

文章编号 1004-924X(2018)11-2838-16

自适应量子遗传算法的遥感图像自动增强

李 玉, 杨 蕴*, 王岱良, 赵泉华

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院 遥感科学与应用研究所, 辽宁 阜新 123000)

摘要:针对传统基于归一化非完全 Beta 函数(Normalized Incomplete Beta Function, NIBF)的图像增强方法难以有效地自动获取最优参数且其增强效果受图像动态范围限制的问题,提出一种基于自适应量子遗传算法的 NIBF 遥感图像自动增强方法。首先,由图像色深,对待增强图像引入最大和最小光谱测度级,扩大其动态范围。其次,利用量子比特将 NIBF 参数编码为量子染色体,并设置若干量子染色体构成初始参数种群;对该参数种群进行测量和解码,以解码值作为 NIBF 的参数输入,对图像进行光谱测度变换,得到对应的增强图像种群。然后,利用八方向边缘检测模板提取增强图像种群中每个个体的边缘图像,由边缘强度、边缘数以及熵测度定义刻画参数种群中个体品质的适应度函数,并以此评价参数种群中的每个参数个体,保留和记录最优参数个体。在提出的进化策略中,利用量子旋转门实现量子染色体向最大适应度方向进化,并根据每代适应度的差异和进化代数自适应地调整量子旋转角的大小;以最终演化的参数种群中适应度最大的参数个体作为 NIBF 的最优参数,生成相应的光谱测度变换曲线,从而确定输入和输出光谱测度之间的映射关系,实现图像最优自动增强。对 5 幅图像的平均实验结果表明:盲/无参考图像空域质量评价指标提升了 122.2%;自然图像质量评价指标提升了 71.8%;运行时间为 10.758 s。满足了遥感图像增强处理中的自动化、鲁棒性和高效率的要求。

关键词:图像增强;归一化非完全 Beta 函数;自适应量子遗传算法;参数选取

中图分类号:TP791 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182611.2838

Automatic enhancement of remote sensing images based on adaptive quantum genetic algorithm

LI Yu, YANG Yun*, WANG Dai-liang, ZHAO Quan-hua

(*Institute for Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics,
Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China*)

* *Corresponding author, E-mail: ml3147945981@163.com*

Abstract: Considering the problem that traditional image enhancement methods based on a normalized incomplete beta function (NIBF) have difficulty obtaining optimal parameters automatically and that enhancement effects are limited by the dynamic range of the image, a method of NIBF remote sensing image automatic enhancement based on an adaptive quantum genetic algorithm was proposed. First, from the image color depth, the maximum and minimum spectral measurement levels were introduced into the image to be enhanced to expand its dynamic range. Secondly, the parameters of NIBF were encoded into quantum chromosomes using quantum bits, and several quantum chromosomes were set as the initial parameter population. The parameter population was measured and decoded, the decoded

收稿日期:2018-01-31;修订日期:2018-03-15.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 41301479, No. 41271435);辽宁省自然科学基金资助项目(No. 2015020090)

value was input as a parameter of NIBF, and the image was transformed by spectral measure to obtain the corresponding enhanced image population. Then, edge images of each individual in the enhanced image population were extracted using the eight-direction edge detection template. The fitness function of individual quality in the parameter population was defined by edge intensity, edge number, and entropy measure, and each parameter in the parameter population was evaluated and retained, the best parameters of individuals were recorded. In the proposed evolutionary strategy, the quantum rotation gate was used to evolve the quantum chromosomes toward to the direction of maximum fitness level, and the size of the quantum rotation angle was adaptively adjusted according to the difference of each generation's fitness and evolutionary algebra. The best parameters of NIBF were the individuals with the most fitness in the finally evolved parameter population, and the corresponding spectral measure transformation curve was generated to determine the mapping relationship between the input and output spectral measure, so optimal automatic enhancement of the image was achieved. The blind/referenceless image spatial quality assessment indicators increase by 122.2%, the natural image quality assessment indicators increased by 71.8%, and the running time is 10.758 s. The proposed algorithm satisfies the requirements of automation, robustness, and high efficiency in remote sensing image enhancement.

Key words: image enhancement; Normalized Incomplete Beta Function (NIBF); adaptive quantum genetic algorithm; parameter selection

1 引 言

遥感图像是从遥远的距离对地球表面光谱特征测量的记录,反映地球表面物体的形状、大小、颜色等信息,已在气象、农业、地质、军事和地球科学研究等诸多领域有着广泛地应用^[1]。作为信息载体,图像质量对其信息解译有着重要影响,其中最重要的质量因素之一是图像的对比度^[2],由其动态范围确定,动态范围被定义为图像最亮和最暗像素强度之间的比率。然而,在遥感图像的形成、传输和变换过程中,由于传感器的固有特性、大气效应、以及成像条件等因素的影响,造成获取图像的动态范围小,使其具有低对比度。而低对比度图像通常是模糊的,影响信息提取的精度。因此,有必要采用图像增强方法来改善图像质量,以突出目标之间的差异性和提高相关特征的视觉感知,使图像更适合于观察、分析或进一步处理^[3]。

从增强的作用域出发,图像增强方法可分为频率域增强和空间域增强^[4]。频率域增强是对图像经傅里叶变换后的频谱成分进行操作,然后经傅里叶逆变换获得所需结果,但这需要较多的计算时间^[5]。空间域图像增强直接对图像像素光谱测度进行操作,具有简单易行、性能稳定等优

点^[6-7]。常用的空间域图像增强方法有直方图均衡化^[8]、光谱测度变换^[9]、局部统计法^[10]等。其中,光谱测度变换可使图像动态范围增大、图像对比度扩展、图像清晰度增加、目标特征明显,是图像增强的重要手段之一^[4]。该方法的基本思想在于,根据图像光谱测度分布选择适当的变换函数以修正图像光谱测度,获得期望的输出。在一般情况下,用于图像增强的光谱测度变换大致可以分为 4 类:拉伸较暗区域、拉伸较亮区域、拉伸中间区域并压缩较暗和较亮区域、拉伸较暗和较亮区域并压缩中间区域的变换^[11]。而由于不同场景的图像具有不同的光谱测度分布,需要人为确定采用相应的变换函数来增强图像,这使其容易发生误判且效率低下。对此,Tubbs^[12]提出基于归一化非完全 Beta 函数(Normalized Incomplete Beta Function, NIBF)的图像增强方法,该方法通过不同 NIBF 参数组合拟合相应的光谱测度变换曲线,从而达到增强图像的效果。然而,NIBF 的增强效果受图像动态范围的限制,且其最优参数的确定仍是一个尚未完全解决的问题,需要人工干预,不能满足遥感图像处理中的自动化、鲁棒性和高效率的要求^[2]。

为了能够根据图像光谱特征自适应调整图像光谱测度,从而实现图像自动增强,研究人员开始

尝试将优化方法和 NIBF 方法相结合^[13-15],以减少计算量,缩短运算时间,提高算法的鲁棒性。现代优化算法主要包括蚁群算法^[16]、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[17]、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[18]和禁忌搜索算法^[19]等。其中,GA 具有过程简单、寻优能力强、易与其他算法相结合等优点,是一种常用的优化算法^[20]。GA 通过模拟自然进化机制,直接将代表问题可行解的个体基因编码为一条染色体,若干条染色体构成初始种群。在进化的每一代,由适应度函数对种群中的每个个体进行适应度评价,利用选择、交叉和变异三个遗传算子来产生具有较好适应性的个体,逐代演化出具有越来越高适应性个体的种群,以最终演化种群中的最高适应性个体经过解码作为问题的最优解^[21]。近几十年来,研究人员已提出了几种基于 GA 的图像增强方法,如 Shrivastava 等^[13]提出的一种基于 GA 的图像增强方法,其以图像边缘强度为适应度函数;通过适应度值确定进一步的搜索方向和范围,最终确定输入灰度级与输出灰度级之间的关系,将原始灰度图像转换为具有良好对比度的增强图像。Medukonduru 等^[15]提出的一种基于 GA 算法的低对比度生物图像增强,以边缘数及其强度为进化方向,利用 GA 自动演化控制双曲线形状的参数,使输出生物图像的直方图形状为双曲线形,从而满足定义的感知亮度。但由于 GA 易陷入局部最优,出现早熟现象,且迭代过程中计算量大,搜索速度较慢,降低了该类方法的实际应用价值。

量子计算^[22]可以解决传统计算领域中许多难以解决的问题。Narayanan 和 Moore^[23]首次将量子力学的概念和原理引入到 GA 中,提出了量子启发 GA,并成功应用于求解 TSP(Traveling Salesman Problem)问题。由于该类算法没有利用量子比特编码染色体,仍属于传统意义上的 GA。Han 和 Kim^[24]将量子比特和量子门的概念引入到 GA,提出了量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)。该算法用量子比特编码来表示量子染色体,使得一个量子染色体可以表示多个态的叠加,增加了种群的多样性和全局寻优能力;采用量子门实现量子染色体的演化,加快了算法的收敛,有效避免了早熟现象。目前,QGA 已成功用于许多领域,如信号处理^[25]、机组

