糊光谱数据立方体, $f(x, y, \lambda)$ 为原始数据,变量 x 和 y 是立方体的两个空间维, λ 为光谱维。

在不考虑噪声的情况下,假设原始光谱数据 $f(x, y, \lambda)$ 经过一个平面运动, $x_0(t)$, $y_0(t)$ 分别为 x 和 y 方向上的变化分量, t 为运动时间,则模糊后的数据为

$$g(x, y, \lambda) = \int_0^t f[x - x_0(t), y - y_0(t), \lambda] dt \quad (2)$$

由以上退化模型可知,对于运动模糊的高光谱数据立方体, λ 为光谱维,该维不会随着运动而改变,即模糊点扩散函数 $h(x, y, \lambda)$ 与 λ 不相关,将式(2)以变量 λ 按光谱分辨率 $\Delta\lambda$ 进行离散,则有

$$\begin{aligned} g(x, y, \lambda) &= \sum_{i=1}^n \int_0^t f[x - x_0(t), y - y_0(t), i\Delta\lambda] dt \\ &= \sum_{i=1}^n \int_0^t f_i[x - x_0(t), y - y_0(t)] dt \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中, n 为立方体光谱维的波段数, $f_i(x, y)$ 为波段为 i 的空间图像,这样就将三维数据立方体转化成了二维空间图像的有限和。

令 $F_i(u, v)$, $G(u, v, \omega)$ 分别为 $f_i(x, y)$ 、 $g(x, y, \lambda)$ 的傅里叶变换,根据傅里叶变换的线性以及位移性质,则有

$$\begin{aligned} G(u, v, \omega) &= \sum_{i=1}^n F_i(u, v) \cdot \\ &\frac{1}{t_e} \int_0^t \exp(-j2\pi(ux_0(t) + vy_0(t))) dt \end{aligned} \quad (4)$$

也可以写成

$$G(u, v, \omega) = \sum_{i=1}^n H(u, v) F_i(u, v) \quad (5)$$

其中, $H(u, v)$ 是点扩散函数 $h(x, y)$ 的傅里叶变换。

$$f_i(x, y) = F_i^{-1}[F(u, v)] \quad (6)$$

$$f(x, y, \lambda) = \sum_{i=1}^n f_i(x, y) \quad (7)$$

整个运动模糊高光谱数据立方体的复原就相当于将每个单色波段图像都复原后组成复原的高光谱数据立方体,且各单色波段图像的点扩散函数一致。

1.2 振动图像的点扩散函数

当物体作谐波振动时,运动位移可表达为

$$s(t) = D + A\cos(2\pi ft - \varphi_0) \quad (8)$$

式(8)中, D 为物体平衡位置相对于静态位置的偏移, A 为振幅, F 为振动频率, φ_0 为仪器快门开启时刻振动的初相位。

设振动方向与平台运动方向夹角为 θ , 振动模糊图像的点扩散函数^[8],

$$psf = \frac{1}{\pi \sqrt{(A\cos\theta)^2 - x^2}} \frac{1}{\pi \sqrt{(A\sin\theta)^2 - y^2}} \quad (9)$$

由式(8)和式(9)可知:高频振动模糊图像的点扩散函数只与振动的振幅和方向有关系。利用两次 Radon 变换就能比较准确的检测出高频振动的振幅和方向^[9-10],因此就能检测出高频振动的点扩散函数,这些先验知识,对模糊图像的恢复非常重要。

2 动态混沌扰动遗传算法

针对遗传算法中存在的盲目搜索问题,提出基于动态混沌扰动的遗传算法。对标准的遗传算法引入动态混沌扰动,在最优值改变时进行混沌扰动,减少遗传算法中存在的盲目搜索,将有限的时间用在最有效的搜索上,提高搜索的速度和效率。动态混沌扰动遗传算法(dynamic chaos disturbance genetic algorithm, CGA)图像恢复步骤如下:

(1) 染色体编码

将一副待恢复的单色光谱图像可以看作是一个 $M \times N$ 二维矩阵,直接作为一个染色体,图像各个像素的灰度值 $x(i, j)$ ($i \leq M, j \leq N$) 是染色体基因值。图像的灰度值是 $[0, 255]$ (不是可以做灰度拉伸,变成 $[0, 255]$) 内的整数,交叉和变异都采用整数编码,不采用二进制编码。

