

基于多层前向神经网络的基波检测方法

贾俊川¹, 李大勇², 李卫国¹, 易永利¹

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206; 2. 安阳供电公司, 河南 安阳 455000)

摘要: 基波检测是系统控制和电能质量调节装置的一项很重要的任务, 检测方法的精确性和实时性是系统可靠控制和有效调节的基础和关键。提出了一种基于多层前向人工神经网络实现基波检测的方法, 检测网络采用误差反向传播的神经网络, 结合电力系统中畸变波形的特点生成训练样本, 并对神经网络的结构和参数进行了优化研究。该方法可以快速而准确地检测出畸变电网中的基波信号, 仿真与实验均表明其具有优良的检测效果和跟踪速度, 而且具有一定的泛化和外推能力, 对于未经训练的含有更高次谐波的样本同样具有良好的检测能力。

关键词: 基波检测; 系统控制; 电能质量; 系统谐波特点; 人工神经网络; 仿真实验

An approach to fundamental detection based on multi-layered feed forward neural network

JIA Jun-chuan¹, LI Da-yong², LI Wei-guo¹, YI Yong-li¹

(1. North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Anyang Power Supply Company, Anyang 455000, China)

Abstract: Fundamental detecting is a very significant task of system controlling and power quality adjusting. The accuracy and real time of the method are the fundament and key to reliable system control and power quality adjusting. A novel fundamental detection approach based on multi-layered feed forward artificial neural network is proposed in this paper. This method adopts BP network (Back-Propagation). The paper selects training samples elaborately and carefully to let them cover almost all conditions or contain all information but also with no redundancy. Taking the characteristic of signals in power system into account, this paper optimizes the structure and parameters of the network, like the layers and nodes and so on. The validity of the approach is exactly proved by the excellent experimental and simulating results with MATLAB. It demonstrates that this approach has the ability of detecting the fundamental signal quickly and accurately from power system network with harmonics and aberrance. This method has the advantage of generalization performance and extrapolating capability. As far as the untrained samples as concerned, which contain much higher harmonics, it also has the same good performance.

Key words: fundamental detecting; system control; power quality; signal wave characteristic; artificial neural network; simulation

中图分类号: TM935.2; TM7 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)19-0101-05

0 引言

电网中非线性负荷的增多和负荷频繁变动对电能质量的影响日益严重, 随着现代科学技术的发展, 用户对电能质量的要求却在不断提高。目前, 已有多种形式的基于电力电子技术的电能质量调节装置, 如不间断电源、有源滤波器、静止无功发生器等。这些电能质量调节装置要发挥自身的作用, 都需要快速而准确地提取基波信号, 在电压或电流畸变或相位波动的情况下, 基波提取的精度和速度对电能质量调节装置的性能有很大的影响。因此, 如何保证在电网电压出现畸变的情况下迅速而准确地检测出电网电压的基波分量是系统分析和解决电能质量问题的基础和关键^[1-3]。

目前, 主要有两种方法被普遍地用于电网电压基波分量的检测^[1]。一种方法是采用滤波器对畸变或波动的电网电压进行滤波, 而后补偿滤波器的相位。这种方法受外界影响大, 滤波效果对系统参数十分敏感, 尤其当电网中含有直流偏置时, 将无法彻底将直流分量从信号中滤除; 另一种方法是由过零检测和信号发生两部分组成。其中, 过零检测用来确定电网电压的零相位点, 由锁相环来实现与电网电压的相位同步; 用信号发生的方法产生一个与电网同步、幅值固定的正弦信号作为基波电压信号。但是在电网电压畸变时, 电压过零点可能出现波动, 或多次过零, 过零检测将引入很大的误差甚至检测错误。

鉴于上述问题, 本文提出一种基于人工神经网络

络的基波检测算法。该方法充分利用人工神经网络自学习能力和具有逼近任意非线性函数的特点,通过选择合适的样本和离线训练,达到基波检测的目的。仿真实验表明该算法具有良好的跟踪效果,检测精度高。