组合问题^[26]等。与 GA 相比,QGA 具有种群规模小、全局寻优能力强、寻优速度快等优点。

为了解决传统 NIBF 增强方法难以有效地自动获取最优参数和其增强效果受图像动态范围限制的问题,本文结合改进的 NIBF 和自适应 QGA,将其运用到图像自动增强中,提出一种基于自适应 QGA 的图像自动增强方法。首先,将量子比特用于参数组合的编码,由边缘强度、边缘数以及熵测度定义参数种群中个体的适应度函数,并对参数种群中的每个参数个体进行适应度评价,保留和记录最优个体,以当前最优个体所表示的参数生成相应的光谱测度变换曲线,对图像光谱测度进行变换。然后,利用量子旋转门实现量子染色体向最大适应度方向进化,并根据每代种群个体适应度的差异和进化代数自适应地调整量子旋转角的大小。最后以适应度最大准则求解参数组合,获得最优图像增强效果。

2 算法描述

2.1 改进的 NIBF 增强算法

设 $z = \{z(m, n), 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N\}$ 为待增强遥感图像,其中: $M \times N$ 为图像的尺寸, (m, n) 为像素位置, $z(m, n)$ 为像素 (m, n) 的光谱测度值, $z(m, n) \in \{0, \dots, L\}$, L 为由图像色深得到的光谱测度量化级。

遥感图像通常只占用传感器可用动态范围的有限部分^[2],为了扩大图像的动态范围,首先在 z 的最左侧增加一列,令其光谱测度为 0;在 z 的最上方增加一行,令其光谱测度为最大光谱测度级 L ,即 $z' = \{z'(m, n), 1 \leq m \leq M+1, 1 \leq n \leq N+1\}$,其中, $z'(m, n) = z(m, n), m \in \{2, \dots, M+1\}, n \in \{2, \dots, N+1\}; z'(1, n) = L, n \in \{1, \dots, N+1\}, z'(m, 1) = 0, m \in \{1, \dots, M+1\}$ 。本文目的是利用变换函数对图像的光谱测度值进行修正,以改善图像的质量,使图像更适合于观察、分析和进一步处理。在一般情况下,用于图像增强的变换大致可以分为 4 类:拉伸较暗区域、拉伸较亮区域、拉伸中间区域并压缩较暗和较亮区域、拉伸较暗和较亮区域并压缩中间区域的变换^[11],可综合表示为:

$$g(m, n) = T(z'(m, n)), \quad (1)$$

其中: $z'(m, n)$ 为输入图像像素 (m, n) 的光谱测度

值, $g(m, n)$ 为增强后的图像像素 (m, n) 的光谱测度值; T 为线性或非线性变换函数。而由于不同的输入图像具有不同的光谱测度分布, 需要人为确定采用相应的变换函数来增强图像, 这使其容易发生误判且效率低下。为了实现不同光谱测度分布图像的自适应增强, 利用 NIBF 作为广义变换函数, 其定义为:

$$I_x(a, b) = \frac{1}{B(a, b)} \int_0^x t^{a-1} (1-t)^{b-1} dt, \quad (2)$$

其中: $0 \leq x \leq 1, a > 0, b > 0, B(a, b)$ 为标准 Beta 函数, 定义为:

$$B(a, b) = \int_0^1 t^{a-1} (1-t)^{b-1} dt. \quad (3)$$

针对不同的 a 和 b 值组合 (a, b) , 结合式(3) 可得到式(2)对应的曲线以实现图像增强的 4 种变换。以输入图像的光谱测度归一化值为横坐标, 变换后图像的光谱测度归一化值为纵坐标, 利用 NIBF 拟合用于图像增强的 4 种变换, 如图 1 所示。其中, 当 $a=1, b=6$ 时, 为可拉伸较暗区域的变换; 当 $a=6, b=1$ 时, 为可拉伸较亮区域的变换; 当 $a=6, b=6$ 时, 为可拉伸中间区域并压缩较暗和较亮区域的变换; 当 $a=0.3, b=0.3$ 时, 为可拉伸较暗和较亮区域并压缩中间区域的变换。

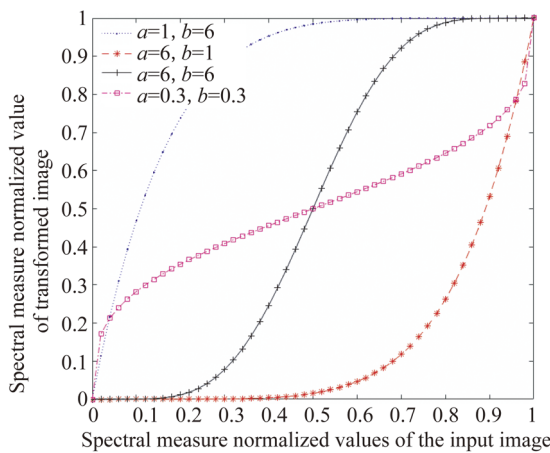
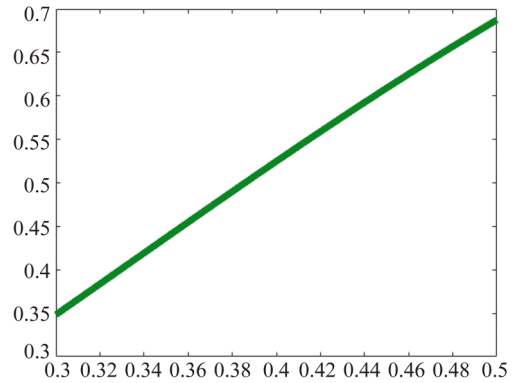


图 1 用于图像增强的 4 种变换

Fig. 1 Four transformations for image

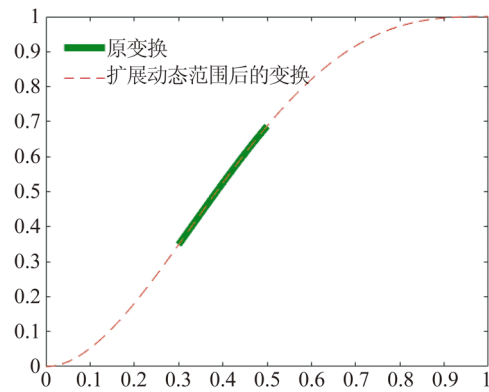
为了更形象说明扩大图像的动态范围对变换的影响, 设 NIBF 的原输入值范围为 $[0.3, 0.5]$, 增加最小和最大级 0 和 1, 按原输入值范围变换后的曲线如图 2(a) 所示, 扩大输入值范围后再进行变换的曲线如图 2(b) 所示, W 为原输出值范围, W^s 为扩大输入值范围后的输出值范围。其

中 NIBF 的参数 $a=2, b=3$ 。从图 2 的对比可以看出, 由于原输入值范围较窄, 使得变换后输出值范围受限, 而在引入最小和最大级后 NIBF 的输出值范围得到了充分扩展。



(a) 原变换

(a) Original transformation



(b) 扩展后的变换

(b) Extended transformation

图 2 扩大动态范围后对变换的影响

Fig. 2 Impact on transformation after expanding dynamic range

由 NIBF 的定义, 对输入图像 z' 中每个像素的光谱测度值归一化, 即:

$$u(m, n) = z'(m, n) / L, \quad (4)$$

其中 $u(m, n) \in [0, 1]$ 为像素 (m, n) 的光谱测度归一化值。

因此, 对图像进行广义变换为:

$$u'(m, n) = T(u(m, n)) = \frac{1}{B(a, b)} \int_0^{u(m, n)} t^{a-1} (1-t)^{b-1} dt, \quad (5)$$

其中 $u'(m, n) \in [0, 1]$ 为增强后像素 (m, n) 的光谱测度归一化值。

则增强后的图像可表示为 $g = \{g(m, n), 2 \leq$

$m \leq M+1, 2 \leq n \leq N+1$ }, 其中, 增强后的图像像素 (m, n) 的光谱测度值 $g(m, n)$ 为:

$$g(m, n) = L \times u'(m, n). \quad (6)$$

2.2 增强准则与适应度函数

为了实现图像的自动增强, 本文将其转化为一个优化问题, 因此确定用于评价问题解决优劣的准则是至关重要的, 该准则被认为是 QGA 的适应度函数。相对于输入图像, 增强后的图像应具有更多数量的边缘(属于边缘的像素), 更高的边缘强度和更大的信息量, 因此结合边缘强度、边缘数以及熵测度定义图像增强的准则。

为了得到边缘强度和边缘数, 首先对增强后图像进行边缘检测, 而目前常用的边缘检测算子如 Roberts^[27]、Sobel^[28]、Canny^[29] 和 Laplacian^[30] 等考虑的检测方向较少, 在非考虑方向上易造成边缘细节丢失, 不能客观真实地评价图像增强效果, 从而引起进化方向出错。因此, 本文设计了大小为 5×5 的八方向检测模板 $\mathbf{T}_j, j \in \{1, \dots, 8\}$, 分别与水平方向成 $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$, 如图 3(a)~(h)所示。其中, \mathbf{T}_j 不同位置的非零权重与其坐标到中心坐标的欧氏距离成反比。