(2) 初始化种群

为了改变随机产生初始种群而带来的收敛速度慢的问题,采用传统的维纳滤波算法恢复的图像作为初始值,采用嵌入切比雪夫(Chebyshev)映射混沌序列生成初始种群来完成^[11]。将维纳滤波复原的图像 X_0 作为初始值, X_0 是一个矩阵,其元素代表灰度值,将 X_0 中的元素灰度值 $x_0(i, j)$ 映射到 $[0, 1]$ 区间内,

$$x_0(i, j) = \frac{x_0(i, j) - 0}{255} \quad (10)$$

以 X_0 作为初始值,利用切比雪夫混沌映射得到序列 X_k ($k=1, 2, \dots, L$), 则 X_k 中元素的灰度值 $x_k(i, j) \in [0, 1]$, ($k=0, 1, 2, \dots, L$) 作逆映射得到序列

$$X_k = 0 + (255 - 0)X_k \quad (11)$$

各个像素值在原像素值的基础上做了混沌扰动,由于混沌映射的遍历性,能保证初始种群的多样性,同时在一程度上也保持了图像的连续性^[12]。

(3) 设计适应度函数

问题是求解最佳恢复图像,最佳恢复图像只能与原图像相比才能确定是否最佳,大多数情况下,最佳图像和原始图像都是未知量,只能从已知量——退化图像 $g(x, y)$ 和退化模型 $h(x, y)$ 来比较分析。最佳恢复图像 $\hat{f}(x, y)$ 可通过相同的退化模型产生出另一退化图像 $\hat{g}(x, y)$, 当 $g(x, y)$ 与 $\hat{g}(x, y)$ 非常接近时,则可以认为恢复图像 $\hat{f}(x, y)$ 为最佳的恢复图像。显然 $g - \hat{g}$ 越小,最佳恢复图像 $\hat{f}(x, y)$ 与原始 f

(x, y) 就越相似,则适应度函数为

$$E(\hat{f}(x, y)) = \frac{1}{\|g(x, y) - h(x, y) * \hat{f}(x, y)\|^2} \quad (12)$$

寻找最优恢复图像,即是最大化 $E(\hat{f})$ 的过程, $E(\hat{f})$ 越大,图像效果越好。

①交叉

交叉是遗传算法产生新染色的主要手段,有单点交叉、两点交叉和多点交叉等方法。本工作采用窗口交叉,在两副图像中随机的选择同样大小的矩形窗口块进行交换。在图像中随机选择一个交叉点 p ,将二维图像分成四个区域,不同的区域进行随机组合,两个染色体能产生 16 个新的子染色体,保证了种群的多样性。如果子染色体的适应度大于母染色体,子染色体代替母染色体。

②变异

变异是遗传算法的辅助操作,目的也是保证种群的多样性,防止过早收敛。为了保证图像的连续性,采用邻近小范围内 9 个像素值的平均值替换法进行变异。

③存储最优染色体和保存母体

设计一个最优染色体保存器,将每次交叉和变异后选择出的适应度最高的染色体,与存储器中的染色体比较,若大于存储器中的染色体则取代存储器中的染色体。

④对最优的染色体进行混沌优化

混沌现象是用混沌映射来模拟的,在存储器中找到各个基因对应的最大值 $\max(x(i, j))$ 和最小值 $\min(x(i, j))$,在最大值和最小值之间用 Tent 映射式(13)产生动态扰动范围

$$x(n+1) = \begin{cases} 2x(n) & 0 \leq x(n) \leq 1/2 \\ 2(1-x(n)) & 1/2 < x(n) \leq 1 \end{cases} \quad (13)$$

用切比雪夫映射式(14)进行混沌扰动。

$$T_n(x) = \cos(n \arccos(x)) \quad (14)$$

其中 $\{\cos(n \arccos(x))\}_{n=0}^{\infty}$ 是 $[-1, 1]$ 上实值连续函数空间的基底。最优个体混沌优化迭代次数一般设为 50。

