基于并行动态学习型免疫算法的永磁同步电机状态监测

刘朝华 [1] 李小花 [1] 张红强 [1] 周少武 [1]

摘 要 为提高永磁同步电机 (Permanent magnet synchronous machine, PMSM) 系统参数辨识与状态监测效率, 利用图形处理器 (Graphics processing unit, GPU) 并行计算与人工免疫技术相结合的研究方法, 建立面向永磁同步电机系统基于 GPU 并行动态学习型免疫进化的参数估计与状态监测模型. 为提高算法的动态跟踪性能, 在抗体演化进程中, 通过知识学习策略来引导算法进化过程, 首先将抗体群划分为 B 细胞群、浆细胞群以及记忆细胞群, 对处于不同进化群体中的抗体分别设计免疫综合学习策略、免疫反向学习策略和高斯学习策略, 以增强抗体间的信息交互; 接着, 应用图形处理器并行计算技术进一步加速算法求解过程; 最后, 将所提算法应用于永磁同步电机系统参数辨识与状态监测中, 实验表明, 所提方法能同时准确地对电机的定子电阻、dq 轴电感和永磁磁链等系统关键参数进行估计. 依据参数变化实现对系统运行状态进行在线监测与预警. 计算结果表明, GPU 并行技术能大幅度提高计算效率.

关键词 永磁同步电机, 参数辨识, 状态监测, 人工免疫系统, 动态学习, 图形处理器并行计算

引用格式 刘朝华, 李小花, 张红强, 周少武. 基于并行动态学习型免疫算法的永磁同步电机状态监测. 自动化学报, 2015, **41**(7): 1283−1294

DOI 10.16383/j.aas.2015.c140678

Parallel Dynamic Learnable Immune Evolutionary Algorithm for Permanent Magnet Synchronous Machine Parameter Condition Monitoring

LIU Zhao-Hua[1] LI Xiao-Hua[1] ZHANG Hong-Qiang[1] ZHOU Shao-Wu[1]

Abstract In order to improve the efficiency of permanent magnet synchronous generator parameter estimation, a novel multi-parameters intelligent identification and condition monitoring method is proposed based on GPU parallel dynamic learnable immune evolutionary algorithm. This method named G-PDLIA combines graphics processing unit (GPU) parallel computing technology and artificial immune system. To improve the fast dynamic tracking performance of the detection algorithm, a knowledge learning scheme is used to guide the evolution process of the artificial immune algorithm. The details are as follows: firstly, the whole population is divided into B cells, plasma cells and memory cells; secondly, three learning strategies are designed for different evolutionary groups, including immune comprehensive learning strategy, immune opposition learning strategy and Gaussian dynamic learning strategy, and the interactions between antibodies are enhanced by a proposed learning operators; then, the proposed method is accelerated by GPU parallel computing technology. Finally, the proposed method is applied to PMSM parameters estimation and condition monitoring. The proposed method can effectively estimate the machine dq-axis inductances, stator winding resistance and rotor flux linkage. The task of online monitoring and early warning can be implemented for the running permanent magnet synchronous machine (PMSM) according to parameters changing. Furthermore, the computational efficiency is greatly enhanced by GPU-accelerated parallel computing technique compared to a CPU-based serial execution.

Key words Permanent magnet synchronous machine (PMSM), parameter identification, condition monitoring, artificial immune system (AIS), dynamic learn, graphics processing unit (GPU) parallel computing

Citation Liu Zhao-Hua, Li Xiao-Hua, Zhang Hong-Qiang, Zhou Shao-Wu. Parallel dynamic learnable immune evolutionary algorithm for permanent magnet synchronous machine parameter condition monitoring. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(7): 1283−1294

永磁同步电机 (Permanent magnet synchronous machine, PMSM) 采用永磁体励磁, 具有节能、运行效率高、功率/转矩密度高等优势, 被

收稿日期 2014-10-08 录用日期 2015-01-19
Manuscript received October 8, 2014; accepted January 19, 2015
国家科技支撑计划 (2012BAH09B02), 国家自然科学基金 (61174140, 51374107), 中国博士后科学基金 (2013M540628, 2014T70767), 湖南省自然科学基金 (13JJ8014, 14JJ3107), 湖南省教育厅科研优秀青年项目 (15B087) 资助
Supported by Key Projects in the National Science and Technology Pillar Program (2012BAH09B02), National Natural Science Foundation of China (61174140, 51374107), China Postdoctoral Science Foundation Funded Project (2013M540628, 2014T70767), Hunan Provincial Natural Science Foundation of China (13JJ8014, 14JJ3107), and Hunan Provincial Education Department outstanding youth project (15B087)
本文责任编委 孙希明
Recommended by Associate Editor SUN Xi-Ming
1. 湖南科技大学信息与电气工程学院 湘潭 411201
1. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201

广泛地应用到新能源风力发电、电动汽车、高速列车、大型船舶、航空航天等大型装备驱动系统中[1]. 而此类驱动系统往往工作环境恶劣、可靠性要求高, 保障该类系统最优控制与可靠运行至关重要. 然而系统的优化控制、状态监测都是建立在准确的物理参数基础上. 比如, 电流调节器工程参数整定, 无速度传感器矢量控制等控制器的设计需要系统参数来辅助. 另一方面电机的运行状态监测与系统参数息息相关, 如电机运行过程中的定/转子电阻与温度线性相关, 而电机温度过高将影响到电机运行寿命; 永磁体磁场的波动或失磁将导致电机发热或转矩性能变差, dq 轴电感的波动也将影响电磁转矩输出性能. 因此, 实现对电机系统参数的快速准确动态跟踪有着重要意义.

为提高 PMSM 系统参数的识别效率, 诸多学者提出了多种永磁同步电机参数估计方法. 如一些研究人员通过附加辅助传感器方法来检测电机系统中关键参数以实现运行状态监测[2]. 然而, 对于工作在复杂环境下的永磁同步电机驱动系统而言, 辅助设备的安装与维护难度较大. 利用系统已有常规信号对电机内部运行参数进行软测量技术的研究逐渐得到国内外学者的重视. 主流技术是基于系统辨识的思想来对电机系统物理参数进行软测量. 在永磁同步电机系统参数辨识与状态估计领域, 人们相继提出基于最小二乘法[3]、卡尔曼滤波[4]、模型参考自适应[5]、快速傅里叶变换[6]、小波变换[7]、神经网络[8]等方法. 这些方法在永磁同步电机参数估计领域中发挥着重要作用, 随着系统与运行工况环境日益复杂, 上述方法呈现出诸多的不足[8]. 如最小二乘法、卡尔曼滤波、模型参考自适应、快速傅里叶变换都是基于静态框架的参数估计方法, 缺乏动态跟踪能力, 运行过程中电机系统各参数易发生时变, 一旦电机运行工况改变, 将影响到辨识结果. 小波变换虽具有多分辨的优势, 但小波技术始终存在边界效应问题, 对噪声的忍耐与滤波能力有限, 这将影响着时变参数识别精度. 神经网络易出现过拟合或欠学习现象, 特别随着训练数据的增大, 呈现实时性差, 难以满足永磁电驱动系统快速精确检测的要求.

随着仿生智能的发展, 以遗传算法、粒子群为代表的启发式方法将参数估计问题转化为带有约束条件目标函数的优化问题求解[9−10], 利用种群信息对目标参数进行感知, 避免了依赖精确数学模型的缺点. 研究表明基于现有静态框架仿生智能方法难以跟踪动态参数时变特性; 此外, 基于现有串行执行的仿生智能算法将消耗大量的 CPU 计算时间, 难以满足系统实时性要求. 运行中的 PMSM 系统属于时变动态系统, 现有静态串行参数软测量方法难以满足 PMSM 系统动态信息和全局特性的要求. 这就要求参数估计与状态监测算法具有快速收敛性能够进行实时、连续地在线检测. 因此, 有必要研究更为高效的智能参数识别与状态监测算法, 以促进永磁同步电机系统参数识别与状态监测技术的实用性.