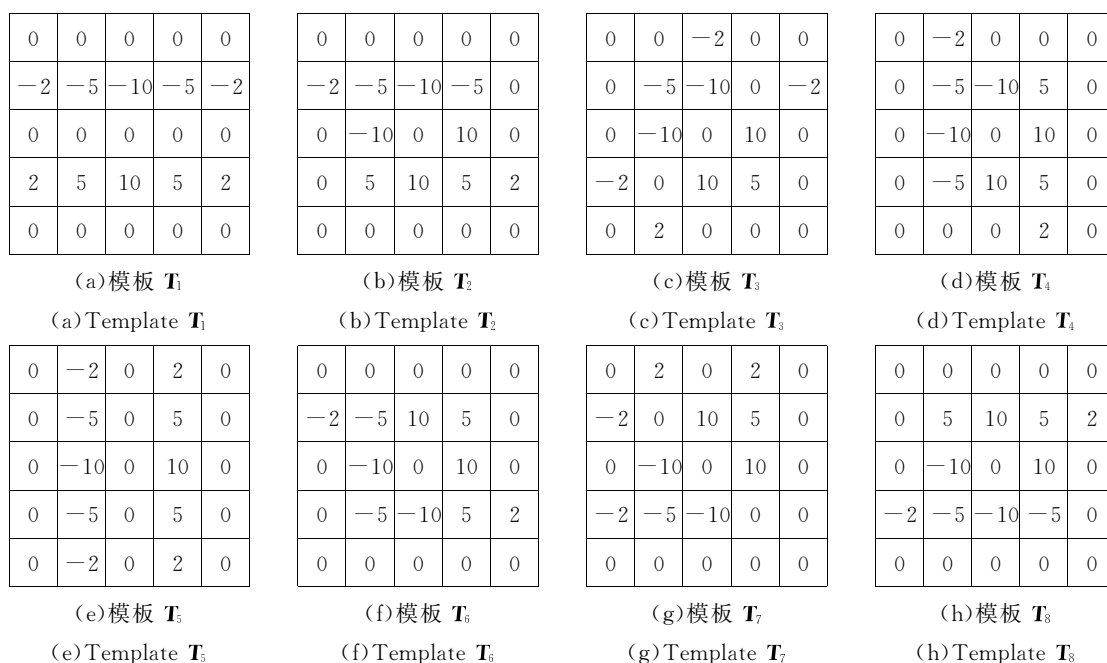


图 3 八方向边缘检测模板

Fig. 3 Edge detection template in eight directions

以增强图像 \mathbf{g} 的任意像素 (m, n) 为中心的 5×5 窗口与 \mathbf{T}_j 进行卷积运算, 得到对应的边缘图像, 即:

$$\mathbf{e}_j = \mathbf{g} * \mathbf{T}_j, \quad (7)$$

其中: $*$ 表示卷积; \mathbf{e}_j 为通过卷积得到的第 j 个边缘图像, $j \in \{1, \dots, 8\}$, 其任一像素 (m, n) 的光谱测度值 $e_j(m, n)$ 为:

$$e_j(m, n) = \sum_{k=m-2}^{m+2} \sum_{l=n-2}^{n+2} g(k, l) \times \mathbf{T}_j(k-m+3, l-n+3), \quad (8)$$

其中: $1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N$, 当 $k < 1, g(k, l) = g(1, l)$; 当 $l < 1, g(k, l) = g(k, 1)$; 当 $k > M,$

$g(k, l) = g(M, l)$; 当 $l > N, g(k, l) = g(k, N)$ 。

$e_j(m, n), j \in \{1, \dots, 8\}$ 分别是对像素位置 (m, n) 在特定边缘方向的最大响应, 取其最大值作为输出的边缘图像 $\mathbf{e} = \{e(m, n), 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N\}$ 在位置 (m, n) 的输出值, 即:

$$e(m, n) = \max\{e_1(m, n), \dots, e_8(m, n)\}. \quad (9)$$

图像的熵值表示图像的平均信息量, 记 $H(\mathbf{g})$ 为增强图像 \mathbf{g} 的熵, 其计算表达式为:

$$H(\mathbf{g}) = - \sum_{i=0}^{L-1} \frac{n_i}{M \times N} \log \left[\frac{n_i}{M \times N} \right], \quad (10)$$

其中 n_i 为 \mathbf{g} 中存在的像素光谱测度值为 i 的个数。

综上,本文图像增强准则,即 QGA 的适应度函数定义如下:

$$F(\mathbf{g}) = \log(\log(E(\mathbf{e}))) \times \frac{n_{\text{edges}}(\mathbf{e})}{M \times N} \times H(\mathbf{g}), \quad (11)$$

其中: \mathbf{g} 为增强图像, $n_{\text{edges}}(\mathbf{e})$ 为 \mathbf{e} 中强度值大于其使用全局阈值法^[1]计算得到的阈值的像素个数, $E(\mathbf{e})$ 为输出的边缘图像 \mathbf{e} 的边缘强度和,即:

$$E(\mathbf{e}) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N e(m, n). \quad (12)$$

2.3 基于自适应 QGA 的图像自动增强算法

QGA 在组合寻优方面具有计算量小,收敛速度快等特点,因此本文将 QGA 用于搜索 NIBF 的参数组合,以确定图像的输入光谱测度与输出光谱测度之间的映射关系,并以适应度大小为进化方向,逐步演化,最终确定 NIBF 的最优参数组合,实现图像的自动增强。在寻优过程中,包含以下步骤:量子染色体编码,量子染色体测量和解码,图像增强和适应度评价,量子染色体进化。

(1)量子染色体编码。QGA 中的染色体用量子比特表示,采用一个或多个量子比特来存储和表达一个基因,若干个基因构成一个染色体。一个量子比特不仅可以表示 $|0\rangle$ 态或 $|1\rangle$ 态,而且可以表示 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 之间的任意中间态,因此一个量子比特的状态可以表示为:

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle, \quad (13)$$

其中 α 和 β 分别是态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅,且满足以下归一化条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1, \quad (14)$$

其中: $|\alpha|^2$ 表示量子比特坍缩到态 $|0\rangle$ 的概率, $|\beta|^2$ 表示量子比特坍缩到态 $|1\rangle$ 的概率。

本文是将 QGA 作为优化工具,寻求 NIBF 的参数 a 和 b 的最优组合 $(a_{\text{opt}}, b_{\text{opt}})$,以确定最佳图像变换关系,所以直接对参数组合进行编码。假设第 t 代参数种群为 $\mathbf{Q}(t) = \{\mathbf{Q}_k^t, K=1, \dots, D\}$,其中 D 是种群规模, $\mathbf{Q}_k^t = [s_k^t \quad d_k^t]$ 代表第 t 代参数种群中第 K 个个体的染色体,其中 s_k^t 和 d_k^t 表示两个基因,分别代表参数 a 和 b ,两个基因在量子染色体的存储和表达如下:

$$s_k^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \cdots & \alpha_Z^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \cdots & \beta_Z^t \end{bmatrix}, d_k^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \cdots & \alpha_Z^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \cdots & \beta_Z^t \end{bmatrix}, \quad (15)$$

其中 Z 为表示参数值的量子比特数。当 $t=0$ 时,

量子比特可取为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_r^t \\ \beta_r^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_r^t \\ \beta_r^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \quad (16)$$

其中 $r \in \{1, \dots, Z\}$ 为量子比特索引。

(2)量子染色体测量和解码。对 $\mathbf{Q}(t)$ 中每个个体进行测量,以确定量子叠加态的观测态 $\mathbf{P}(t)$,使每个个体从不确定的概率状态转化为确定状态, $\mathbf{P}(t) = \{p_1^t, p_2^t, \dots, p_D^t\}$,其中 $p_k^t (K=1, \dots, D)$ 是长度为 $2 \times Z$ 的二进制串,其中每一位为 0 或 1 是根据量子比特的概率 ($|\alpha|^2$ 或 $|\beta|^2$) 选择得到的。测量过程为:产生 $[0, 1]$ 之间的随机数,若它大于概率幅的平方,则测量结果取值为 1,否则取 0。

对二进制串进行解码,得到参数的十进制值,其原理为在第 K 个二进制串中,第 v 个二进制值 1 表示十进制值 2^{v-1} , Z 个二进制值表示的十进制值累加和构成一个参数值。则参数值与二进制串的关系可表示为:

$$a_k^t = \sum_{v=1}^Z p_k^t(v) \times 2^{v-1}, b_k^t = \sum_{v=Z+1}^{2 \times Z} p_k^t(v) \times 2^{v-Z-1}, \quad (17)$$

其中: a_k^t 和 b_k^t 表示在第 t 代进化中第 K 个染色体代表的参数值, $p_k^t(v)$ 表示第 v 个二进制值, $v \in \{1, \dots, 2 \times Z\}$ 。

(3)图像增强和适应度评价。在第 t 代进化中,量子染色体经过测量和解码,得到种群中每个个体所代表的参数组合 $\{a_k^t, b_k^t\}$,其中, $K \in \{1, \dots, D\}$ 。由 D 个参数组合并结合式(4)、(5)和(6)对图像光谱测度进行变换,得到 D 个增强图像。

