

基于灰色神经网络高速永磁电机 试验效率评估

曹嘉豪¹, 刘津瑜¹, 许辉¹, 林智雪², 张克非²

(1. 西南科技大学 理学院, 四川 绵阳 621010;

2. 西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010)

摘要: 为了打破传统电机检测技术分析效率低、同步性差的局限, 提出基于多参数评价的高速永磁电机动态性能评估模型; 采用了热卡填充填补缺失值完成预处理, 设计灰色关联度模型 (GRA) 得到各类属性列之间关联度, 利用了贪心并查集思想得到降维后的 4 列电机属性参数, 建立了一个 4-5-1 的三层神经网络结构; 通过改变贪心算法得到的期望属性组数到 5 组并增加神经网络的参数设置, 实现了电机测试数据分析模型的优化改进; 在允许相对误差 0.05 的范围内, 永磁同步电机 (TB-416G-30-5 型) 运行效率预测准确度从 90% 提高到 94%, 试验表明: 优化的灰色 BP 神经网络模型能有效适用于预测电机运行效率, 在电机制造的智慧生产及机器学习在电机评估方面的应用有重要意义。

关键词: 高速永磁电机测试; 灰色 BP 神经网络组合模型; 热卡填充; 贪心并查集算法

Test Efficiency Evaluation of High-speed Permanent Magnet Motor Based on Gray Neural Network

Cao Jiahao¹, Liu Jinyu¹, Xu Hui¹, Lin Zhixue², Zhang Kefei²

(1. College of Science, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;

2. College of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: To break the the limitations as slow analysis efficiency and poor synchronization, a dynamic performance evaluation model for high-speed permanent magnet motors based on multi-parameter evaluation is proposed. The hot card is used to fill in missing values to complete preprocessing. The grey relational analysis model (GRA) is designed to obtain the correlation between various attribute columns. The four-column attribute parameters of the motors after dimensionality reduction are obtained through the set of thoughts. A 4-5-1 three-layer neural network structure was established. By changing the number of expected attribute groups obtained by the greedy algorithm to 5 groups and increasing the parameter settings of the neural network, the optimized motor test data analysis model was designed. Within the range of allowable relative error that is 0.05, The accuracy of the prediction of operating efficiency has been increased from 90% to 94%. The experiments show that the optimized gray BP neural network model can be effectively used to predict the operating efficiency of motors, which is beneficial to the intelligent production of motor manufacturing and the application of machine learning in motor evaluation.

Keywords: high-speed permanent magnet motor test; grey-BP neural network combination model; hot card filling; greedy and union find algorithm

0 引言

随着工业的不断发展, 电机检测技术向着高效化、精准化、智能化、互联化快速进步^[1]。研制基于虚拟仪器技术的电机测试系统已成为业界关注热点^[2]。德国西门子公

司研发出了通过应用于计算机的变频电源, 实现电机测试的高度自动化^[3], 也代替绝大部分硬件, 实现了全虚拟化电机测试研究, 并且该系统具备测试灵活和极高的系统复用性两个特点。德国申克公司研制出了一种建立数学模型, 利用参数认定法^[4]进行电机测试的新设备, 仅测量近似空载下的电流和电压, 从而获得电机性能指标。该设备结构简单、可靠性高、检测时间短, 是一种全新的微电机检测设备。在电机的参数分析方面, 异步电机方面应用较广, 数学模型方面线性常微分和偏微分方程组采用较多^[5], 但对于高速永磁电机的评价还基本不成熟, 大多是直接用单一参数进行性能分析, 没有综合各项参数对电机性能进行评价从而不能全面的把握电机的性能变化^[6]。单一参数大多来自永磁电机空载时的计算^[7], 在电机运转时, 现有的

收稿日期: 2019-12-24; 修回日期: 2020-01-27。

基金项目: 四川省高等教育人才培养质量和教学改革项目 (19sjjg21); 四川省大学生创新训练计划资助项目 (S201910619083); 西南科技大学校级重点教育教学改革与研究项目 (19xnxz21); 西南科技大学大学生创新基金项目 (CX19-058)。