混沌遗传算法的流程图如图 1 所示。

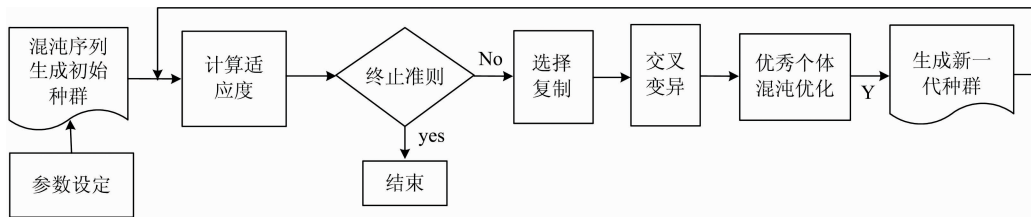


图 1 改进遗传算法流程图

Fig. 1 Flowchart of dynamic chaos disturbance genetic algorithm

3 高光谱模糊图像复原实验

为了验证该算法的有效性,在澳大利亚机载 Hymap 成

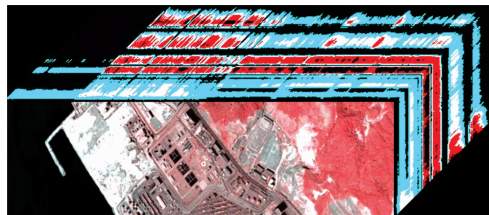


图 2 Hymap 提供的光谱数据立方体图

Fig. 2 Hymap spectral data cube

像光谱仪所提供的数据立方体上进行两组相关试验。光谱数据如图 2 所示,大小为 $150 \times 1536 \times 129$,共有 129 个波段的图像。给出其中一张单色图,如图 3 所示。



图 3 通道原图

Fig. 3 Original image

高光谱振动模糊光谱图像的复原框图如图 4 所示。

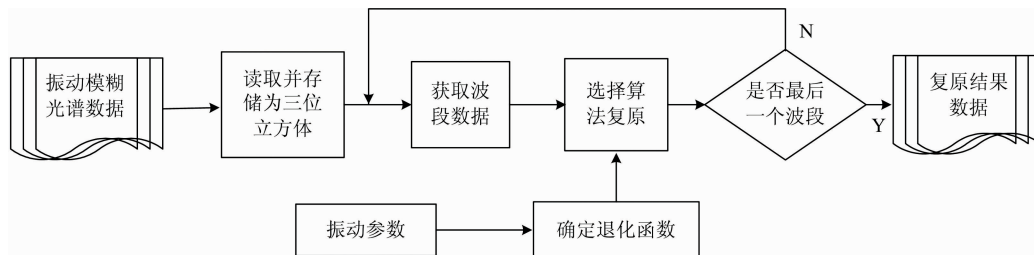


图 4 高光谱数据立方体复原框图

Fig. 4 Flowchart of spectral image cube restoration

3.1 振动高光谱复原

取振幅大于 1 像素的高频谱波振动模糊图像, 振动函数为 $x(t) = 6\cos(100\pi t)$, 振幅为 6 个像素, 振动方向与平台运动方向一致, 利用两次 Radon 变换能够检测出振动的方向和振幅^[9], 得出振动模糊图像的点扩散函数为,

$$psf = \frac{1}{\pi \sqrt{A^2 - x^2}} = \frac{1}{\pi \sqrt{6^2 - x^2}} \quad (15)$$

根据仿真结果, 得到的振动退化数据立方体里的某张图像如图 8 所示, 从图中可以看出, 振动模糊图像相对于原图非常模糊, 图像轮廓非常不明朗, 细节不清楚。分别用最新的 Richardson-Lucy(RL)复原算法^[3]、遗传算法(GA)和混沌扰动遗传算法(CGGA)复原结果如图 6, 图 7 和图 8 所示。从复原图中可以看出, RL 复原法和 GA 遗传算法恢复图轮廓比较清晰, 消除了大部分的拖影, 对比模糊图像有了很大的改善, 但是振铃效应很严重, 相对于原图还是有很大差距。主观评价, 也能看出 CGA 复原图像效果最好。为了对比光谱质量, 从各方法恢复的光谱立方体数据中, 随意取出同一点的光谱特征曲线, 如像点(110, 22), (210, 142), 这两点的原光谱、退化光谱, R-L(Richardson-Lucy)复原光谱, 遗传算法(GA)复原光谱以及混沌扰动遗传算法(CGGA)复原光谱特征曲线如图 9 和图 10 所示。对比从这两点的光谱曲线可知, 在各个波段, CGA 复原的这两点光谱特征曲线与原

