

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.11.015

基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的 二维图像盲恢复算法研究*

郭业才^{1,2} 陆璐¹ 李晨¹

(1. 南京信息工程大学 江苏省气象探测与信息处理重点实验室 南京 210044;
2. 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044)

摘要:针对现有图像恢复算法的不足,提出了基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法。该算法首先对传统 DNA 遗传算法中交叉和变异操作进行改进,得到新型 DNA 遗传算法后与萤火虫算法相结合,提出了新型 DNA 遗传萤火虫优化算法;其次将新型 DNA 遗传萤火虫优化算法应用于二维图像盲恢复,得到的基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法具有良好全局搜索能力,优化了盲均衡器的初始权矩阵,模糊图像经过二维盲均衡器处理后,有效增强了图像质量,图像恢复良好。仿真结果验证了算法的有效性。

关键词: 萤火虫优化算法;DNA 编码;二维盲均衡算法;常模算法;图像盲恢复算法

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4040

Research of 2D image blind restoration algorithm based on novel DNA genetic glowworm swarm optimization

Guo Yecai^{1,2} Lu Lu¹ Li Chen¹

(1. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment Technology (CICAEET), Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of the existing image restoration algorithms, a 2D blind restoration algorithm based on novel DNA genetic glowworm swarm optimization is proposed. Firstly, the proposed algorithm improves the crossover and mutation operation in the traditional DNA genetic algorithm, and then combines the novel DNA genetic algorithm with the glowworm swarm optimization algorithm to propose a new DNA genetic glowworm swarm optimization algorithm. Secondly, the new DNA genetic glowworm swarm optimization algorithm is applied to the 2D image blind restoration, and a blind restoration algorithm based on the new DNA glowworm swarm optimization is obtained. The proposed algorithm has a good global search capability, which optimizes the initial weight matrix of the blind equalizer. After the fuzzy image is processed by the 2D blind equalizer, the image quality is improved and the image recovery is good. The simulation results verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: glowworm swarm optimization algorithm; DNA coding; 2D blind equalization algorithm; constant modulus algorithm; blind image restoration algorithm

0 引言

图像复原是从退化图像中恢复被退化的图像,图像

复原算法性能是图像复原质量的关键。对此,学者们做了许多基础性的研究工作,获得了维纳滤波、约束最小二乘、最大熵复原等经典算法,但这些算法都是以已知点扩展函数(point spread function, PSF)为前提。而实际图像

收稿日期:2017-05 Received Date: 2017-05

* 基金项目:国家自然科学基金(61673222)、江苏省高校自然科学研究重大项目(13KJA510001)、江苏省高校品牌专业建设项目(PPZY2015 B134)资助

系统的 PSF 一般是未知的,只能依靠观测到的图像数据还原出原图像,这是图像盲恢复问题^[1]。在目前的图像盲恢复算法中,主要先将二维图像转换为一维信号,再用盲均衡技术对一维信号进行盲处理,将处理后的信号再进行升维以恢复原图像。这类算法会导致信息丢失;同时,恢复的图像质量达不到应用要求,其主要原因在于盲均衡算法初始化问题,产生了局部收敛^[24]。

DNA 计算是近年来兴起的一种并行计算新模式,具有强大的并行性和高密度的信息存储能力。萤火虫优化 (glowworm swarm optimization, GSO) 算法也是近年来广受关注的一种新群智能优化算法,主要是模拟萤火虫发光越强吸引同伴越多这一现象,通过萤火虫个体,在视野范围内寻找最亮的萤火虫,向最亮的萤火虫移动来实现寻优目的^[5]。研究表明,使用一种智能优化算法是无法解决更加复杂的命题^[6-9],因此在萤火虫算法基础上,加入 DNA 遗传算法,融合成为一种新算法,使其具有较强的全局搜索能力和较优的全局优化解,并应用于图像盲恢复中,应是一次有意义的尝试^[6]。

本文将 DNA 遗传算法与萤火虫算法相结合,提出 DNA 遗传萤火虫优化算法后,融入盲均衡技术并用于二维图像盲恢复中,提出了基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法。该算法主要利用 DNA 遗传萤火虫优化的全局搜索能力,提高了图像恢复效果;无需进行降维和升维处理,减少了信息丢失。