由 2.2 节提出的图像增强准则式(11)作为适应度评价函数,计算第 t 代 D 个增强图像的适应度值 $F(t) = \{F(\mathbf{Q}_k^t), K=1, \dots, D\}$,记录其最小适应度值 $F(\mathbf{Q}_{\text{wor}}^t)$,最大适应度值 $F(\mathbf{Q}_{\text{opt}}^t)$ 和对应的量子染色体 $\mathbf{Q}_{\text{opt}}^t$, $\text{opt} \in \{1, \dots, D\}$,及其量子染色体所代表的最优参数组合 $(a_{\text{opt}}^t, b_{\text{opt}}^t)$ 。考虑到最大适应度值可能不唯一,若存在 R 个相等最大适应值,用大小为 $1 \times R$ 的矩阵 \mathbf{C} 存储最大适应度值所对应的位置,则第 t 代最优参数组合为:

$$a_{\text{opt}}^t = \text{round} \left\{ \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R a_r^t \right\}, b_{\text{opt}}^t = \text{round} \left\{ \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R b_r^t \right\}, \quad (18)$$

其中: R 为最大适应值个数, round 为四舍五入函数。

在最大适应度值所对应的量子染色体中随机选择一条作为进化目标,在 $\mathbf{Q}_{\text{opt}}^t$ 中, opt 可为 \mathbf{C} 的第 h 列的元素, h 可表示为:

$$h = \text{round}(\text{rand}(1) \times R), \quad (19)$$

其中: $\text{rand}(1)$ 表示生成 $[0, 1]$ 之间的一个随机数,若 $\text{rand}(1) = 0$, 取 $h = 1$ 。

(4) 量子染色体进化。在量子力学中,量子态相互间的转换是通过量子门实现。量子门能够使量子比特在单位圆内发生转动,从而导致相位发生变化,由此实现量子态的改变。本文采用量子旋转门 \mathbf{G} , 使其作用于量子染色体叠加态的基态,使其相互干涉,相位发生改变,从而改变各基态的概率幅。此外,本文采用自适应旋转角和最优个体保留策略,以最优个体为种群进化方向,可以使种群更好地趋向最优解,从而使得算法更快收敛。如图 4 所示为量子旋转门调整量子比特的示意图,其中,横坐标为第 v 个量子比特坍缩到态 $|0\rangle$ 的概率,纵坐标为第 v 个量子比特坍缩到态 $|1\rangle$ 的概率, $\Delta\varphi$ 为旋转角的幅度, (α_v, β_v) 为原量子比特, $(\hat{\alpha}_v, \hat{\beta}_v)$ 为经旋转角调整后的量子比特。

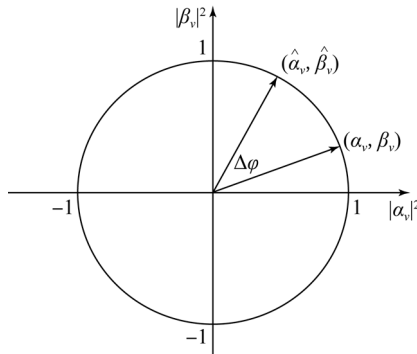


图 4 量子旋转门调整量子比特

Fig. 4 Quantum bits adjusted by quantum rotation door

在第 t 代迭代的量子门记为 $\mathbf{G}(t)$, $\mathbf{G}(t) = \{\mathbf{G}_K(t), K=1, \dots, D\}$, 其中, $\mathbf{G}_K(t) = \{\mathbf{G}_K^1, \dots, \mathbf{G}_K^{2 \times Z}\}$ 表示第 t 代第 K 个染色体的量子门, $K \in \{1, \dots, D\}$, $\mathbf{G}_K^v, v \in \{1, \dots, 2 \times Z\}$ 为作用于量子比特的旋转门,可表示为:

$$\mathbf{G}_{K,v} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_{K,v} & -\sin \varphi_{K,v} \\ \sin \varphi_{K,v} & \cos \varphi_{K,v} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

其中 $\varphi_{K,v}$ 为种群中第 K 个染色体中第 v 个量子比特的旋转角,其更新过程如下:

$$\begin{bmatrix} \hat{\alpha}_{K,v} \\ \hat{\beta}_{K,v} \end{bmatrix} = \mathbf{G}_{K,v} \begin{bmatrix} \alpha_{K,v} \\ \beta_{K,v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_{K,v} & -\sin \varphi_{K,v} \\ \sin \varphi_{K,v} & \cos \varphi_{K,v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_{K,v} \\ \sin \theta_{K,v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{K,v} + \varphi_{K,v}) \\ \sin(\theta_{K,v} + \varphi_{K,v}) \end{bmatrix}, \quad (21)$$

其中: $[\alpha_{K,v}, \beta_{K,v}]^T$ 为原量子比特, $[\hat{\alpha}_{K,v}, \hat{\beta}_{K,v}]^T$ 为进化后的量子比特。

因此,第 t 代种群的更新过程可描述为:

$$\mathbf{Q}(t+1) = \mathbf{G}(t) \times \mathbf{Q}(t), \quad (22)$$

其中: $\mathbf{G}(t)$ 为第 t 代的量子门, $\mathbf{Q}(t)$ 和 $\mathbf{Q}(t+1)$ 分别为第 t 代及其进化后第 $t+1$ 代的种群。

量子门的初始旋转角和旋转方向根据表 1 的调整策略确定,其中, b_v 和 best_v 分别为当前染色体 \mathbf{Q}_K^t 和历史最优染色体 $\mathbf{Q}_{\text{opt}}^{t-1}$ 的第 v 个量子比特的测量值; $F(\cdot)$ 为适应度函数; α_v, β_v 为当前染色体的第 v 位的概率幅; $\Delta\varphi$ 为旋转角的幅度; $\text{sign}(\alpha_v \times \beta_v)$ 为旋转角的方向,规定逆时针旋转为正,顺时针旋转为负;当 $\alpha_v \times \beta_v > 0$ 表示量子比特在第 1 或第 3 象限,旋转角被设置成正值(负值)来提高态 $|1\rangle(|0\rangle)$ 的概率,当 $\alpha_v \times \beta_v < 0$ 表示量子比特在第 2 或第 4 象限,旋转角被设置成负值(正值)来提高态 $|0\rangle(|1\rangle)$ 的概率。

表 1 量子门旋转角调整策略

Tab. 1 Adjustment strategies of quantum gate rotation angle

b_v	best_v	$F(\mathbf{Q}_K^t) \geq F(\mathbf{Q}_{\text{opt}}^{t-1})$	φ_0	$\text{sign}(\alpha_v \times \beta_v)$			
				$\alpha_v \times \beta_v > 0$	$\alpha_v \times \beta_v < 0$	$\alpha_v = 0$	$\beta_v = 0$
0	0	真	0.05π	-1	1	± 1	0
0	0	假	0.05π	-1	1	± 1	0
0	1	真	0.05π	-1	1	± 1	0
0	1	假	0.05π	1	-1	0	± 1
1	0	真	0.05π	1	1	0	± 1
1	0	假	0.05π	-1	1	± 1	0
1	1	真	0.05π	1	-1	0	± 1
1	1	假	0.05π	1	-1	0	± 1

为了使量子染色体更快地向适应度高的个体方向进化和避免局部最优,根据当代量子染色体适应度的差异和进化代数自适应地调整量子旋转角的步长。当量子染色体与历史最优染色体的适应度差异较大时,旋转角将适当地增大,反之,将适当减小。同时,考虑到当前进化代数与最大代

之间的关系,在初始进化时,将设置一个相对较大的旋转角,以加快进化的速度,随着代数增加,相应地减小旋转角度。具体的调整策略为:

$$\varphi_{k,v}^t = \text{sign}(\alpha_v^t \times \beta_v^t) \times \varphi_0 \times \frac{F(Q_k^t) - F(Q_{\text{wor}}^{t-1})}{F(Q_{\text{opt}}^{t-1}) - F(Q_{\text{wor}}^{t-1})} \times e^{-\frac{t}{t_{\text{max}}}}, \quad (23)$$

其中: $F(\cdot)$ 为适应度函数; φ_0 为初始旋转角; t 为进化代数, t_{max} 为设置的最大进化代数; $F(Q_k)$ 表示第 t 代种群中第 K 个个体的适应度值; $F(Q_{\text{opt}}^{t-1})$ 和 $F(Q_{\text{wor}}^{t-1})$ 分别表示第 $t-1$ 代种群个体适应度的最大和最小值。

2.4 算法流程

综上所述,算法基本步骤总结如下。

Step1: 对待增强图像引入最大和最小光谱测度级,并对其进行归一化处理作为图像输入;

Step2: 利用量子比特将参数 a 和 b 编码成量子染色体,设置若干量子染色体构成初始参数种群 $Q(t)$;

Step3: 对参数种群 $Q(t)$ 进行测量和解码,将得到的解码值作为 NIBF 的参数输入,实现图像的光谱测度变换,得到对应的增强图像种群;