受生物免疫系统启发而形成的人工免疫系统 (Artificial immune system, AIS) 将先天的经验知识与后天的学习相结合, 构造出一种基于知识的自适应动态系统, 具有在变化环境中对抗原和异常情况的动态检测与识别能力[11], 同时蕴藏着天然的并行处理能力. 图形处理器 (Graphic processing unit, GPU) 已成为当代计算机系统的重要组成部分之一, 其功能已从单一的图形显示发展到高速并行计算[12]. 由 GPU 组成的异构计算系统具有高性能、高存储器带宽、低功耗、低费用等诸多优点, 很容易组建成面向领域计算的小型高性能计算机系统. 为提高永磁同步电机系统参数检测效率, 利用人工免疫系统的强识别能力并结合 GPU 的高效能计算, 本文提出一种基于 GPU 并行学习型免疫进化 (G-PDLIA) 的永磁同步电机系统智能参数估计与状态监测模型算法. 为提高检测算法的快速动态跟踪性能, 在抗体群演化进程中, 通过知识学习策略对群体进化进行引导, 挖掘免疫系统协同学习机理, 在抗体免疫进化过程中, 将抗体群划分为 B 细胞群、浆细胞群以及记忆细胞群; 对处于不同进化群体的抗体分别设计免疫综合学习算子、反向学习算子、高斯动态学习算子, 以增强抗体间的信息交互能力. 运用 GPU 并行计算技术进一步加速算法求解过程. 最后, 将所提算法应用于永磁同步电机系统在线参数估计与状态监测中. 实验结果表明, 所提方法可实时动态跟踪电机的定子电阻、dq 轴电感和永磁磁链等系统电磁参数的变化, 依据参数与状态之间的映射关系, 能够有效实现 PMSM 系统在线状态监测.

1 基于 G-PDLIA 的 PMSM 参数估计与状态监测模型

1.1 PMSM 数学模型

永磁同步电机 (PMSM) 数学模型在 dq 轴同步旋转坐标系下运动方程如式 (1):

$$\begin{cases} \dfrac{\mathrm{d}i_d}{\mathrm{d}t} = -\dfrac{R}{L_d}i_d + \dfrac{L_q}{L_d}\omega i_q + \dfrac{U_d}{L_d} \\ \dfrac{\mathrm{d}i_q}{\mathrm{d}t} = -\dfrac{R}{L_q}i_q - \dfrac{L_d}{L_q}\omega i_d + \dfrac{U_q}{L_q} - \dfrac{\psi_m}{L_q}\omega \end{cases} \tag{1}$$

永磁同步电机的电磁转矩方程如式 (2):

$$T_e = 1.5p[\psi_m i_q + (L_d - L_q)i_d i_q] \tag{2}$$

式中, i_d, i_q, u_d 与 u_q 是 dq 轴定子电流和电压, ω 是电气角度转速; R, L_d, L_q, ψ_m 分别是电机绕组电

阻, dq 轴电感和永磁磁链, T_e 为电磁转矩. 参数集合 $\{R, L_d, L_q, \psi_m\}$ 需要同时在线估计. 依据文献 [8] 在短时间内注入一个 $id \neq 0$ 的 d 轴电流, 并注入一个 $i_d = 0$ 的 dq 轴解耦电流, 于是得到一种四阶满秩电机 dq 轴离散模型如式 (3) 所示:

$$\begin{cases} u_d(k) = Ri_d(k) - L_q\omega(k)i_q(k) \\ u_q(k) = Ri_q(k) - L_d\omega(k)i_d(k) + \psi_m\omega(k) \\ u_d(k) = -L_q\omega(k)i_q(k) \\ u_q(k) = Ri_q(k) + \psi_m\omega(k) \end{cases} \tag{3}$$

1.2　参数估计与状态监测建模

利用实际运行数据对永磁同步电机参数估计与状态监测进行建模, 首先建立基于实际运行数据驱动的参数辨识模型, 将参数辨识问题转化为优化问题; 并研究并行动态学习型免疫算法对模型进行优化求解; 最后依据系统参数与状态变化的可逆性原理, 建立起物理参数变化到系统状态变化的映射关系, 从而实现永磁同步电机状态监测, 如图 1 所示.

图 1 中 u_d, u_q 分别表示 d 轴和 q 轴的电压; $\hat{p}$ 为期望电机电磁参数集合 $\{R, L_d, L_q, \psi_m\}$. 依据系统输入与输出建立带有参数矢量集 $\hat{p}$ 约束性罚函数, 如式 (4) 所示. 依据永磁同步电机实际模型和理想模型的输入输出构造适应度罚函数, 通过研究智能方法对该目标函数进行寻优, 该目标函数最优值所对应的参数变量值就是所辨识的参数值.

$$\begin{cases} \min F = \dfrac{\sum\limits_{i=1}^{M} f(\hat{p})}{M} \\ \text{s. t.} \\ R_{\min} \le R \le R_{\max} \\ L_{d_{\min}} \le L_d \le L_{d_{\max}} \\ L_{q_{\min}} \le L_q \le L_{q_{\max}} \\ \psi_{m_{\min}} \le \psi_m \le \psi_{m_{\max}} \end{cases} \tag{4}$$

式中, 决策变量区间为: $R \in (0, 1)$, L_d、$L_q \in (0, 0.0512)$, $\psi_m \in (0, 0.1024)$; 式中, M 为测试次数, $f(\hat{p})$ 为理想模型与实际系统输出误差而建立的适应度函数 (依据式 (3) 和图 1 的原理而建立), 如式 (5) 所示.

$$\begin{aligned} f(\hat{p}) = L\sum_{k=1}^{n} & w_1\|(u_{d_0}(k) - \hat{u}_{d_0}(k))\| + \\ & w_2\|u_{q_0}(k) - \hat{u}_{q_0}(k))\| + w_3\|(u_d(k) - \\ & \hat{u}_d(k))\| + w_4\|u_q(k) - \hat{u}_q(k))\| \end{aligned} \tag{5}$$

式中, n 为采样点, 本文 n 取值为 1 000, 权重系数 w_1, w_2, w_3, w_4, 满足 $0 < w_1, w_2, w_3, w_4 < 1$ 为适应度函数的加权因子, 且 $\sum_{i=1}^{4} w_i = 1$, 代表适应度函数中 4 个分量的重要程度, 算法中适应度函数的 4 个分量具有相同的加权因子, 即: $w_1 = w_2 = w_3 = w_4$, L 为常数因子, u_{d_0} 表示注入电流 $i_d = 0$ 时, 理想模型的 d 轴输出电压, u_{q_0} 表示注入电流 $i_d = 0$ 时, 理想模型的 q 轴输出电压; u_d 表示注入电流 $i_d \neq 0$ 时, 理想模型的 d 轴输出电压, u_q 表示注入电流 $i_d \neq 0$ 时, 理想模型的 q 轴输出电压. 标识符号表示所对应的实际系统输出电压的真实测量值.

由于实际运行中的 PMSM 系统属于时变非线性动态系统, 电机的定子电阻、转子磁链以及绕组电感这些变量随着负载和温度等变化因素易发生时变, 给检测结果带来不确定性. 就要求算法在动态环境下能有效地追踪不断变化着的最优解. 借鉴生物免疫系统中抗体对抗原的快速检测能力来发展动态系统时变参数识别算法. 挖掘免疫系统协同学习机理, 结合知识学习进化机理, 利用现代 GPU 并行加速技术, 拟研究一种 GPU 并行动态学习型免疫算法 (G-PDLIA), 对永磁同步电机系统时变参数进行在线检测.