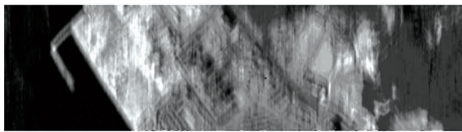


图 5 振动退化图

Fig. 5 Vibration degradation image

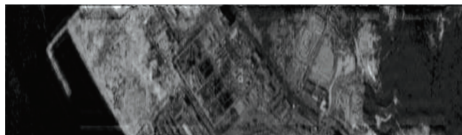


图 6 RL 复原

Fig. 6 Richardson-Lucy restoration



图 7 遗传复原

Fig. 7 Genetic algorithm restoration



图 8 CGA 算法

Fig. 8 Dynamic chaos disturbance genetic algorithm restoration

光谱特征曲线最接近, 基本一致, 其他的方法如 RL 复原则在某些波段有较大的偏离。本方法能够有效的复原像点的光谱特征, 达到了振动模糊复原效果。

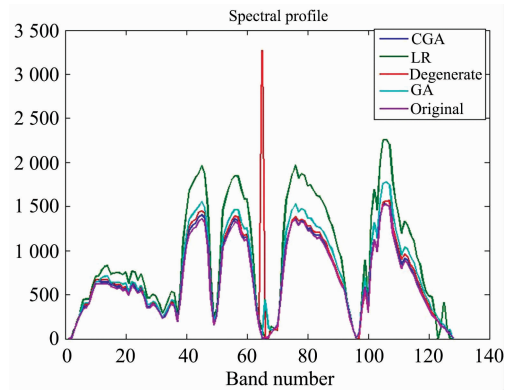


图 9 像点(110, 22)的光谱特征

Fig. 9 Spectra of point (110, 22)

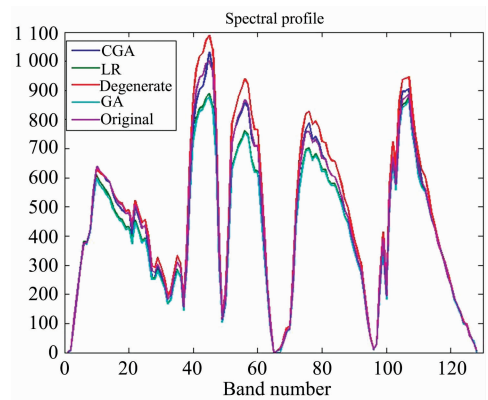


图 10 像点(210, 142)的光谱特征

Fig. 10 Spectra of point (210, 142)

高光谱图像包含空间域和光谱域的信息, 想全面的评价复原的高光谱图像的质量, 不仅要综合考虑高光谱图像的空间图像的清晰度, 还要考虑整个光谱数据立方体的光谱质量。为了客观的评价各种方法恢复的光谱数据的质量好坏, 分别采用了多种图像评价方法和多种光谱质量评价方法进行比较。图像采用无参评价方法灰度平均梯度(gray mean grads, GMG)和拉普拉斯算子法(LS), 有参评价方法信噪比(RNS)、峰值信噪比(PRNS)、等多种方法进行评价^[13]。原光谱图像、振动退化光谱图像和各种复原光谱图像的图像评价结果如表 1 所示, 对比原遗传算法, SNR 提高了 19%, PSNR 提高了 2%, GMG 提高了 33%, LS 提高了 43%, 对比最新的 RL 算法, SNR 提高了 60%, PSNR 提高了 8%, GMG 提高了 4%, LS 提高了 19%, 从各个图像评价指标看出, 本复原方法优于其他复原算法。常用的光谱相似性评价方法有: 相对光谱均方误差(SMSE)、光谱角(SA)、光谱相关角(SCA)、光谱信息散度(SID)、光谱梯度角(SGA)和光谱相关系数等^[14-15]。分别采用光谱信息散度(SID)、光谱梯度角(SGA)对原光谱数据、退化光谱数据、RL 复原光谱数据、

