

基于免疫的遗传模拟退火算法在传感器非线性校正中的应用

卢莉蓉¹,周晋阳¹,曹文君²

1. 长治医学院生物医学工程系, 山西 长治 046000; 2. 长治医学院预防医学系, 山西 长治 046000

【摘要】传感器是检测人体信息的重要工具。实际中大多数传感器都是非线性的,这给检测带来不便。本文将遗传算法与模拟退火算法相结合,在此基础上引入生物免疫理论,形成基于免疫的遗传模拟退火算法,并利用该算法对传感器进行校正。此方法是在传感器之后加入非线性校正环节,利用基于免疫的遗传模拟退火算法求这个非线性校正环节多项式的系数。实例分析结果表明,利用基于免疫的遗传模拟退火算法不但可以实现传感器的非线性校正,而且校正精度、稳定性和收敛速度明显高于退火遗传算法和免疫遗传算法。最优值可以达到0.034 6,收敛到最优值的比例可以达到97%,最佳进化代数可以达到41代。

【关键词】传感器;非线性校正;免疫;遗传模拟退火算法

【中图分类号】R312;TP212

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2016)04-0368-04

Application of immune-based genetic simulated annealing algorithm in sensor nonlinear calibration

LU Li-rong¹, ZHOU Jin-yang¹, CAO Wen-jun²

1. Department of Biomedical Engineering, Changzhi Medical College, Changzhi 046000, China; 2. Department of Preventive Medicine, Changzhi Medical College, Changzhi 046000, China

Abstract: Sensor is an important tool for detecting the information of human body. Practically, most of sensors are nonlinear, bringing inconveniences for the detection. Based on the combination of genetic algorithm and simulated annealing algorithm, biological immune theory was introduced to develop the immune-based genetic simulated annealing algorithm. And the developed algorithm was applied to calibrate the sensor. The nonlinear calibration link was included after sensor, and the immune-based genetic simulated annealing algorithm was used to obtain the polynomial coefficients of nonlinear calibration link. The results of example analysis showed the immune-based genetic simulated annealing algorithm realized the sensor nonlinear calibration and obtained higher accuracy, stability and convergent speed than annealing-inspired genetic algorithm and immune genetic algorithm. The optimal value reached 0.034 6; the proportion of converging to the optimal value achieved 97%; the best evolutionary generation reached 41.

Key words: sensor; nonlinear calibration; immune; genetic simulated annealing algorithm

前言

传感器是检测人体各种信息的重要工具,它对医学基础研究、临床定量研究和医学仪器开发起着重要作用。传感器就是将被测量按照一定的规律转换成便于处理和输出的电量的器件。实际中,大多数传感器的输入与输出之间呈非线性,输出量不能

如实反映被测量的信息。所以,对传感器进行非线性校正是非常有必要的。目前国内通常采用软件来对传感器进行非线性校正,方法有最小二乘法、遗传算法^[1]、退火遗传算法^[2]、免疫遗传算法^[3]等。人们致力于寻找一种校正精度更高、稳定性更好、速度更快的传感器校正方法。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是模拟自然界中的生物进化过程而形成的一种算法^[4]。在一定条件下,遗传算法虽然具有比较良好的全局收敛特性,但在实际应用中,它往往具有较差的局部搜索特性,会陷入局部最优点,从而产生“早熟”现象^[5-6]。模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SAA)能跳出局部最优的陷阱而得到全局最优点^[7-8],但是因为其在搜索过程中做了很多无用功,

【收稿日期】2015-11-26

【基金项目】国家自然科学基金(81302518)

【作者简介】卢莉蓉(1982-),女,硕士研究生,讲师,主要研究方向:生物医学工程, E-mail: llr1982@163.com。

【通信作者】周晋阳(1958-),男,教授,主要研究方向:生物医学工程, E-mail: zhoujinyang1@163.com。

使得其效率较低^[9-11]。生物免疫系统(Immune system, IS)是生物在不断进化过程中,通过识别“自己”和“非己”,排除抗原性“异物”,具有保护自身免受致病细菌、病毒或其他病原性异物侵袭,维持机体环境平衡,维护生命系统正常运作等功能。

