

文章编号: 100226819(2001)0420131204

基于神经网络农用感应电动机直接转矩控制

刘国海, 成 立
(江苏理工大学)

摘 要: 提出了基于神经网络的直接转矩控制方法, 并应用到农用感应电动机的控制上。采用 Levenberg 优化方法进行网络训练, 用神经网络代替了传统的开关状态的选择, 实现交流电机的直接转矩控制。基于 MATLAB 对系统进行了仿真研究, 结果表明, 该方法和传统方法效果基本一致, 具有较好的控制和运行性能, 是研究运动控制的一种新方法。

关键词: 神经网络; Levenberg 优化法; 直接转矩控制; 感应电动机
中图分类号: TM 346; TP183 文献标识码: A

直接转矩控制 (Direct Torque Control, 简称 DTC) 是继矢量控制后交流传动领域一种新兴的控制方法, 它采用定子磁场定向, 直接在定子坐标系下计算转矩和磁链, 采用滞环调节器产生 PWM 信号, 直接对逆变器的开关状态进行最佳控制, 并控制电机的转矩和磁链, 以获得转矩的高动态性能^[1]。

神经网络是模拟人脑的结构, 模拟人的智能行为, 不需要精确的数学模型, 能够解决许多复杂的、不确定的、非线性的问题。由于人工神经网络并行的计算结构, 使得网络具有较快的计算速度, 因此可以把人工神经网络用在农用交流电机的运动控制上。文献[2]采用神经网络来估计交流电机的转速, 实现无速度传感器的矢量控制。文献[3]通过神经网络来估计交流电机的转子磁通。文献[4]通过神经网络对交流电机的定子电阻进行辨识, 以提高控制性能。本文采用人工神经网络实现农用感应电动机直接转矩的控制, 从训练方法和系统仿真两方面进行了研究, 神经网络代替了传统的开关状态选择, 实现交流电机的直接转矩控制。仿真结果表明, 该方法和传统方法效果基本一致, 具有较好的操纵性能。

性函数关系, 而前向多层感知神经网络 (MLP) 是常用而且有效的网络结构。如图 1 所示, 图 1a 为单层神经网络, 图 1b 为多层神经网络, 该网络具有快的学习速度, 好的鲁棒性和高的学习能力^[3,4]。图中 p_1 为神经网络的输入矢量, a_1 、 a_2 分别为隐含层和输出层的输出矢量, W 和 LW 分别为隐含层和输出层的权矢量, b_1 和 b_2 分别为隐含层和输出层的基值。

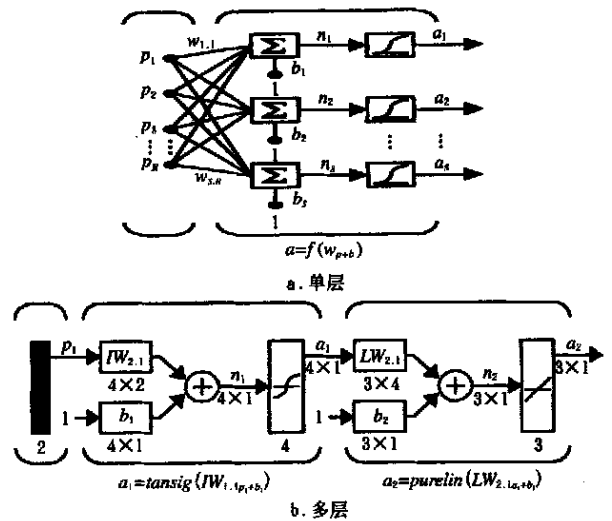


图 1 神经网络

Fig 1 Neural network

1 神经网络及其 Levenberg 优化算法

人工神经网络能模拟人的智能行为, 解决不确定、非线性、复杂的自动化问题, 可以映射任意非线性

象。象 QuastNewton 法一样, LevenbergMarquardt 优化方法具有二阶训练速度, 而无须计算 Hessian 矩阵, 因此可以大大缩短学习时间。当性能函数以误差平方和的形式表示时, Hessian 矩阵 H 可近似为

$$H = J^T J \quad (1)$$

收稿日期: 2000205216

基金项目: 江苏省应用基础基金项目 (BJ93028), 获江苏省科技进步三等奖

作者简介: 刘国海(1965-), 副教授, 博士生, 镇江市 江苏理工大学电气信息工程学院, 212013

梯度 g 可以表示为

$$g = J^T e \tag{2}$$

神经网络的权值调整率为

$$\Delta w = (J^T J + L I)^{-1} J^T e \tag{3}$$

式中 Δw —— 权值的修正量; e —— 网络的误差向量; J —— 误差对权值和基值微分的 Jacobian 矩阵; L —— 一个标量; I —— 单位矩阵。