作者简介: 曹嘉豪 (2000-), 男, 四川广安人, 大学本科生, 主要从事灰色预测与神经网络方向的研究。

通讯作者: 张克非 (1968-), 男, 四川广元人, 大学本科, 副教授, 硕士生导师, 主要从事计算机网络、光通信工程方向的研究。

数学模型无法得到实时的数据,无法实时观察,且无法预测到电机性能变化。随着永磁电机测量技术成熟,得到实时数据通过在线分析将基于线的分析扩大成面或体的电机性能多参数分析^[8]且对电机性能进行预测具有重大研究价值。

本文针对永磁同步电机(TB-416G-30-5型),提出在高速永磁同步电机中采用机器学习算法进行试验数据分析,利用灰色关联度分析(grey relational analysis)模型将电机实验数据进行降维分析,通过5-5-1型误差反向传播神经网络(back propagation-neural networks)模型建立应用于高速永磁电机的试验数据平台,实现了对高速永磁电机实测参数的解析与更改单项参数后电机性能的评估,通过对评估结果验证,实现了定量分析。为最终实现智慧设计、智慧加工和远程移动控制测试流程奠定了基础。

1 数据测试效率评估建模

1.1 试验数据预处理

1) 异常值判定。永磁同步电机(TB-416G-30-5型)在进行电机负载模拟试验、电机转向测试、空载反电动势测量、空载反电动势温度系数测定、温升试验、电机特性曲线测量、空载损耗测量、过载试验、堵转试验等,根据TB-416G-30-5型永磁同步电机的各项数据额定值,确定10个属性的取值范围,将得到的实验数据中明显超出可达范围的部分元组属性值记为异常值,对异常值标记为缺失值,后续处理方法按照缺失值处理。

2) 热卡填充。试验测试还存在数据采集及转存过程中的丢失,针对于该部分数据,本文采用热卡填充法对缺失数据进行填充,具体实现即是把含有缺失值的元组的其他列属性值与其他数据完整的元组属性项求欧式距离,用距离最短的元组中对应值作为缺失值的估计量进行填充。

$$L = \sqrt{\sum_{i=1}^{10} (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

1.2 灰色关联度模型

经过预处理后的试验数据存在数据维度问题,过多的数据维度直接参与BP神经网络模型的训练会增大训练的时间复杂度,在原始数据各个属性之间存在高关联度的基础之上,对电压(V)、电流(A)、输入功率(W)、功率因素、频率(Hz)、转速(rpm)、扭矩(N·m)、机械功率(W)、温度(°C)、时间(s)10个属性列进行关联度评价,并对其做出定量分析,主要分为以下几个步骤:

1) 确定分析数列。灰色关联度的输入,是以上10个维度不同的属性列。可先确定一列,用来作为参照,接下来则是计算其他属性数列与该参考数列的相似度。

$$\begin{cases} A_i = [A_i(1), A_i(2), \dots, A_i(k), \dots, A_i(n)] \\ B_j = [B_j(1), B_j(2), \dots, B_j(k), \dots, B_j(n)] \end{cases} \quad (2)$$

式中, $A_i(k)$, $B_j(k)$ 分别表示第 i 个、第 j 个属性列的序号为 k 的试验样本值。

2) 变量无量纲化。由于试验所得数据单位不一致,读取原始数据时只能读取其在一定单位下实际值,不同属性的值存在量级差异。为消除单位不一致带来的差异,需要对输入的属性数列进行无量纲化。

于此,引入均值化算子,通过计算各属性数列的均值项。公式(2)转化为:

$$\begin{cases} A_i' = A_i D_1 = [A_i(1)', A_i(2)', \dots, A_i(k)', \dots, A_i(n)'] \\ B_j' = B_j D_1 = [B_j(1)', B_j(2)', \dots, B_j(k)', \dots, B_j(n)'] \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \text{式中, } A_i(k)' &= \frac{A_i(k)}{\bar{A}}, \bar{A} = \frac{\sum_{k=1}^n A_i(k)}{n}, B_j(k)' = \frac{B_j(k)}{\bar{B}}, \bar{B} \\ &= \frac{\sum_{k=1}^n B_j(k)}{n}. \end{aligned}$$