1 新型 DNA 遗传萤火虫优化算法

1.1 新型 DNA 遗传算法

DNA 遗传算法的操作主要包括交叉操作、变异操作和选择操作。目前的传统 DNA 遗传算法中,交叉操作形式单一,不能有效发挥仿生性能;变异操作的变异概率很小,未能充分发挥多样性。这些不利于算法跳出局部最优解,难以提高收敛速度。为了克服 DNA 遗传算法的不足,本文将交叉操作和变异操作进行改进,提出新型 DNA 遗传算法。

1) DNA 编码

DNA 分子是由 4 种核苷酸组成,分别是腺嘌呤脱氧核苷酸(A)、胞嘧啶脱氧核苷酸(C)、鸟嘌呤脱氧核苷酸(G)、胸腺嘧啶脱氧核苷酸(T)。采用 0,1,2,3 这 4 个数字分别与 A、T、C、G 四种碱基相映射,进行 DNA 编码^[10];通过 DNA 编码得到萤火虫个体的 DNA 序列位置向量。

2) 新型交叉操作

交叉操作将种群中个体 DNA 基因进行重组,以提高下一代个体的质量,增强个体基因的多样性,得到最优种群。根据适应度值的大小将种群分为优质种群和劣质种

群,前一半为优质种群,后一半为劣质种群,淘汰掉劣质种群,在优质种群中继续进行的操作。

普通交叉操作:随机产生一个 0~1 的小数,若该随机数小于普通交叉执行概率 p_{c1} ,则执行普通交叉操作,即从种群中随机选取两个个体作为父体,随机选取两段位置、碱基数都相同的碱基序列,作为一组配对,将交叉点间的碱基串位置互换,得到两个新的个体^[10]。

新型交叉操作:随机产生一个 0~1 的小数,若该随机数小于新型交叉执行概率 p_{c2} ,则执行新型交叉操作,即从种群中随机选取一个个体作为父体,并从选取的父体中随机选取两个个数相等的碱基序列,将所选的两个碱基序列进行水平顺时针旋转,再进行位置交换后,得到了新的碱基序列,替换原有碱基,插入对应交叉点,从而得到新的个体。

3) 新型变异操作

变异操作能够保持种群中个体基因的多样性,避免种群陷入局部最优。

普通变异操作:对种群中的每个个体产生一组独立的 0~1 的随机数,其中每一个随机数与个体中每一个编码位相对应。若某一个随机数小于普通变异操作概率 p_{m1} ,则其对应的编码位上的碱基进行普通变异操作,即变异成其他 3 个碱基中的任意一个碱基,从而产生一个新个体^[10]。

新型变异操作:将该随机数与新型变异操作概率 p_{m2} 进行比较,若该随机数小于 p_{m2} ,则执行新密码子变异操作,即随机选取一个个体作为父体,从中随机选取一段序列作为密码子,通过碱基互补原则产生一段与密码子碱基互补的序列,为反密码子,并将两个反密码子进行换位和倒转操作,然后将得到的密码子中碱基出现频率高的变异成出现频率低的碱基,如图 1 所示,经过倒转操作后的密码子中 T 出现的频率最高,A 出现的频率最低,则 T 变异成 A,得到新密码子替换原有密码子,从而产生新的个体。

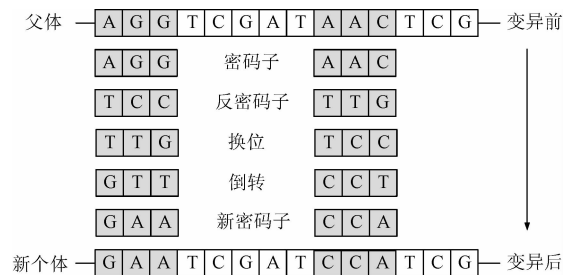


图 1 新密码子变异操作

Fig. 1 New codon mutation operation

4) 选择操作

本文使用联赛选择方法产生新种群。每次从种群中随机选出两个个体,比较它们的适应度值大小,将适应度

值大的那个个体复制到下一代种群中,重复上述过程 $d-1$ 次,可选出 $d-1$ 个下一代个体,其中 d 为种群规模。在种群的进化过程中,因为新型交叉操作和新型变异操作的随机性,会有种群中适应度值较大的个体丢失的可能性发生,对得到最优的种群来说会有一定的影响,所以为了尽量消除这种情况,本文直接将每次迭代寻优中的适应度值最大的个体保留到下一代种群中,在某种程度上能够保证种群的优质性^[8-11]。

