

基于数据驱动的感应电机多模型逆自适应解耦控制

梅从立, 殷开婷, 黄文涛, 刘国海

(江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 提出一种基于数据驱动的感应电机多模型逆自适应解耦控制方法. 首先, 利用仿射聚类法(AP)对电机系统的输入输出数据进行聚类, 再基于聚类结果和隶属度函数建立相应的神经网络多模型逆, 以实现解耦控制. 针对电机系统运行过程中电机参数变化问题, 采用粒子群优化算法(PSO)在线调节子模型权值, 以改善逆模型失配造成解耦控制性能下降的问题. 仿真实验表明, 所提出的方法能对电机的转速和磁链实现良好的解耦控制, 且对电机系统工况参数变化具有良好的自适应能力.

关键词: 感应电机; 多模型; 解耦控制; 仿射聚类; 粒子群优化算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Data-driven adaptive decoupling control of induction motors using multi-model inversion

MEI Cong-li, YIN Kai-ting, HUANG Wen-tao, LIU Guo-hai

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China. Correspondent: MEI Cong-li, E-mail: clmei@ujs.edu.cn)

Abstract: To achieve high performance of control, a data-driven adaptive decoupling control method of induction motors using multi-model approach is proposed. In the method, local inverse models are trained on the clusters of simulation data by using the affinity propagation(AP) clustering method which can determine the number of clusters automatically, and membership functions are used to combine local models. For the problem that the parameters of induction motors usually change with operating conditions, an online adaptive adjusting strategy of the weights of local models is designed with the particle swarm optimization(PSO) algorithm to improve the adaptive ability of the proposed control method. Simulations show that the proposed method can achieve good performance of decoupling control with adaptive ability.

Keywords: induction motors; multi-model; decoupling control; affinity propagation clustering; particle swarm optimization

0 引言

感应电机因其结构简单、价格低廉被广泛应用于工业生产过程^[1-3]. 实现感应电机高性能控制不仅是工业化生产的新要求, 也符合社会对节能的需要.

解耦控制是实现感应电机高性能控制的重要方法之一, 主要分为微分几何解耦法^[4]和逆系统解耦法^[5]. 传统解耦控制方法依赖于精确的数学模型, 但在实际应用中很难获得. 此外, 感应电机是复杂的非线性系统, 在电机运行过程中工况参数变化较大, 如何实现传统解耦控制方法自适应控制还有待进一步研究. 近年来, 针对电机精确数学建模与解析逆获取困难等问题, 数据驱动电机解耦控制方法受到关注,

其优点是直接建立数据驱动模型逼近电机系统解析逆, 再设计逆解耦控制器即可实现电机系统的解耦控制, 如近年受到关注的神经网络 α 阶逆系统控制方法^[6-8].

复杂非线性对象建模通常采用单一数据驱动模型, 存在结构复杂、收敛困难以及泛化能力差等问题. 因此, 工业和学术界提出了多模型控制方法, 并获得了广泛应用^[9-11]. 近年来, 在感应电机控制领域, 多模型方法在复杂电机建模与控制中开始受到关注, 如多电机变频调速系统建模^[12]、感应电机切换多模型解耦控制^[13], 但模型自适应机制还需要进一步研究. 针对上述问题, 本文提出一种感应电机多模型逆自适应

收稿日期: 2015-06-27; 修回日期: 2015-09-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273154); 江苏省高校优势学科建设工程项目(PAPD).

作者简介: 梅从立(1978—), 男, 副教授, 博士, 从事智能控制与智能计算等研究; 殷开婷(1990—), 女, 硕士生, 从事感应电机智能解耦控制的研究.

解耦控制方法. 首先, 对感应电机系统输入输出运行数据进行聚类, 并根据每一类数据建立神经网络逆局部模型; 然后, 基于隶属度函数, 采用加权策略建立电机多模型逆, 并实现感应电机解耦控制. 为了提高解耦控制自适应能力, 提出基于粒子群优化 (PSO) 算法的局部模型权值在线优化策略.

