

文章编号: 1001-1595(2004)04-0341-06

中图分类号: TP751

文献标识码: A

基于遗传优化的分段线性影像增强

熊兴华¹, 钱曾波², 陈鹰³, 陈刚¹, 张丽^{1,4}

(1. 西安测绘研究所, 陕西 西安 710054; 2. 信息工程大学 测绘学院, 河南 郑州 450052; 3. 同济大学 遥感技术研究中心, 上海 200092; 4. 长安大学 研究生部, 陕西 西安 710054)

Remote Sensing Image Enhancement Based on Genetic Optimization

XIONG Xing-hua¹, QIAN Zeng-bo², CHEN Ying³, CHEN Gang¹, ZHANG Li^{1,4}

(1. Xi'an Research Institute of Surveying & Mapping, Xi'an 710054, China; 2. Institute of Surveying & Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China; 3. The Research Center of Remote Sensing Techniques, Tongji University, Shanghai 200092, China; 4. Department of Postgraduates, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

Abstract: Image enhancement is a very effective image processing techniques, whose purpose is to retrieve the contrast and the definition of some degradation of images. A new image enhancement technique is presented in the basis of analyzing the qualities of several typical image enhancement techniques, whose basic principle is to adjust the parameters of segmented linear enhancement operator with genetic algorithm automatically. The experiments show that it is a reasonable and effective technique. As compared with classical image enhancement methods, the presented one is provided with very higher automatic and intelligent capability distinctly, while the traditional ones can be adjusted manually and the satisfying enhancement result cannot always be attained.

Key words: image enhancement; genetic algorithm; fitness; mean square deviation; information entropy; fuzzy compactness

摘要: 影像增强对于弥补影像对比度和清晰度的退化是非常有效的。本文在分析几种典型影像增强技术优缺点的基础上提出了1种新的影像增强技术。该技术首先将传统的分段线性增强算子修改为带参数的算子,然后用遗传算法对这些参数进行自适应动态调节以获得满足问题需要的增强结果。试验验证了该思想的合理性和有效性。与传统的影像增强技术相比,该技术明显具有较高的自动化与智能化水平。

关键词: 影像增强; 遗传算法; 适应度; 均方差; 信息熵; 模糊紧致度

1 引言

影像增强对于弥补影像对比度和清晰度的退化是非常有效的。在过去的几十年里,人们已经提出了许多影像增强技术,如典型的对比度增强技术有线性增强和直方图均衡化等^[1]。但笔者

认为这些传统的方法均存在以下不足:

1. 这些技术及其所使用的算子都是确定性的。如典型的直方图均衡化技术对给定的影像就只能产生一种增强结果,非线性增强技术虽带参数,但需在使用前凭经验给定。增强过程缺乏智能性和自适应性。

收稿日期: 2003-09-29; 修回日期: 2004-04-28

基金项目: 国家 863 重大专项资助项目(2002AA783052)

作者简介: 熊兴华(1965-),男,湖南华容人,博士,副研究员,主要从事遥感影像处理与分析,遗传算法及其应用等研究。

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2. 对增强结果的质量评价大多依赖人的主观评价。

3. 增强信号的同时也增强了噪声。

针对传统方法所表现的上述不足, 本文提出了一种新的基于遗传优化的影像增强技术。基本思想是先将传统的分段线性增强算子修改为带参数的算子, 然后用遗传算法对这些参数进行自适应动态调节以更好地满足影像增强处理的需要。

2 已有的相关工作

遗传算法是由美国密执根大学 J. H. Holland 教授于 1975 年提出的模拟生物自然选择与遗传过程的一类鲁棒的并行自适应搜索/ 优化技术。该技术能在大的解空间中迅速找到准最优解, 且其结果相对不受解空间中的伪局部最优点的影响。因此, 它已广泛应用于包括影像增强在内的许多不同的领域^[2-6]。