1.2 新型 DNA 遗传萤火虫优化算法

通过对传统 DNA 遗传算法中的交叉操作和变异操作进行改进,得到了新型 DNA 遗传算法,用这个新型算法优化萤火虫种群,得到新型 DNA 遗传萤火虫优化算法。其基本思想为在一个 n 维搜索空间中,建一个规模为 D 的萤火虫种群,为其随机分配的位置向量为 $\mathbf{W}^s = [\mathbf{W}_1^s, \mathbf{W}_2^s, \dots, \mathbf{W}_D^s]^T$ 。将新型 DNA 遗传算法引入到萤火虫种群中对其位置向量进行优化,这样得到的新型 DNA 遗传优化萤火虫种群算法,称为新型 DNA 遗传萤火虫优化算法(DNA based on glowworm swarm optimization, DNA-GSO)。每只萤火虫都具有相同的初始荧光素值、初始动态决策范围以及一个随机分配的 $D \times D$ 维位置向量,即:

$$\mathbf{W}^s = \begin{bmatrix} W^s(1,1) & W^s(1,2) & \dots & W^s(1,k_4) & \dots & W^s(1,D) \\ W^s(2,1) & W^s(2,2) & \dots & W^s(2,k_4) & \dots & W^s(2,D) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ W^s(k_3,1) & W^s(k_3,2) & \dots & W^s(k_3,k_4) & \dots & W^s(k_3,D) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ W^s(D,1) & W^s(D,2) & \dots & W^s(D,k_4) & \dots & W^s(D,D) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $W^s(k_3, k_4)$ 表示第 k_3 只萤火虫的第 k_4 个位置。由新型 DNA 遗传算法对每只萤火虫的位置向量进行编码、新交叉操作、新变异操作和选择操作,得到新的萤火虫种群。

2 新型 DNA 遗传萤火虫优化二维图像盲恢复算法

2.1 二维盲均衡算法

用新型 DNA 遗传萤火虫优化算法来优化二维盲均衡算法并应用于二维图像盲恢复法中,得到基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法,如图 2 所示。

将二维灰度图像 $a(k_1, k_2)$ 经过二维传输信道 $h(k_1, k_2)$ 后得到受信道噪声 $n(k_1, k_2)$ 影响的退化图像 $x(k_1, k_2)$ 。 $x(k_1, k_2)$ 为二维盲均衡器的输入信号; $w(k_1, k_2)$ 为二维盲均衡器权向量, $s(k_1, k_2)$ 为信道输出的二维

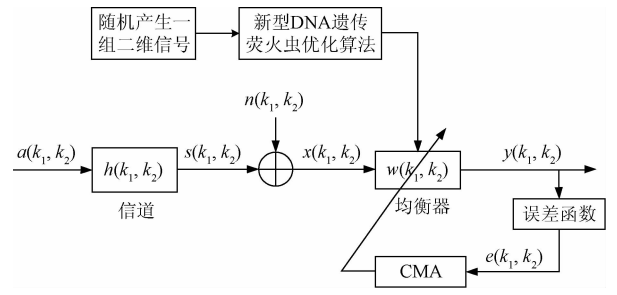


图2 新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复法
Fig. 2 A novel 2D image blind restoration algorithm based on DNA genetic glowworm swarm optimization

图像。

$$s(k_1, k_2) = a(k_1, k_2) \otimes h(k_1, k_2) \quad (2)$$

式中: $0 < k_1 \leq K_1, 0 < k_2 \leq K_2$ 为正整数,为图像像素点的坐标; \otimes 表示卷积运算。

$$x(k_1, k_2) = s(k_1, k_2) + n(k_1, k_2) = a(k_1, k_2) \otimes h(k_1, k_2) + n(k_1, k_2) \quad (3)$$