接下来对公式(3)应用始点零象化算子,以此来计算出其相应的始点零象:

$$\begin{cases} A_i^0 = A_i D_0 = [A_i(1)^0, A_i(2)^0, \dots, A_i(k)^0, \dots, A_i(n)^0] \\ B_j^0 = B_j D_0 = [B_j(1)^0, B_j(2)^0, \dots, B_j(k)^0, \dots, B_j(n)^0] \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{式中, } A_i(k)^0 = A_i(k)' - A_i(1)', B_j(k)^0 = B_j(k)' - B_j(1)'.$$

3) 关联度计算。灰色关联度计算公式如下:

$$E_{ij} = \frac{1 + |AS_i| + |BS_j|}{1 + |AS_i| + |BS_j| + |BS_j - AS_i|} \quad (5)$$

式中, E_{ij} 表示参考数列 A_i 与比较数列 B_j 的灰色绝对关联度。其中:

$$\begin{aligned} |AS_i| &= \left| \sum_{k=2}^{n-1} A_i(k)^0 + 0.5A_i(n)^0 \right| \\ |BS_j| &= \left| \sum_{k=2}^{n-1} B_j(k)^0 + 0.5B_j(n)^0 \right| \\ |BS_j - AS_i| &= \end{aligned}$$

$$\left| \sum_{k=2}^{n-1} (B_j(k)^0 - A_i(k)^0) + 0.5(B_j(n)^0 - A_i(n)^0) \right|$$

通过式(5),可以计算出的灰色关联度值 E_{ij} ,进一步就可以得出灰色绝对关联矩阵:

$$E = \begin{bmatrix} E_{11} & E_{12} & \dots & E_{1n} \\ E_{21} & E_{22} & \dots & E_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E_{s1} & E_{s2} & \dots & E_{sn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

4) 关联度排序。得到灰色绝对关联度矩阵,对绝对关联度值进行排序,容易得出 $E_{ij} = E_{ji}$,不考虑当 $i = j$ 的情况,共有45对关联度值。

1.3 贪心并查集算法

1) 属性组确定。根据关联度排序,可以找到属性最为相关的两组及其以上的评价属性,采用贪心算法,设计一个大小为45的结构体,该结构体包含两个属性点以及两个属性点的绝对关联度,以关联度值的大小为排序依据,对排序完成的结构体数组进行遍历操作,分出对应属性元组,要求元组属性在4个对应元组内的一条或多条属性为一分

块即属性组, 结果为分块一: 电流、扭矩、机械功率、时间; 分块二: 电压、输入功率、频率; 分块三: 功率因素、转速; 分块四: 温度。

2) 特征属性确定。每个分块之间属性相互独立, 但一个分块内存在多条属性的形框, 故此提取其中特殊属性作为这个分块的代表, 通过计算各个属性与电机运行效率的关联度最大即发展趋势最相近的 4 条属性, 记为特征属性, 作为 BP 神经网络的输入层。

1.4 BP 神经网络模型

神经网络^[9]可分为三个部分, 分别是输入层、隐层和输出层。基于误差反向传递的人工神经网络 (BP-NN) 每层的内部神经元节点不进行直接关联和信息交流, 信息的传递在不同层的神经元之间进行, 并且只能与相邻层神经元进行沟通, 传递信息信号。

BP 神经网络模型的训练过程是一个循环往复的过程, 大体上划分为两个部分—数据信息的正向传播和误差的反向传播。过程如图 1 所示。

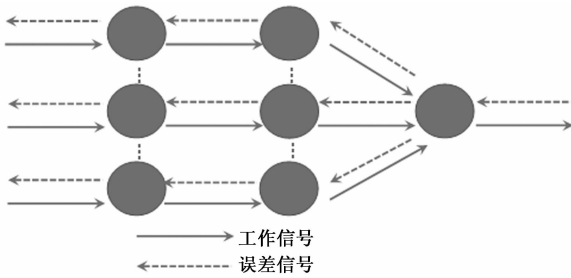


图 1 BP 神经网络训练阶段

当 BP 神经网络达到最后允许的误差要求或是规定的迭代次数, 训练任务则终止, 神经网络训练则代表完成。

1) 神经网络结构与算法各层神经元个数的确定。

输入层神经元个数根据经过 GRA 模型与贪心并查集算法降维处理后确定了 4 个属性列为输入, 记作 $X = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T$ 加入值 $x_0 = -1$, 则向隐含层神经元中引入了一个阈值。对输入样本, 在这里需要进行一次划分, 96% 用来作为训练样本进行神经网络训练, 4% 用作验证神经网络的准确度, 并对输入样本进行归一化处理。