GA 复原光谱数据和 CGA 复原光谱数据进行评价, 评价结果如表 2 所示, 对比原遗传算法, SID 降低了 39%, SGA 降低了 12%, 对比最新的 RL 算法, SID 降低了 21%, SGA 降低了 5%, 从光谱评价数据指标, 也证明了该方法的优越性。

表 1 图像质量客观评价表

Table 1 Objective assessment of image quality

图像	有参评价		无参评价	
	SNR	PSNR	GMG	LS
原图	—	—	26.846 1	133.078 6
退化图	3.254 3	16.897 2	13.484 2	68.092 3
GA 复原	11.115 1	23.735 3	23.087 6	116.099 7
RL 复原	8.256 6	22.524 9	29.645 6	138.920 7
CGA 复原	13.231 7	24.234 1	30.723 4	165.724 1

表 2 光谱立方体光谱质量评价表

Table 2 Spectral quality evaluation of spectral cube

光谱数据立方体	光谱信息散度(SID)	光谱梯度角(SGA)
原光谱立方体	—	—
畸变光谱立方体	1.037 2	0.987 2
GA 复原光谱立方体	1.028 8	0.973 6
RL 复原光谱立方体	0.799 8	0.897 2
CGA 复原光谱立方体	0.628 5	0.853 0

3.2 谐波振动模糊高光谱复原

为了进一步验证该方法的有效性高, 另外取一组高频谐波振动信号

$$\begin{cases} x(t) = 1\cos(100\pi t)\cos(\pi/6) \\ y(t) = 1\cos(100\pi t)\sin(\pi/6) \end{cases} \quad (16)$$

同样对此组模糊的高光谱数据进行恢复实验, 得到的退化的单波段图如图 14 所示, Richardson-Lucy(RL)复原算法、遗传算法(GA)和混沌扰动遗传算法(CGGA)复原结果如图 12, 图 13 和图 14 所示。选取像点(208, 123)和(191, 96)各种算法的光谱曲线如图 15 和图 16 所示。对整个高光谱图像的图像质量评价结果如表 3 所示, 整体光谱质量评价结果如表 4 所示。



图 11 振动退化图

Fig. 11 Vibration degradation image



图 12 RL 复原

Fig. 12 Richardson-Lucy restoration



图 13 GA 复原

Fig. 13 Genetic algorithm restoration



图 14 CGA 复原

Fig. 14 Dynamic chaos disturbance genetic algorithm restoration

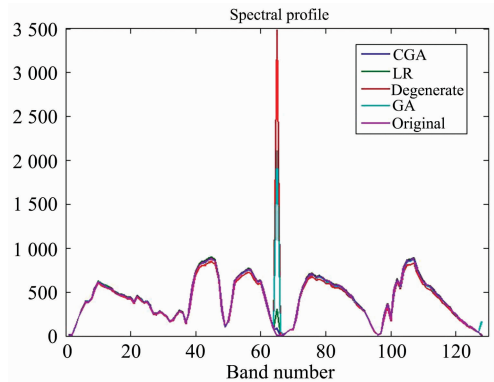


图 15 像点(208, 123)的光谱特征

Fig. 15 Spectra of point (208, 123)

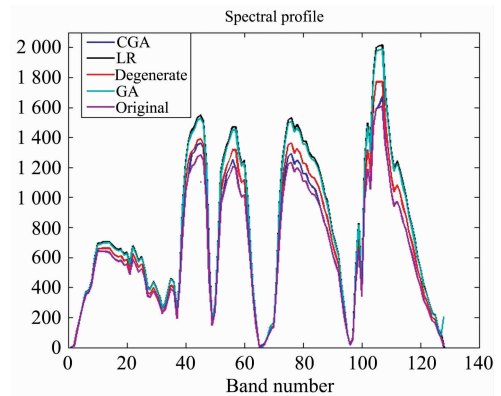


图 16 像点(191, 96)的光谱特征

Fig. 16 Spectra of point (191, 96)