2　GPU 并行动态学习型免疫算法

现有的免疫进化模型主要以克隆、变异操作为

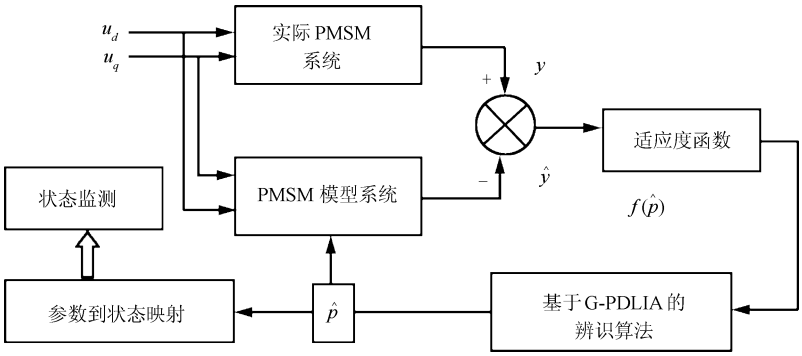


图 1　永磁同步电机参数辨识与状态监测原理图

Fig. 1　Parameter identification and condition monitoring model for PMSM

主, 却忽略了生物系统中协同学习机理及特异性免疫反应, 如细胞交互、浆细胞负向调节以及免疫记忆特异反应. 研究表明挖掘种群进化过程中的有用信息, 融入学习进化机理能有效提高智能优化算法的性能[13]. 自然免疫系统潜在着天然的并行执行功能, 而现有以串行执行的传统迭代免疫演化方式的计算代价太大, 难以满足实际工业应用的实时性需求. GPU 计算功能已从单一的图形显示发展到高速并行计算, 在提升实际问题的求解效率方面发挥了重大作用[12].

2.1 动态学习策略免疫进化模型

自然免疫系统关键元素包括 B 细胞、T 细胞、浆细胞、记忆细胞等, 各细胞之间通过交互协作共同完成复杂任务. 受这一生命现象启发, 通过模拟 B 细胞交互学习原理、浆细胞负向调节机制、记忆细胞动态学习机制等免疫行为来构建动态学习型免疫进化模型, 以提高人工免疫系统对复杂问题的动态寻优性能. 将人工免疫细胞群进行划分为三种状态抗体群, 即为 B 细胞抗体群 (S_1)、浆细胞抗体群 (S_2) 和记忆抗体群 (S_3), 对不同的抗体群设计不同进化策略, 分别设计免疫综合学习策略、免疫反向学习策略与动态高斯学习策略. 其群体行为如图 2 所示.

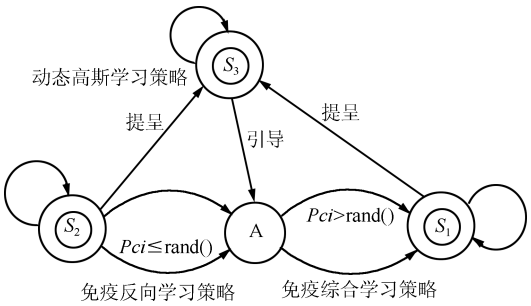


图 2 基于自动机模型的动态免疫学习系统
(A: 抗体种群, S_1: B 细胞群, S_2: 浆细胞群, S_3: 记忆细胞群)

Fig. 2 Dynamic immune learning system based on automata model (A: Antibody population; S_1: B cells population; S_2: Plasma cells population; S_3: Memory cells population)

2.2 抗体群免疫克隆进化

依据 Burnet 的抗体克隆选择学说对图 2 中抗体群 A 进行免疫克隆选择操作, 步骤如下:

步骤 1. 对抗体亲和度进行排序, 选择其中前 M 个优秀抗体组成临时克隆种群. 依据亲和度大小进行克隆扩增 (按照式 (6)), 产生一个中间克隆群体 $TemP$:

$$N_j = \text{round}\left(\frac{\beta k}{j} + c\right) \tag{6}$$

其中, j 表示临时种群中适应度大小的排名, $\beta \in (0,1)$, c 为常数因子, 保证种群中每个体都克隆扩增机会.

步骤 2. 对临时 $TemP$ 种抗体群进行小波高频变异, 利用小波函数 $\sigma_{(x)}$ 的幅值是有界的时空区域特性[14]. 小波变异算子可以增强克隆变异算子的动态优化性能, 能克服以往固定半径学习算子的缺陷. 小波克隆变异算子如式 (7) 所示:

$$A'_{id} = \begin{cases} A_{id} + \sigma(X_{\max} - A_{id}), & \text{若 } \sigma > 0 \\ A_{id} + \sigma(A_{id} - X_{\min}), & \text{若 } \sigma \le 0 \end{cases} \tag{7}$$

其中, $X_{\max}$, $X_{\min}$ 分别为抗体的最大与最小位边界值, σ 代表 Morlet 小波函数, 如式 (8).

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{a}} \mathrm{e}^{-\frac{\varphi^2}{2a^2}} \cos\frac{5\varphi}{a} \tag{8}$$

其中, $\varphi \in [-2.5a, 2.5a], a \in [1, 10\,000]$.

步骤 3. 选择对应的最优变异个体进入当前种群以保证当前种群不出现退化.

2.3 免疫综合学习策略

免疫系统中 B 细胞个体能够自由移动并感知局部区域内其他抗体, 细胞个体间存在信息交互现象. 依据这一原理, 对处于 B 细胞群的抗体 A_{id} 设计免疫综合学习策略, 促进抗体间信息交流, 学习策略如式 (9).

$$A'_{id} = A_{id} + \eta.(A_{\varphi[d]} - A_{id}) \tag{9}$$

其中, η 为学习因子, 呈非线性动态递减, $\eta = 1 - r^{[1-\frac{t}{T}]^b}$, t 为当前进化代数, T 为总的进化代数, b 为常数), $\varphi = \lfloor rand \cdot k \rfloor$, k 为 B 细胞群体的抗体数目, 上式须满足 $\|A_{\varphi[d]} - A_{id}\| > \delta$ $(0 < \delta < 1)$ (起到对相似抗体的抑制作用). 上述表明, 任何一个抗体可以向邻域内任一抗体学习, 通过免疫综合学习将演化产生新的抗体, 以最大的概率接近空间中的最优极值点, 如图 3 所示.

2.4 免疫反向学习策略

生物免疫系统中的浆细胞具有负反馈原理能有效 "微调" 免疫反应功能, 实现高效的二次免疫反应. 借助反向学习机理来模拟浆细胞反向调节功能促使抗体演化过程的跃变, 反向学习机理 (Opposition-based learning, OBL) 是由 Rahnammayan 等所提出的一种能改善其他进化算法性能的寻优机理[15], 其机理为, 将当前搜索空间的解映射到另一个空间, 算法在当前搜索空间和映射空间中并行搜索, 该策略有助于拓宽群体的搜索区域来增强算法的全局勘探能力.