隐含层神经元在训练过程中, 同与输入层神经元和输出层神经元相邻, 可直接进行信息交流。其个数的选择能影响神经网络收敛速度, 以及神经网络收敛性能。隐含层神经元在信息和误差传递过程中, 不断调整参数, 使预测值更能接近期望值, 使得结果在误差范围内。通过经验公式^[10]:

$$L = \sqrt{m+n} + \alpha \quad (7)$$

确定隐含层神经元个数, 其中 α 为区间 $[1, 10]$ 之间整数, $n = 4$ 代表输入层神经元个数, $m = 1$ 为输出层神经元个数。

根据上述表达式计算出隐含层神经元的个数范围为

[4, 13], 故此选取 5 个神经元来设计神经网络隐层。隐层神经元向量 $Y = (y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)^T$, 加入值 $y_0 = -1$, 则对输出层神经元引入了一个阈值。记 $O = (o_1)^T$ 为神经网络输出层神经元向量, $D = (d_1)^T$ 为神经网络期望输出的向量。设置权值矩阵 $V = (v_1, v_2, v_3, v_4, v_5)^T$ 为输入层到隐层之间的转换矩阵, 列向量 $v_j = (v_{1j}, v_{2j}, v_{3j}, v_{4j})^T$ 表示隐含层第 j 个神经元其对应的权值向量, v_{ij} 表示输入层第 i 个神经元与隐含层第 j 个神经元之间的连接权。权值矩阵 $W = (w_1)^T$ 为隐含层到神经网络输出层之间的传递矩阵, 其中列向量 $w_1 = (\tau w_{11}, \tau w_{21}, \tau w_{31}, \tau w_{41}, \tau w_{51})$ 为输出层的第 1 个神经元的权值向量, w_{jk} 为隐含层第 j 个神经元与输出层第 k 个神经元之间的连接权。

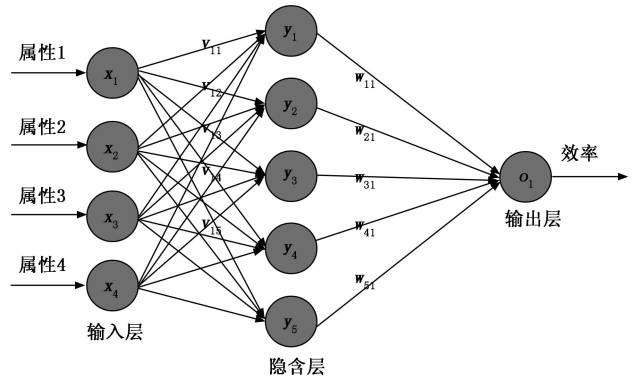


图 2 BP 神经网络模型

2) BP-NN 模型建立。输出层表达式记为:

$$o_1 = f(\text{net}_1) \quad (8)$$

其中: $\text{net}_1 = \sum_{j=1}^5 \tau w_{j1} y_j$ 。

隐层时, 隐含层存在:

$$y_j = f(\text{net}_j), j = 1, 2, \dots, 5 \quad (9)$$

其中: $\text{net}_j = \sum_{i=1}^4 v_{ij} x_i, j = 1, 2, \dots, 5$ 。

在数据传递过程中, 对传递函数 $f(x)$ 采用 S 型函数, 即公式 (10) 所示:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (10)$$

函数 $f(x)$ 的一些天然优势—连续性、可导, 且有: $f'(x) = f(x)[1 - f(x)]$ 。

3) 调整网络信息误差与权值。定义误差 E , 其代表期望输出与神经网络预测输出的符合程度, 误差 E 的具体计算方式如式 (11) 所示:

$$E = \frac{1}{2}(d - o)^2 = \frac{1}{2}(d_1 - o_1)^2 \quad (11)$$

将公式 (11) 引入隐含层进行计算, 可以得到均方误差:

$$E = \frac{1}{2}[d_1 - f(\text{net}_1)]^2 = \frac{1}{2}\left[d_1 - f\left(\sum_{j=0}^5 \tau w_{j1} y_j\right)\right]^2 \quad (12)$$

