

基于T细胞调节的免疫遗传优化算法对 逆变器PWM控制序列的优化*

王永兴¹, 钱淑渠^{1,2}, 叶永强¹

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 南京 210016; 2. 安顺学院 数理学院, 贵州 安顺 561000)

摘要: 针对遗传算法(GAs)收敛速度慢、易于陷入局部最优等不足,以逆变器PWM最优控制序列为目标,提出了一种改进的免疫遗传优化算法(IGOs)。该算法设计基于单相全桥逆变器输出电流与参考电流的误差模型,采用0/1编码、自适应突变概率及T细胞调节算子,从而增强了算法收敛的快速性和种群的多样性。在逆变器负载端电阻为定值和受随机扰动值两种情形下进行了数值实验,并将IGOs和GAs在两种情形下的实验结果分别进行了比较,结果表明,IGOs具有较好的收敛性和稳定性,负载电阻受随机扰动时,IGOs能更快速地跟踪参考电流,获得总谐波失真(THD)更小的输出波形。

关键词: 单相全桥逆变器; PWM控制序列; 免疫算法; T细胞调节; 收敛性

中图分类号: TP306.3

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2016)01-0050-06

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2016.01.011

Immune genetic optimization algorithm based on T cell-mediated for sequence optimization of PWM inverter

Wang Yongxing¹, Qian Shuqu^{1,2}, Ye Yongqiang¹

(1. College of Automatic Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. School of Science, Anshun University, Anshun Guizhou 561000, China)

Abstract: Aiming at the genetic algorithms (GAs)'s disadvantages of slow convergence and easy of falling into local optimum, and finding optimal PWM control sequence of inverter, this paper proposed an improved immune genetic optimization algorithm (IGOs), based on the error model of the output current and reference current of single-phase full-bridge inverter. In the algorithm antibodies are coded with 0 and 1. It took advantage of an adaptive mutation probability and T cell-mediated operators to increase the diversity of population and improve convergence of IGOs. Numerical experiments considered both fixed resistance and resistance with random perturbation of the load side of inverter. Simulation results show that IGOs have better convergence when resistance is static. In addition, IGOs can track standard current when load resistance is exposed to random value quickly, and make current obtained with smaller THD.

Key words: single-phase full-bridge inverter; PWM control sequence; immune algorithm; T cell-mediated; convergence

0 引言

逆变器已成为新能源(如太阳能、风能等)向电能转换的一种重要方式,为了提高新能源转换效率,必须采用科学合理的逆变器最优开关控制策略,使逆变器输出(电流或电压)失真度小且符合电能使用规范标准的正弦波^[1]。逆变器控制可分为直接控制和间接控制两种,受限于电力电子器件容量和开关频率,直接控制一般用于装置容量较小的场合,而间接控制一般用于容量较大的场合。但不论采用何种控制方法,归根到底是通过控制逆变器中电力电子器件(如IGBT)的导通和关断(即产生开关序列)达到控制输出电流或者电压的波形,使其尽可能地接近标准参考波形^[2]。因此,可将控制策略所产生的电力电子开关控制序列视为 N 维空间中的解,如何设计

算法得到能产生最接近标准参考波形的控制序列对逆变器控制技术有着非常重要的理论和实际意义。

随着智能优化在工程领域的应用不断深入,其对逆变器的最优开关序列优化已备受学者关注。1995年, Schutten等人^[3]提出了一种全新的数字式逆变电路的控制策略,将逆变器的PWM控制序列视为二进制0/1编码的序列空间元素,采用基本遗传算法(genetic algorithms, GAs)寻找最优脉宽调制(pulse width modulation, PWM)控制序列,通过实验验证了GAs用于寻求逆变器最优控制序列的可行性。袁佳歆等人^[4]基于Schutten模型针对目前多数逆变器控制策略所获的开关规律都不是最优的而提出了采用GAs求解逆变器的最优控制序列,数值仿真比较了不同GAs参数下的最优PWM序列,表明了GAs对逆变器控制策略的优越性和有效性,但其输出电流

收稿日期: 2014-08-14; 修回日期: 2014-10-15 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61304146); 贵州省科学技术基金资助项目(黔科合[2012]2002)