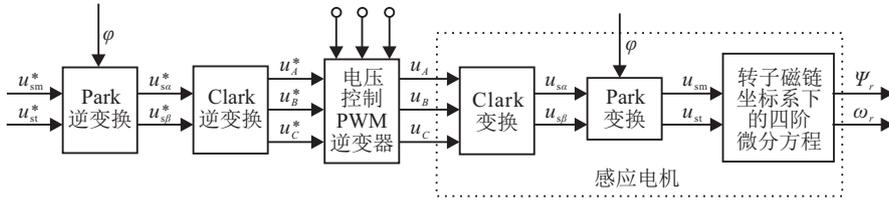


图 1 电压控制型感应电机逆变器系统

文献 [12] 对该系统的可逆性进行了详细分析, 为感应电机数据驱动逆系统解耦控制提供了理论基础.

2 感应电机多模型逆自适应解耦控制

2.1 AP 聚类算法

AP 算法因其不需要预先设定聚类个数, 可在短时间内对数据集进行大规模聚类等特点被广泛应用于工业生产各个方面^[15-16]. AP 算法在输入数据点的相似度矩阵的基础上进行聚类, 任意两个点 x_i 、 x_k 的相似度表示为 $s(i, k) = -\|x_i - x_k\|^2$, 聚类的目的是使 $s(i, k)$ 最小化. AP 算法通过反复计算责任矩阵 $r(i, k)$ 和适用矩阵 $a(i, k)$ 来得到最优聚类中心. 当信息传播结束时, x_k 将成为 x_i 的类代表点, 并且 k 满足 $\text{argmin}(a(i, k) + r(i, k))$. 其中: $r(i, k)$ 为 x_k 适合作为 x_i 类的聚类中心的程度, $a(i, k)$ 为 x_i 选择 x_k 作为其类代表点的合适度^[17].

初始化适用矩阵 $a(i, k) = 0$, AP 算法在迭代计算过程中的责任矩阵和适用矩阵的更新公式为

$$r(i, k) = s(i, k) - \max_{k' \neq k} [a(i, k') + s(i, k')]; \quad (1)$$

$$a(i, k) = \begin{cases} \min \left\{ 0, r(k, k) + \sum_{i' \neq i} \max[0, r(i', k)] \right\}, & i \neq k; \\ \sum_{i' \neq i} \max[0, r(i', k)], & i = k. \end{cases} \quad (2)$$

AP 算法在计算过程中加入阻尼因子 $\lambda \in [0, 1)$, 将最新计算得到的矩阵与原来矩阵进行加权求和, 迭代计算结束可得到 C 个类以及聚类中心.

2.2 多模型建模方法

假设样本输入空间可表示为 $X = [x_1, \dots, x_j, \dots, x_m]^T$, 且 $x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T$, 输出空间为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$. 其中: m 为样本数, n 为每个样本所含变量数, x_j 为样本空间的一个样本点. 隶属度函数反映了待测样本与各聚类中心的距离, 距离越近, 隶

1 感应电机变频器系统

本文感应电机系统采用电压控制 PWM 逆变器供电, 若以两相同步旋转坐标系下的电压分量 u_{sm} 和 u_{st} 作为系统的输入, 转子磁链 Ψ_r 和转子角速度 ω_r 作为输出, 则电压控制型感应电机逆变器系统的原理模型如图 1 所示^[14].

属度越大, 可表示为

$$\mu_i = \frac{1}{\|x - v_i\|}, \quad i = 1, 2, \dots, C. \quad (3)$$

其中 v_i 为 AP 聚类得到的聚类中心.

$$\forall i, \sum_{j=1}^C \mu_{ij} = 1; \quad \forall i, j, \mu_{ij} \in [0, 1]; \quad \forall j, \sum_{i=1}^N \mu_{ij} > 0. \quad (4)$$

因为隶属度函数必须满足式 (4), 对其进行归一化处理, 得到

$$\mu_i = \frac{1/\|x - v_i\|}{\sum_{i=1}^C 1/\|x - v_i\|}. \quad (5)$$

若多模型可以由 C 个子模型构成, 则其数学形式可表示为

$$\bar{f}(x) = \sum_{i=1}^C w_i f_i(x), \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^C w_i = 1. \quad (7)$$

其中: $\bar{f}(x)$ 为多模型预测值; $f_i(x)$ 为第 i 个子模型的预测值; w_i 为第 i 个子模型的权重, 本文中 $w_i = \mu_i$.