在文献[3]中, 印度学者 S. K. Pal 教授构造 4 个带参数的复杂非线性函数分别模拟图 1 中 4 种典型的非线性映射, 并取其加权和作为要优化的最终映射函数, 然后在设计的优化准则下通过遗传算法对所有 12 个参数进行自适应调制。该文分别用直方图呈双峰分布的模糊染色体影像和呈多峰分布的林肯总统头像做实验, 取得了较满意的结果。文献[4]针对彩色影像的自适应增强作了类似的研究, 但 4 个映射函数的表达形式, 特别是所使用的适应度评价函数不同。

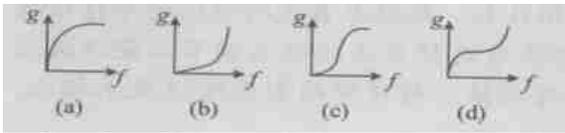


图 1 四类典型的非线性映射。(a) 低灰度拉伸; (b) 高灰度拉伸; (c) 中间灰度拉伸; (d) 中间灰度压缩

Fig. 1 Four typical nonlinear mapping functions. (a) dark area stretched; (b) light area stretched; (c) mid-range stretched; (d) midrange shrunk

虽然 Pal 方法取得了较好的实验结果, 但其模拟函数的构造复杂, 参数较多, 这使得一方面若没有一定的经验则较难设计, 另一方面也使得遗传算法的个体编码串长过长(原文为 120 位二进制码), 影响优化的效率和优化结果的稳定性。

文献[7]提出可用一个归一化的不完全 Beta 函数来模拟图 1 中的 4 种非线性映射, 从而实现

对影像的增强处理。与 Pal 方法相比, 不完全 Beta 函数的形式固定, 参数也只有 2 个。但对 2 个参数的配置, 该文采用的是穷举法与人工干预相结合的方法来选取的。后来文献[5]采用遗传算法对这 2 个参数进行优化配置, 取得了一定的效果。但由于每个灰度级的映射都要随遗传算法的群体规模和迭代次数的乘积量(一般较大)反复进行积分运算, 算法运算量大, 效率很低。另外, 文献[5]仅用均方差作为适应度评价函数在实际应用时是不合适的, 因为在没有人工干预的情况下, 这会使影像最终增强为二值影像。

3 本文方法的基本原理

分段线性增强算子是一个比较灵活的算子, 且其函数形式简单。特别是不同的分段参数组合不仅可以逼近图 1 所示的 4 种非线性映射增强的效果, 而且可以获得更多的处理结果, 如基本的线性变换, 锯齿变换和窗口切片操作等, 具体变形情况见文献[2]。

典型的三段线性映射函数的表达式为

$$g = \begin{cases} \frac{g_a - g_0}{a - f_{min}}(f - f_{min}) + g_0 & f_{min} \leq f < a \\ \frac{g_b - g_a}{b - a}(f - a) + g_a & a \leq f < b \\ \frac{L - g_b}{f_{max} - b}(f - b) + g_b & b \leq f \leq f_{max} \end{cases}$$

式中, f_{min}, f_{max} 和 g_0, L 分别是原始影像的最小、最大灰度值和它们经映射后对应的灰度值; a, b 分别是原始影像灰度的两个分界点, g_a 和 g_b 分别是分界点 a 和 b 经映射后对应的灰度值, 如图 2 所示。所有待控参数的取值范围分别为: $g_0, g_a, g_b, L \in [0, 255], a \in [f_{min}, f_{max}], b \in [a, f_{max}]$ 。

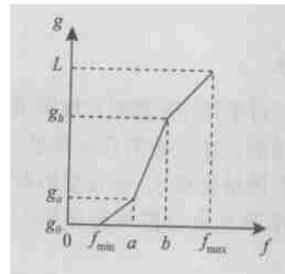


图 2 典型的分段线性映射曲线

Fig. 2 Classical segmented linear mapping curve

影像增强的效果取决于上述 6 个待控参数的

优化配置。由于每个参数都有 256 种可能的取值, 其总的配置将达到 $256^6 = 2^{48}$ 种。显然, 在如此大的空间中由人工选择最优配置或采用传统优化算法都将十分困难。而遗传算法则能发挥独到的优势。主要技术如下:

3.1 编码

编码采用基于二进制的格雷码, 以避免 Hamming 悬崖^[2]。考虑到 6 个参数的取值范围都在 0~ 255 之间, 故每个参数都可用一个 8 位二进制表示, 将这 6 个参数的二进制串连在一起组成一个长为 48 位的字符串代表遗传算法的一个个体。

3.2 适应度函数

适应度是遗传算法中个体进化的驱动力, 是算法选择操作的唯一依据。文献[5]曾用方差作为遗传算法的适应度函数来驱动遗传操作, 但笔者认为仅用方差存在以下两方面的缺陷:

1. 在没有其他约束条件的情况下, 单独使用方差作为适应度函数将使影像过度增强为一半像素灰度级为最小而另一半为最大的极度二值影像。因为根据文献[8]的分析, 只有当影像幅面内的像素灰度分布具有这一极限分布特征时, 影像的方差才为最大。而遗传算法恰恰寻找的就是那些使适应度值能达到最大的参数组合。

2. 方差本身不能区分多种增强结果的相对质量。方差反映的是影像的整体统计特征而并不能区分影像的局部细节差异, 影像方差相同时可能存在多种不同的效果, 如质量好的高方差影像与质量劣的多噪声干扰影像, 或局部小区域内的高反差变化和大区域内的低反差波动等。

上述分析表明: 单独的方差并不适合用作遗传算法的适应度函数。笔者认为: 就对比度增强而言, 方差随之增大是肯定的, 但不能无限制的增大, 必须保留充足的影像信息。也就是说, 增强的过程应该是在尽量不损失和少损失影像信息的前提下提高影像的对比度和清晰度, 同时尽量不增强原有的噪声。

为了客观描述这一准则, 本文设计了如下适应度函数

$$fitness(T_i(f)) =$$

$$\lg \left[N(T_i(f)) H(T_i(f)) \left[\alpha T_i(f) + \frac{0.01}{Comp(T_i(f))} \right] \right]$$

式中, $N(T_i(f))$ 为影像经第 i 个个体增强后灰度为 l 的像素个数大于一定阈值 Th 的灰度级

的数量; $H(T_i(f))$ 表示影像经第 i 个个体增强后的信息熵; $\sigma(T_i(f))$ 表示影像经第 i 个个体增强后的均方差; $Comp(T_i(f))$ 为增强影像经模糊变换后的模糊紧支度, 它是反映影像空间模糊性的一个模糊几何量^[9~10]。部分分量的计算公式如下

$$N(T_i(f)) = \sum_{hist(l) > Th} 1; l = 0, 1, 2, \dots, L - 1$$

$$Comp(T_i(f)) = \frac{area(T_i(f))}{p\,mr^2(T_i(f))}$$

$$其中, \quad area(T_i(f)) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \mu_{m,n}(T_i(f))$$

$$p\,mr(T_i(f)) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-2} |\mu_{m,n}(T_i(f)) - \mu_{m,n+1}(T_i(f))| + \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-2} |\mu_{m,n}(T_i(f)) - \mu_{m+1,n}(T_i(f))|$$

$\mu_{m,n}(T_i(f)) = g_{m,n}(T_i(f)) / (L - 1)$ 为模糊变换函数。以上各式中, $g_{m,n}(T_i(f))$ 为原始影像经第 i 个个体增强后位于影像幅面内 (m, n) 处的像素灰度, $m = 0, 1, 2, \dots, M, n = 0, 1, 2, \dots, N; M, N$ 分别为影像的最大行、列数; L 为影像的最大灰度级; $\mu_{m,n}(T_i(f))$ 是 $g_{m,n}(T_i(f))$ 经模糊变换后的模糊隶属度, 在本文采用简单模糊变换中, 它表示 $g_{m,n}(T_i(f))$ 相对于变换区域内的最大灰度 $(L - 1)$ 的比值; $area(T_i(f))$ 和 $p\,mr(T_i(f))$ 是两个模糊几何量, 分别为原始影像经第 i 个个体增强后的影像再经模糊变换后求得的模糊集面积与模糊集周长, 在此处它们仅作为紧支度计算的过渡变量。关于影像模糊变换与模糊几何学的更深入理解可参考文献[2, 9~12]。