作者简介: 王永兴(1985-),男,硕士研究生,主要研究方向为应用控制理论; 钱淑渠(1978-),男,副教授,博士研究生,主要研究方向为智能优化算法、电力电子控制、数学建模(shuquqian@163.com); 叶永强(1972-),男,教授,博导,博士,主要研究方向为控制理论与应用、电力电子控制。

波形的谐波含量较大。Agarwal 等人^[5]也通过仿真和实验证实 GAs 方法在逆变器开关控制策略上优于常规 SVM 方法。之后, GAs 在逆变器谐波消除优化上也得以应用^[6]。GAs 本身固有的易于陷入局部搜索、全局搜索能力低、收敛速度缓慢等不足,导致其用于逆变器控制序列的优化有待进一步提高。而基于免疫系统的人工免疫优化算法(immune algorithms, IAs)具有并行搜索和快速收敛、群体多样性好、不易陷入局部最优等优点,其在很多优化问题上得以应用^[7],并证明了其具有较强的优化能力。因此 IAs 用于逆变器控制序列的优化,有助于降低输出波形的谐波含量和总畸变等问题,具有较广泛的应用前景。袁佳歆等人^[8,9]提出采用免疫遗传算法求取逆变器开关最优控制序列,并搭建了 DSP 动态实验平台对算法进行了数值实验,结果表明了算法的可行性和有效性。2012 年, Yuan 等人^[10]设计了一种新的免疫算法用于逆变器最优序列优化,将仿真和实验结果与 GAs 控制结果进行了比较,验证了算法的有效性。2013 年, Yuan 等人^[11]将免疫算法应用于三相逆变器,以总谐波畸变最小为目标优化空间矢量 PWM 最优控制策略,进一步验证了算法的优越性。

综上, GAs 和 IAs 对逆变器控制序列的优化已得到广泛应用。然而,实际应用中,逆变器负载会因环境变化而发生扰动,故研究变负载逆变器 PWM 控制序列的优化更具有现实意义。本文基于文献[12]的算法,通过挖掘免疫系统机理,提出一种改进的免疫遗传优化算法(immune genetic optimization algorithms, IGOAs),将其用于单相全桥逆变器 PWM 序列优化。数值实验对 GAs 和 IGOAs 用于两种不同情形的逆变器最优控制模型进行了仿真,实验结果表明, IGOAs 具有强收敛和稳定性,同时表现出快速适应负载变化和跟踪的能力。

1 问题基本模型

单相全桥逆变电路如图 1 所示,由电感器 L 、全控型开关器件 $Q_1 \sim Q_4$ 和反并联二极管 $D_1 \sim D_4$ 组成。当开关 Q_1 、 Q_4 导通 Q_2 、 Q_3 关断时,逆变器输出电压 $U_d = E$, 电感电流开始增大;当开关 Q_2 、 Q_3 导通 Q_1 、 Q_4 关断时,逆变器输出电压 $U_d = -E$, 电感电流开始减小。若逆变器的开关状态表示为状态变量 $x = (x_1 x_2 \cdots x_n)$ 。 Q_1 、 Q_4 导通, Q_2 、 Q_3 关断表示为 $x_i = 1$, 否则 $x_i = 0$ 。每一状态变量 x 作用于逆变电路,使其产生唯一的输出电流波形。

为保证输出电流波形的对称性,只需确定 1/4 电气周期的开关信号。假设将 1/4 电气周期平均分为 n 等分,如图 2 所示,其中假定折线为某控制序列形成的电流波形,实线为标准电流曲线 $I_0(t) = A \sin(2\pi ft)$, f 为频率, T 为周期, Δt 为开关信号作用的时间, n 为 1/4 电气周期包含的等分时间段数, PWM 序列作用后第 m 时间段的电流表示为 $i_m(t)$ 。

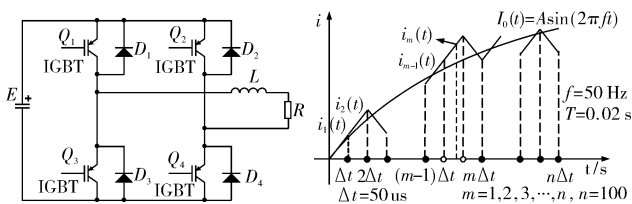


图1 单相全桥逆变器
电路图

图2 1/4 电气周期某开关变量作用
形成电流波形示意图

考虑第 $(m-1)\Delta t \sim m\Delta t$ 时间段内电流函数 $i_m(t)$, 根据

$$L \frac{di}{dt} = U$$

可得

$$\Delta i \approx \frac{U}{L} \Delta t$$

则当 Q_1 、 Q_4 导通 Q_2 、 Q_3 关断时,对应的逆变器状态为 $x_m = 1$, 电感 L 上的电流 $i_m(t)$ 为

$$i_m(t) = i_{m-1}((m-1)\Delta t) + \frac{+E - Ri_{m-1}((m-1)\Delta t)}{L} [t - (m-1)\Delta t] \quad (1)$$