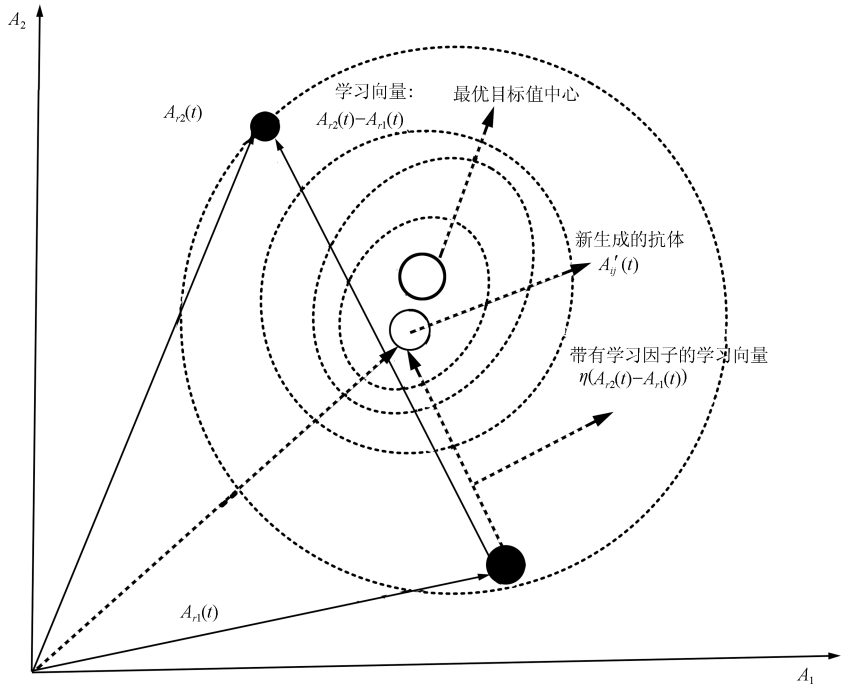


图 3　免疫综合学习示意图

Fig. 3　Schematic diagram of immune comprehensive learning

定义 1. 设实数 x, 且 $x \in [a,b]$, 则定义 $\tilde{x} = a+b-x$, 为实数 x 的反向数, 可以扩展到高维向量, 设 $\boldsymbol{p} = (x_1, x_2, \cdots, x_D)$ 是 D 维空间中一个点, 又假设 $f(*)$ 是衡量该点的适应度函数, 根据反向点的定义, 令 $\tilde{\boldsymbol{p}} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \cdots, \tilde{x}_D)$ 为 $\boldsymbol{p} = (x_1, x_2, \cdots, x_D)$ 的反向点, 如果满足 $f(\tilde{\boldsymbol{p}}) \geq f(p)$ 则向量 $\tilde{\boldsymbol{P}}$ 代替向量 $\boldsymbol{p}$; 否则, 继续采用向量 $\boldsymbol{p}$, 同时评价 $\boldsymbol{p}$ 和反向 $\tilde{\boldsymbol{p}}$ 的适应度得到相对最优点. 基于反向原理的抗体免疫学习策略如式 (10).

$$A_{id}(t+1) = a_d(t) + b_d(t) - A_{id}(t) \tag{10}$$

$$a_d(t) = \min(A_{id}(t)),\ b_d(t) = \max(A_{id}(t)) \tag{11}$$

定义 2. 免疫细胞在演化过程中一部分抗体演化成为 B 细胞, 另一部分抗体演化成为浆细胞, 依据学习概率 (P_{ci}) 来平衡抗体的全局勘探能力和局部开发能力, 学习概率 (P_{ci}) 按照式 (11) 的非线性规律由 0.1 递增到 0.5, 实验中种群的抗体数 (N) 为 50.

$$P_{ci} = 0.1 + 0.4\frac{\exp\left(\dfrac{10(i-1)}{N-1}\right) - 1}{\exp(10) - 1} \tag{12}$$

2.5　记忆细胞动态高斯学习策略

选择较优的 B 细胞和浆细胞进入记忆细胞群. 设计高斯动态学习算子对记忆细胞种群进行精细搜索, 使优势个体得到快速成长, 而优势个体中优良搜索信息通过学习机制向整个群体传播, 加快算法的全局收敛速度. 动态高斯分布函数如式 (13) 所示.

$$Gauss = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{(t-u)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{13}$$

设 $u = 0$, 高斯均方差即学习率 σ, 如式 (14).

$$\sigma = \sigma_{\max} - (\sigma_{\max} - \sigma_{\min})\left(\frac{t}{T}\right)^2 \tag{14}$$

记忆细胞 (M_{id}) 动态高斯学习如式 (15).

$$M_{id}' = M_{id} + (X_{\max} - X_{\min})\, Guass \tag{15}$$

式中, $\sigma_{\max}$ 为 1, $\sigma_{\min}$ 为 0.1. 因此学习率 σ 随着进化代数 t 非线性递减, 在进化初期使得高斯分布具有更宽的分布搜索范围, 产生一个远离原点的随机数, 有可能更快地跳出局部极值的区域, 在进化后期将重点集中在原点附近的区域进行精细搜索, 有利于提高收敛精度.

2.6　GPU 异构并行化实现

在 NVIDIA 公司推出的计算统一设备架构 (Compute unified device architecture, CUDA) 的基础上, 采用主从模型对所提免疫算法进行并行化. 将抗体种群分布在 GPU 处理器各线程上进行并行搜索, 依据 CUDA 的单指令多线程架构, 每一个抗体对应一个线程进行分布式搜索, 以提高搜索效率. 克隆、变异、选择操作在主计算节点 (CPU 处理器)

串行执行, 抗体群个体的亲和度评价步骤分发到各从计算节点并行执行, 在计算完毕后将适应度返回主节点. 基于 CUDA 的并行动态学习型免疫进化模型, 如图 4 所示.

3 实验及分析

3.1 实验准备

整个实验系统包括永磁同步电机平台与 CPU/GPU 异构高性能计算平台. 当 PMSM 稳态运行时, 电子电压、电流以及转子的转速信号分别经过电压、电流传感器及光电编码器后送至信号处理模板, 经 A/D 转换处理后保存至核心板的外部 RAM 中, 将外部 RAM 中数据通过串口传送至 G-PDLIA 程序系统以进行电机绕组电阻、dq 轴电感、磁链辨识. 辨识后的数据再通过串口传递给电机系统以便于系统控制与状态监测.

计算平台配置为: AMD Athlon II X2 250 处理器, 主频 3.0 GHz, 4 GB 内存, TX560TI 型 GPU 计算卡, Windows XP SP2, VS2010 软件平台上进行. 实验系统及参数如图 5 和表 1 所示. 为了对比研究, 选取国内外主流其他 6 种仿生智能算法进行实验对比测试, 文中 HGAPSO (Hybrid PSO with genetic algorithm) 为基于遗传算法的混合微粒群算法[16],