2.3 感应电机多模型逆解耦控制

假设通过聚类算法可以得到 C 个子模型, 每个子模型对应权值 $w_{11}, w_{12}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{c1}, w_{c2}$. 通过加权多模型可以逼近感应电机系统逆, 最终实现感应电机解耦控制.

感应电机静态多模型逆闭环解耦控制结构如图 2 所示.

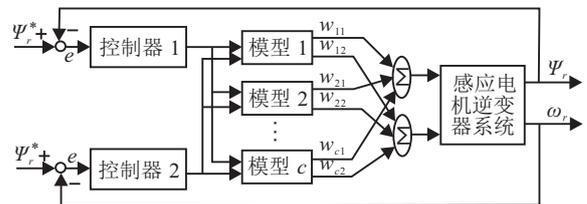


图 2 感应电机静态多模型解耦控制结构

上述子模型权值必须满足归一化条件: $\sum_{i=1}^C w_{i1} = 1$

$1, \sum_{i=1}^C w_{i2} = 1$, 且 $w_{ij} \in [0, 1]$. 本文中闭环控制器1和控制器2均采用PI控制器, 其参数分别为 K_{P1} 、 K_{I1} 和 K_{P2} 、 K_{I2} .

2.4 多模型逆参数自适应策略

在感应电机系统运行过程中, 部分参数会随着工况变化而发生变化, 如负载、定子电阻等. 参数变化会导致所建逆模型与原系统失匹, 进而导致系统解耦控制性能下降. 因此, 有必要提出自适应策略以改善参数变化造成的影响. 本文采用PSO在线调节子模型权值的策略来提高逆模型对原系统的逼近能力, 从而实现电机系统的自适应解耦控制. 为了防止PSO大范围搜索优化时造成系统剧烈震荡, 本文在利用PSO优化权值时, 将权值优化搜索范围设置为式(5)计算得到的权值的 $\pm 50\%$. PSO算法优化目标函数设计如下:

$$J = \min \sum \{ [\Psi_r(k) - \Psi_r^*(k)]^2 + [\omega_r(k) - \omega_r^*(k)]^2 \}. \quad (8)$$

其中: Ψ_r^* 、 ω_r^* 为参考给定值, Ψ_r 、 ω_r 为系统输出值.

3 仿真实验

3.1 感应电机参数

本文采用的感应电机为鼠笼式电机, 其参数为: 额定功率 $P_e = 1.1 \text{ kW}$, 额定电压 $U_e = 220/380 \text{ V}$, 额定转速 $n = 1400 \text{ r/min}$, 额定角速度 $\omega_r \approx 147 \text{ rad/s}$, 额定负载 $T_L = 7.5 \text{ N} \cdot \text{m}$, 极对数 $n_p = 2$, 定子电阻和电感分别为 $R_s = 5.9 \Omega$ 、 $L_s = 0.574 \text{ H}$, 转子电阻和电感分别为 $R_r = 5.6 \Omega$ 、 $L_r = 0.58 \text{ H}$, 互感为 $L_m = 0.55 \text{ H}$, 转动惯量为 $J = 0.0021 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$.

3.2 多模型的构建

图3为一组随机变化的转子磁链和转速输入输出响应图.