二维盲均衡器输出的二维图像或复原图像为:

$$y(k_1, k_2) = \sum_{j=1}^{K_1 \times K_2} \sum_{m=1}^D \sum_{n=1}^D W_j(m, n) X_j(m, n) \quad (4)$$

式中: j 为迭代次数。

$$X_j(m, n) = x(k_1 - m + 1, k_2 - n + 1) \quad (5)$$

其中, $m, n = 1, 2, \dots, D$ 。式(5)表示第 j 次迭代的二维盲均衡器输入的二维图像; $W_j(m, n)$ 为第 j 次迭代的权矩阵第 m 行第 n 列上的元素,定义为:

$$W_j = \begin{bmatrix} W_j(1,1) & W_j(1,2) & \dots & W_j(1,D) \\ W_j(2,1) & W_j(2,2) & \dots & W_j(2,D) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_j(D,1) & W_j(D,2) & \dots & W_j(D,D) \end{bmatrix} \quad (6)$$

现将第 j 次迭代的误差 e_j 定义为:

$$e_j = R_{CM} - |y(k_1, k_2)|^2 \quad (7)$$

代价函数定义为:

$$J(k_1, k_2) = E[e_j^2(k_1, k_2)] = E[(R_{CM} - |y(k_1, k_2)|^2)^2] \quad (8)$$

式中: R_{CM} 为发射信号的统计模值,一般为常数。二维盲均衡器的作用就是通过调节均衡器加权矩阵 W_j 使均方误差(式(8))最小。所以盲均衡的目的就是求出一组权向量,使上式的均方误差最小。按最速下降方法,得到二维盲均衡器的权矩阵更新公式为:

$$W_{j+1}(m, n) = W_j(m, n) + 2\mu e_j X_j(m, n) y_j(m, n) \quad (9)$$

上述公式构成了二维 CMA 盲均衡算法(two dimensional constant modulus algorithm, 2D CMA)。该算法可以直接对二维图像进行盲恢复,克服了二维图像经过降维和升维处理可能造成的信息丢失,有利于提高图

像复原质量。但是该算法的权矩阵仍然采用常数模算法 (constant modulus algorithm, CMA)^[12-16] 进行更新的,无法克服局部最优所带来的缺陷。

2.2 新型 DNA 遗传萤火虫算法优化权矩阵

为了克服 CMA 局部最优所带来的缺陷,需采用有效方法对式(9)中 $W_j(m, n)$ 的初始矩阵 $W_o(m, n)$ 进行优化后,再按式(9)进行更新,以获得更好性能。下面用新型 DNA-GSO 算法来优化 $W_o(m, n)$ 。其基本思想是将每只萤火虫个体的位置向量视为均衡器的一组初始权向量,将二维盲均衡器代价函数的倒数定义为 DNA-GSO 的适应度函数,再由 DNA-GSO 的适应度函数获得萤火虫的最优位置向量,并作为二维盲均衡器的初始优化权向量。具体步骤如下:

1) 初始化参数

随机产生一组信号作为 DNA-GSO 的输入信号,创建一个规模为 D 的萤火虫种群,每个萤火虫个体具有同样的初始荧光素值 $l(k_2, 1) = l_0$ 和初始动态决策域范围 $R(k_3, 1) = R_0$, 其中 $0 < k_3 \leq D$, 在不断迭代寻优中,萤火虫个体的荧光素值和动态决策域都将发生变化。随机分配萤火虫种群的位置向量并初始有关参数的数据。

2) 确定适应度函数

DNA-GSO 的适应度函数 F 定义为:

$$F(W^s(k_3, k_4)) = \frac{1}{J(W^s(k_3, k_4))} \quad (10)$$

式中: $k_3, k_4 = 1, 2, \dots, D$, $J(W^s(k_3, k_4))$ 为二维 CMA 的代价函数。

3) 初始化群体最优位置和最大适应度值

根据每只萤火虫个体的位置向量计算该萤火虫个体的适应度值,对所有的适应度值进行从大到小排列,选取适应度值最大的萤火虫个体,该个体的位置向量和适应度值即为萤火虫种群的初始最优位置向量 W^s 和最大适应度值 $F(W^s)$ 。