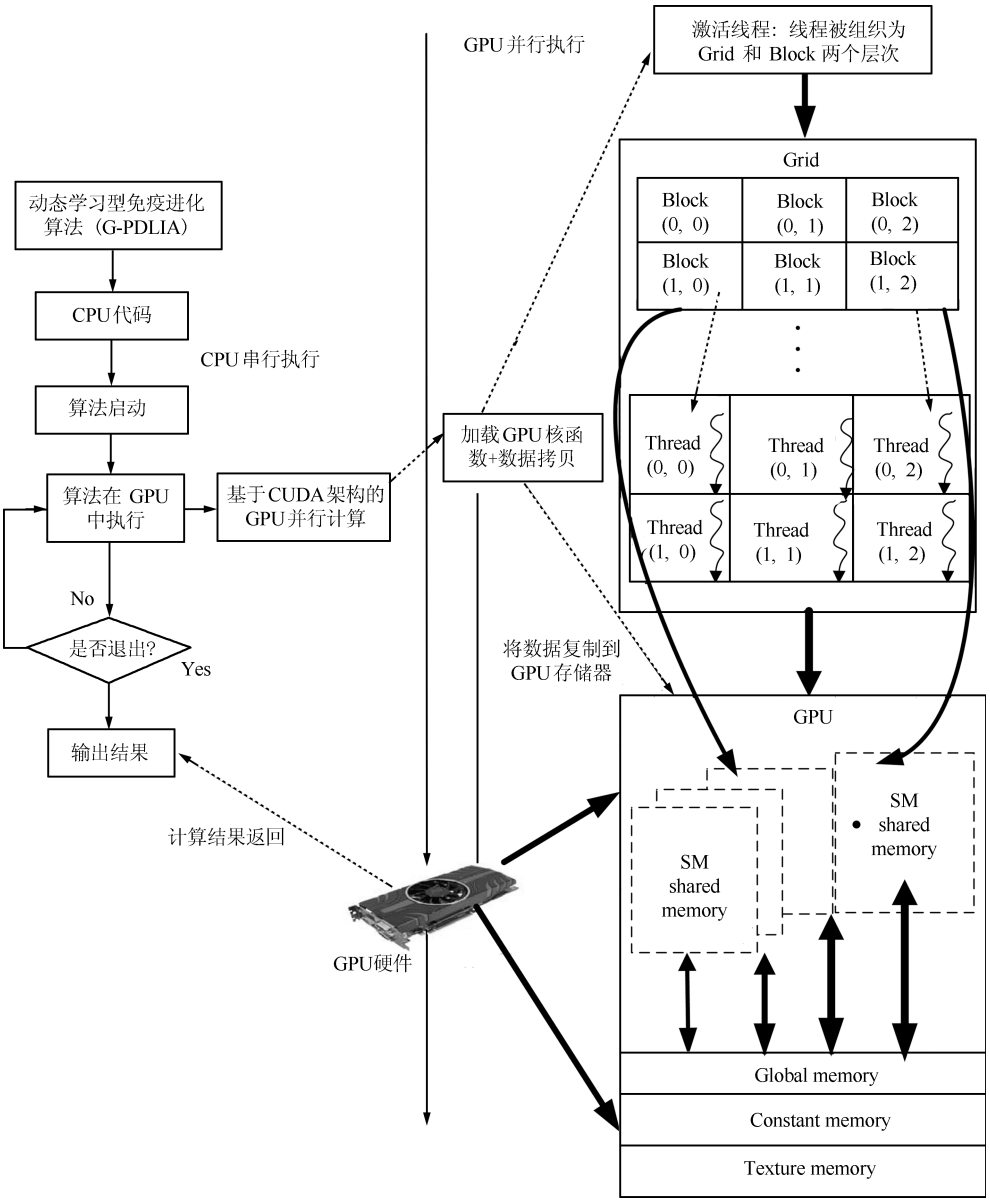


图 4 基于 CUDA-GPU 的 G-PDLIA 并行化实现

Fig. 4 Parallel implementation for G-PDLIA based on CUDA-GPU

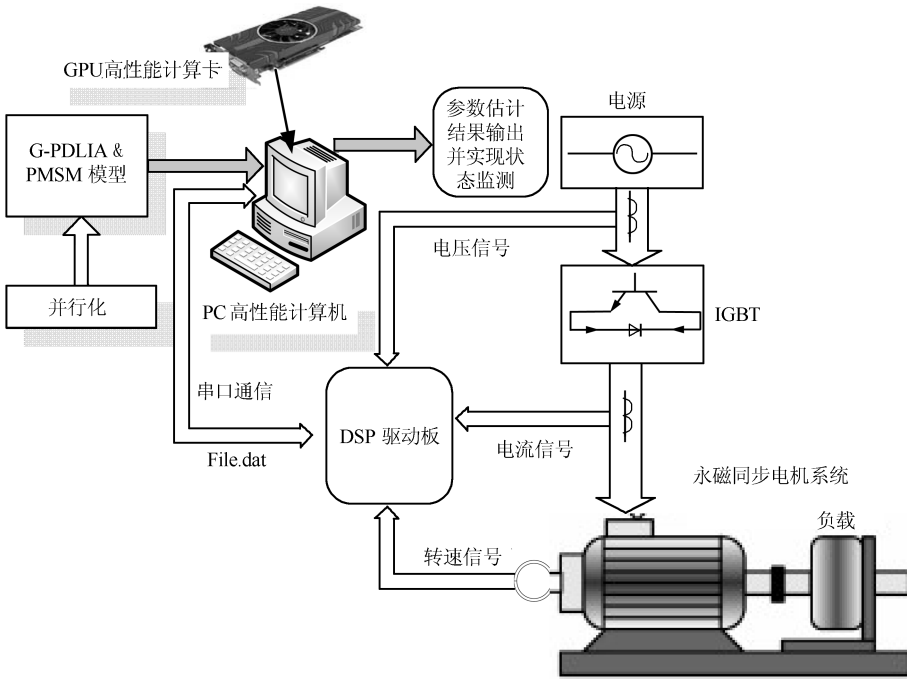


图 5　基于 G-PDLIA 的 PMSM 参数识别与状态监测系统

Fig. 5　Schematic diagram of PMSM parameters estimation and condition monitoring system based on G-PDLIA

HPSOWM (Hybrid PSO with wavelet mutation) 为基于小波变异的微粒群算法[17], CLPSO (Comprehensive learning PSO) 为全面学习粒子群算法[18], APSO (Adaptive particle swarm optimization) 表示一种自适应模糊分类粒子群算法[19]. ICA (Immune clonal-selection algorithm) 为免疫克隆选择算法[20], MICA (Multi-populationm immune clonal-selection algorithm) 为基于多群体的协同免疫克隆选择算法[21], 为了减少实验统计误差, 所有实例独立运行 30 次, 最大迭代次数为 500 代, 对平均统计结果进行比较. 为了验证所提智能参数估计模型方法的有效性, 通过在三种不同工况下对 PMSM 系统参数进行识别实验, 分别为常温工况、温升工况和温升冷却时变工况.

表 1　永磁同步电机参数

Table 1　The design parameters of PMSM

额定电流	4 A
额定转速	400 rpm
直流母线电压	36 V
测量的定子绕组电阻 (25°C)	0.330 Ω
外部接线电阻	0.043
自感	2.91 mh
互感	−0.330 mh
d 轴电感	3.24 mh
q 轴电感	3.24 mh
磁链	77.6 mwb
极对数	5

3.2　PMSM 参数估计实验

3.2.1　常温工况下的 PMSM 参数辨识结果

表 2 中 R, L_d, L_q, ψ_m 分别表示定子绕组电阻、d 轴电感、q 轴电感、磁链. 从表 2 中可以看出, 文中 G-PDLIA 算法平均值与标准均方差均优于其他几种变种智能算法. 从 t-value 值可以看出, G-PDLIA 与其他几种变种智能算法的 t-value 值均高于 5, G-PDLIA 算法在常温条件下对 PMSM 参数辨识效果明显优于其他几种智能算法, 与其他算法相比具有 98% 的置信度. 常温条件下多种算法的 PMSM 参数估计结果适应度收敛曲线如图 6 所示. 从图 6 可以看出, 文中 G-PDLIA 的收敛速度明显快于其他 6 中智能算法, 同时 G-PDLIA 算法的时间代价也是 7 种算法中最低的. 从表 2 和图 6 中可以看出, G-PDLIA 算法常温工况下对 PMSM 参数辨识结果很准确, 能有效地估计电机电阻、dq 轴电感与转子磁链, 且收敛速度较快, 所估计出来的电阻值 (0.335 Ω) 几乎等于数据手册电机设计实际值 (0.330 Ω). 转子磁链值 (77.91 mwb) 和设计手册里的转子磁链值 (77.6 mwb) 大小几乎一致. 但与电机手册设计值略有一些微小差别, 其主要原因在于电机运行过程中, 存在各种系统扰动, 其工况有所改变.