上述适应度计算公式中, $\sigma(T_i(f))$ 越大, 表明增强影像的对比度越大, 而使用 $N(T_i(f))$, $H(T_i(f))$ 和 $Comp(T_i(f))$ 则是为了防止影像的过度增强, 以保持影像的主要细节信息, 其中 $N(T_i(f))$ 越大, 表明增强影像的灰度层次损失越少, 保留的灰度层次越多, 且设置 Th 值还可以在在一定程度上防止过度增强影像噪声; $H(T_i(f))$ 的值越大, 表明增强影像的信息损失越少, 保留的信息越多; $Comp(T_i(f))$ 的值越小, 表明影像增强后的局部细节特征保持得越好, 影像越清晰。

3.3 遗传算子与控制参数

为了较好地保持遗传算法“开发”与“探测”功能的协调运作, 提高搜索性能, 本文采用了文献

[2]提出的如下自适应算子概率遗传算法。基本思想是在遗传迭代初期其杂交与变异概率依群体的空间多样性而变化,后期则依个体的适应度而变化,前后时期的界定由迭代次数决定。具体表达式如下

$$p'_c = \frac{t}{t_{max}} p_c(f') + \left(1 - \frac{t}{t_{max}}\right) p_c(g)$$

$$p'_m = \frac{t}{t_{max}} p_m(f) + \left(1 - \frac{t}{t_{max}}\right) p_m(g)$$

式中, $p_c(f')$ 和 $p_m(f)$ 分别是依个体适应度分布特性计算出的杂交与变异概率; $p_c(g)$ 和 $p_m(g)$ 分别是依群体空间分布特性计算出的杂交与变异概率, t 和 t_{max} 分别为当前遗传代数和最大遗传代数。各分量的具体计算公式如下

$$p_c(g) = p_{c, max} d(H_i, H_j) / C_L$$

$$\forall i, j = 1, 2, \dots, Q$$

$$p_m(g) = p_{m, max} \begin{pmatrix} p_{m, min} \\ p_{m, max} \end{pmatrix}^D$$

$$D = \frac{2}{Q C_L} \sum_{j=0}^{C_L-1} D_j$$

$$D_j = \begin{cases} \sum_{i=0}^{Q-1} g_{i,j} & \sum_{i=0}^{Q-1} g_{i,j} \leq \frac{Q}{2} \\ Q - \sum_{i=0}^{Q-1} g_{i,j} & \text{其余} \end{cases}$$

$$p_c(f') = \begin{cases} p_{c, max} \begin{pmatrix} p_{c, min} \\ p_{c, max} \end{pmatrix} \frac{f' - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}} & f' \geq f_{avg} \\ p_{c, max} & f' < f_{avg} \end{cases}$$

$$p_m(f) = \begin{cases} p_{m, max} \begin{pmatrix} p_{m, min} \\ p_{m, max} \end{pmatrix} \frac{f - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ p_{m, max} & f < f_{avg} \end{cases}$$

式中, $d(H_i, H_j)$ 为规模为 Q 的群体中选作杂交的第 i, j 两个个体的 Hamming 距离; C_L 为个体编码的串长, 在本文中为 48; $g_{i,j}$ 为第 i 个个体的第 j 个基因位的基因值; $p_{c, max}/p_{c, min}$ 和 $p_{m, max}/p_{m, min}$ 分别是给定的最大/最小杂交概率和最大/最小变异概率。 f_{max} 和 f_{avg} 分别是当前群体的最大适应度和平均适应度, f' 是选作杂交的两个个体中适应值较大者, f 是待变异个体的适应值, D 为群体的基因多样性度量值, D_j 为群体内所有个体的第 j 个基因位的多样性度量值。