1 任意波形信号与其基波的关系

假定任一周期为 T 的信号 $f(t)$, 通过傅里叶分解可展开为:

$$f(t) = a_0 + \sum_n c_n \cos(n\omega t + \phi_n) \quad (1)$$

其中: ω 是信号基频角速度。则 $n=1$ 时对应的基波幅值和相位分别为

$$c_1 = \sqrt{a_1^2 + b_1^2}, \quad \phi_1 = \text{tg}^{-1}\left(\frac{-b_1}{a_1}\right) \quad (2)$$

$$a_1 = \frac{2}{T} \int_0^{+T} f(t) \cos \omega t dt$$

$$b_1 = \frac{2}{T} \int_0^{+T} f(t) \sin \omega t dt \quad (3)$$

由式(3)知, 傅里叶系数实际上是考察信号 $f(t)$ 含有多少份量的 $\cos \omega t$ 和 $\sin \omega t$ 。因此, 任意给定一个信号, 总对应一定的基频分量, 即信号波形与其基波分量存在一定的对应关系。假设所有信号构成的空间是 $f(A)$, 对应的基波构成的空间是 $f(B)$, 则可以证明从 $f(A)$ 映射到 $f(B)$ 是单射的关系。

实际上, 这个单射关系也适合于任意次谐波分量。因此, 本文介绍的基波检测方法也适用于任意次谐波成分的检测。

2 基于神经网络的基波检测电路

前向神经网络是目前研究较多的人工神经网络, 其最重要的功能就是强大的非线性映射的能力^[2,4,5,10]。研究表明, 对一个三层网络, 只要隐层神经元足够多, 总可以实现从输入到输出的任意非线性映射。图 1 是基于前向网络的基波检测电路。网络的输入是待测量信号, 离线训练时它是信号在一个周期的采样值, 而在线训练时它是信号的一系列时延值。 x_i 是其 m 个采样值之一, y_j 是对应时刻的基波分量, $i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n$ 。

2.1 网络学习算法

基于误差后向传播神经网络中, 学习算法有两个阶段。第一阶段(正向过程), 输入信息从输入层

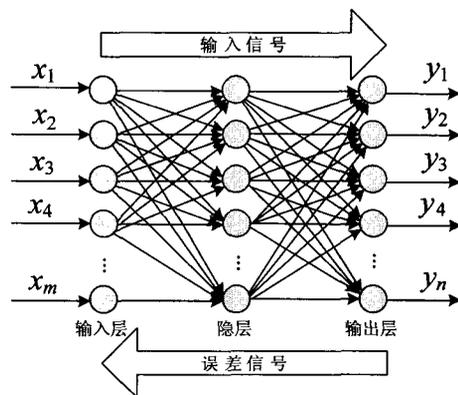


图 1 基于神经网络的基波检测电路

Fig.1 Fundamental detection circuit based on artificial neural network

经隐层逐层计算各单元的输出值; 第二阶段(反向传播过程), 输出误差逐层向前传播, 并修正各层权值。

设 w_{ij} 是输入层到隐层神经元 j 的权值, θ_j 为隐层神经元 j 对应的阈值, $\varphi(\bullet)$ 为隐层的激活函数, w_{jk} 是隐层到输出层神经元 k 的权值, θ_k 为输出层神经元 k 对应的阈值, $\varphi(\bullet)$ 为输出层的激活函数。则网络的输入输出变换关系为:

$$y_k(p) = \varphi\left(\sum_{j=1}^n yy_{jk}(p) \times w_{jk}(p) - \theta_k\right) \quad (4)$$

其中: $yy_j(p) = \varphi\left(\sum_{i=1}^m x_i(p) \times w_{ij}(p) - \theta_j\right)$ 为隐层神经元的输出。

用输入序列 $x_1(p), x_2(p), \dots, x_m(p)$ 和期望的输出 $y_{d1}(p), y_{d2}(p), \dots, y_{dn}(p)$ 来激活网络。根据实际输出与目标值的误差修正网络中的权重。

①更新输出层神经元的权重

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p) \quad (5)$$

其中: $\delta_k(p) = \frac{\partial y_k(p)}{\partial YY_k(p)} \times (y_{dk}(p) - y_k(p))$ 为输出层神经元的误差斜率, $YY_k(p)$ 为神经元 k 的净权重输入, α 为学习速率。

②更新隐层神经元的权重

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \times x_i(p) \times \delta_j(p) \quad (6)$$

其中: $\delta_j(p) = \frac{\partial yy_j(p)}{\partial X_k(p)} \times \sum_{k=1}^n \delta_k(p) w_{jk}(p)$ 为隐层神