表 2 常温工况下 7 种算法的 PMSM 参数辨识结果比较

Table 2 Result comparisons among seven methods on PMSM parameter identification with normal temperature

Result	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	APSO	ICA	MICA	G-PDLIA
$R\,(\Omega)$	0.375	0.447	0.435	0.510	0.383	0.404	0.335
L_d (h)	0.0031	0.00339	0.00352	0.0032	0.00352	0.00343	0.0021
L_q (h)	0.0039	0.00363	0.00395	0.0034	0.00384	0.00373	0.00397
ψ_m(wb)	0.0781	0.0758	0.0768	0.0744	0.0788	0.0770	0.0791
Mean	2.657	3.085	7.209	6.89	1.559	1.839	0.319
Std.dev	0.989	1.906	2.918	4.39	0.475	1.319	0.133
t-value	15.683	10.079	16.567	10.548	14.642	7.854	0
Time (s)	30.9	46.24	23.03	19.13	78.16	107.05	13.98

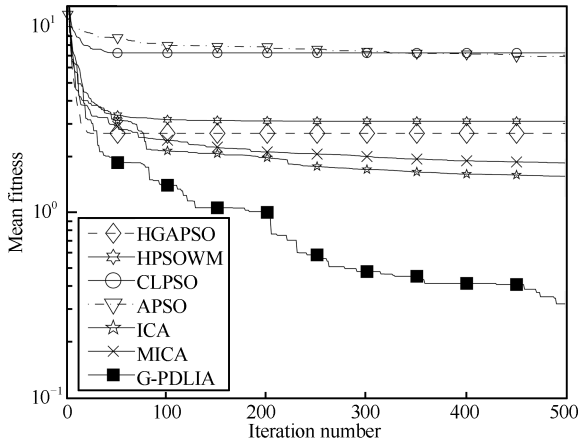


图 6 常温工况下 7 种算法的 PMSM 参数估计适应度收敛曲线

Fig. 6 The fitness convergence curves of seven methods on PMSM parameter estimation under normal temperature condition

3.2.2 温升工况下的 PMSM 参数辨识结果

为了验证电机在温度变化条件下, G-PDLIA 算法能否有效跟踪永磁同步电机参数变化能力. 利用热风枪持续加热电机外壳 20 分钟后, 然后对永磁同步电机系统参数进行估计.

表 3 为温升工况下多种算法的 PMSM 多参数估计结果, 从表 3 与图 7 中可以看出, 文中 G-PDLIA 算法适应度平均值、收敛速度、均方差以及时间代价都优于其他几种智能算法. 从图 7 可以看出, 所提的 G-PDLIA 算法收敛性明显快于其他 6 种智能算法, 说明所提算法 G-PDLIA 在加热工况条件 PMSM 参数辨识具有优势. G-PDLIA 与其分 6 种智能算法的 t-value 值均高于 7, G-PDLIA 算法在温升工况下对 PMSM 多参数辨识效果明显优于其他 6 种变种 PSO 算法, 具有 98 % 的置信度. 从参数估计结果中可以得出, 电阻值由于温升从 0.335 Ω 上升到 0.459 Ω, 同时转子永磁磁链幅值由温升作用从 77.91 mwb 下降到 76.8 mwb, dq 轴电感也将相应改变但变化不大. 由于电阻与磁链对温度较为敏感, 温度升高电阻值必然升高, 同时温度的升高必将引起磁场密度降低, 这一趋势是正确的.

3.2.3 温升冷却工况下的 PMSM 参数辨识结果

为了验证电机在温度时变工况下, G-PDLIA 算法能否有效跟踪永磁同步电机参数变化能力. 利用热风枪持续加热电机外壳 20 分钟后, 再对电机进行连续冷却 9 分钟, 然后对永磁同步电机系统参数进行估计.

表 4 为温升后连续冷却数分钟后多种算法的 PMSM 多参数估计结果, 从表 4 和图 8 中可以看出, 文中 G-PDLIA 算法适应度平均值、收敛速度、均方差、时间开销都明显优于其他几种智能算法. 从图 8 可以看出, 所提的 G-PDLIA 算法收敛性明显快于其他 6 种智能算法, 说明算法 G-PDLIA 在温升冷却时变工况下 PMSM 参数辨识同样具有优势. G-PDLIA 与其他 5 种智能算法的 t-value 值均高于 7, G-PDLIA 算法在常温条件下对 PMSM 参数辨识效果明显优于其他 6 种智能算法, 具有 98 % 的置信度. 电阻值由最初温升工况下的 0.459 Ω 经连续冷却下降到 0.407 Ω, 同时转子永磁磁链幅值由于降温作用由 77.80 mwb 回升到 78.0 mwb, dq 轴电感也将相应改变但变化不大, 而电阻与磁链受温度变化较大, 温度降低电阻值必然随着降低, 磁场密度将增大, 这一趋势是正确的. 从三种不同工况条件下对 PMSM 参数估计结果中表明, 所提方法能够实时动态跟踪系统时变参数变化, 对系统实现在线动态估计, 其收敛性能、收敛速度、时间开销与参数辨识效果均优于其他 6 种仿生智能算法. 这主要得益于人工免疫系统的强动态识别检测能力, 协同学习机理以及并行计算技术的有机结合.

3.3 永磁同步电机运行状态在线监测

根据系统参数识别与状态估计的可逆性原理, 系统的状态形式表现为不同位置上不同程度的物理

表 3　加热下条件下七种算法的 PMSM 多参数辨识结果比较

Table 3　Result comparisons among seven methods on PMSM parameter identification with heating temperature

Result	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	APSO	ICA	MICA	G-PDLIA
$R\,(\Omega)$	0.453	0.518	0.537	0.552	0.504	0.528	0.459
L_d (h)	0.003	0.00346	0.00349	0.00349	0.00323	0.0034	0.00193
L_q (h)	0.00378	0.00359	0.00353	0.00358	0.00358	0.00356	0.00374
ψ_m (wb)	0.0770	0.0752	0.0746	0.0743	0.0754	0.0749	0.0768
Mean	2.087	1.253	4.609	5.587	1.353	1.36	0.375
Std.dev	0.915	0.904	1.246	2.932	0.761	0.859	0.115
t-value	12.406	6.430	23.185	12.487	8.301	7.542	0
Time (s)	28.92	45.89	22.82	17.10	77.12	109.67	13.93

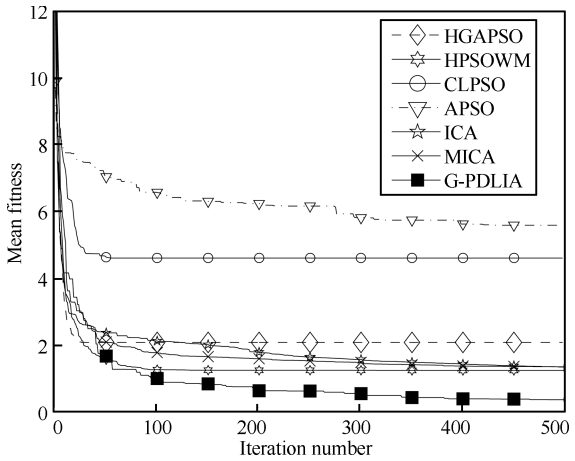


图 7　加热条件下多种算法的 PMSM 参数估计收敛曲线

Fig. 7　The fitness convergence curves of seven methods on PMSM parameter detection under heating temperature condition

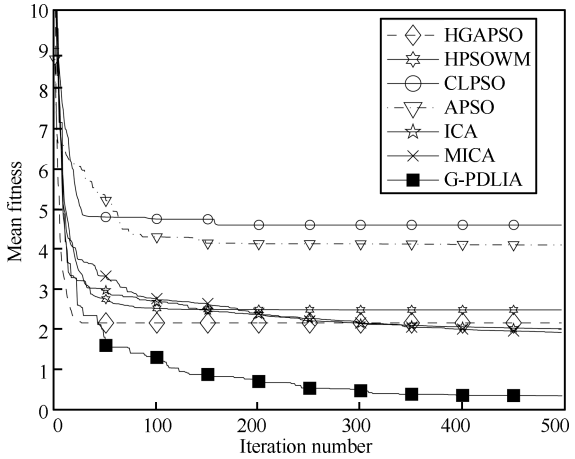


图 8　温升冷却下多种算法的 PMSM 参数识别收敛曲线

Fig. 8　The fitness convergence curves of seven methods on PMSM parameter estimation under heating temperature after cooling condition

参数变化特性, 建立物理参数变化到系统状态变化的映射关系, 从而实现永磁同步电机状态监测, 其参数状态变化如图 11 所示. 从图 9 (a) 可以看出, 温度升高定子绕组电阻升高, 温度冷却其电阻相应的减少. 金属除了在绝对零度及熔点附近外, 其电阻与其温度之间存在严格的线性关系如下式所示.