Step4: 由设计的八方向边缘检测模板提取增强图像的边缘,以包含边缘图像的边缘强度,边缘数和熵测度作为适应度评价函数;

Step5: 对增强图像种群中的每个个体进行适应度评价,根据适应度大小评价各个个体的优劣,保留适应度最高的个体作为进化目标;

Step6: 判断是否满足终止条件,如果满足,则按照当前最大适应度对应的最优参数对遥感图像进行增强,否则继续计算;

Step7: 根据增强图像种群个体适应度的差异和进化代数自适应地调整量子旋转门 $G(t)$ 的旋转角大小;

Step8: 利用量子旋转门 $G(t)$ 作用于 $Q(t)$ 中的所有个体的概率幅,得到新种群 $Q(t+1)$;

Step9: 对新种群 $Q(t+1)$ 执行 Step1 ~ Step6;

Step10: 以最终演化的参数种群中对应适应度最大的个体为最优参数组合;

Step11: 对最终演化的增强图像种群中的最大适应度个体反归一化处理,实现图像最优自动增强。

算法流程图如图 5 所示。

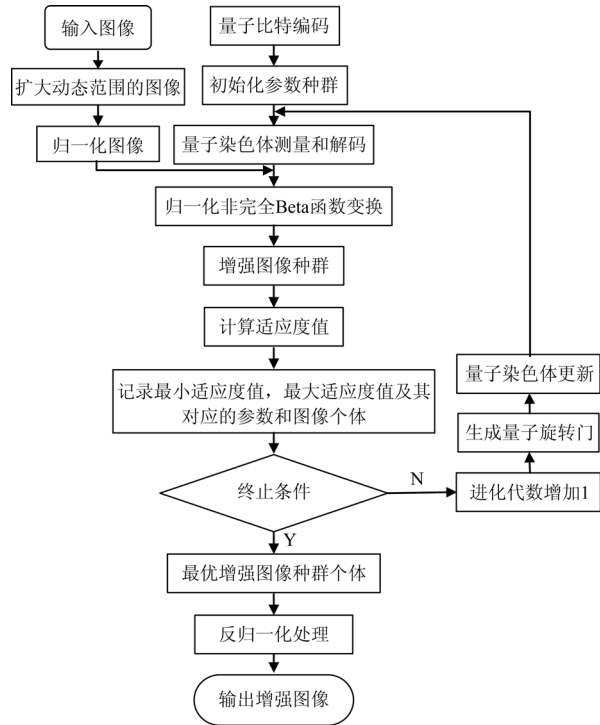


图 5 流程图

Fig. 5 Flowchart of our algorithm

3 实验与讨论

本文的实验环境为 Windows 7 32 位专业版操作系统,具有 4 G 内存,处理器为 Intel(R)Core (TM)CPU 32 G 的个人计算机。通过 MATLAB r2015b 编写程序对全色遥感图像进行增强实验。

3.1 实验设置

为了验证本文方法的有效性和鲁棒性,选取 5 幅不同的全色遥感图像,如图 6(a)~(e)所示。其中,图 6(a)是分辨率 5 m,尺度为 303×303 pixel 的 SPORT-5 图像;图 6(b)、图 6(c)是分辨率 3.5 m,尺度分别为 256×256 pixel 和 202×202 pixel 的 ZY-03 图像;图 6(d)是分辨率 4 m,尺度为 313×313 pixel 的 GeoEye-1 图像;图 6(e)是分辨率 0.5 m,尺度为 300×311 pixel 的 Worldview-1 图像。

图 7 为原始全色遥感图像的直方图,从图 7 的直方图分布可以看出,图像的大量像素只包含少量光谱测度级,其直方图位于一个狭窄的范围内。

图 8 为引入最大和最小光谱测度级后图像的直方图,从图 8 的直方图分布可以看出,一定数量的像素占据了直方图的两端,扩大了其映射范围。

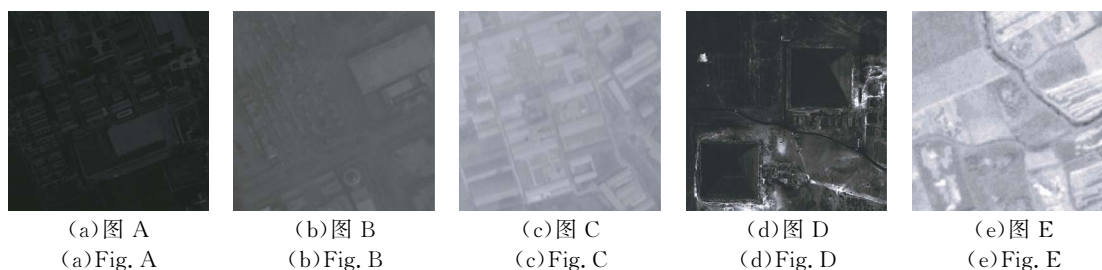


图 6 原始全色遥感图像

Fig. 6 Original panchromatic remote sensing image

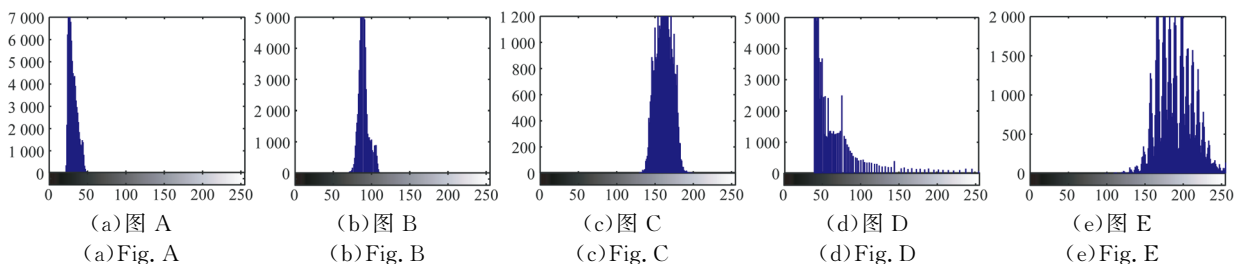


图 7 原始全色遥感图像的直方图

Fig. 7 Histogram of original panchromatic remote sensing image

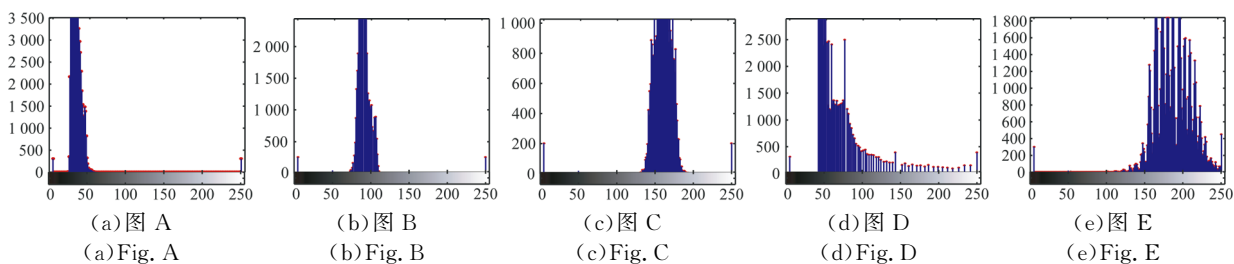


图 8 扩大映射范围后图像的直方图

Fig. 8 Histogram of the image after expanding the mapping range

为了验证本文算法较其它优化算法能更加有效确定最优参数,采用 GA、PSO 和本文算法搜索 NIBF 的最优参数,生成相应的光谱测度变换曲线,从而确定输入和输出光谱测度之间的映射关系,实现图像自动增强。考虑到上述优化算法的随机性对计算结果的影响,对本文和对比算法运行 15 次,从而对算法进行全面的客观性能评价。GA 的参数设置如下:染色体数目为 20,交叉概率 0.6,变异概率 0.02。PSO 的参数设置如下:种群粒子数设为 20,惯性权重为 1,学习因子设为 1.5,粒子的最大速度为 5。本文方法的量子比特数 $Z=6$,初始旋转角 $\varphi_0=0.05\pi$,终止条件为进化代数 $t=t_{\max}$ 或相邻两代最优个体的适应度差异 $|F(Q_{\text{opt}}^t) - F(Q_{\text{opt}}^{t-1})| < 0.05$ 。3 种算法最大进化次数都设为 50。

为了进一步验证本文方法的优越性,采用指数变换(Exponential Transformation, ET)、对数变换(Logarithmic Transformation, LT)、直方图均衡(Histogram Equalization, HE)和传统 NIBF 为对比算法,对 5 幅全色遥感图像进行增强实验,并对结果进行定性和定量评价。

3.2 精度评价指标

本文利用 2 种非特定失真的无参考图像质量评价算法:盲/无参考空间域图像质量评价(Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE)^[31]和自然图像质量评价(Natural Image Quality Evaluator, NIQE)^[32]对增强后的图像质量进行定量评价。对于两种评价算法所得出的质量得分,零值表示无失真图像,其值越大表示图像的质量越差。