经元的误差斜率, $X_k(p)$ 为神经元 j 的净权重输入。

直到训练完所有样本, 判断网络全局误差是否在收敛范围内。若满足, 则终止^[4,5]。

2.2 隐层数和隐节点数的确定

网络的隐层数和隐节点数决定了网络的规模, 而网络的规模与其性能密切相关。实验表明, 网络规模过小, 隐节点数过少, 网络不具有必要的学习和信息处理能力; 反之, 隐节点数过多, 不仅会大大增加网络结构的复杂性(这一点对硬件实现的网络尤其重要), 网络在学习过程中更易陷入局部极小点, 而且会使网络的学习速度变得很慢^[6]。因此, 确定网络规模即隐层数和隐层节点数是神经网络设计的一项重要内容。

BP 定理说明三层网络足以实现任意的非线性映射。而每增加一层, 计算量将呈指数倍增加。因此, 本文采用一个隐含层, 即三层网络结构。网络结构图见图 1 所示。

文献[6]用最小二乘法拟合了三层网络中隐节点数与输入节点数和输出节点数的关系:

$$s = \sqrt{0.43mn + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.35} + 0.51 \quad (7)$$

其中: s 为隐节点数, m 为输入节点数, n 为输出节点数。

2.3 训练样本的形成

样本在神经网络的学习中占有非常重要的地位, 其中蕴含的信息直接影响着网络的性能。样本集是否具有代表性, 决定了网络的学习效果。

一个训练集可以用样本集的大小即数据量以及数据分布来描述^[7-9]。其对训练的影响, 可简单描述为: 当数据量过少时, 样本不能蕴含系统所有的信息, 易出现训练不足, 网络的泛化能力差; 反之, 则容易出现过训练, 使训练集中包含许多相近甚至相同的样本, 出现大量的冗余信息, 不仅需要花费更多的训练时间, 使网络训练速度减慢, 而且这些冗余信息可能会造成样本空间不平衡, 产生对某些样本的过学习现象。

因此, 对于一个模式的样本数据集来说, 它应该尽可能地包括该模式的各个种类, 样本的分布也应该尽量满足其实际应用中的分布情况。

假定电力系统中非正弦周期电压可用傅里叶级数展开如下:

$$u(t) = U_0 + U_{1m} \sin(\omega t + \varphi_1) + U_{3m} \sin(3\omega t + \varphi_3) + U_{5m} \sin(5\omega t + \varphi_5) + U_{7m} \sin(7\omega t + \varphi_7) + \dots$$

考虑到电力系统中典型的非线性负载所产生的畸变波形, 大多是奇次谐波, 其谐波的比重并不大^[10-16], 且谐波次数越高幅值越小; 另外, 电压或电流波形可能会出现直流量的偏置, 即平均值不为零的情况。因此, 所选的典型样本集为如下组合:

- (1) 基波分量+直流量。
- (2) 基波分量+三次谐波。
- (3) 基波分量+五次谐波。
- (4) 基波分量+七次谐波。
- (5) 基波分量+三次谐波+五次谐波。
- (6) 基波分量+三次谐波+七次谐波。
- (7) 基波分量+五次谐波+七次谐波。
- (8) 基波分量+三次谐波+五次谐波+七次谐波。

上述组合中, 直流量不超过基波最大值的 1/10, 三次谐波幅值不超过基波幅值的 1/3, 五次谐波幅值不超过基波幅值的 1/5, 七次谐波幅值不超过基波幅值的 1/7。

3 仿真与实验研究

用上述训练样本对训练图 1 所示的检测电路。采用离线方法训练网络, 当基波的频率为 50 Hz 时, 采样周期取一个周期 129 个点。因此, 输入层神经元数目是 129, 则输出层神经元也是 129, 对应相应采样时刻的基波瞬时值。根据公式, 算得隐节点数为 98。

图 2 是训练过程中的误差曲线。

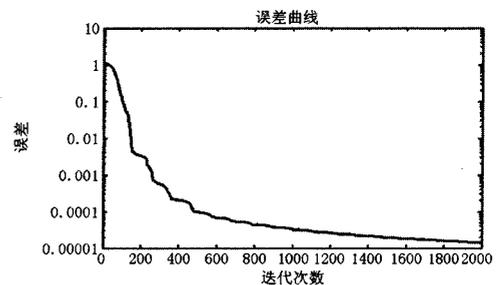


图 2 训练误差曲线

Fig.2 Curve of training error

现在就可以对已训练好的网络进行测试, 检验该网络对未训练样本的检测精度。图 3 分别是在不同谐波成分下(幅值归一化到 1)用训练的网络进行基波检测的结果。

由图 3 可看出, 该训练网络具有很好的检测效果。训练网络时, 只选择了较低次谐波, 但用未曾训练的高次谐波(11 次谐波)进行测试时, 依然得到很好的检测效果, 检测最大误差也只有 0.0056, 如图 3(d)所示。