$$R = R_0(1 + \alpha(T - T_0)) \tag{16}$$

式 (16) 中, R 为温度 T 下的金属电阻, R_0 为参考温度 T_0 下的金属电阻, α 为电阻温度系数, 对于金属铜, 其参数 α 为 0.004. 在算法辨识出 PMSM 转子电阻之后, 根据上式便可计算出定转子温度, 从而实现永磁同步电机定转子实现温度在线监测并可视化. 从图 9 (b) 可以得出, 温度升高磁链存在磁场密度降低的现象, 温度逐步降低其磁场密度逐渐恢复. 因此可以依据磁链幅值的变化来对永磁体磁场进行监测, 当磁链幅值超出了一定的阈值来评定该磁场是否存在失磁/退磁的现象. 可以有效对磁场进行监测防止电机失磁, 有利于拓展永磁同步电机在环境恶劣下工作的高可靠性要求. 从图 9 (c) 和 (d) 可以看出工况变化, 其 d-q 轴发生一定的变化, 而电感与负载的状态密切相关, 依据电感的变化来预测转矩的性能, 从而防止电感的变化而引起转矩性能下降, 能够对系统稳定性运行进行预测与评估. 因此本文所提的永磁同步电机智能状态监测方法可以实现永磁同步电机运行状况动态监测, 有利于永磁同步电机高效运行与故障预警.

3.4　算法加速时间性能评价与分析

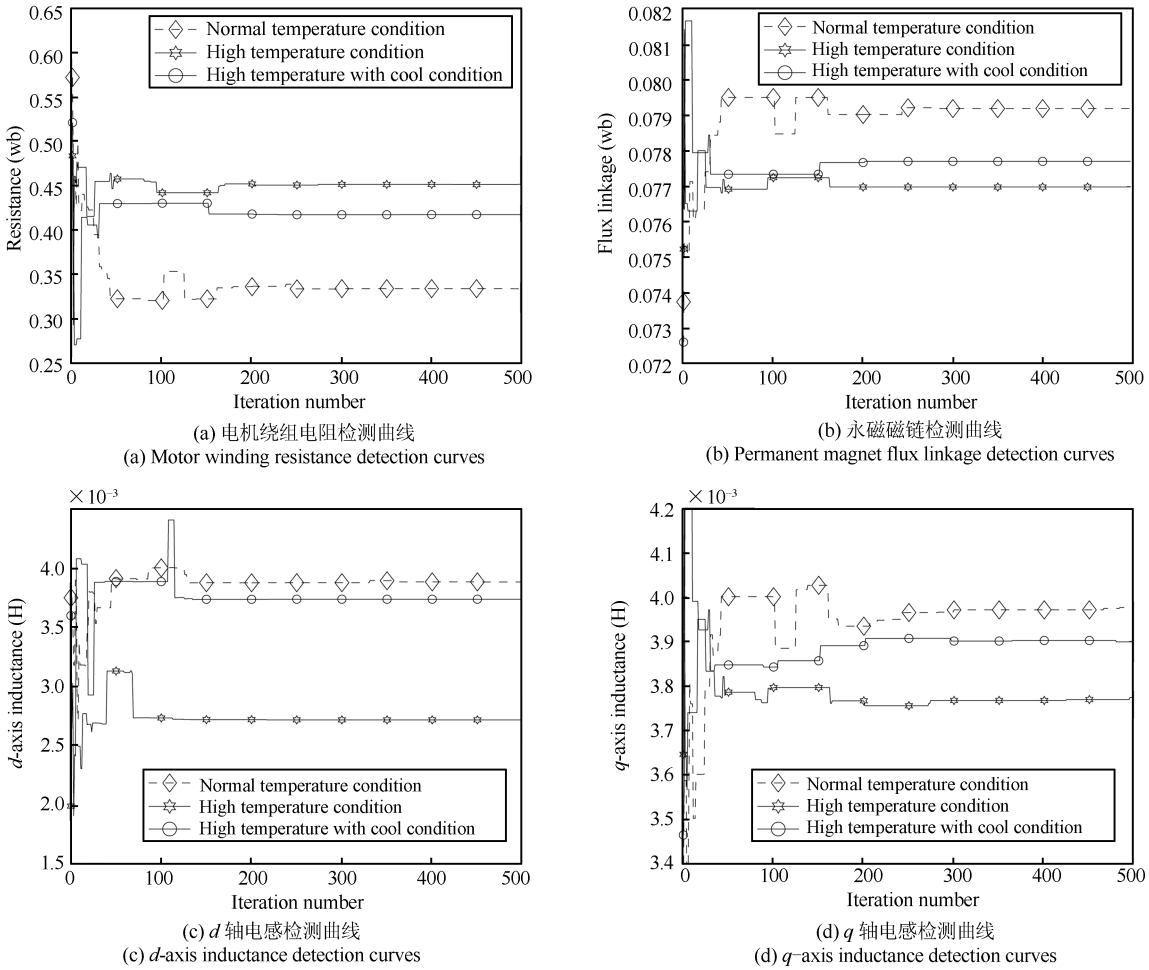
为了评价基于 GPU 并行动态免疫学习型算法的 PMSM 参数估计的并行加速效果, 首先定义加速比 ($SUR = T_s/T_p$, T_s 为算法串行执行的时间开销, T_p 为算法并行执行的时间开销), PDLIA 分别在单核 CPU、双核 CPU、三核 CPU、四核 CPU 以及 GPU 上进行运行测试, 测试结果如图 10 和图 11 所示. 从测试结果可知, 以常温工况下 (Normal temperature condition) 的参数估计实验结果为例, PDLIA 在单核 CPU、双核 CPU、三核 CPU、四核

CPU 的计算时间分别为 62.52 s、44.34 s、43.41 s 和 31.03 s, 其算法加速比分别为 1、1.41、1.44 和 2.02. 表明随着 CPU 内核数的增加, 计算加速比逐渐增大, 计算耗时相应减少. 而 PDLIA 算法在 GPU 上的计算时间仅为 13.98 s, 而算法加速比达 4.44, 其时间开销最低, 这是因为 GPU 中存在大量并行执行线程, GPU 并行计算技术有助于进一步提高算法的加速效果.

表 4 温升冷却工况下多种算法的 PMSM 多参数辨识结果比较

Table 4 Result comparisons among seven psos on PMSM parameter identification with heating temperature after cooling

Result	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	APSO	ICA	MICA	G-PDLIA
$R\,(\Omega)$	0.415	0.543	0.533	0.507	0.513	0.515	0.407
L_d (h)	0.0031	0.00329	0.00368	0.00345	0.00375	0.00323	0.00203
L_q (h)	0.00396	0.00352	0.00366	0.00374	0.00358	0.00359	0.00394
ψ_m (wb)	0.0778	0.0742	0.0748	0.0755	0.0749	0.0749	0.0780
Mean	2.157	2.480	4.595	4.098	2.006	1.917	0.339
Std.dev	0.937	1.379	1.634	2.879	1.180	1.489	0.159
t-value	112.624	10.546	17.893	9.145	9.464	7.239	0
Time (s)	30.161	45.93	22.75	16.99	76.36	110.64	13.92



(a) 电机绕组电阻检测曲线
(a) Motor winding resistance detection curves

(b) 永磁磁链检测曲线
(b) Permanent magnet flux linkage detection curves

(c) d 轴电感检测曲线
(c) d-axis inductance detection curves

(d) q 轴电感检测曲线
(d) q–axis inductance detection curves

图 9 多种工况下基于 G-PDLIA 的 PMSM 参数状态监测结果

Fig. 9 The result of PMSM parameter detection under several working condition based on G-PDLIA