而当 Q_1 、 Q_4 关断 Q_2 、 Q_3 导通时,对应的逆变器状态为 $x_m = 0$, 电感 L 上的电流 $i_m(t)$ 为

$$i_m(t) = i_{m-1}((m-1)\Delta t) + \frac{-E - Ri_{m-1}((m-1)\Delta t)}{L} [t - (m-1)\Delta t] \quad (2)$$

由式(1)(2)综合可知,每 Δt 内在 t 时刻的电流可表示为

$$i_m(t) = i_{m-1}((m-1)\Delta t) + \frac{k_m E - Ri_{m-1}((m-1)\Delta t)}{L} [t - (m-1)\Delta t] \quad (3)$$

其中:

$$k_m = \begin{cases} 1 & x_m = 1 \\ -1 & x_m = 0 \end{cases} \quad m = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

现构建如下目标函数:

$$\Delta s(k_m) = \int_{(m-1)\Delta t}^{m\Delta t} (i_m(t) - I_0(t))^2 dt \quad (5)$$

其中: $I_0(t) = 1 \cdot \sin(2\pi ft)$ 为标准电流。由式(5)可知,在 Δt 非常小的情况下,目标函数值 $\Delta s(k_m)$ 越小,表明该时段内的输出电流越接近于标准电流。

考虑 1/4 电器周期内总目标函数为

$$E(k) = \sum_{m=1}^n \Delta s(k_m) \quad (6)$$

由式(6)知 $E(k)$ 越小,表明输出电流越接近于标准电流。故以式(6)为目标函数建立极小化模型,确定最优的序列 $k = (k_1, k_2, \dots, k_n)$, 进而由式(4)获得最优 PWM 序列 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 对逆变器执行控制。

2 基本概念及算法理论

本章仅描述与本文算法相关的免疫学基本原理,详细理论参见文献[13]。

1) 抗原 抗原指外来感染性物质或分子。抗原的表位与机体免疫细胞表面的受体相结合引起免疫应答,产生抗体或淋巴细胞等物质。抗原具有两种性能:刺激机体产生免疫应答和与相应抗体或淋巴细胞发生特异性结合。该思想反映在算法上为抗原视为待优化的问题。

2) 抗体 抗体是 B 细胞受抗原刺激后所分泌的具有免疫功能并能与抗原发生特异性结合的球蛋白。抗体作为学习抗原的主体。借助抗体学习抗原的思想,可视抗体为问题的候选解,通过自适应学习抗原而获得问题的最优解。

3) 克隆选择 克隆选择是一种确定性的选择方式,其引导识别抗原能力强的抗体参与免疫应答,提高系统识别抗原的能力。该思想反映在算法上则是抗体群中较高亲和力的抗体被选择进化、学习抗原。

4) 克隆繁殖 此机理主要作用在于分化免疫细胞。分化的细胞中,一部分细胞演变为记忆细胞,另一部分则繁殖为大量的克隆细胞,这些克隆细胞参与进化并演变为浆细胞。对应

算法,记忆细胞为系统中较好抗体,记忆细胞的作用在于为相同或相似问题提供初始抗体,提高算法搜索速度。克隆细胞的演变为算法提供更好的局部搜索能力。

5) 亲和突变 通过对克隆细胞的基因进行亲和突变,加速抗体学习抗原的过程。其反映在算法上则是克隆细胞通过变异产生较好的候选解,以至于获得更好的次优解。

6) 克隆抑制 抑制突变后的相似或亲和力低的克隆,而亲和力高的克隆被保存。该思想反映在算法上是进化群被划分为若干个独立的子群,每个子群中相似度高且亲和力低的克隆被确定性地清除,有助于减轻混合群(克隆群与母体群)的选择压力。