同时加入输入层，进行展开：

$$E = \frac{1}{2} \left\{ d_1 - f \left[\sum_{j=1}^5 w_{j1} f(\text{net}_j) \right] \right\}^2 = \frac{1}{2} \left\{ d_1 - f \left[\sum_{j=1}^5 w_{j1} f \left(\sum_{i=1}^4 v_{ij} x_i \right) \right] \right\}^2 \quad (13)$$

由上式可以看出，网络输入误差是各层权值 w_{j1} 、 v_{ij} 的函数，因此调整权值可改变误差 E ，使权值的调整量与误差的负梯度成正比，即：

$$\Delta w_{j1} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{j1}}, j = 1, 2, \dots, 5, \Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}, i = 1, 2, \dots, 4; j = 1, 2, \dots, 5$$

其中：负号表示梯度下降，常数表示比例系数，在训练中反映了学习速率，设定为 0.01。

经过一系列转换，得出三层 BP 神经网络学习算法权值调整具体公式为：

$$\begin{cases} \Delta w_{jk} = \eta \delta_k^y y_j = \eta (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) y_j \\ \Delta v_{ij} = \eta \delta_j^y x_i = \eta \left(\sum_{k=1}^l \delta_k^y w_{jk} \right) y_j (1 - y_j) x_i \end{cases} \quad (14)$$

神经网络训练中，各层数值的变化主要是由输入信号、

学习率以及误差信号决定的。针对输出层的误差 E ，当它的值在预先设定的误差 0.001 范围内时，则表明神经网络训练达到了精度要求，完成神经网络训练阶段，便可使用得到的训练模型对实际的预测样本进行预测试验。

4) 测试样本集验证。由训练得到的 BP 神经网络模型，对先前划分的测试集进行测试，输入样本指标，得到预测的电机运行效率，设定一个阈值 $v=0.05$ ，当误差率绝对值在误差率范围内时，表示预测准确，否则失败。

2 实验及结果讨论

2.1 测试过程

通过对永磁同步电机 (TB-416G-30-5 型) 进行分别进行电机负载模拟试验、电机转向测试、空载反电动势测量、空载反电动势温度系数测定、温升试验、电机特性曲线测量、空载损耗测量、过载试验、堵转试验等，得到记录的 10 个属性项数据，共计 1 068 条记录。试验数据经过异常值过滤和缺失值填补后，部分数据如表 1 所示。

经过试验数据预处理后，将数据放入灰色关联度求解函数，可求解得到对应的绝对关联度矩阵。

表 1 数据预处理

样本序号	评价指标										评价目标
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	
1	305.61	1.11	547.02	0.93	200.01	3 001.3	1.43	448.12	25.3	197.65	81.92
2	309.67	4.51	2 398.3	0.99	199.95	3 001.7	7.09	2 229.8	25.3	163.99	92.97
3	317.52	8.84	4 781.9	0.98	200	2 999.1	14.59	4 581	25.2	101.31	95.8
4	314.35	7.23	3 890.8	0.99	200	3 001.6	11.94	3 751.5	25.3	85.13	96.42
5	306.63	1.99	1035	0.98	200	2 999.2	2.88	904.98	25.3	189.45	87.43
6	305.88	1.61	810.99	0.95	199.75	2 997.9	2.15	675.77	25.3	193.91	83.33
7	311.18	5.72	3 061.5	0.99	200.06	3 001.7	9.09	2 857.7	25.3	151.91	93.34
8	315.19	7.85	4 228.6	0.99	199.99	3 001.1	12.78	4 016.3	25.2	130.03	94.98
9	311.33	5.31	2 844.7	0.99	199.97	3 000.2	8.68	2 727.6	25.2	65.63	95.89
10	311.7	5.98	3 201.6	0.99	200.04	3 002.8	9.62	3 025.2	25.3	149.17	94.49
11	308.47	2.25	1 182.5	0.98	199.93	2 999.3	3.33	1 044.7	25.1	34.8	88.34
12	310.54	5.09	2 717.8	0.99	199.91	3 000.9	8.02	2 521.7	25.3	158.28	92.79
13	308.3	2.06	1 077.5	0.98	200.08	3 002.2	3.15	990.78	25.1	33.65	91.95
14	305.75	1.21	600.25	0.94	200.01	3 001.8	1.56	489.19	25.3	197.07	81.5
15	309.67	3.93	2 093.5	0.99	200.06	3 000.8	6.44	2 023.4	25.1	52.1	96.65
16	306.99	2.16	1 125	0.98	200.05	3 001.5	3.09	972.17	25.2	188.01	86.41
...
1 064	309.17	3.4	1803	0.99	200.14	3 000	5.51	1 730.1	25.1	46.94	95.96
1 065	311.22	5.11	2 737.9	0.99	200.02	2 999.7	8.37	2 628.5	25.2	63.55	96.01
1 066	311.88	5.66	3 035	0.99	200.09	3 001.2	9.23	2 901.9	25.2	69.11	95.61
1 067	306.84	2.22	1 160.2	0.98	199.86	3 002.1	3.14	986.11	25.2	187.87	84.99
1 068	317.25	8.72	4714	0.98	199.98	3 000.8	14.46	4 544.6	25.2	100.01	96.4