通过把 Jacobian 矩阵子块化, 可以减少存储容量, 无须同时保存整个 Jacobian 矩阵。如

$$H = J^T J = \begin{bmatrix} J_1^T \\ J_2^T \end{bmatrix} [J_1 J_2] = J_1^T J_1 + J_2^T J_2 \tag{4}$$

当 L 很大时, 上式就接近于小步长的梯度法; 当 L 很小时, 采用近似的 Hessian 矩阵, 上式就变成了 Gauss—Newton 法, 在这种方法中, L 也是自适应调整的。

2 直接转矩控制的基本原理

直接转矩控制是按一定规律变化的开关状态来控制逆变器以达到直接控制转矩的目的, 而逆变器可以看成是三组开关, 因此可以实现 8 种状态。定子磁链矢量可以表示为

$$\psi_s = \int (u_s - R_s i_s) dt \tag{5}$$

式中 u_s, i_s, R_s —— 定子电压、定子电流和定子电阻。忽略在定子电阻上的电压降, 定子磁链就由电机定子绕组上施加的空间电压矢量决定, 在 t 时间内, ψ_s 的大小与 u_s 的大小和作用的时间 t 有关。如果合理地选择各空间电压矢量, 就可能获得幅值近似不变而又旋转的定子磁链, 即圆形轨迹定子磁链。

为了能准确地确定某瞬时定子磁链的空间位置, 将磁链空间均匀地分成 6 个区域, 每个区域占 60° 电角度, 分别标 $H(1), H(2), \dots, H(6)$, 如图 2 所示, 图中 u_1, u_2, \dots, u_6 为非零空间电压矢量, 定子磁链幅值的参考值用 $B_s^* \psi_s$ 表示, 定子磁链幅值的实际值用 $B_s \psi_s$ 表示, $2B_s \psi_s$ 为允许误差。在运行中, 要求定子磁链 $B_s \psi_s$ 能满足如下的关系

$$B_s^* \psi_s \leq B_s \psi_s \leq B_s^* \psi_s + 2B_s \psi_s \tag{6}$$

当定子原有磁链 $B_s \psi_s$ 位于 $H(2)$ 区域内, 则反复施加 u_2 和 u_3 空间电压矢量, 如图 2 所示。

用滞环控制来控制电动机的电磁转矩, 若定子磁链位于 $H(2)$ 区时, 则应选择 u_2 或 u_3 空间电压矢量, 视要求定子磁链增大或减小情况而定。无论选择

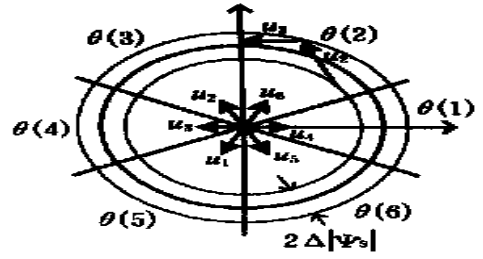


图 2 空间电压矢量和磁链轨迹

Fig 2 Space voltage vectors and flux track

u_2 或 u_3 空间电压矢量, 产生的电磁转矩瞬时值都要增大。当电磁转矩增大到与给定值 T^* 相等时, 滞环控制器输出为“0”信号, 这时逆变器选零空间电压矢量状态。每一种空间电压矢量都可对定子磁链及电磁转矩产生影响。

根据定子磁链位置检测信号 $H(N)$ 、滞环控制信号 D_T 和 D_T 来选择合适的空间电压矢量, 进行控制, 达到直接转矩的控制目的。图 3 为直接转矩控制系统结构框图。