4) 利用新型 DNA 遗传算法

通过优化萤火虫位置向量获最优种群。利用 DNA 遗传算法中新交叉操作、新变异操作、选择操作得到适应度最大的位置向量,最终得到遗传基因较优的萤火虫种群。

5) 对所有个体进行适应度值的计算并比较

将每只萤火虫个体的适应度值算出来并按照从大到小排列,选取适应度值最大的个体作为最优萤火虫个体。

6) 萤火虫算法的迭代寻优

经过荧光素值更新、确定邻域、计算移动概率、位置更新、决策域更新和适应度值更新,进行迭代。

(1) 荧光素更新

$$l(k_3, t) = (1 - \rho)l(k_3, t - 1) + \gamma F(W^s(k_3, k_4)) \quad (11)$$

式中: $F(W^s(k_3, k_4))$ 表示每只萤火虫在 t 次迭代所得的位置向量 $W^s(k_3, k_4)$ 相对应的适应度值, $l(k_3, t)$ 代表当前萤火虫的荧光素值, γ 为荧光素更新率。萤火虫的荧光素值越大,越能吸引该只萤火虫的邻域集内的萤火虫向它移动。

(2) 概率选择

选择移向邻域集 $N(k_3, t)$ 内个体 j 的概率为:

$$p(k_3, t) = \frac{l(j, t) - l(k_3, t)}{\sum_{q \in N(k_3, t)} (l(q, t) - l(k_3, t))} \quad (12)$$

式中: 邻域集 $N(k_3, t) = \{j; d_j(k_3, t) < r_d; l(k_3, t) < l(j, t)\}$, $0 < r_d < r_s$, r_s 为萤火虫个体的感知半径。当邻域集内的移动概率大于一定值时,则萤火虫个体 j 开始移动;小于这个值时,则萤火虫个体 j 不发生移动。

(3) 位置更新

$$W(k_3, t + 1) = W(k_3, t) + s \left(\frac{W(j, k_4) - W(k_1, k_4)}{\|W(j, k_4) - W(k_1, k_4)\|} \right) \quad (13)$$

式中: s 为移动步长。移动概率值的大小使得每只萤火虫的位置发生了变化,重新确定每只萤火虫的位置。

(4) 动态决策域半径

$$r_d(k_3, t + 1) = \min\{r_s, \max\{0, r_d(k_3, t) + \beta(n_t - |N(k_3, t)|)\}\} \quad (14)$$

决策域半径的大小会受到邻域内个体数量的影响,邻域内萤火虫密度越小,萤火虫的决策域半径会加大,以便找到更多的萤火虫。

7) 确定全局最优解

若当前的最大适应度值大于 $F(W^s)$, 则用该最大适应度值的萤火虫个体位置向量以及适应度值替换 W^s 和 $F(W^s)$ 。若当前的最大适应度值小于 $F(W^s)$, 则不替换,保留原值;否则,就进行替换。重复上述过程,直到获得全局最优位置向量 W_{opt}^s 止,并将其作为二维盲均衡器的初始值最优权矩阵,即 $W_o(m, n) = W_{opt}^s$ 。

3 仿真实验

3.1 一维 CMA 与二维 CMA 的图像盲恢复效果比较

图 3(a) 所示为 204×204 的原始图像,图 3(b) 所示为带噪模糊图像,是原始图像经过 20×20 的高斯模糊 PSF 和高斯白噪声后得到的,称为退化图像。在一维 CMA 降维图像盲恢复算法中,噪声为 20 dB,迭代步长为 $\mu = 0.0005$,图 3(c) 所示为迭代后得到的复原图像。在二维 CMA 图像盲恢复算法中,噪声方差为 $\sigma^2 = 0.03$,迭代步长为 $\mu = 0.0005$,图 3(d) 所示为均衡后得到的复原图像。