表 3 图像质量客观评价表

Table 3 Objective assessment of image quality

图像	有参评价		无参评价	
	SNR	PSNR	GMG	LS
原图	—	—	26.846 1	133.078 6
退化图	10.110 4	23.871 8	16.845 2	67.759 5
GA 复原	11.470 1	23.998 9	25.982 0	128.12
RL 复原	12.582 4	24.351 5	26.775 1	137.024 4
CGA 复原	17.291 7	26.935 2	29.727 3	152.301 2

表 4 光谱立方体光谱质量评价表

Table 4 Spectral quality evaluation of spectral cube

光谱数据立方体	光谱信息散度(SID)	光谱梯度角(SGA)
原光谱立方体	—	—
b 畸变光谱立方体	0.901 7	0.807 3
GA 复原光谱立方体	0.899 1	0.791 5
RL 复原光谱立方体	0.857 6	0.662 3
CGA 复原光谱立方体	0.544 9	0.662 1

图像的质量评价如表 3, 本方法对比原遗传算法, SNR 提高了 51%, PSNR 提高了 12%, GMG 提高了 14%, LS 提高了 16%, 对比最新的 RL 算法, SNR 提高了 37%, PSNR 提高了 10%, GMG 提高了 11%, LS 提高了 11%。光谱质量评价如表 4 所示, 对比原遗传算法, SID 降低了 39%, SGA 降低了 16%, 对比最新的 RL 算法, SID 降低了 36%, SGA 降低了 0.3%。从图像和光谱的各种评价指标数据看, 本方

法对振动模糊的高光谱图像复原的确有效。

4 结 论

高光谱图像可以同时提供空间信息和光谱信息, 且各个波段的图像和光谱都具有连续性, 相邻的光谱通道的图像相关性很强。为了能够较好的恢复振动模糊三维高光谱数据和充分利用相邻光谱通道的图像相关性, 提出了一种动态混沌扰动遗传算法。混沌遗传算法与一般遗传算法相比, 高光谱数据恢复效果好, 具有不会限于局部解和过早收敛等优点。分别对高频振动和谐波振动模糊的高光谱数据立方体数据作实验仿真, 从两组振动模糊高光谱数据立方体复原结果的图像质量评价表和光谱数据质量评价表可以看出, 对不同的振动模型下的振动模糊高光谱图像复原, 动态混沌扰动遗传算法都优于遗传复原方法和最新的光谱复原算法, 不仅提高了光谱立方体的图像质量, 也提高了整个立方体的光谱质量。

References

- [1] FU Tiao-jiao, ZHANG Li-guo, WANG Wen-hua, et al(付天骄, 张立国, 王文华, 等). Optics and Precision Engineering(光学精密工程), 2015, 23(4): 1122.
- [2] Pan Jian, Yang Xinhua, Cai Huafeng, et al. Neurocomputing, 2016, 173: 1625.
- [3] ZHANG Jian-guo, TA Yang-yang, JIANG Rui-jiao, et al(张建国, 拓洋洋, 蒋瑞娇, 等). Acta Metrologica Sinica(计量学报), 2020, 4(2): 153.
- [4] YANG Run-yu, JIA Yi-xiong, XU Peng(杨润宇, 贾亦雄, 徐 鹏). Journal of Image and Graphics(中国图像学报), 2019, 24(10): 1801.
- [5] WANG Xu, CHEN Qiang, SUN Quan-sen(王 旭, 陈 强, 孙权森). Journal of Computer Research and Development(计算机研究与发展), 2020, 57(2): 411.
- [6] Saktidasan K. Computers & Electrical Engineering, 2016, 54: 382.
- [7] ZHU Chen-rou-ling, ZHANG Da-min, ZHANG Mu-xue, et al(朱陈柔玲, 张达敏, 张慕雪, 等). Communications Technology(通信技术), 2017, 50(7): 1401.
- [8] LIU Yu-ke, WANG Fu-bin, LÜ Jian-ying, et al(刘玉可, 王福斌, 吕建影, 等). Mechanical Engineering & Automation(机械工程与自动化), 2017, 1: 51.
- [9] Sandro Barone, Paolo Neri, Alessandro Paoli, et al. Procedia Manufacturing, 2017, 11: 1592.
- [10] Liu Jiantao, Yang Xiaoxiang, Li Li. Journal of Sound and Vibration, 2019, 457: 51.
- [11] CHEN Zhi-gang, LIANG Di-qing, DENG Xiao-hong, et al(陈志刚, 梁涤青, 邓小鸿, 等). Journal of Electronics & Information Technology(电子与信息技术学报), 2016, 38(6): 1547.
- [12] Chen Hui, Li Weide, Yang Xuan. Computers & Industrial Engineering, 2020, 145: 106560.
- [13] Chen Guobin, Zhai Maotong. Journal of Visual Communication and Image Representation 2019, 63: 102580.
- [14] ZHU Hong-qiu, HU Hao-nan, ZHENG Guo-liang, et al(朱红求, 胡浩南, 郑国梁, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2020, 40(6): 1979.
- [15] SUN Yan-li, ZHANG Xia, SHUAI Tong, et al(孙艳丽, 张 霞, 帅 通, 等). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2015, 19(4): 618.