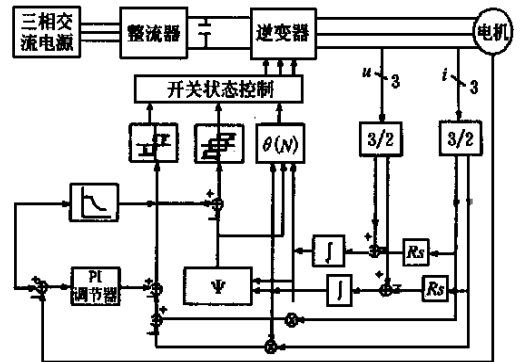


图 3 直接转矩控制系统结构框图

Fig 3 The structure of direct torque control system

3 神经网络 Levenberg 训练

直接转矩控制中的开关状态选择采用神经网络来代替, 该网络具有一层隐含层, 隐含层中神经元的个数取 3 种分别为 9、11、13。输入为 3 个单元, 分别对应为定子磁链位置检测信号 $H(N)$ 、磁链 D_T 和转矩滞环控制信号 D_T 。输出也为 3 个单元, 分别对应 3 个开关状态。通过仿真产生几组训练数据, 在训练时, 采用 Levenberg Marquardt 法。图 4 给出了隐含层为 9、11、13 个单元用 Levenberg Marquardt 法 50 次训练的总平方误差, 目标误差为 0.01。图中横坐标为训练次数, 纵坐标为训练的总平方误差。

当隐含层的神经元的个数太少时, 训练结果不能满足要求, 当隐含层的神经元的个数太多时, 训练

时间太长, 从图中看出 11 个单元较合适, LevenbergMarquardt 法符合要求。

4 系统仿真

带神经网络控制的直接转矩控制系统的系统仿真框图如图 5 所示。

本文对一四极电机进行了仿真, 其额定功率为 10 kW, 额定电压为 380 V, 额定电流为 19.7 A, 额定转速为 1460 r/min。在感应电机动态仿真中均以标么值计算, 在仿真计算实验中, 采用了 MATLAB 神经网络工具箱和电力系统工具箱, 并利用自制的感应电动机模型和直接转矩控制系统仿真模型^[5]。