由图 3 可知,二维 CMA 图像盲恢复效果明显要好于

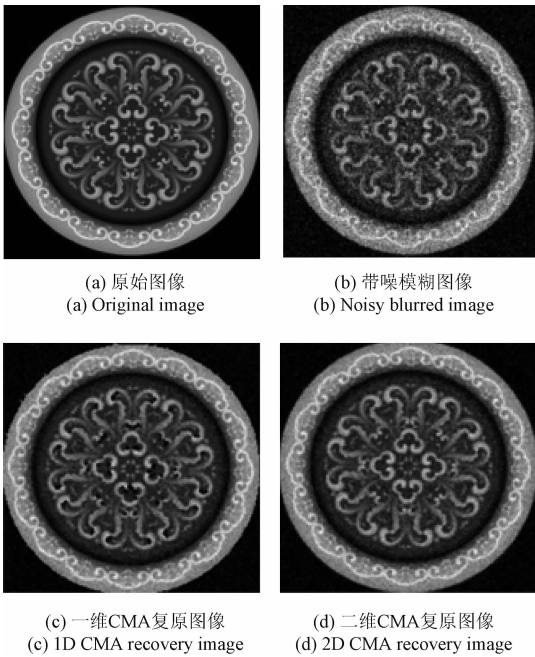


图 3 仿真结果
Fig. 3 Simulation results



图 4 仿真结果
Fig. 4 Simulation results

一维 CMA 图像盲恢复效果。虽然增加了算法设计的复杂度,但不需要将图像信号进行降维和升维处理,减小了信息损失,提高了图像恢复效果。峰值信噪比 (PSNR) 是用来评鉴图像画质的客观量测法,PSNR 值越大,就代表失真越少。表 1 显示了二维 CMA 图像盲恢复算法得到的 PSNR 值要比一维 CMA 的大,这也说明,二维 CMA 的图像盲恢复效果好。

表 1 PSNR 算法比较

Table 1 Comparison of PSNR algorithm

算法	一维 CMA	本文二维 CMA
PSNR	17.633 2	23.546 3

3.2 二维 CMA 图像盲恢复算法与基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法比较

图 4(a) 所示为 256×256 的原始图像,图 4(b) 所示为带噪模糊图像,是原始图像经过 20×20 的高斯模糊 PSF 和高斯白噪声后得到的,称为退化图像。在基于二维 CMA 的图像盲恢复算法中,噪声为 30 dB,迭代步长为 $\mu = 0.000 5$,图 4(c) 所示为迭代后得到的复原图像。在基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法中,噪声方差为 $\sigma^2 = 0.13$,迭代步长为 $\mu = 0.000 5$,图 4(d) 所示为均衡后得到的复原图像。

由图 4 可知,由基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法恢复图像的效果比二维 CMA 图像盲恢复算法出来的效果好。表 2 表明基于新型 DNA 遗传萤火

虫的二维图像盲恢复算法得到的 PSNR 值比二维 CMA 的大,这也说明基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法性能优于二维 CMA 的图像盲恢复算法。

表 2 PSNR 算法比较

Table 2 Comparison of PSNR algorithm

算法	二维 CMA	本文改进算法
PSNR	21.581 4	24.624 3

4 结 论

本文在分析传统 DNA 遗传算法特性基础上,充分利用萤火虫算法的性能,通过改进交叉和变异操作,结合盲均衡技术,提出了一种基于新型 DNA 遗传萤火虫优化的二维图像盲恢复算法。该算法利用 DNA 萤火虫优化的全局搜索能力,对盲均衡器权向量进行优化后,有效避免了算法陷入局部收敛所带来的危害,克服了降维和升维过程中的信息丢失,盲均衡器输出的二维图像信息更加集中、更加清楚,盲恢复效果良好,有一定实用性。

参考文献

[1] 肖宇行. DR 系统点扩展退化模型建立及图像复原研究[D]. 南昌:南昌航空大学,2015.
XIAO Y X. Research on point spread degradation modeling and image restoration for digital radiography[D]. Nanchang: Nanchang Hankong