针对传统校正方法的不足,本文将遗传算法与模拟退火算法相结合^[12],在此基础上引入生物免疫理论,形成了基于免疫的遗传模拟退火算法(Immune-based Genetic Simulated Annealing Algorithm, IGSAA)^[13],提出利用IGSAA对传感器进行非线性校正。该校正方法算法简单,稳定性高,收敛速度快,并且运算精度高。实例分析部分通过对浓度传感器进行非线性校正可以看出,利用IGSAA不但可以实现传感器的非线性校正,而且校正精度、稳定性和收敛速度明显高于退火遗传算法和免疫遗传算法。

1 非线性校正模型

利用IGSAA对传感器进行非线性校正原理如图1所示。被测量 X 输入进传感器中,经过放大电路和A/D转换电路后,输出数字信号 Y 。最后将数字信号输入计算机中,利用IGSAA对其进行非线性校正,最终输出为 Z 。 X 与 Y 之间是呈非线性的,通过IGSAA非线性校正,要使得最终输出 Z 与输入 X 呈线性关系。

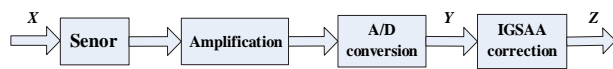


图1 IGSAA非线性校正原理

Fig.1 Nonlinear calibration theory of IGSAA

IGSAA: Immune-based Genetic simulated annealing algorithm

被测量 $X_i: X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$, A/D 转换输出 $Y_i: Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n$, 最终输出 $Z_i: Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n$, 其中 $i=1, 2, 3, \dots, n$, 代表输入量的个数。

Y_i 与 X_i 之间的关系可以写为 $Y_i = f_i(X_i)$, 则 $X_i = f_i^{-1}(Y_i)$ 。

如果将 Y_i 与 Z_i 之间的关系写为 $Z_i = f_2(Y_i)$, 并且令 $f_i^{-1}(Y_i) = f_2(Y_i) = Z_i$,

$$X_i = f_i^{-1}(Y_i) = f_2(Y_i) = Z_i \quad (1)$$

由(1)式可以看出,整个电路的最终输出 Z_i 与电路的输入 X_i 在数值上是相等的,也就是二者呈线性关系,即经过IGSAA非线性校正环节之后,传感器的非线性得到了校正。

将 $Z_i = f_i^{-1}(Y_i)$ 写成一般形式,即

$$Z_i = f_i^{-1}(Y_i) = a_0 + a_1 Y_i + a_2 Y_i^2 + \dots + a_n Y_i^n \quad (2)$$

式(2)中, n 是由所要求的精度来确定的,一般取 $n=3$,即

$$Z_i = f_i^{-1}(Y_i) = a_0 + a_1 Y_i + a_2 Y_i^2 + a_3 Y_i^3 \quad (3)$$

式(3)中, a_0, a_1, a_2, a_3 是未知的,只要确定了 a_0, a_1, a_2, a_3 , 校正环节也就确定了,在本文中就是利用IGSAA来求 a_0, a_1, a_2, a_3 , 使得

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (Z_i - X_i)^2 = \sum_{i=1}^n (a_0 + a_1 Y_i + a_2 Y_i^2 + a_3 Y_i^3 - X_i)^2 \quad (4)$$