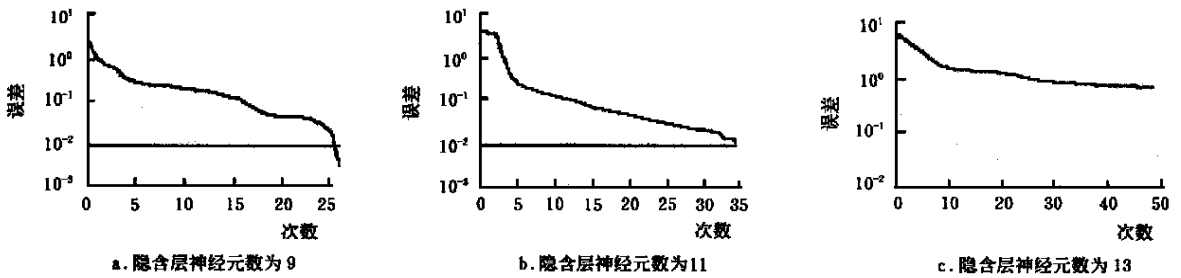


图 4 隐含层不同神经元数的LevenbergMarquardt法训练结果

Fig 4 Training results of LevenbergMarquardt in different hiding neural elements

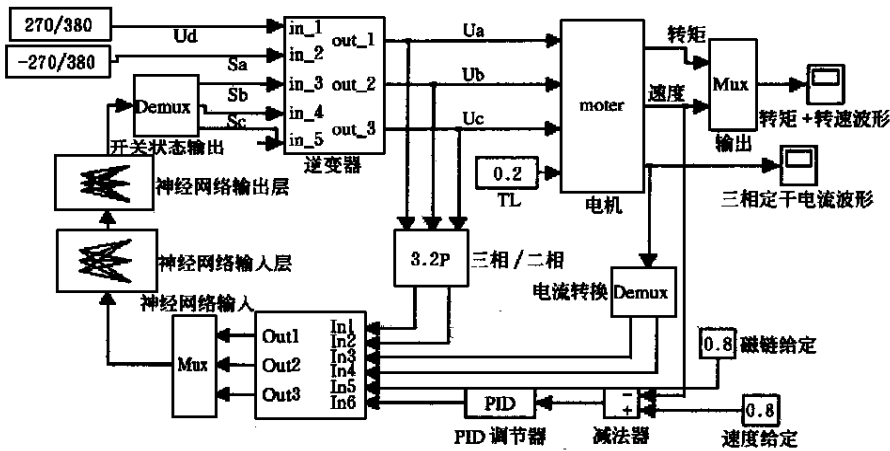


图 5 DTC 神经网络控制系统的MATLAB 仿真框图

Fig 5 DTC neural network control system with MATLAB

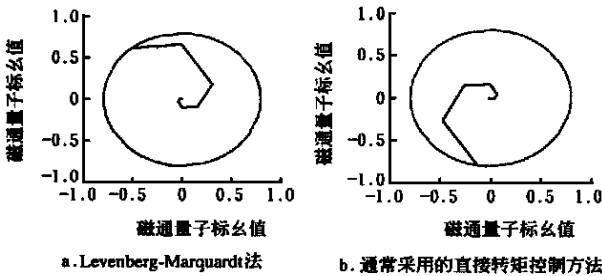


图 6 不同方法的定子磁链轨迹的仿真结果

Fig 6 Simulated results of stator magnetic flux using different methods

图 6 分别给出采用了LevenbergMarquardt法和传统方法的仿真结果(磁链轨迹), 图中横坐标和

纵坐标的单位都为Wb (Wb= 1 V · s), 采用标么值, 从图中可以看出, 采用LevenbergMarquardt法和常用的直接转矩控制结果相一致。图 7 也给出了相应的电流、速度和转矩的结果, 7a、7b 分别为LevenbergMarquardt法和传统直接转矩控制方法的三相电流波形, 横坐标为时间, 单位为秒, 纵坐标为电流的标么值, 因此无单位, 7c、7d 分别为LevenbergMarquardt法和传统直接转矩控制方法的转矩和转速波形, 横坐标为时间单位为秒, 纵坐标为转矩和转速的标么值。

与传统的直接转矩控制方法相比, 基于神经网络控制的直接转矩控制系统具有如下的特点:

- 1) 系统简单, 当采用多位式的滞环控制时尤为明显。
- 2) 由于神经网络采用离线训练, 因此可以获得较好的实时性。
- 3) 可以把定子电阻的神经网络辨识与之相结合, 进一步提高性能。

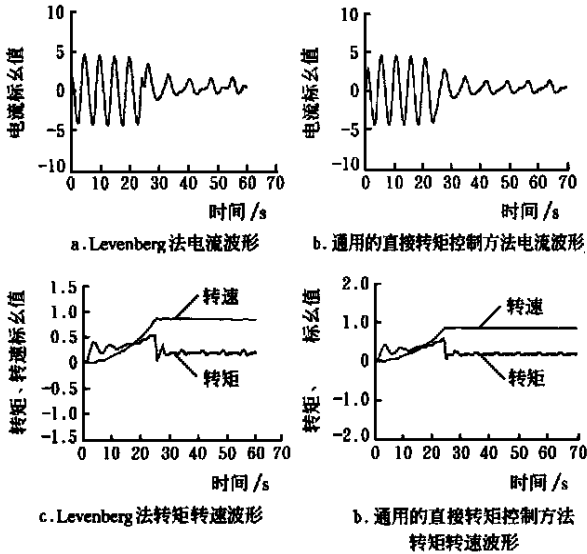


图7 对应不同算法的定子电流、转速和转矩仿真波形

Fig 7 Simulated results of stator current, torque and speed using different methods

5 结论

本文基于神经网络方法实现感应电动机直接转矩控制系统, 训练采用Levenberg 优化方法, 用神经网络代替了传统的开关状态选择。基于MATLAB对系统进行了仿真研究, 仿真结果表明, 选择合适的隐含层的神经元数可以获得满意的结果。该方法和传统方法结果基本一致, 具有较好的控制和运行性能, 是研究运动控制的一种新方法。

[参考文献]

- [1] Isao Takahashi, et al High performance direct torque control of an induction motor[J]. IEEE, 1989, IA 225 (2): 257~ 263
- [2] Shyhjier H, et al Sensorless speed identification of vector controlled induction motors via neural network based estimation[J]. Electric Power Systems Research, 1998, 48: 1~ 10
- [3] Marino P, et al Linear quadratic state feedback and robust neural network estimator for field oriented controlled induction motors[J]. IEEE Trans Industrial Electronics, 1999, IE246(1): 150~ 161.
- [4] 刘国海等 感应电动机定子电阻的神经网络辨识[J]. 仪器仪表学报, 2000, 21(5A): 181~ 184
- [5] 刘国海等 一种感应电动机系统的仿真[J]. 电工技术杂志, 1998, 131(5): 11~ 14

Agricultural Induction Motor Direct Torque Control Using Neural Networks

Liu Guohai, Cheng Li

(College of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In this paper, a novel approach to direct torque control to control the induction motor is presented. This method is based on the theory of the NN algorithm. The learning arithmetic of Levenberg-Marquardt is used. The Neural Networks replace the choice of switching states. With MATLAB, the simulation is conducted, and the results show that the direct torque control system using this method has the same performance as conventional direct torque control. This motivates further research in the application of neural networks to new types of controllers in motor drive industry.

Key words: neural networks; Levenberg-Marquardt arithmetic; direct torque control; induction motor