7) T 细胞调节 免疫系统中 T_h 细胞、 T_s 细胞对 B 细胞的应答具有调节作用, T_h 、 T_s 细胞被抗原激活的程度反映了 B 细胞被激活的程度。T 细胞对 B 细胞的调节可被视为用于逆变器控制系统 PWM 序列的动态调节,即实时系统的跟踪误差视为抗原,利用 T 细胞调节原理,微调当前抗体群中抗体的质量而获得更优秀的抗体以减小跟踪误差,通过不断调节,系统所获最优序列的输出波形与参考波形的面积误差逐渐趋于 0。该机制是自我抗体参与并维持免疫系统动力学的主要环节,即保持一定数量较好和较差的抗体,同时调节抗体群的规模。此思想反映在算法上则表现为随机获取一定数量的自我抗体,调节群体规模及抗体的多样性。

基于以上免疫系统相关概念,根据 De Castro 等人^[13,14]的克隆选择算法(clonal selection algorithm, CSA)框架,结合研究组已有算法^[12],本文提出一种改进的免疫遗传优化算法(IGOAs)。算法设计中,根据待优化的问题特征,将问题的候选解映射为 $\{0,1\}$ 编码的字符串,每个字符串表示一个可行的控制序列。在群体智能优化算法中,突变算子及已有信息的合理利用对算法的开采能力及收敛速度起到关键作用。在进化后期,为了保证优秀抗体突变概率较小以保持局部探索,在此区别于 CSA,设计一种自适应的突变概率,其随进化代数增加而减小,且与抗体的亲和力成反比,保证亲和力高的抗体突变概率小,突变方式采取基因块突变,基因块由记忆细胞生成,有效地利用了已有抗体的优秀基因,加速了算法的收敛能力。由于克隆算子作用大量克隆存在,群体中出现相同或相似的冗余抗体,克隆抑制算子抑制密集且亲和力低的抗体,以增加个体的多样性,增强了算法的开采能力。在 CSA 中通过募集一定比例的随机个体增强群体的多样性,而在 IGOAs 中,T 细胞调节算子通过平均亲和力动态调节插入的抗体数,增强算法的自适应能力。

3 算法设计与描述

3.1 算子设计

抗体的亲和力指抗体与抗原的匹配程度。其与目标函数成反比。本文抗体 a 的亲和力函数设计为

$$\text{aff}(a) = \frac{1}{1 + \exp(\alpha \cdot E(a))} \quad (7)$$

其中: $E(a)$ 为目标函数; $\alpha \in (0,1)$ 为调节因子。由式(7)知, $\text{aff}(\cdot) \in (0,0.5]$,且亲和力越大的抗体对应的目标函数值越小。

3.1.1 抗体编码和初始抗体群

根据模型式(6),结合式(4)可知,问题关键是确定逆变器的最优控制变量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$,故抗体采用 $\{0,1\}$ 编码。

设抗体群为 $A = \{x^1, x^2, \dots, x^N\}$,其中 N 为抗体群规模,每个抗体 $x^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$ ($x_j^i \in \{0,1\}$, $j=1,2,\dots,n$) 表示一个候选的 PWM 控制序列。

3.1.2 克隆选择

克隆选择为确定性选择,按抗体的亲和力从大到小选择 Γ ($\Gamma \leq N$) 个优秀抗体,构成抗体群 $B = \{y^1, y^2, \dots, y^\Gamma\}$ 。每个抗体 y^i ($1 \leq i \leq \Gamma$) 经克隆算子作用获 λ_i 个克隆,构成克隆子群 $C_i = \text{clone}(y^i)$ 。

其中: $|C_i| = \lambda_i = \lceil \frac{\text{aff}(y^i)}{\sum_{j=1}^{\Gamma} \text{aff}(y^j)} \rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 表示取上整数。

3.1.3 亲和突变

设 x^i 为突变抗体,其突变概率设计为

$$P(x^i) = (1 - \frac{\beta}{G}) \frac{\beta}{\exp(\text{aff}(x^i))}$$

其中: β ($0 < \beta \leq 1$) 为调节因子,抗体的突变概率随算法迭代数增加而减小,并且亲和力大的抗体突变概率小,以期保证亲和力大的抗体突变程度小。