在本文实验中, 各控制参数分别为群体规模 80, 最大/最小进化代数 200/50, 最大/最小杂交概率 0.95/0.01, 最大/最小变异概率 0.30/0.01。

3.4 遗传操作

群体的选择策略采用赌轮法与最佳保留相结合的方法。为了防止近亲繁殖, 规定参与杂交的两个父代个体不能选为同一个体。杂交和变异采用的是均匀杂交和简单变异技术。

4 试验与分析

为了检验本文方法的有效性, 我们先用遗传算法对某水力发电站的航空遥感影像进行了多次重复试验以检验算法的稳定性, 结果如图 3 所示。

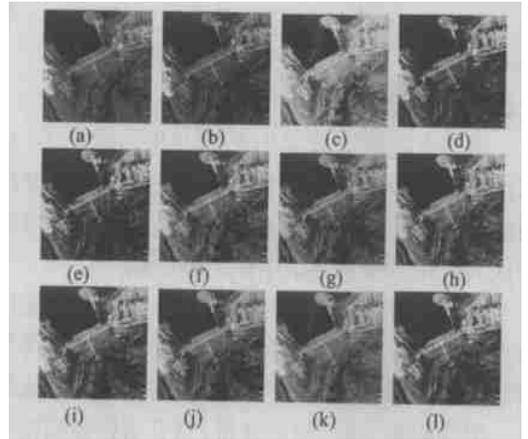


图 3 遗传优化增强的鲁棒性检验及其与传统增强技术的效果比较。(a) 为原始影像, (b) 为线性增强结果, (c) 为直方图均衡化增强结果, (d) ~ (l) 为用本文算法在控制参数不变的情况下对原始影像重复执行 9 次操作后分别得到的增强结果

Fig. 3 Test results of the robustness of genetic optimization enhancement of image and the comparison to traditional image enhancement techniques. (a) is original image, (b) gives out linear enhancement result, (c) is histogram enhancement result, and (d) ~ (l) are trial and error enhancement results by using genetic algorithm with same control parameters respectively

从图 3 中可以看出原始影像和线性增强影像的亮度较低, 直方图增强的亮度较大, 其高亮度部分明显过度增强。而遗传优化增强结果的亮度比较适中, 且保持了充足的信息量, 增强结果的反差和清晰度总体上好于原始影像、线性增强和直方图增强的结果, 这可从影像中间水库坝体与坝上道路、右上方较亮区域内的建筑物轮廓、正上方小岛上的影像纹理和中间偏左下方(云影右侧)的白色点状变电站影像等处找到明显区别。

图 4 为图 3(l) 影像在遗传进化过程中各代结

果的最大适应度、方差、信息熵和模糊紧支度随遗传代数增加的变化趋势图。从图 4(a) 可以看出, 随着遗传代数的不断增加, 最大适应度则逐步增大。从图 4(b) 和图 4(c) 则可以看到, 方差与信息熵的增减变化趋势正好相反。这表明影像增强不能仅以方差作为遗传算法的适应度评价函数, 必须在增加影像方差的同时维持必要的信息量。图 4(d) 表明影像的模糊紧支度的增减变化趋势同信息熵, 但总体变化趋势是随着影像的不断增强其值越来越小, 这与前面的理论结果是相符合的。