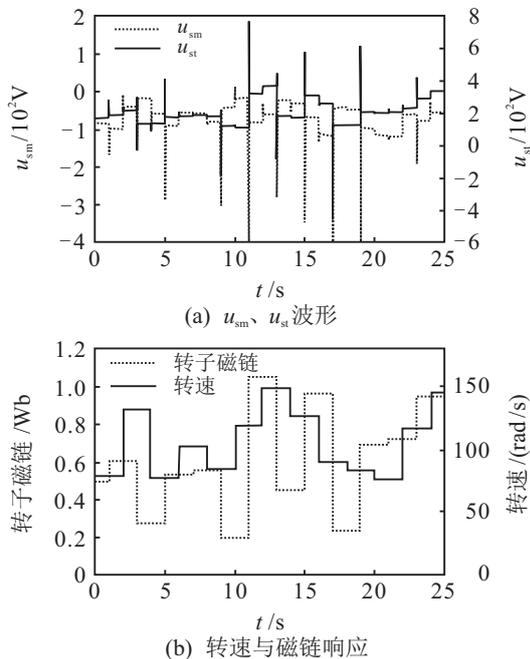


图3 激励信号及响应波形

为了覆盖感应电机在不同工况下的运行情况, 转子磁链给定和转速给定分别在 $0.1 \sim 1 \text{ Wb}$ 、 $40 \sim 160 \text{ rad/s}$ 之间随机变化, 给定信号的变化间隔为 2 s . 负载变化范围为: 在 $t = 5 \text{ s}$ 时, 从额定负载变化到 80% 的额定负载; 在 $t = 11 \text{ s}$ 时, 再跳变到 60% 的额定负载; $t = 17 \text{ s}$ 时, 变化到 30% 的额定负载; $t = 23 \text{ s}$ 时, 变化到空载. 在闭环系统中采集得到定子电压 m - t 轴分量 u_{sm} 、 u_{st} , 转子磁链 Ψ_r 和转速 ω_r 的值.

利用AP算法对 u_{sm} 、 u_{st} 以及 Ψ_r 、 ω_r 进行聚类. 如果分为 C 类, 则第 i 个子模型是以 Ψ_{ri} 、 ω_{ri} 为输入, u_{smi} 、 u_{sti} 为输出训练神经网络得到的. PSO算法参数选取如下: 粒子数 $N = 30$; 惯性因子为 $\omega = 0.6$; 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$; 迭代次数 $T = 50$; 迭代结束条件为适应值 $\text{fitness} < 1$, 或者迭代执行 50 次.

3.3 仿真结果

3.3.1 电机参数不变时解耦控制性能

本文通过AP聚类算法建立3个子模型. 控制器参数整定为 $K_{P1} = 175.4282$ 、 $K_{I1} = 56.3445$; $K_{P2} = 159.4172$ 、 $K_{I2} = 72.9466$.

由隶属度函数计算得到多模型权值, 其变化过程如图4所示. 电机在额定负载 $T_L = 7.5 \text{ N} \cdot \text{m}$ 下, 转速和磁链输入输出波形如图5所示.

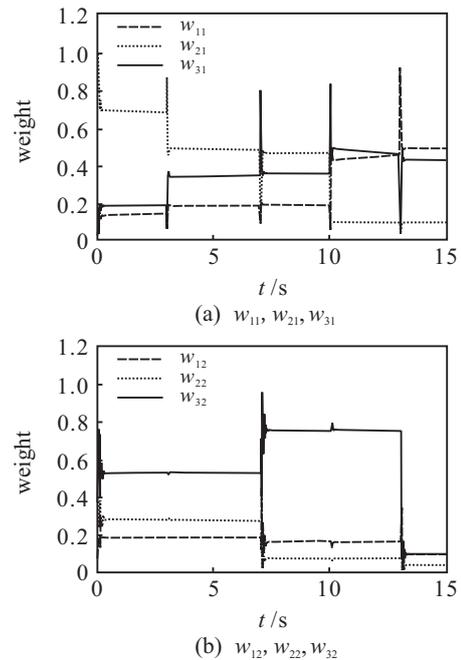


图4 权值变化曲线

磁链给定为: 在 $t = 3 \text{ s}$ 时, 从 0.55 Wb 跳变到 0.75 Wb ; 在 $t = 10 \text{ s}$ 时, 从 0.75 Wb 跳变到 0.95 Wb . 转速给定为: 在 $t = 7 \text{ s}$ 时, 从 65 rad/s 跳变到 95 rad/s ; 在 $t = 13 \text{ s}$ 时, 从 95 rad/s 跳变到 135 rad/s .