其中： $X_1 \dots X_5 \dots X_{10}$ 分别表示电压(V)、电流(A)、输入功率(W)、功率因素、频率(Hz)、转速(rpm)、扭矩(N * m)、机械功率(W)、温度(°C)、时间(s)。

表 2 属性关联矩阵

	电压/V	电流/A	输入功率/W	功率因素	频率/Hz	转速/rpm	扭矩/N*m	机械功率/W	温度/℃	时间/s
电压/V	1.000	0.717	0.642	0.565	0.613	0.612	0.722	0.731	0.557	0.689
电流/A	0.717	1.000	0.758	0.651	0.714	0.713	0.888	0.899	0.639	0.805
输入功率/W	0.642	0.758	1.000	0.591	0.641	0.640	0.765	0.773	0.583	0.716
功率因素	0.565	0.651	0.591	1.000	0.564	0.563	0.656	0.664	0.508	0.652
频率/Hz	0.613	0.714	0.641	0.564	1.000	0.610	0.720	0.728	0.556	0.687
转速/rpm	0.612	0.713	0.640	0.563	0.610	1.000	0.719	0.727	0.555	0.686
扭矩/N*m	0.722	0.888	0.765	0.656	0.720	0.719	1.000	0.909	0.644	0.812
机械功率/W	0.731	0.899	0.773	0.664	0.728	0.727	0.909	1.000	0.652	0.819
温度/℃	0.557	0.639	0.583	0.508	0.556	0.555	0.644	0.652	1.000	0.644
时间/s	0.689	0.805	0.716	0.652	0.687	0.686	0.812	0.819	0.644	1.000