- University, 2015.
- [2] YANG L, LIU G H, SHI Z Y. Research on suppression algorithms of the ringing effect caused by blind image restoration [C]. 2015 Fifth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), 2015: 1264-1267.
- [3] LIU H Y, GU J, MENG Q H, et al. Fast weighted total variation regularization algorithm for blur identification and image restoration [J]. IEEE Access, 2016, 4(11): 6792-6801.
- [4] 王蕾,冯晓毅,万小娜. 基于改进卡尔曼滤波的盲图像恢复 [J]. 计算机应用, 2011(3): 711-714.
WANG L, FENG X Y, WAN X N. Blind image restoration based on improved Kalman filter [J]. Journal of Computer Applications, 2011(3): 711-714.
- [5] 高敏,郭业才. 基于萤火虫群优化的小波常模盲均衡算法 [J]. 安徽工程大学学报, 2013(1): 91-94.
GAO M, GUO Y C. An orthogonal wavelet transform constant modulus blind equalization algorithm based on glowworm swarm optimization algorithm [J]. Journal of Anhui Polytechnic University, 2013(1): 91-94.
- [6] 程永明. 群智能优化算法及其在通信中的应用研究 [D]. 济南: 山东大学, 2010.
CHENG Y M. Research on swarm intelligence algorithm and its applications in communication [D]. Ji'nan: Shandong University, 2010.
- [7] SUN J, CAO W F, XU Z B, et al. Learning a convolutional neural network for non-uniform motion blur removal [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 769-777.
- [8] 郭业才, 吴华鹏, 王惠, 等. 基于 DNA 遗传蝙蝠算法的分数间隔多模盲均衡算法 [J]. 兵工学报, 2015, 36(8): 1502-1507.
GUO Y C, WU H P, WANG H, et al. DNA genetic bat algorithm based fractionally spaced multi-modulus algorithm [J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(8): 1502-1507.
- [9] 郭业才, 张冰龙, 吴彬彬. 基于 DNA 遗传优化的正交小波常模盲均衡算法 [J]. 数据采集与处理, 2014, 29(3): 366-371.
GUO Y C, ZHANG B L, WU B B. Orthogonal wavelet transform constant modulus blind equalization algorithm based on optimization of DNA genetic [J]. Journal of Acquisition and Processing, 2014, 29(3): 366-371.
- [10] 陈霄. DNA 遗传算法及应用研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2010.
CHEN X. Research on DNA genetic algorithms and applications [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010.
- [11] 阚哲, 孟国营, 王晓蕾. 等. 基于遗传算法的炉膛温度场重建算法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(10): 1149-1155.
KAN ZH, MENG G Y, WANG X L, et al. Research of boiler temperature field reconstruction algorithm based on genetic algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(10): 1149-1155.
- [12] 郭业才. 自适应盲均衡技术 [M]. 合肥: 合肥工业大学出版社, 2007.
GUO Y C. Adaptive Blind Equalization Technology [M]. Hefei: Hefei University of Technology Press, 2007.
- [13] 谭滋中. 基于自适应滤波的噪声抵消算法研究与应用 [D]. 石家庄: 河北科技大学, 2015.
TAN Z ZH. The Study on algorithms and applications of noise cancelling technology based on adaptive filter [D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2015.
- [14] SAMARASINGHE P D, KENNEDY R A. Minimum Kurtosis CMA deconvolution for blind image restoration [C]. 4th International Conference on Information and Automation for Sustainability, 2008: 271-276.
- [15] 周巧喜, 郭业才. 变系数加权误差函数的判决反馈盲均衡算法 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(24): 200-204.
ZHOU Q X, GUO Y C. Variable coefficient weighted error function of decision feedback blind equalization algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49(24): 200-204.
- [16] YUAN J T, CHAO J H, LIN T C. Effect of channel noise on blind equalization and carrier phase recovery of CMA and MMA [J]. IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(11): 3274-3285.

作者简介



Guo Yecai received B. Sc. from Anqing Normal College in 1986 and Ph. D. from Northwest University of Technology in 2003, respectively. And now, he is professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Information Science & Technology. His main research direction is communication channel blind equalization theory and algorithm, information technique and safety, etc.

郭业才, 1986 年于安庆师范学院获得学士学位, 2003 年于西北工业大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博导, 主要研究方向为通信信道盲均衡理论与算法、气象信息技术与安全、水声信号处理等。

E-mail: guo-yecai@163.com