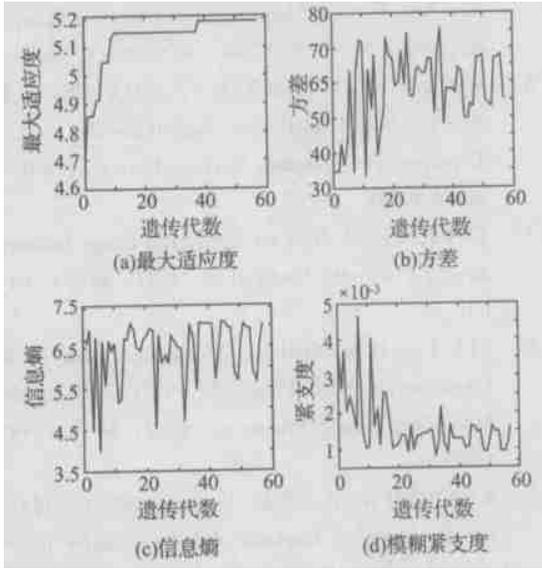


图 4 遗传优化过程中影像质量测度变化趋势

Fig. 4 Change tendency of image quality in the course of genetic optimization.

为了进一步验证本文方法的性能, 我们分别采用本文方法、线性增强和直方图均衡化增强对亮度较暗、较亮和适中的 3 幅影像进行了对比试验, 结果如图 5 和表 1 所示。实验中约定影像变换后的拉伸范围均为 $[0, 255]$, 质量评价测度包括影像的平均亮度、均方差(反映影像的整体反差)、平均梯度(反映影像的整体清晰度)、信息熵(反映影像的整体信息量)和模糊紧支度(反映影像细部特征的保持程度), 具体计算方法见文献[2]。

从图 5 和表 1 可以看出: ① 3 幅影像的遗传增强结果都达到了希望的目的, 既提高了原始影像的反差, 明显改善了视觉效果, 也未过多降低原始影像的信息量; ② 线性增强结果完全保持了原始影像的信息量(信息熵没变), 但其视觉效果和其他性能测度值均不如本文方法和直方图增强的效果; ③ 本文方法对影像细节的增强效果比直方

图增强的效果要好, 如采用本文方法增强后, 影像 3 中右侧居民区影像内部的纹理反差与清晰程度比采用直方图增强的效果要好, 统计得到的模糊紧支度值也确实小些; ④ 在同一灰度拉伸范围 $[0, 255]$ 内, 这 3 幅不同亮度的影像经直方图均衡化增强后的影像平均亮度基本相同, 且接近拉伸范围的中值, 而经本文方法增强后的影像平均亮度则随原始影像本身的亮度和要求的增强效果而不尽相同; ⑤ 从表 1 统计的信息熵值来看, 本文方法对这三幅影像增强后的信息熵均稍大于直方图增强后的影像信息熵, 说明前者比后者对影像信息的保持程度要稍好。

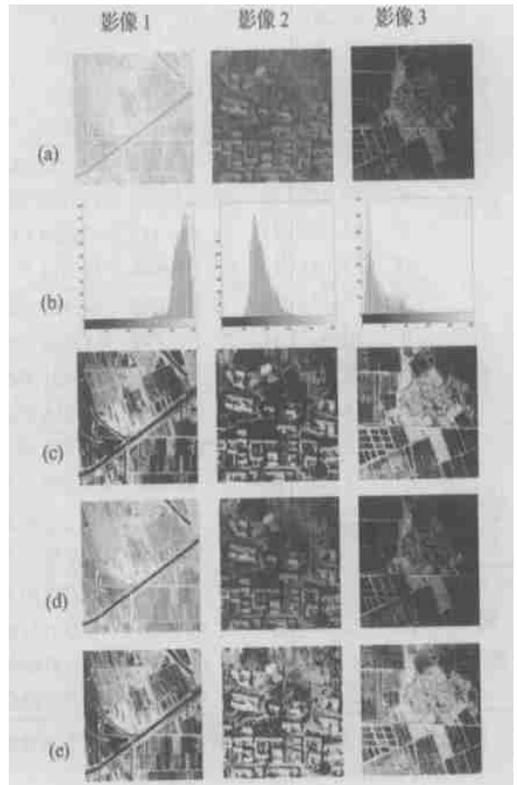


图 5 三种增强方法的结果比较。(a)为原始影像,(b)为原始影像的直方图,(c)、(d)和(e)分别示本文方法、线性增强和直方图均衡化增强的结果

Fig. 5 Comparison between three enhancement methods. (a) is original image; (b) is histogram of (a); (c), (d) and (e) are enhancement results with genetic algorithm, linear transform and histogram equalization technique respectively