为了进一步增强网络的泛化能力和外推能力，可以在容易获得更多的训练样本时，通过增加训练样本本来提高网络的推广和泛化能力。这当然会使网

络训练时间加长，但对于离线训练来说问题并不是太大^[11]。

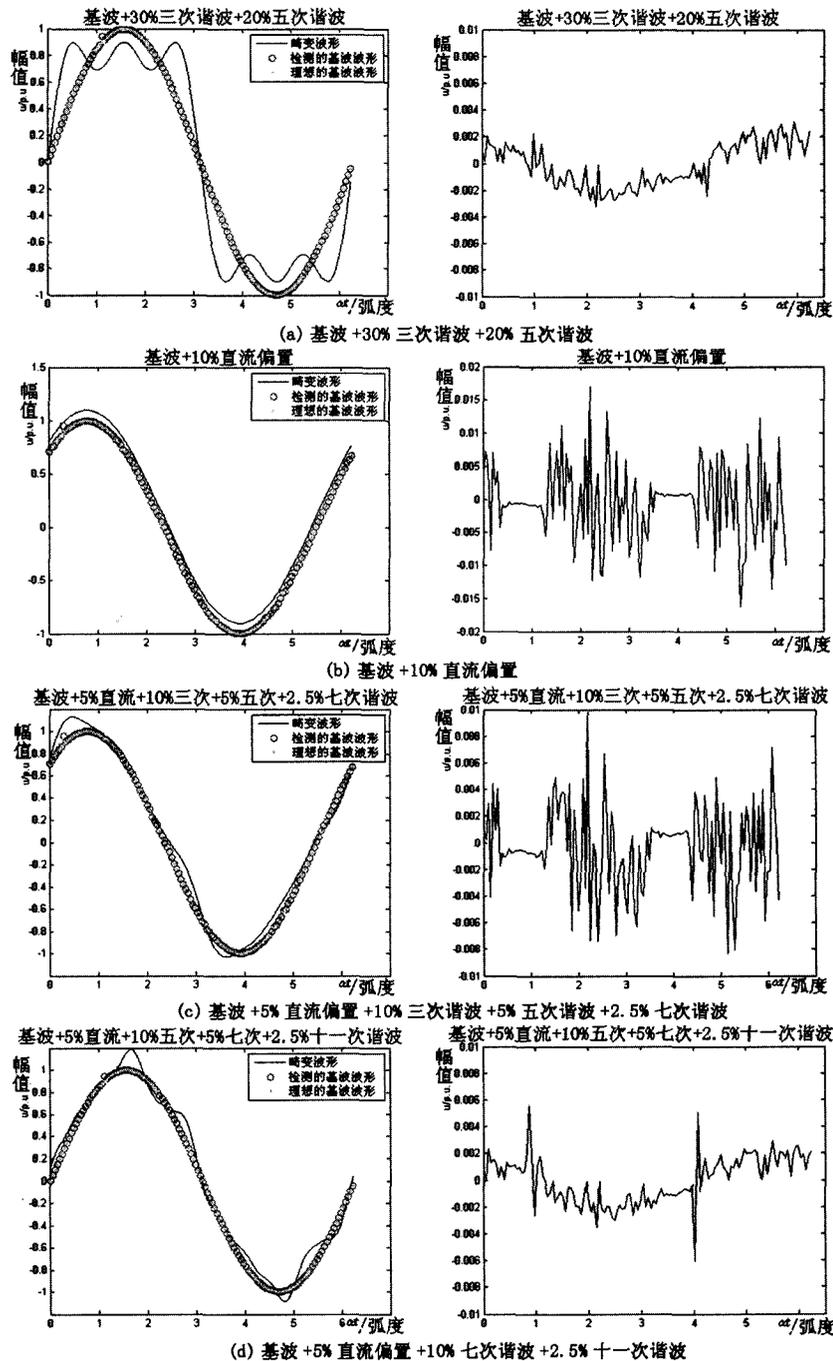


图3 (a) (b) (c) (d) 分别是不同畸变情况下的检测波形及误差曲线，各图左边为检测信号的波形，右边是检测误差曲线
Fig.3 (a) (b) (c) (d) are detected waves and error curves in different conditions, and the left are detected waves, the right are curves of detecting error