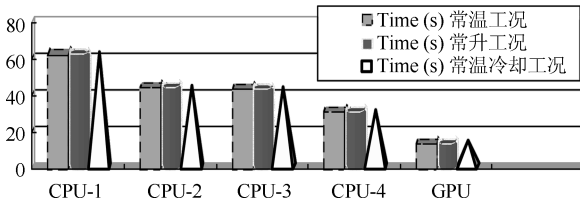


图 10　PMSM 参数辨识时间开销比较

Fig. 10　The comparison for time cost of PMSM parameter identification

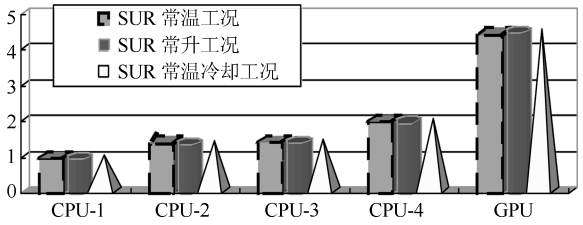


图 11　PMSM 参数估计加速比比较

Fig. 11　The comparison for speed-up ratio (SUR) of PMSM parameter estimation

4　结论

本文将 GPU 并行计算技术与人工免疫技术结合研究, 提出一种永磁同步电机系统基于 GPU 并行学习型免疫进化的参数软测量模型与状态监测方法. 为提高算法的快速动态跟踪性能, 在抗体群演化进程中, 首先, 通过知识学习来加强对进化过程的引导, 挖掘免疫系统协同学习机理, 在抗体免疫进化过程中, 将抗体群划分为 B 细胞群、浆细胞群及记忆细胞群; 对处于 B 细胞群体的抗体设计免疫综合学习算子, 对处于浆细胞群体的抗体采用反向学习算子, 为记忆细胞群抗体设计自适应高斯动态学习算子, 充分利用种群内部的社会信息, 为抗体的进化提供了有效的路径, 从而实现了抗体种群的快速、高效收敛. 接着, 在硬件层面采用图形处理器 (GPU) 并行计算技术进一步对所提方法进行加速. 最后, 将所提算法应用于永磁同步电机系统参数在线辨识中与状态监测中. 实验结果表明, 所提方法能够快速有效地实现永磁同步电机系统参数智能检测. 所提的永磁同步电机智能状态监测方法可以实现永磁同步电机运行状况动态监测, 有利于永磁同步电机高效运行与故障预警.

References

1 Liu K, Zhu Z Q. Position offset-based parameter estimation for permanent magnet synchronous machines under variable speed control. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, **30**(6): 3438−3446

2 Daneshi-Far Z, Capolino G A, Henao H. Review of failures and condition monitoring in wind turbine generators. In: Proceedings of the 19th International Conference on Electrical Machines (ICEM). Rome, Italy: IEEE, 2010. 1−6

3 Khov M, Regnier J, Faucher J. Monitoring of turn short-circuit faults in stator of PMSM in closed loop by on-line parameter estimation. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives. Cargese, France: IEEE, 2009. 1−6

4 Bolognani S, Tubiana L, Zigliotto M. Extended Kalman filter tuning in sensorless PMSM drives. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2003, **39**(6): 1741−1747

5 Rashed M, MacConnell P F A, Stronach A F, Acarnley P. Sensorless indirect-rotor-field-orientation speed control of a permanent-magnet synchronous motor with stator-resistance estimation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, **54**(3): 1664−1675

6 Shamsi Nejad M A, Taghipour M. Inter-turn stator winding fault diagnosis and determination of fault percent in PMSM. In: Proceedings of the 2011 IEEE Applied Power Electronics Colloquium. Johor Bahru: IEEE, 2011. 128−131

7 Riba Ruiz J R, Rosero J A, Espinosa A G, Romeral L. Detection of demagnetization faults in permanent-magnet synchronous motors under nonstationary conditions. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2009, **45**(7): 2961−2969

8 Liu K, Zhu Z Q, Stone D A. Parameter estimation for condition monitoring of PMSM stator winding and rotor permanent magnets. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, **60**(12): 5902−5913

9 Liu Z H, Zhang J, Zhou S W, Li X H, Liu K. Coevolutionary particle swarm optimization using AIS and its application in multiparameter estimation of PMSM. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2013, **43**(6): 1921−1935

10 Liu Zhao-Hua, Zhou Shao-Wu, Liu Kan, Zhang Jing. Permanent magnet synchronous motor multiple parameter identification and temperature monitoring based on binary-modal adaptive wavelet particle swarm optimization. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(12): 2121−2130
(刘朝华, 周少武, 刘侃, 章兢. 基于双模态自适应小波粒子群的永磁同步电机多参数识别与温度监测方法. 自动化学报, 2013, **39**(12): 2121−2130)

11 Thumati B T, Halligan G R. A novel fault diagnostics and prediction scheme using a nonlinear observer with artificial immune system as an online approximator. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, **21**(3): 569−578

12 Chitchian M, Simonetto A, van Amesfoort A S, Keviczky T. Distributed computation particle filters on GPU architectures for real-time control applications. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, **21**(6): 2224−2238

13 Ho N B, Tay J C, Lai E M K. An effective architecture for learning and evolving flexible job-shop schedules. *European Journal of Operational Research*, 2007, **179**(2): 316−333

14 Ling S H, Iu H H C, Leung F H F, Chan K Y. Improved hybrid particle swarm optimized wavelet neural network for modeling the development of fluid dispensing for electronic packaging. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, **55**(9): 3447−3460

15 Rahnamayan S, Tizhoosh H R, Salama M M A. Opposition-based differential evolution. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, **12**(1): 64−79

16 Juang C F. A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2004, **34**(2): 997−1006

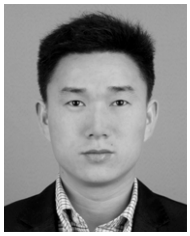
17 Ling S H, Iu H H C, Chan K Y, Lam H K, Yeung B C W, Leung F H. Hybrid particle swarm optimization with wavelet mutation and its industrial applications. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2008, **38**(3): 743−763

18 Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, Baskar S. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, **10**(3): 281−295

19 Zhan Z H, Zhang J, Li Y, Chung H S H. Adaptive particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2009, **39**(6): 1362−1381

20 De Castro L N, Von Zuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, **6**(3): 239−251

21 Liu Zhao-Hua, Zhang Jing, Zhang Ying-Jie, Wu Jian-Hui. Competitive-cooperative coevolutionary immune-dominant clone selection algorithm for solving the traveling salesman problem. *Control Theory & Applications*, 2011, **27**(10): 1322−1330
(刘朝华, 章兢, 张英杰, 吴建辉. 竞争合作型协同进化免疫算法及其在旅行商问题中的应用. 控制理论与应用, 2011, **27**(10): 1322−1330)



刘朝华 博士, 湖南科技大学信息与电气工程学院讲师. 主要研究方向为状态监测与故障诊断, 计算智能理论与应用, 先进机器学习, 并行计算与云计算. 本文通信作者.
E-mail: zhaohualiu2009@hotmail.com
(**LIU Zhao-Hua** Ph. D., lecturer at the School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology. His research interest covers condition monitoring and fault diagnosis, computational intelligence theory and application, advanced machine learning, parallel computing, and cloud computing. Corresponding author of this paper.)

李小花 硕士, 湖南科技大学信息与电气工程学院讲师. 主要研究方向为复杂工业过程控制与优化, 网络安全.
E-mail: teacherli163@163.com
(**LI Xiao-Hua** M. S., lecturer at the School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology. Her research interest covers complex process control and optimization, and network security.)

张红强 湖南科技大学信息与电气工程学院讲师. 主要研究方向为机器人控制系统. E-mail: hongniuok@tom.com
(**ZHANG Hong-Qiang** Lecturer at the School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology. His main research interest is robot control system.)

周少武 湖南科技大学信息与电气工程学院教授. 主要研究方向为机器人控制技术. E-mail: shaowuzhou@163.com
(**ZHOU Shao-Wu** Professor at the School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology. His main research interest is robot control technology.)