为了进行比较, 图5同时给出了神经网络 α 阶逆系统解耦方法的结果. 从图5可以看出, 本文方法在较大速度范围内都能实现很好的解耦控制, 获得与神经网络 α 阶逆系统解耦方法近似的动态解耦性能.

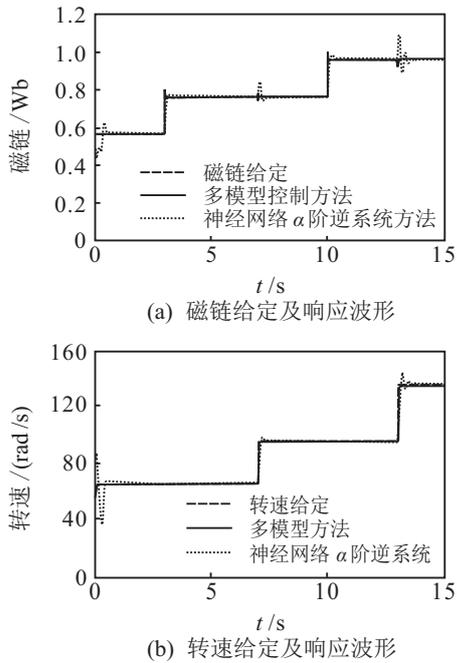


图 5 额定负载时多模型逆解耦控制

为了验证本文方法的鲁棒性,在 $t = 5\text{s}$ 时,将电机负载从额定负载跳变到 60% 额定负载,转速磁链给定参考图 5. 图 6 给出了在该变负载工况下,转速和磁链解耦控制情况.

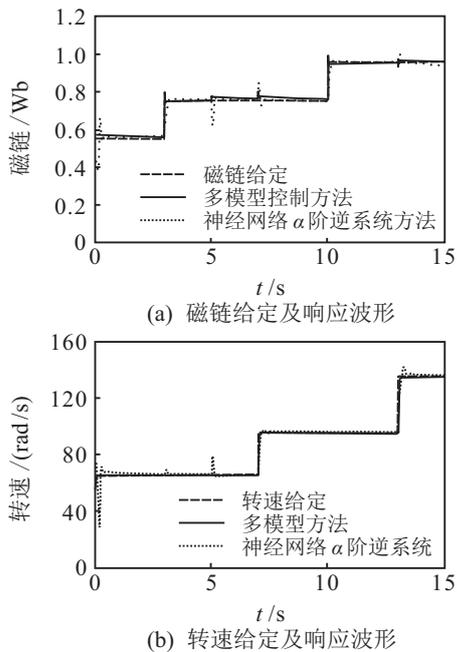


图 6 变负载时多模型逆解耦控制波形

从图 6 可以看出,与神经网络 α 阶逆系统解耦控制方法相比,多模型解耦方法中的磁链和转速受扰动变化较小,鲁棒性更强.

3.3.2 电机参数变化时解耦控制性能

随着电机工况变化,转子电阻值通常要发生变化.当电机转子电阻 R_r 连续变化且电机负载发生变化时,利用 PSO 算法在线调节多模型权值可以达到在线优化逆模型的目的,从而实现对电机的高性能解耦

控制.电机转子电阻 R_r 连续变化为

$$R_r = \begin{cases} R_{rN}, & t \leq 2\text{s}; \\ R_{rN} + 0.2(t - 2), & t > 2\text{s}. \end{cases} \quad (9)$$

仿真中,转子电阻变化的同时,在 $t = 5\text{s}$,电机负载从额定负载跳变到 60% 额定负载,转速磁链给定参考图 5. 利用 PSO 对多模型权值进行在线优化,权值的变化过程如图 7 所示. 图 8 同时给出了基于 PSO 在线优化的多模型逆解耦控制和神经网络 α 阶逆系统解耦控制响应曲线.