的值最小。

2 对传感器进行非线性校正的步骤

利用IGSAA对传感器进行非线性校正的流程图如图2所示。

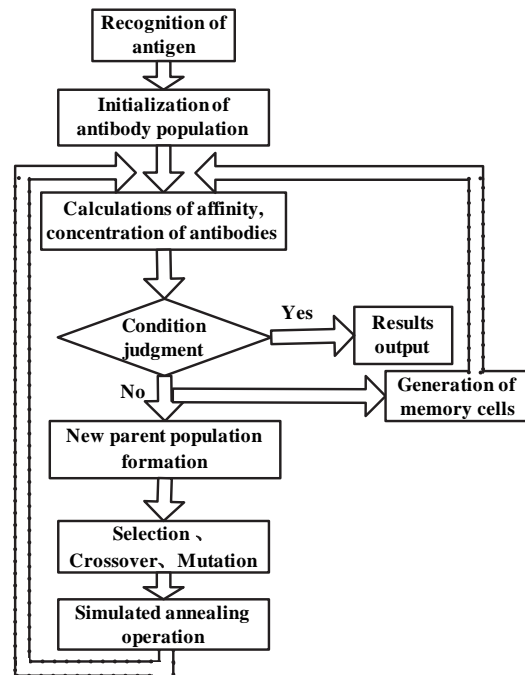


图2 利用IGSAA对传感器进行非线性校正流程图

Fig.2 Flow chart of nonlinear calibration of IGSAA

利用IGSAA对传感器进行非线性校正的步骤如下:第一步:识别抗原。抗原对应的就是目标函数,在本文中目标函数就是(4)式。第二步:随机初始化抗体种群。生物免疫系统中的抗体也就对应于在实际中解向量,在这里随机产生 $N+M$ 个个体作为初始抗体种群,并将 M 个个体放入记忆库中。第三步:计算抗体的亲和力和浓度^[3]。

(1)抗体与抗原间的亲和力。抗体与抗原间的亲和力也就是适应度,即

$$F(x) = \frac{1}{f(x)} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (Z_i - X_i)^2} \quad (5)$$

$$= \frac{1}{\sum_{i=1}^n (a_0 + a_1 Y_i + a_2 Y_i^2 + a_3 Y_i^3 - X_i)^2}$$

(2)抗体与抗体间的亲和力。设两个长度为 L 的抗体 x 和 y ,如果抗体 x 和 y 有 k 位基因位相同,则定义抗体 x 与抗体 y 间的亲和力为:

$$S_{x,y} = \frac{k}{L} \quad (7)$$

(3)抗体的浓度。设定一阈值 R ,当 $S_{x,y} > R$ 时, $S_{x,y} = 1$,当 $S_{x,y} \leq R$ 时, $S_{x,y} = 0$,则对于一抗体总数为 N 的种群来说,其抗体的浓度为:

$$C_v = \frac{1}{N} \sum_{j \in N} S_{x,y} \quad (8)$$

第四步:条件判断。判断寻优是否满足要求,即是否达到最大迭代次数,是则结束,并输出全局最优值。如果不满足,则继续下一步。

第五步:父代种群的形成。父代种群形成的依据是个体的期望繁殖概率。个体的期望繁殖概率定义如下:

$$P = \alpha \frac{F(x)}{\sum F(x)} - (1 - \alpha) \frac{C_v}{\sum C_v} \quad (9)$$

其中, α 为一常数,并将其称为多样性评价参数。按

照个体的期望繁殖概率大小对个体进行降序排列,前 N 个个体构成父代种群。前 M 个个体放入记忆库中。

第六步:选择、交叉和变异。依据由式(9)所得到的个体期望繁殖概率,按照轮盘赌选择方法对所形成的父代种群进行选择操作,得到种群 A_k 。然后再对种群 A_k 进行单点交叉和基本位变异操作,从而得到种群 B_k 。

第七步:模拟退火操作^[2,14]。对种群 B_k 进行模拟退火操作,得到种群 C_k 。 C_k 与记忆库中的 M 个个体构成新一代种群。转至第三步。

3 实例分析

浓度传感器在各个领域的应用是非常广泛的,所以对其进行非线性校正也是非常必要的。本文以MATLAB为平台,利用IGSAA对浓度传感器进行传感器的非线性校正。其输入浓度与输出频率的值^[2-3]如表1所示。

表1 输入浓度与输出频率

Tab.1 Input concentration and output frequency

f (Hz)	250	500	750	1000	1250	1500	1750	2000
C _p (%)	5.06	4.32	3.68	3.37	2.77	2.36	2.24	2.09

从表1可以看出,传感器的输入浓度与输出频率之间是呈非线性的,所以本处利用IGSAA对浓度传感器进行传感器的非线性校正。IGSAA非线性校正环节为:

$$\begin{aligned} Z_i &= f^{-1}(Y_i) = a_0 + a_1 Y_i + a_2 Y_i^2 + a_3 Y_i^3 \\ &= a_0 + a_1 \frac{f}{2500} + a_2 \left(\frac{f}{2500} \right)^2 + a_3 \left(\frac{f}{2500} \right)^3 \end{aligned} \quad (10)$$