Restoration of High-Frequency Vibration Blurred Hyperspectral Image Based on Dynamic Chaos Disturbance Genetic Algorithm

WANG Xiao-yan¹, LI Jie^{2*}, PENG Bang-ping¹, TU Yi-cheng³

1. School of Information, Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China

2. School of Mechanical-electronic and Vehicle Engineering, University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China

3. Department of Computer Science and Engineering, University of South Florida, FL, 33647, USA

Abstract Hyperspectral images have a higher spectral and spatial resolution and thus can differentially diagnose the spectral characteristics of ground objects. However, when acquiring hyperspectral images, the vibration of the platform often distorts the spectral image, which seriously affects the accuracy and reliability of spectral images in applications. This paper proposes a dynamic chaos disturbance genetic algorithm capable of restoring vibration-blurred hyperspectral images. Compared with ordinary genetic algorithms, this algorithm does not converge prematurely and can recover images more accurately with improved spectral quality. Based on the degradation principle of vibration-blurred images, we start by generating the mapping relationship between the vibration blurred image and the clear image and the point spread function of the vibration blurred image. Based on the nonlinear and chaotic characteristics of the degradation of the vibration blurred image, tent mapping is used to generate the initial chaotic population, which enhances the global search ability of the genetic algorithm. Specifically, we use Chebyshev mapping to chaotically perturb the outstanding individuals, thus enhancing the genetic algorithm's local search ability. The three-dimensional hyperspectral image is tiled into a two-dimensional image, and the image correlation of adjacent spectral channels is used to restore the three-dimensional hyperspectral data. To verify the performance of our method, we run two sets of image restoration simulations using data cubes provided by the Australian airborne Hymap imaging spectrometer. The method in this paper is compared with the data-of-art spectral image restoration algorithm, and genetic rehabilitation algorithm under multiple criteria, such as non-parametric evaluation method average gray gradient GMG and Laplace operator LS, parametric evaluation method signal-to-noise ratio SNR and incident signal-to-noise ratio PSNR, spectrum uses the spectral information divergence SID and the spectral gradient angle SGA evaluation methods, and it is found that all evaluation indicators can be improved. Compared with the latest spectral restoration algorithm, our method improved the SNR of the image by 60%, PSNR by 10%, GMG by 11%, LS by 11% and reduced the SID by 39%, SGA by 5%. Compared with the original genetic restoration algorithm, our method improved the SNR of the image by 51%, PSNR by 12%, GMG by 33%, LS by 43% and reduced the SID by 39%, SGA by 16%. These results show that our method is highly effective in restoring vibration and blur of spectral image data by significantly improving the clarity of a single band image, and the spectral quality of the spectral data cube.

Keywords Genetic algorithm; Vibration blur; Image restoration; Chaos disturbance

(Received Jul. 10, 2020; accepted Nov. 28, 2020)

* Corresponding author