BRISQUE 用局部归一化亮度因子的场景统计特性来量化图像中的失真。其对于训练图像,首先进行去均值与归一化,在此基础上利用空域广义高斯分布(Generalized Gaussian Distribution, GGD)进行建模,得到参数 $GGD(\mu, \sigma^2)$,其中参数 μ 决定了 GGD 的形状, σ^2 为该分布的方差。然后在横向、纵向、主对角线和副对角线 4 个方向上使用非对称广义高斯分布模型(Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD)进行建模,其表达式为:

$$f(x; \gamma, \alpha_l^2, \alpha_r^2) = \begin{cases} \frac{\gamma}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma\left(\frac{1}{\gamma}\right)} \exp\left\{-\left[\frac{-x}{\beta_l}\right]^\gamma\right\}, x \leq 0 \\ \frac{\gamma}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma\left(\frac{1}{\gamma}\right)} \exp\left\{-\left[\frac{x}{\beta_r}\right]^\gamma\right\}, x \geq 0 \end{cases}, \quad (24)$$

其中: $\Gamma(\cdot)$ 为伽马方程, γ 为控制整体分布形状的参数, β_l 和 β_r 分别表示为:

$$\beta_l = \alpha_l \sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{\gamma}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{\gamma}\right)}}, \beta_r = \alpha_r \sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{\gamma}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{\gamma}\right)}}, \quad (25)$$

其中:尺度参数 α_l 和 α_r 分别控制 AGGD 左右零点两侧的分布情况。对于每个方向上,从最优的 AGGD 拟合中提取 4 个参数 ($\eta, \gamma, \alpha_l^2, \alpha_r^2$),参数 $\eta = (\beta_r - \beta_l) \Gamma(2/\gamma) / \Gamma(1/\gamma)$,再加上 GGD 提取的 2 个参数形成了 18 维的特征向量。由于失真对图像的干扰是跨尺度的,所以使用最近邻算法进行下采样,在另一个尺度上对提取特征,最终得到训练图像的 36 维特征^[33]。本文利用由美国德克萨斯大学奥斯汀分校的电气与计算机工程系与心理学系联合建立图像质量评价共享数据库(Laboratory for Image & Video Engineering, LIVE)^[34]作为训练图像,进行特征提取,得到特征向量,利用 Libsvm^[35-36]对特征向量及其对应平均意见分数值进行支持向量回归学习,得到图像评价模型。对于本文实验图像,按照前述方法提取出特征向量,再使用得到的图像质量评价模型,回归计算得到最终的分值 $BRISQUE_{index}$ 。

NIQE 是在空间域自然场景统计模型的基础上,构造一个“质量感知”的统计特征集合,这些特征来自于一个自然的、不失真的图像集^[32]。将

LIVE 作为理想模型,分别对理想模型和实验图像进行特征提取,通过计算其差异,得到实验图像的质量评价分数,其表达式为:

$$NIQE_{index} = \sqrt{(v_1 - v_2)^T \left[\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right]^{-1} (v_1 - v_2)}, \quad (26)$$

其中 v_1, v_2 和 Σ_1, Σ_2 分别是理想模型和实际图像的均值向量和协方差矩阵。

3.3 结果与评价

表 2 为采用 GA、PSO 和本文算法对图 6 的图 A~E 进行 15 次试验的最优参数以及运行时间的平均值。从表 2 中可以看到,本文方法得到的最优适应值大于 GA 和 PSO,表明本文方法能够更准确地估计参数。同时,与其它两种方法相比,本文方法的平均处理时间最小,说明本文方法具有更好的搜索能力。

表 2 最优参数和处理时间的平均值

Tab. 2 Average of optimal parameters and processing time

遥感图像	方法	a	b	最优适应度值	平均处理时间/s
图 A	GA	1.015 0	9.523 8	5.450 2	144.916 8
	PSO	1.381 0	9.452 1	8.266 7	63.960 4
	本文算法	1.015 9	9.523 8	9.637 1	14.871 8
图 B	GA	6.580 1	9.704 4	8.291 1	112.147 4
	PSO	6.666 7	7.000 0	5.592 9	46.220 7
	本文算法	6.571 4	9.682 5	8.377 6	10.597 4
图 C	GA	3.333 3	3.333 3	10.541 3	89.568 0
	PSO	3.349 2	3.415 9	9.502 6	30.634 9
	本文算法	3.333 3	3.269 8	10.524 0	5.809 1
图 D	GA	0.793 7	9.392 1	10.224 2	185.229 1
	PSO	0.793 7	9.841 3	9.940 8	81.900 7
	本文算法	0.793 7	9.423 8	10.360 5	22.271 1
图 E	GA	9.895 6	3.748 6	11.847 5	139.895 2
	PSO	9.902 3	3.600 8	11.781 5	60.584 9
	本文算法	9.841 3	3.809 5	12.112 2	17.241 2

图 9 为采用 ET、LT、HE、传统 NIBF 和本文算法对 5 幅全色遥感图像进行增强实验的结果对比,其中,图 9(a)为采用 ET 进行增强实验得到的结果;图 9(b)为采用 LT 增强图像得到的结果;图 9(c)为采用 HE 增强图像得到的结果;图 9(d)为传统 NIBF 增强图像得到的结果;图 9(e)为本文方法增强图像得到的结果。

由直观可视化分析可以看出,ET 对不同图像的增强效果不同,这是由于不同场景的图像具有不同的光谱测度分布,需要人为确定指数参数,

这使其容易发生误判;LE 对图像的低光谱测度区进行拉伸而对高光谱测度区压缩时,能有较好

的结果,但反之不能很好地增强,甚至使图像对比度降低。

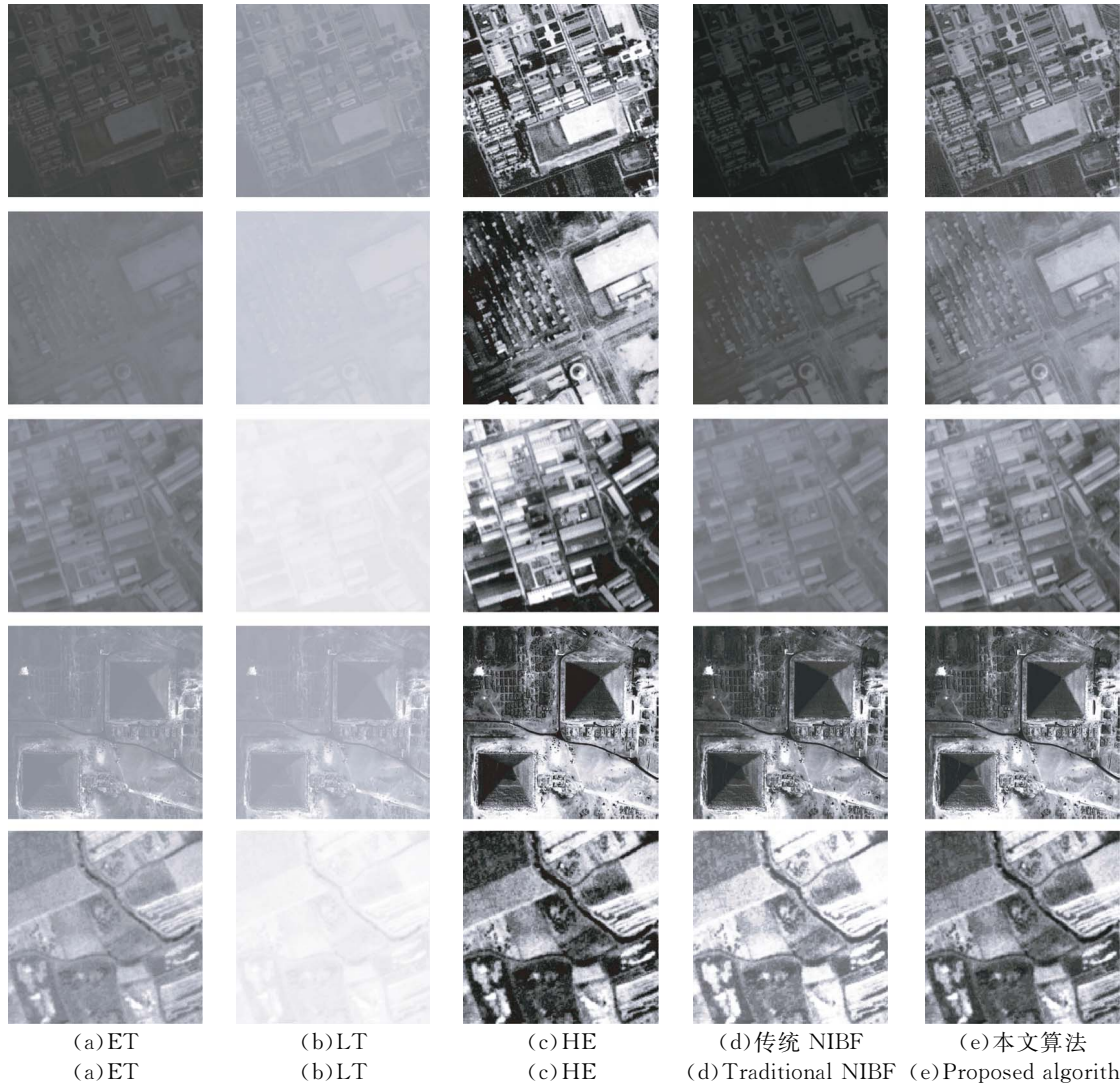


图 9 增强结果

Fig. 9 Enhancement result

HE 方法使图像对比度有很大的提高,但会产生伪影,在一些均匀的区域变得非常明亮或黑暗,使图像细节大量丢失。传统 NIBF 具有普适性,对所有图像的对比度都有所增大且符合人体视觉感,但由于待增强图像映射范围的限制,使其对比度增加有限。本文方法继承了传统 NIBF 的普适性,同时扩大了图像映射范围,使图像对比度增强,与 HE 相比,图像光谱测度层次更丰富,保留了更多的细节且更加符合人体视觉感知。