在这里 a_0, a_1, a_2, a_3 是未知的,我们采用IGSAA来求得。算法的参数选取为:种群大小为50,记忆库大小为10,迭代次数为100,交叉概率为0.85,变异概率0.07,多样性评价参数为0.95,初始温度 $T_0 = 100$,冷却系数 $k=0.8$,终止温度为1。

运行IGSAA,可以得到如下结果:

图3为传感器的输入(实际值)与经过校正之后的最终输出(拟合曲线)的对比图。从图3中可以看出二者基本是吻合的,也就是说二者基本上是相等的,传感器也就得到了非线性校正。

图4为经过100次迭代后目标函数值,即式(4)值的变化。从图中可以看出当到了41代时,式(4)达到最小值,最小值为0.034 6。并且可以得到 $a_0 = 5.724 2, a_1 = -7.134 7, a_2 = 1.418 4, a_3 = 2.315 9$,也

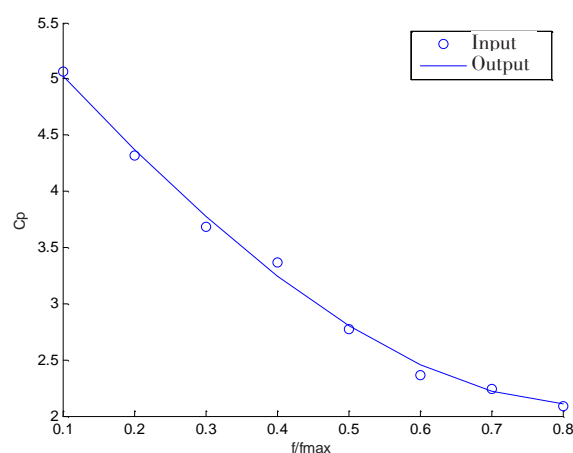


图3 传感器的输入与最终输出的对比图

Fig.3 Comparison of input and final output of sensor

就是IGSAA非线性校正环节为:

$$\begin{aligned} Z_i &= 5.724 2 - 7.134 7 \frac{f}{2500} + \\ &1.418 4 \left(\frac{f}{2500} \right)^2 + 2.315 9 \left(\frac{f}{2500} \right)^3 \end{aligned} \quad (11)$$

利用IGSAA对此浓度传感器进行非线性校正,运行100次,将结果与文献[2]中利用退火遗传算法(Annealing-inspired genetic algorithm, AIGA)和文献[3]

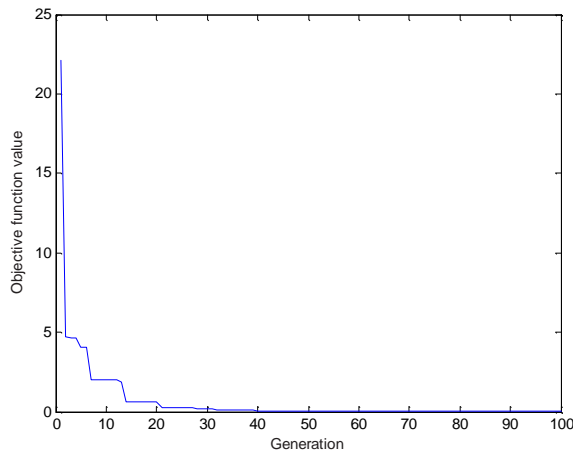


图4 100次迭代后目标函数值的变化

Fig.4 Objective function value change after 100 iterations

中利用IGA对此浓度传感器进行非线性校正的结果进行对比,对比结果如表2所示。从表2中可以看出,利用IGSAA对此浓度传感器进行非线性校正比利用AIGA进行非线性校正目标函数值降低了45%,收敛到最优值的比例增加了近1倍,最佳进化代数也减小了,即校正精度提高了近1倍,稳定性也提高了近1倍,收敛速度也得到了提高,比利用IGA进行非线性校正目标函数值降低了约90%,最佳进化代数也减小了,即校正精度提高了约10倍,收敛速度也得到了提高。

表2 AIGA、IGA与IGSAA结果比较

Tab.2 Result comparison of AIGA, IGA and IGSAA

Algorithm	Value of formula (4)	Proportion of converging to optimal value	Evolution generation
AIGA	0.063 3	48%	72
IGA	0.347 7	97%	48
IGSAA	0.034 6	97%	41