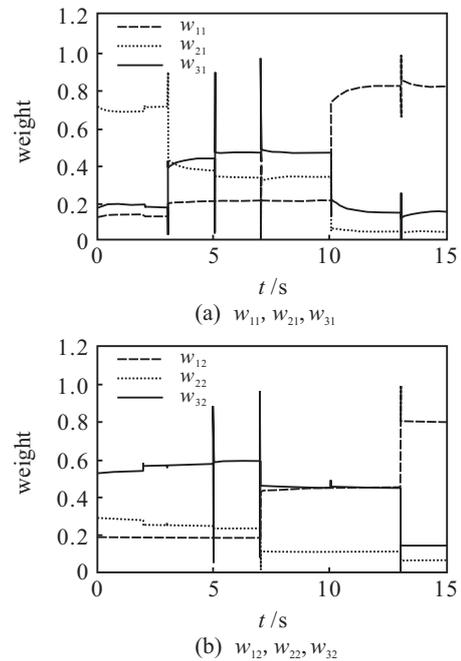


图 7 PSO 在线优化权值变化曲线

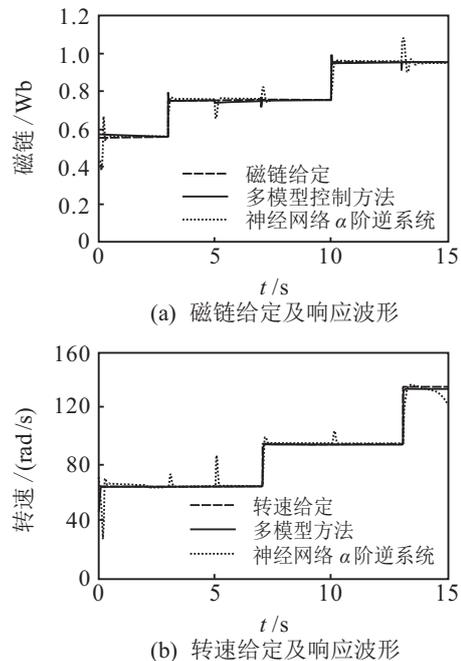


图 8 R_r 变化时多模型逆解耦控制波形

通过对比发现,在转子电阻变化前期(阻值变化较小),两种方法均能保持较好的解耦性能;在转子电阻变化后期(阻值变化较大),基于 PSO 在线优化的多

模型逆解耦控制仍然能获得较好的跟踪性能。但是, 因为逆模型失匹, 神经网络 α 阶逆系统解耦控制已不能实现对设定值的跟踪(见图 8(b) 中 13 s 后的波形)。

4 结 论

本文提出了一种感应电机多模型自适应解耦控制方法。该方法通过 AP 聚类算法对感应电机运行数据进行聚类, 采用隶属度函数设计子模型权值, 进而建立加权多模型逆, 并实现感应电机解耦控制。为了实现其自适应能力, 针对电机工况参数变化情况, 本文采用 PSO 算法在线优化子模型权值。仿真结果表明, 所提出的方法可以较好地实现感应电机系统的转子转速和磁链的解耦控制, 其自适应机制对电机工况参数变化具有较强的自适应能力。

在本文方法中, 感应电机多模型逆通过离线训练获得; PSO 仅需在线优化多模型逆子模型权值, 优化参数较少。这些设计在控制系统实现时可以有效减小计算量, 提高系统实时控制性能。

参考文献(References)