为检验该网络在实际系统的检测能力，特采集一个工频周期含有白噪声的电压信号，并对采样值

进行归一化处理，表1是对此电压信号的三次测量结果，其再次验证了该基波检测器具有良好的检测

精度。

表 1 实际电压检测结果

Tab.1 Detecting results from voltage

序号		1	2	3
绝对 误差	最大	0.037 5	0.037 5	0.037 5
	最小	-0.022 3	-0.012 8	-0.017 7
平均 误差	最大	0.037 5		
	最小	-0.071 6		

4 结论

结合神经网络的自适应、自组织和学习能力, 以及容易实现非线性映射的特点, 本文介绍了采用神经网络用于基波检测的方法。仿真与实验均表明, 基于多层前向神经网络的基波检测方法能够快速精确地进行基波分量检测和跟踪, 与传统的基于傅里叶变换的检测方法相比, 大大简化了运算量, 缩短了计算时间, 具有很大的优越性。

参考文献

- [1] 李达义, 陈乔夫, 熊娅俐, 等. 一种简单实用的基波检测方法[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(21): 54-57. LI Da-yi, CHEN Qiao-fu, XIONG Ya-li, et al. A Simple Approach to Fundamental Current Detection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(21): 54-57.
- [2] 张林利, 王广柱. 一种基于人工神经网络的谐波测量新方法[J]. 电力系统自动化学报, 2004, 16(2): 40-43. ZHANG Lin-li, WANG Guang-zhu. New Artificial Neural Network Approach for Measuring Harmonics[J]. Proceedings of Electric Power System and Automation, 2004, 16(2): 40-43.
- [3] 李国勇, 刘汉奎, 徐殿国, 等. 一种电网电压基波分量的实时检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(2): 83-88. LI Guo-yong, LIU Han-kui, XU Dian-guo, et al. A Real-time Method for Detecting the Fundamental Component of Line Voltage[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(2): 83-88.
- [4] Negnevitsky M. 人工智能[M]. 顾力翔, 沈晋惠, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [5] Fredric M. Ham Ivica Kostanic. 神经计算原理[M]. 叶世伟, 王海娟, 译. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [6] 高大启. 有教师的线性基本函数前向三层神经网络结构研究[J]. 计算机学报, 1998, 21(1): 80-86. GAO Da-qi. On Structures of Supervised Linear Basis Function Feedforward Three-layered Neural Networks[J]. Chinese Journal of Computers, 1998, 21(1): 80-86.
- [7] 郝红卫, 蒋蓉蓉. 基于最近邻规则的神经网络训练样本选择方法[J]. 自动化学报, 2007, 33(12): 1247-1251. HAO Hong-wei, JIANG Rong-rong. Training Sample Selection Method for Neural Networks Based on Nearest Neighbor Rule[J]. ACTA Automatica Sinica, 2007, 33(12): 1247-1251.
- [8] 刘刚, 张洪刚, 郭军. 不同训练样本对识别系统的影响[J]. 计算机学报, 2005, 28(11): 1923-1928. LIU Gang, ZHANG Hong-gang, GUO Jun. The Influence of Different Training Samples to Recognition System[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(11): 1923-1928.
- [9] 刘彩虹. 一种优化 BP 神经网络训练样本的方法[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2007, 24(3): 51-53. LIU Cai-hong. An Approach to Optimize the Training Samples of BP Neural Network [J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science Edition), 2007, 24(3): 51-53.
- [10] 汤胜清, 程小华. 一种基于多层前向神经网络的谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(18): 90-94. TANG Sheng-qing, CHENG Xiao-hua. A Harmonic Measuring Approach Based on Multilayered Feed Forward Neural Network[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(18): 90-94.
- [11] 王群, 吴宁, 王兆安. 一种基于人工神经网络的电力谐波测量方法[J]. 电力系统自动化, 1998, 22(11): 35-39. WANG Qun, WU Ning, WANG Zhao-an. A Measuring Approach of Power Harmonics based on Artificial Neural Network[J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22(11): 35-39.
- [12] Abdelaziz Zouidi, Farhat Fnaiech, Kamal Al-Haddad, et al. Artificial Neural Networks as Harmonic Detectors[A]. in: IEEEIECON 2006-32nd Annual Conference on Industrial Electronics, [C]. 2006. 2889-2892.
- [13] HU Qing, GUO Qing-ding, YU Dong-mei, et al. A Novel ANN-based Adaptive Harmonic Current Detecting Method for Active Power Filters[A]. in: Transmission and Distribution Conference and Exhibition[C]. Asia and Pacific: 2005. 1-5.
- [14] Zouidi A, Fnaiech F, Al-Haddad K. A Multi-layer Neural Network and an Adaptive Linear Combiner for On-line Harmonic Tracking[J]. Intelligent Signal Processing, 2007: 1-6.
- [15] Negnevitsky M, Ringrose M. Monitoring Multiple Harmonic Sources in Power Systems Using Neural Networks[J]. Power Tech, IEEE Russia, 2005: 1-6.
- [16] Mazumdar J, Harley R G, Lambert F C, et al. Intelligent Tool for Determining the True Harmonic Current Contribution of a Customer in a Power Distribution Network[J]. IEEE Trans on Industry Applications, 44(5): 1477-1485.