突变方式为基因块重组策略,假设抗体 x^i 突变为 x'^i ,具体过程如图 3 所示。

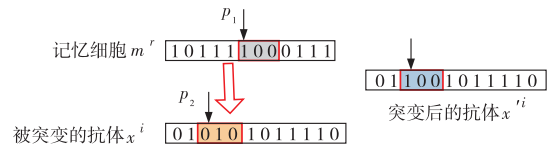


图 3 基因重组策略示意图

其中: m^r 为记忆细胞中的随机抗体; p_1 和 p_2 为随机产生的基因因;突变基因块的长度为 s ,图 3 中 $s=3$ 。

3.1.4 记忆细胞更新

免疫系统中,记忆细胞是 B 细胞经抗原被激活后而留在体内的细胞,当其再次遇到类似抗原出现时,其将发出快速消除抗原的能力,对应于优化问题是优秀解,当算法循环时,记忆细胞参与抗体的突变,以增强算法优化速度。由于记忆细胞集中的记忆细胞随算法的迭代而剧增,为了控制细胞数目,首先删去相同的记忆细胞,然后根据记忆细胞的亲和力,利用 Average linkage^[15]法消除冗余细胞,直到获规模为 m 预定大小的记忆细胞集。

3.1.5 克隆抑制

经克隆和突变后,抗体群中将会出现相同和相似抗体。克隆抑制算子依据抗体间的海明距离^[14] $d(x,y)$ 删除所有相同和较相似抗体,即若 $d(x,y) \leq \mu$,则删去亲和力较低的抗体。其中

$$d(x,y) = \frac{\|x-y\|}{\max_{m,n \in A} \|m-n\|}$$

其中: $\mu \in (0,1)$ 为抑制半径, A 为突变群。

3.1.6 T 细胞调节

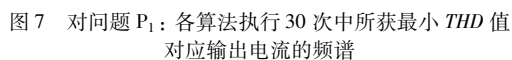
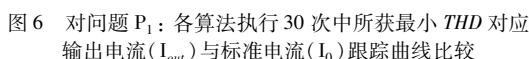
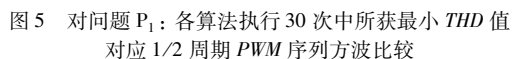
设当前群体为 A ,T 细胞调节根据调节因子 $\bar{v} \in [0,1]$,自适应插入 $\lfloor \kappa \cdot \bar{v} \cdot N \rfloor$ 个抗体增强群体多样性,并计算其目标值及亲和力。

$$\bar{v} = \frac{\sum_{x^i \in A} E(x^i)}{|A|}$$

其中: $E(x^i)$ 为抗体 $x^i \in A$ 目标函数归一化值, $\kappa \in (0,1)$ 为常量。

评注:调节因子 $\bar{v}$ 越大,群体的平均目标值越大,算法收敛性越差,故插入多个新抗体以增加群体多样性,进而增强算法

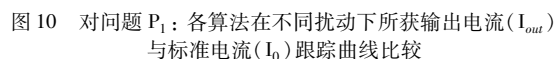
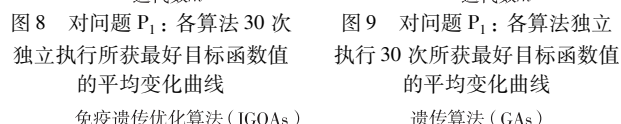
1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1			
1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	1	1	
1	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0
1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0



算法	THD_{Av}	THD_{Var}	Mag_{Av}	Mag_{Var}
$IGOAs$	2.18%	0.0000	0.9816	0.0000
GAs	11.631%	0.0576	0.8368	0.0051

相应地,不同电阻下所获输出电流与标准电流跟踪曲线如图 10 所示。由图 10 获知,电阻扰动 *IGOs* 所获的最优控制序列得到的电流波谐波较少,跟踪较好,而 *GAs* 所获的电流波谐波含量较大,跟踪效果稍差。综合可知,*IGOs* 比 *GAs* 更适合负载电阻扰动环境下逆变器 *PWM* 控制序列的优化。

电阻值 ($R_i = R_0 + \varepsilon$)	畸变率 (THD)	
	$IGOAs$	GAs
$R_1 = 14 + 0.00$	4. 50%	11. 37%
$R_2 = 14 + 5. 58487$	4. 09%	11. 53%
$R_3 = 14 + 1. 87253$	3. 19%	11. 41%
$R_4 = 14 + 9. 49887$	4. 84%	11. 79%