图 10 为本文算法和对比算法增强后图像的直方图对比,其中,图 10(a)~(e)分别为采用 ET、LT、HE、传统 NIBF 和本文方法得到增强图

像的直方图。从直方图分布来看,ET 和 LT 没有对光谱测度范围有所扩大,只是将范围由低光谱测度变换高光谱测度,还存在一些图像的光谱测度分布被压缩的现象(如图 10(b));HE 对所有图像都产生了近似均匀的直方图,但只存在较少的光谱测度级,这也验证了 HE 增强后图像细节丢失严重;传统 NIBF 只是在原直方图分布范围内进行光谱测度级数量的变化;本文方法对图像光谱测度级进行了较为合理的扩展,增强后图像的直方图分布更加均匀,且对不同光谱测度分布的图像都能保持有效性和鲁棒性。

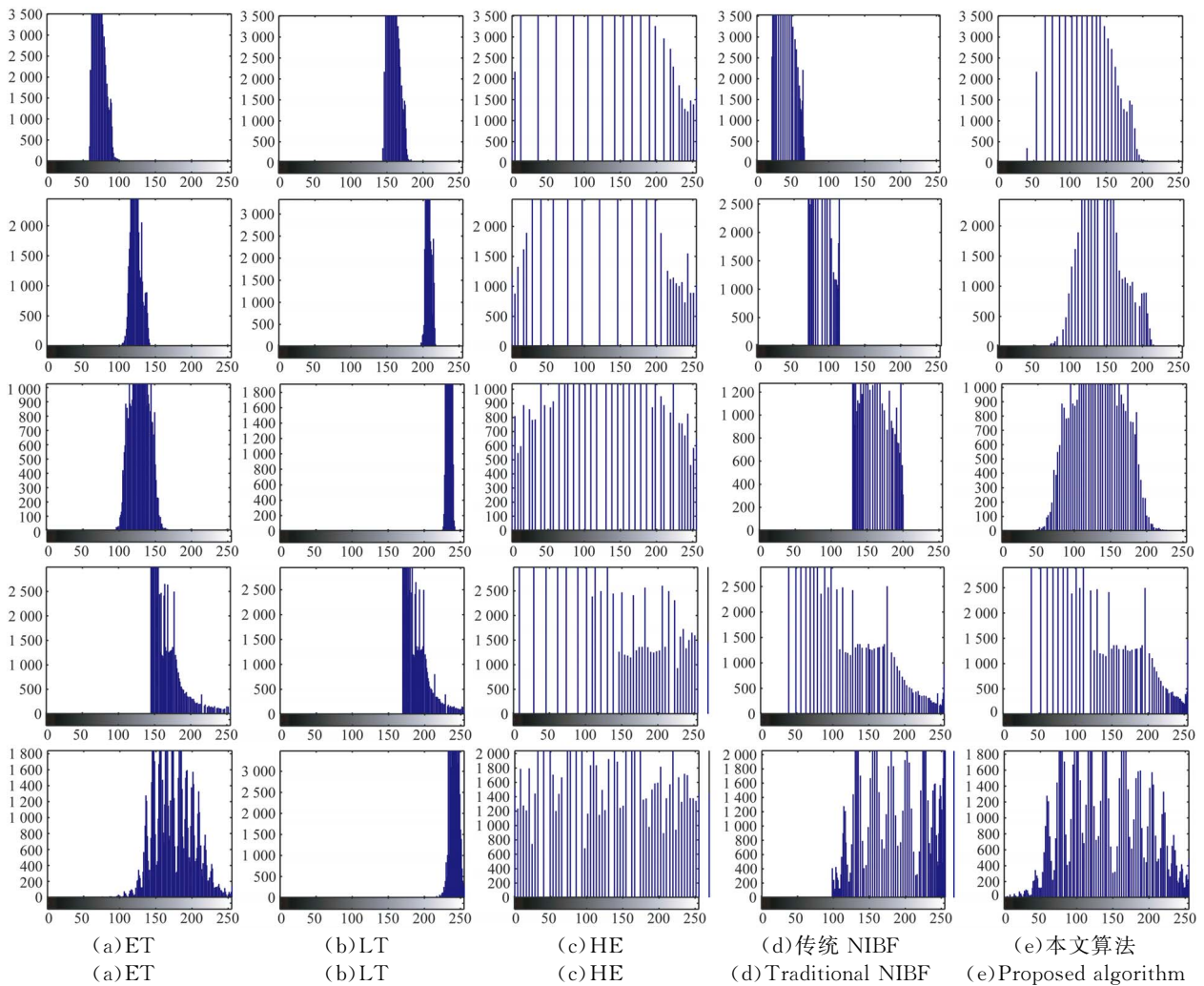


图 10 增强图像的直方图对比

Fig. 10 Histogram comparison of enhanced images

表 3 是利用本文提出的评价指标对增强后的图像进行定量评价得到的结果。由表中的数据可以看出,ET 和 LT 的 $BRISQUE_{index}$ 存在较大值(如图 B 和图 C),说明 ET 和 LT 针对不同场景图像的鲁棒性较差;HE 的 $BRISQUE_{index}$ 普遍较大,但 $NIQE_{index}$ 较低,表明 HE 增强后的图像整体有较好的视觉质量,但局部细节失真较多;传统 NIBF 有较高的 $BRISQUE_{index}$ 和 $NIQE_{index}$,表明增强后图像质量都有所提高。本文算法得到的 $BRISQUE_{index}$ 和 $NIQE_{index}$ 与对比算法相比都是最

小的,表明本文方法得到的增强图像不仅视觉质量高,而且图像失真最少。为了能更加直观观察各算法对原图的增强效果,计算表 3 中各自定量评价指标的提升幅度如表 4 所示。其中, B 和 B_E 分别为原图和增强后图像的 $BRISQUE_{index}$; N 和 N_E 分别为原图和增强后图像 $BRISQUE_{index}$ 。由表中数据可看出,本文算法的两个质量指标都得到较大的提升, $BRISQUE_{index}$ 平均提升了 122.2%, $NIQE_{index}$ 平均提升了 71.8%,表明了本文方法有较好的普适性和鲁棒性。

表 3 定量评价指标

Tab. 3 Index for quantitative evaluation

遥感图像	定量评价指标	原图像	ET	LT	HE	传统 NIBF	本文算法
图 A	BRISQUE _{index}	29.946 8	25.676 2	23.450 1	10.790 4	18.083 3	8.492 1
	NIQE _{index}	7.240 1	7.237 5	6.869 8	4.098 3	5.842 2	3.281 6
图 B	BRISQUE _{index}	30.426 7	30.181 0	38.656 7	24.856 1	21.381 7	19.690 8
	NIQE _{index}	9.007 8	9.016 3	11.834 1	5.350 7	4.357 7	4.342 9
图 C	BRISQUE _{index}	31.908 9	30.750 0	41.979 0	21.077 6	23.343 8	16.847 6
	NIQE _{index}	6.886 2	6.531 8	9.472 4	6.059 1	6.535 2	4.846 1
图 D	BRISQUE _{index}	32.278 5	28.943 1	29.321 6	12.906 4	12.232 2	11.419 0
	NIQE _{index}	4.144 2	3.579 3	3.944 7	3.782 9	3.274 9	3.058 2
图 E	BRISQUE _{index}	42.224 7	42.213 9	40.425 3	38.897 1	37.441 7	31.979 2
	NIQE _{index}	8.686 3	8.106 2	8.726 8	8.718 2	7.723 3	5.423 2

表 4 定量评价指标的提升幅度

Tab. 4 Quantitative evaluation index increase rate

定量评价指标	遥感图像	公式	提升幅度/%				
			ET	LT	HE	传统 NIBF	本文算法
BRISQUE _{index}	图 A		14.3	21.8	177.5	65.7	252.6
	图 B	$\frac{B-B_E}{B_E}$	0.8	-21.3	22.5	42.5	54.5
	图 C		3.9	-23.9	51.6	36.8	89.1
	图 D		11.6	10.2	150.1	163.9	182.7
	图 E		0.3	4.5	8.5	12.9	32.1
NIQE _{index}	图 A		3.6	5.0	76.7	24.1	120.6
	图 B	$\frac{N-N_E}{N_E}$	-0.1	-19.7	68.4	106.7	107.5
	图 C		5.4	-27.3	13.6	5.5	42.1
	图 D		15.7	5.1	9.6	26.6	28.6
	图 E		7.2	-0.4	-0.3	12.5	60.1