- [1] Feng G, Qi W, Zhang B, et al. Analysis and comparison of three-phase variable frequency PMSM with single-phase induction motor in household appliances[C]. 2011 Int Conf on Electrical Machines and Systems. Beijing: IEEE Press, 2011: 1-5.
- [2] Vargas L M, Jatskevich J, Marti J R. Load modeling of an induction motor operated with a variable frequency drive[C]. IEEE Canada Electric Power Conf. Vancouver: IEEE Press, 2008: 1-7.
- [3] Khan M, Kar N C. Speed tracking performance of fuzzy based vector control of induction motor drives for hybrid electric vehicles[C]. IEEE Canadian Conf on Electrical and Computer Engineering. Niagara Falls: IEEE Press, 2008: 607-610.
- [4] Liao Z L, Jia H P, Liu G H. Comparative study on vector control and differential geometry decoupling control method of induction motor[C]. Proc of the Eighth Int Conf on Electrical Machines and Systems. Nanjing: IEEE Press, 2005: 1539-1543.
- [5] Li Q, Yang L Y, Li Z X, et al. Stator flux and torque decoupling control of induction motor using inverse system method[J]. Proc of the CSEE, 2006, 26(6): 146-150.
- [6] Dai X, He D, Zhang X, et al. MIMO system invertibility and decoupling control strategies based on ANN α th-order inversion[J]. IEE Proc Control Theory and Applications, 2001, 148(2): 125-136.
- [7] 赵君, 刘卫国, 骆光照, 等. 永磁同步电机神经网络逆解耦控制研究[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(3): 90-95. (Zhao J, Liu W G, Luo G Z, et al. Decoupling control of PMSM based on artificial neural network inverse method[J]. Electric Machines and Control, 2012, 16(3): 90-95.)
- [8] Sun X, Luo S, Chen L, et al. A linearization control scheme for permanent magnet linear synchronous motors[J]. J of Computational and Theoretical Nanoscience, 2015, 12(3): 459-463.
- [9] 胡国龙, 孙优贤. 多模型控制方法的研究进展及其应用现状[J]. 信息与控制, 2004, 33(1): 72-76. (Hu G L, Sun Y X. Advances and application of multiple model control method[J]. Information and Control, 2004, 33(1): 72-76.)
- [10] 富月, 柴天佑, 岳恒. 一类非线性多变量系统的多模型自适应解耦控制[J]. 控制与决策, 2006, 21(2): 139-142. (Fu Y, Chai T Y, Yue H. Multiple models adaptive decoupling control for a class of nonlinear multivariable systems[J]. Control and Decision, 2006, 21(2): 139-142.)
- [11] 刘陆洲, 肖建, 王嵩, 等. 一种感应电机多模型解耦控制方法研究[J]. 控制与决策, 2010, 25(6): 852-856. (Liu L Z, Xiao J, Wang S, et al. Research on a decoupling control method of induction motor using multi-model[J]. Control and Decision, 2010, 25(6): 852-856.)
- [12] 张懿, 刘国海, 魏海峰, 等. 基于二次仿射传播聚类的非线性系统多模型 LSSVM 建模[J]. 控制与决策, 2012, 27(7): 1117-1120. (Zhang Y, Liu G H, Wei H F, et al. Multi-model LSSVM modeling for nonlinear systems based on twice affinity propagation clustering[J]. Control and Decision, 2012, 27(7): 1117-1120.)
- [13] 张今朝, 刘国海, 潘天红. 多电机同步系统的多模型辨识[J]. 电机与控制学报, 2009, 13(1): 138-142. (Zhang J Z, Liu G H, Pan T H. Multi-model identification to multi-motor synchronous system[J]. Electric Machines and Control, 2009, 13(1): 138-142.)
- [14] 戴先中, 张兴华, 刘国海, 等. 感应电机的神经网络逆系统线性化解耦控制[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 112-117. (Dai X Z, Zhang X H, Liu G H, et al. Decoupling control of induction motor based on neural networks inverse[J]. Proc of the CSEE, 2004, 24(1): 112-117.)
- [15] Zhang J, Tuo X G, Yuan Z, et al. Analysis of FMRI data using an integrated principal component analysis and supervised affinity propagation clustering approach[J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 2011, 58(11): 3184-3196.
- [16] Huan Z, Kun S. Research and experiment on affinity propagation clustering algorithm[C]. The 2nd Int Conf on Mechanic Automation and Control Engineering. Hohhot: IEEE Press, 2011: 5996-5999.
- [17] 王开军, 张军英, 李丹, 等. 自适应仿射传播聚类[J]. 自动化学报, 2007, 33(12): 1242-1246. (Wang K J, Zhang J Y, Li D, et al. Adaptive affinity propagation clustering[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(12): 1242-1246.)