为进一步比较算法计算复杂性的统计特征,在同一台电脑(HP441-NP808 笔记本电脑,相同工作环境)上用 MATLAB 进行仿真测试,记录算法运算时间(不包括结果统计时间)。将各算法对问题 P_1 和 P_2 分别执行最大代数 30 次,统计 30 次的平均值及方差(表 7)。由表 7 知,各算法对不同问题的平均执行时间比较相近,IGOAs 稍大;对问题 P_1 (最大代数为 2000)IGOAs 的方差稍小,而对于问题 P_2 (最大代数为 400)GAs 方差稍小。

表 7 免疫遗传优化算法(IGOAs)和遗传算法(GAs)对问题 P_1 和 P_2 分别执行最大代数的 30 次所需时间统计比较

问题	P_1 (最大代数 2000 代)		P_2 (最大代数 400 代)	
算法	IGOAs	GAs	IGOAs	GAs
平均时间/s	44.0756	43.6372	9.0395	8.7344
方差	0.3554	0.6924	0.1167	0.0307

5 结束语

本文通过设计一种提高的免疫优化算法(IGOAs)用于单相全桥逆变器的 PWM 序列优化。通过实验将其与 GAs 比较,结果表明:IGOAs 能有效解决逆变器 PWM 最优序列的优化;在逆变器负载受随机扰动下,IGOAs 在适应逆变器负载端电阻变化的能力及所获的最优解均优于 GAs。IGOAs 在所获的最优控制序列下,总谐波畸变小于 GAs 所获的最优序列所产生的总谐波畸变,所获波形比 GAs 的谐波含量少。数值仿真表明了 IGOAs 优越于 GAs。接下来研究组将设计测试实验平台,进一步在线验证算法在实际电网中的应用及与其他算法比较。

参考文献:

- [1] 董密, 罗安. 光伏并网发电系统中逆变器的设计与控制方法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(20): 97-102.
- [2] Albatran S, Fu Y, Albanna A. Hybrid 2D-3D space vector modulation voltage control algorithm for three phase inverters[J]. IEEE Trans on sustainable Energy, 2013, 4(3): 734-744.
- [3] Schutten M J, Torrey D A. Genetic algorithms for control of power converters[C]//Proc of the 26th Annual IEEE Power Electronics Specialists Conference. 1995: 1321-1326.
- [4] 袁佳歆, 陈柏超, 贾嘉斌. 基于遗传算法的逆变器控制规律[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(24): 32-35, 50.
- [5] Agrwal P, Agarwal V. A novel approach of space vector modulation for cycloinverter using genetic algorithm[J]. IET Power Electronics, 2013, 6(8): 1723-1731.
- [6] 周鹏, 裴玖玲. 运用遗传算法选择性消除多电平逆变器新拓扑中的谐波[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(6): 17-22.
- [7] 庄中文, 钱淑渠. 抗体修正免疫算法对高维 0/1 背包问题的应用[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(8): 2921-2930.
- [8] 袁佳歆, 陈柏超, 田翠华, 等. 基于免疫遗传算法的逆变器控制[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(5): 110-118.
- [9] 袁佳歆, 陈柏超, 田翠华, 等. 基于免疫算法的定频三电平全桥逆变器最优控制的研究[J]. 电工技术学报, 2006, 21(3): 42-46, 99.
- [10] Yuan J, Chen B, Rao B, et al. Possible analogy between the optimal digital pulse width modulation technology and the equivalent optimisation problem[J]. IET Power Electronics, 2012, 5(7): 1026-1033.
- [11] Yuan Jiaxin, Pan Jianbing, Fei Wenli, et al. An immune-algorithm-based space vector PWM control strategy in a three-phase inverter[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2013, 60(5): 2084-2093.
- [12] Qian Shuqu, Wu Huihong. Dynamic stochastic ranking selection immune optimization algorithm for dynamical 0/1 knapsack problem[C]//Proc of the 5th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. 2013: 100-103.
- [13] De Castro L N, Timmis J. Artificial immune system: a new computational intelligence approach[M]. [S. l.]: Springer-Verlag, 2002.
- [14] De Castro L N, Von Zuben F J. The clonal selection with algorithm engineering application[C]//Proc of GECCO. 2002: 36-37.
- [15] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEAII: improving the strength pareto evolutionary algorithm[R]. Lausanne, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 2001.