5 结束语

影像增强技术的研究已有很长的历史, 这期间, 人们提出了许多增强的技术和方法, 它们对改

善影像的视觉效果起到了非常有效的作用。但是它们在具体应用时都是确定性的,对不同的问题和应用目的,只能在实验中通过反复的人工干预来确定适合增强问题的映射函数。本文将传统的分段线性增强算子改进为带参数的增强算子,在增强过程中通过遗传算法良好的全局寻优能力来自适应调节算子参数,从而获得适合增强问题需要的映射函数,达到了希望的增强目的。

表 1 3 种增强结果的质量测度

Tab. 1 Image quality measurements of three enhancement results

		影像(1)	影像(2)	影像(3)
平均 亮度	A	227.80	91.75	39.45
	B	112.55	76.74	113.60
	C	183.71	75.02	45.89
	D	129.77	129.46	129.65
均方差	A	17.566406	20.914940	30.295534
	B	73.583810	63.290035	74.190508
	C	45.700271	37.830331	39.623147
	D	74.051623	73.101644	72.414517
平均 梯度	A	7.331415	9.625086	14.131489
	B	30.962234	27.157194	33.793385
	C	19.081775	17.413310	18.481595
	D	31.743884	35.795209	32.916498
信息熵	A	3.136349	4.259750	4.781662
	B	3.071772	4.209436	4.695535
	C	3.136349	4.259750	4.781662
	D	3.064147	4.183429	4.674472
模糊 紧支度	A	0.021483	0.005174	0.001013
	B	0.000612	0.000555	0.000518
	C	0.002558	0.001293	0.000689
	D	0.000667	0.000533	0.000616

注:标中 A, B, C 和 D 分别表示原始影像,遗传优化增强结果,线性增强结果和直方图增强结果。

参考文献:

[1] WANG D C C, VAGNUCCI A H, LI C C. Digital Image Enhancement: Survey[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1983, 24(3): 363-381.

[2] XIONG Xing-hua. Genetic Algorithms and Its Application in Image Processing and Analysis [D]. Zhengzhou: University of Information Engineering, 2003. (in Chinese)

[3] PAL S K, BHANDARI D, KUNDU M K. Genetic Algorithms for Optimal Image Enhancement[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(3): 261-271.

[4] SHYU M S, LEOU J J. A Genetic Algorithm Approach to Color Image Enhancement [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(7): 871-880.

[5] ZHOU Ji-liu, LV Hang. Image Enhancement Based on a New Genetic Algorithm[J]. Chinese J Computers, 2001, 24(9): 959-964. (in Chinese).

[6] BÄCK T, HOFFMEISTER F, SCHWEFEL H P. Application of Evolutionary Algorithms[R]. [s. l.]: Department of Computer Science, University of Dortmund, 1993.

[7] TUBBS J D. A Note on Parametric Image Enhancement[J]. Pattern Recognition, 1987, 20(6): 617-621.

[8] LEU J G. Image Contrast Enhancement Based on the Intensities of Edge Pixels [J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1992, 54(6): 497-506.

[9] KUNDU M K, PAL S K. Automatic Selection of Object Enhancement Operator with Quantitative Justification Based on Fuzzy Set Theoretic Measures[J]. Pattern Recognition Letters, 1990, 11(12): 811-829.

[10] PAL S K, GHOSH A. Fuzzy Geometry in Image Analysis[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1992, 48(1): 23-40.

[11] XIONG Xing-hua, LI Xin-tao. An Object-oriented Fuzzy Enhancement for Remote Sensing Images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2002, 27(5): 516-521. (in Chinese).

[12] GUO Gui-rong, ZHUANG Zhao-wen. Fuzzy Techniques in Information Processing[M]. Changsha: Publishing House of National Defense University of Science and Technique, 1993. (in Chinese)