进线缺相时电机的端电压的实测值。

表1 电动机缺相时的端电压

Tab.1 Lack phase at the time of the motor terminal voltage

电压类别 电机规格	U_{ab}/V	U_{bc}/V	U_{ca}/V	U_n/V	正常时线电压 的实测值	正常时相电压 的实测值
4 kW, Δ 接法, $n=1440$ r/min	363	396	346	180	396	225
2.2 kW, Y接法, $n=1440$ r/min	332	381	343	180	381	218

从表1中发现一个很奇怪的问题:图2中因A相已断, U_{ab} 和 U_{ca} 在数值上似乎应该都等于 $\frac{U_{bc}}{2}$, 然而实际的测量值却比 U_{bc} 低30~50V, 但远远大于 $\frac{U_{bc}}{2}$, 这是为什么呢?

我们知道,电机在运行中由于某种原因突然断相(如熔体的熔断),电机在脉动磁场的作用下能继续保持运转状态,此时旋转的转子在脉动的磁场的作用下能感生出电流,这个电流在电机中产生磁场,并与故障相的绕组产生相对运动而在该绕组内部产生感应电动势^[1]。闭合回路的感应电动势按法拉第定律由式(1)计算:

$$\oint_l E \cdot dl = - \iint_s \frac{\partial B}{\partial t} \cdot dS + \oint_l (v \times B) \cdot dl \quad (1)$$

式中: E 为感应电动势; B 为磁感应强度; S 为闭合回路的曲面; t 为时间; v 为导体与磁场的相对速度; l 为导体的长度。

式(1)的右式的前部分称为变压器电动势,后部分称为发电机电动势;电动机缺相运行时,当负载加重时,转子的感生电流变大,所以磁感应强度 B 也加大;同时转子转速变慢,转子形成的磁场旋转速度 v 变慢。由于 B 与转子的感生电流存在着非线性关系, B 和 v 相比, v 起了主要作用,所以随着电动机的转速下降 U_{ab} 和 U_{ca} 在数值上将逐渐下降

接近于 $\frac{U_{bc}}{2}$ 。

由以上的实例和分析可知,在负载不太大的情况下,无论是 Δ 接法或Y接法电动机,当系统断某一相时,如接触器控制电压的其中一线取自于故障相,均能使之保持在吸合状态。仅当电动机负载的增加而使它转速大大降低时,则随着故障相的感应电动势降低而使接触器或欠压脱扣器释放。

3 结论

综上所述,在一般情况下,接触器不宜当做电动机缺相保护的元件,因为在断相情况下,接触器的二次回路容易受故障相电机绕组的电动势影响而保持吸合状态。在工程中利用图1的这种方法来实现电动机的缺相保护是很少见的,但有不少电工错误地认为接触器甚至是万能式断路器的欠压脱扣器可以有这种保护功能,在此建议各位要选电动机保护器来保护电动机,千万不要贪小失大。

参考文献

- [1] 蒙杏雄,蓝进举,欧为彬.三相电动机缺相运行灯泡监视法试析(中学教材分析)[J].广西师范大学学报(哲学社会科学版),1975,(1):69-70.

收稿日期:2008-07-09

作者简介:

叶建光(1970-),男,本科,工程师,从事低压开关柜的设计、检验及售后服务。E-mail: yejg002@163.com

(上接第105页 continued from page 105)

收稿日期:2009-03-19; 修回日期:2009-05-18

作者简介:

贾俊川(1983-),男,博士研究生,研究方向为电力系统分析、运行与控制;E-mail: jiajunchuan@126.com

李大勇(1963-),男,工程师,主要从事电力系统信息化研究;

李卫国(1954-),男,博士,博士生导师,研究方向为电力系统分析、运行与控制。