AIGA: Annealing-inspired genetic algorithm; IGA: Immune genetic algorithm

4 结 论

由于大多数传感器的非线性输出,给其应用带来了很大不便。针对此问题,本文将遗传算法与模拟退火算法相结合,在此基础上引入了生物免疫理论,形成了IGSAA,并利用IGSAA来对传感器进行校正。此方法是在传感器的放大电路和A/D转换电路之后加入非线性校正环节,利用IGSAA来求这个非线性校正环节多项式的系数,最后又利用IGSAA对文献[2]中的浓度传感器进行了非线性校正。实例分析结果表明,利用IGSAA不但可以实现传感器的非线性校正,而且校正精度、稳定性和收敛速度明显高于AIGA和IGA。

【参考文献】

- [1] 郝云芳,冯晓明,黄天禄. 遗传算法在传感器非线性自校正中的应用[J]. 传感器技术, 2003, 22(6): 56-57.
HAO Y F, FENG X M, HUANG T L. Application of genetic algorithm in sensor non-linear self-correcting system[J]. Journal of Transducer Technology, 2003, 22(6): 56-57.
- [2] 刘晶. 基于退火遗传算法的传感器非线性校正方法[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(6): 58-60.
LIU J. Non-linear rectification method based on annealing-inspired genetic algorithm in sensors[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(6): 58-60.
- [3] 卢莉蓉,周晋阳,牛晓东. 基于免疫遗传算法的传感器非线性校正[J]. 生物医学工程学杂志, 2014, 31(4): 751-754.
LU L R, ZHOU J Y, NIU X D. Non-linearity rectification of sensor based on immune genetic algorithm[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2014, 31(4): 751-754.
- [4] HOLLAND J H. Adaptation in nature and artificial system[G]. MIT Press, 1992.
- [5] 张娟,舒亚锋,刘自强,等. 基于改进遗传算法的智能柔性机械臂压电片参数优化[J]. 应用力学学报, 2015, 32(4): 556-562.
ZHANG J, SHU Y F, LIU Z Q, et al. Optimization of position and piezoelectric parameter of smart flexible manipulator based on modified genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2015, 32(4): 556-562.
- [6] TAN Y H, CHEN S H, ZHANG G M, et al. Adaptive impedance matching using quantum genetic algorithm[J]. Journal of Central South University of Technology, 2013, 20(4): 977-981.
- [7] METROPOLIS N, ROSENBLUTH A W, ROSENBLUTH M N, et al. Equation of state calculations by fast computing machines[J]. J Chem Phys, 1953, 21(6): 1087-1092.
- [8] SU Z, XUE D, JI Z. Designing LED array for uniform illumination distribution by simulated annealing algorithm[J]. Optics Express, 2012, 20(23): 843-855.
- [9] 刘爱军,杨育,李斐,等. 混沌模拟退火粒子群优化算法研究及应用[J]. 浙江大学学报(工学版), 2013, 47(4): 1722-1730.
LIU A J, YANG Y, LI F, et al. Chaotic simulated annealing particle swarm optimization algorithm research and its application[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2013, 47(4): 1722-1730.
- [10] ZHOU E L, CHEN X. Sequential Monte Carlo simulated annealing[J]. J Glob Optim, 2013, 55(1): 101-124.
- [11] ANDREW J S, DINESH P M, RAMAKRISHNA T. Identifying algorithmic vulnerabilities through simulated annealing[J]. Optim Lett, 2011, 5(3): 479-490.
- [12] 贺小亮,毕义明. 基于模拟退火遗传算法的编队对地攻击火力分配建模与优化[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(5): 900-904.
HE X L, BI Y M. Modeling and optimization of formation air-to-ground attack fire distribution based on simulated annealing genetic algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(5): 900-904.
- [13] 符保龙,黄崇争. 基于免疫遗传退火算法的Web关联规则挖掘方法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(2): 478-480.
FU B L, HUANG C J. Web association rules method based on immune genetic annealing algorithm[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(2): 478-480.
- [14] 古良玲,王玉茜. 基于模拟退火遗传算法的图像增强[J]. 激光杂志, 2015, 36(2): 19-22.
GU L L, WANG Y H. Image enhancement based on simulated annealing algorithm and genetic algorithm[J]. Laser Journal, 2015, 36(2): 19-22.

(编辑:黄开颜)