4 结 论

NIBF 具有良好的性能,其通过参数调节对图像进行自适应增强,是图像增强的一种有效方法,但难以有效的自动获取最优参数且增强效果受图像动态范围限制,使其在实际应用中受到限制。为进一步提高增强图像质量,同时实现更好

的时间性能,本文首先扩大了图像的映射范围,并将改进的自适应 QGA 作为 NIBF 中参数的优化工具,以设计的八方向卷积模板提取增强图像中的边数量和强度以及其熵的测度作为适应度函数,利用量子旋转门实现量子染色体向最大适应度方向进化,并根据每代增强图像种群个体适应度的差异和进化代数自适应地调整量子旋转角的大小,以实现图像自动增强。定量评价结果表明

盲/无参考空间域图像质量评价指标平均提升了 122.2%;自然图像质量评价指标平均提升了 71.8%;运行时间为 10.758 s。故本文方法鲁棒性强,收敛速度快,基本满足大规模遥感图像处理的自动化,鲁棒性和高效率的要求。

参考文献:

- [1] LISANI J L, MICHEL J, MOREL J M, *et al.*. An inquiry on contrast enhancement methods for satellite images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(12): 7044-7054.
- [2] LIU J H, ZHOU C H, CHEN P, *et al.*. An efficient contrast enhancement method for remote sensing images [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2017, 14(10): 1715-1719.
- [3] ARAUJO A F D, CONSTANTINOU C E, TAVARES J M R S. New artificial life model for image enhancement [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(13): 5892-5906.
- [4] 贾永红. 数字图像处理 [M]. 第 3 版. 武汉:武汉大学出版社, 2015: 68-71.
- JIA Y H. *Digital Image Processing* [M]. Wuhan: Third edition. Wuhan University press, 2015: 68-71. (in Chinese)
- [5] ZHAO W G. Adaptive image enhancement based on gravitational search algorithm [J]. *Procedia Engineering*, 2011, 15: 3288-3292.
- [6] SOMORJEETSINGH S, MAMATA DEVI H, TANGKESHWAR SINGH T, *et al.*. A new easy method of enhancement of low contrast image using spatial domain [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2012, 40(1): 32-34.
- [7] KHAN M A U, KHAN T M, BAILEY D G, *et al.*. A spatial domain scar removal strategy for fingerprint image enhancement [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 60: 258-274.
- [8] 陈博洋. 彩色遥感图像的亮度直方图局部线性化增强 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(2): 502-508.
- CHEN B Y. Local linear enhancement of luminance histogram of color remote sensing image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(2): 502-508. (in Chinese)
- [9] SANOOP KUMAR P, ASHAKIRAN A. Adaptive spectral transform for KLT, wavelet-based color image compression [J]. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 2013, 4(10): 129-131.
- [10] LEE J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics [J]. *IEEE Trans on Pattern Anal & Mach Intell*, 1980, 2(2): 165-168.
- [11] GONZALEZ R. *Woods re: digital image processing* [J]. *Upper Saddle River Nj Pearson/Prentice Hall*, 2002, 28: 290-291.
- [12] HE Z, XU Q, WEI C, *et al.*. Adaptive semi-blind immune algorithm for image enhancement [J]. *Multidimensional Systems & Signal Processing*, 2005, 16(1): 107-118.
- [13] SHRIVASTAVA S, UPADHYAY A. Image enhancement using genetic algorithm [J]. *Proc Spie*, 2007, 107(11): 69-72.
- [14] 李林宜, 李德仁. 粒子群优化算法在遥感影像增强中的应用 [J]. *测绘科学技术学报*, 2010, 27(2): 116-119.
- LI L Y, LI D R. Application of particle swarm optimization algorithm in remote sensing image enhancement [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2010, 27(2): 116-119. (in Chinese)
- [15] MEDUKONDURU P, JOSHI M A. Enhancement of low contrast biometric images using genetic algorithm [C]. *International Conference on Industrial Instrumentation and Control. IEEE*, 2015: 735-739.
- [16] 龚雨兵, 陈志远, 杨世模. 改进蚁群优化组合法在长缝光谱仪结构优化中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(4): 713-719.
- GONG Y B, CHEN ZH Y, YANG SH M. Application of combined optimization design based on improved ACO to structural optimization of long slit spectrograph [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(4): 713-719. (in Chinese)
- [17] TRELEA I C. The particle swarm optimization al-

- gorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. *Information Processing Letters*, 2003, 85(6): 317-325.
- [18] 程振进, 王全保, 陈吉安, 等. 基于混合遗传算法的数字图像相关方法 [J]. *光学 精密工程*, 2016, 24(10s): 710-717.
CHENG ZH J, WANG Q B, CHEN J A, *et al.*. Digital image correlation method based on hybrid genetic algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(10s): 710-717. (in Chinese)
- [19] LIN Y K, CHONG C S. A tabu search algorithm to minimize total weighted tardiness for the job shop scheduling problem [J]. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2016, 12(2): 703-717.
- [20] ZENG D W, WANG S Q, SHEN Y Y, *et al.*. A GA-based feature selection and parameter optimization for support tucker machine [J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 111: 17-23.
- [21] GREFENSTETTE J J. Optimization of control parameters for genetic algorithms [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1986, 16(1): 122-128.
- [22] BRÜCK S, CALDERARA M, BANIHASHEMIAN M H, *et al.*. Efficient algorithms for large-scale quantum transport calculations [J]. *Journal of Chemical Physics*, 2017, 147(7): 074116.
- [23] NARAYANAN A, MOORE M. Quantum-inspired genetic algorithms [J]. *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, 1996, 61-66.
- [24] HAN K H, KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(6): 580-593.
- [25] CHEN J C. Application of quantum-inspired evolutionary algorithm to reduce PAPR of an OFDM signal using partial transmit sequences technique [J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2010(1): 110-113.
- [26] 于艾清, 刘滔. 基于自适应量子遗传算法的电力系统机组组合问题 [J]. *上海电力学院学报*, 2015, 31(1): 24-28.
YU A Q, LIU T. Unit commitment problem in power system based on adaptive quantum genetic algorithm [J]. *Journal of Shanghai University of Electric Power*, 2015, 31(1): 24-28. (in Chinese)
- [27] SIDOR K, SZLACHTA A. The impact of the implementation of edge detection methods on the accuracy of automatic voltage reading [J]. *Measurement Science Review*, 2017, 17(2): 93-99.
- [28] 沈德海, 张龙昌, 鄂旭. 基于 Sobel 算子的改进边缘检测算法 [J]. *信息技术*, 2015(4): 15-18.
SHEN D H, ZHANG L CH, E X. An improved edge detection algorithm based on sobel operator [J]. *Information Technology*, 2015(4): 15-18. (in Chinese)
- [29] 许鸿奎, 韩晓, 曲怀敬. 结合假边缘提取和直方图分析的图像灰度变换 [J]. *光学 精密工程*, 2017, 25(4): 1070-1076.
XU H K, HAN X, QU H J. Gray scale transformation combining false edges detection with histogram analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(4): 1070-1076. (in Chinese)
- [30] 唐永鹤, 卢焕章, 胡谋法. 基于 Laplacian 的局部特征描述算法 [J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(12): 2999-3006.
TANG Y H, LU H ZH, HU M F. Local feature description algorithm based on Laplacian [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12): 2999-3006. (in Chinese)
- [31] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [32] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a “completely blind” image quality analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.
- [33] HONG Y, REN G, LIU E. A no-reference image blurriness metric in the spatial domain [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2016, 127(14): 5568-5575.
- [34] SHEIKH H R, SABIR M F, BOVIK A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(11): 3440-3451.
- [35] 袁其平, 林海杰, 陈志宏, 等. 用支持向量回归法实

现单帧图像超分辨率重建 [J]. 光学 精密工程, 2016, 24(9): 2302-2309.

YUAN Q P, LIN H J, CHEN ZH H, *et al.*. Single image super-resolution reconstruction using support vector regression [J]. *Opt. Precision*

Eng., 2016, 24(9): 2302-2309. (in Chinese)

[36] HARIDAS N, SOWMYA V, SOMAN K P. Gurls vs libsvm: performance comparison of kernel methods for hyperspectral image classification [J]. *Indian Journal of Science & Technology*, 2015, 8(24).

作者简介:



李 玉(1963—),男,教授,博士生导师,1984年于西北电讯工程学院获得学士学位,1991年于东南大学获得硕士学位,2006年于瑞尔森获得硕士学位,2010年于滑铁卢大学获得博士学位,主要从事遥感数据处理理论与应用基础研究,包括空间统计学随机几何模糊数学在遥感数据建模与分析方面的应用,地物目标几何以及特征提取的研究。E-mail: liyu@lntu.edu.cn

通讯作者:



杨 蕴(1992—),男,河南南阳人,博士研究生,2016年于河南城建学院获得学士学位,主要从事量子计算及其在遥感图像中的应用。E-mail: ml3147945981@163.com