为后续分析更加简明, 将关联矩阵表示为图 3。

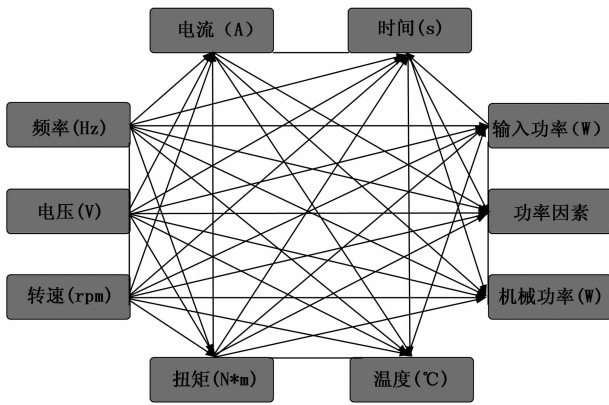


图 3 关联度分析

利用该矩阵, 结合贪心算法思想, 将其中相关度较高的元组属性相连接, 如图 4 所示。

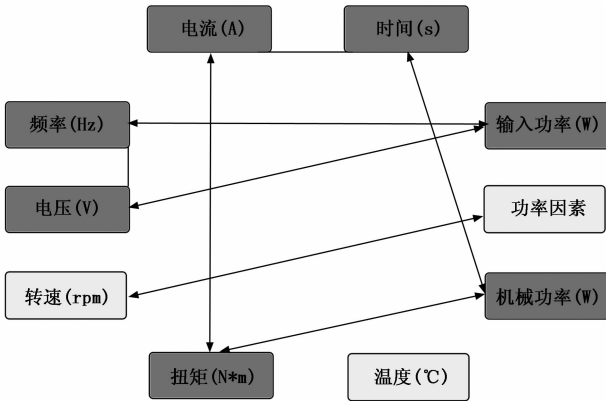


图 4 关联度求解

运用并查集思想, 寻找每个属性组与运行效率关联度最大的属性列, 得出属性 1、2、3、4; 设计 4-5-1 的 BP 神经网络, 对样本数据做划分, 使用随机函数选取 96% 的数据作训练, 剩余 4% 数据作为测试样本。经过试验后, 神经网络对测试集测试准确率如图 5 所示。

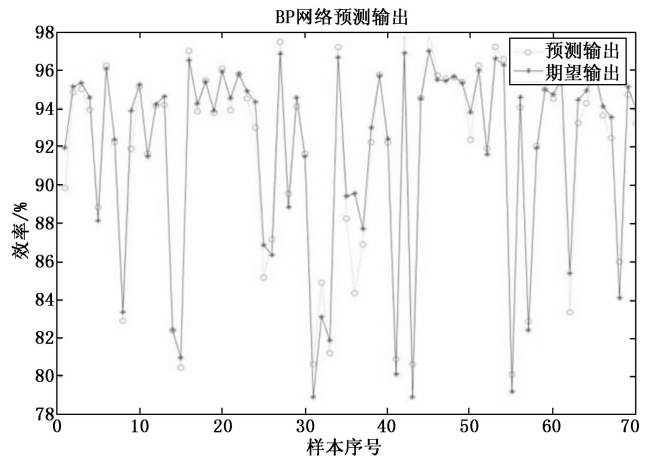


图 5 神经网络预测结果

差值与实际值的比值。

表 3 神经网络预测值

序号	实际值	预测值	误差率
1	94.964 93	95	0.000 369
2	95.437 01	95.45	0.000 136
3	93.128 65	93.07	-0.000 63
4	96.199 36	95.9	-0.003 11
5	95.816 29	96.3	0.005 048
6	93.663 73	94.25	0.006 259
7	95.019 65	95.16	0.001 477
8	96.455 01	96.16	-0.003 06
9	93.964 26	93.84	-0.001 32
10	94.975 3	95	0.000 26
11	95.891 39	95.91	0.000 194
12	96.742 65	96.41	-0.003 44
13	93.568 73	93.26	-0.003 3
14	96.628 06	96.8	0.0017 79
...
65	93.178 42	92.48	-0.007 5
66	95.533 44	95.3	-0.002 44
67	96.848 78	96.43	-0.004 32
68	95.440 79	95.86	0.004 392

具体预测数据见表 3, 其中误差率为预测值与实际值的

对测试样本进行神经网络模型验证^[11]，总数记为 n ，并以 0.05 为最大误差允许范围，误差在范围内认定为预测准确，个数记为 m ，超出范围记为预测失败，用 m/n 表示神经网络预测准确率，计算得到神经网络预测的准确率为 90.86%。

2.2 结果分析

本次实验利用 BP 神经网络经过训练样本训练后，神经网络预测准确率在 90% 左右，原因主要有以下几点：

1) 训练数据过少：对于 1000 条数据作为神经网络模型训练样本而言，数据量依旧不够，随着后续数据不断增加，预测效果也会提升。

2) BP 神经网络的输入层维度过小：选取的 4 个属性作为神经网络的输入，其包含的信息量不足以表示 10 列属性，考虑增加神经网络的输入属性类，即对灰色关联度分析做改进。

3) 电机效率评价的主观因素。电机效率标准评价的数据是期初人为测试得到，存在一定的人为主观因素影响，使得电机效率评价标准不一致。

4) BP 神经网络本身局限性：存在收敛慢、容易陷入局部最小值、出现过拟合现象等不定因素。

3 优化与改进

3.1 灰色关联分析改进

考虑到神经网络对电机运行效率的预测效果不佳在一定程度上是因为神经网络输入属性较少。这里对灰色关联分析维度选择进行了调整，改变贪心算法要求为分出 5 个属性组，如图 6 所示。

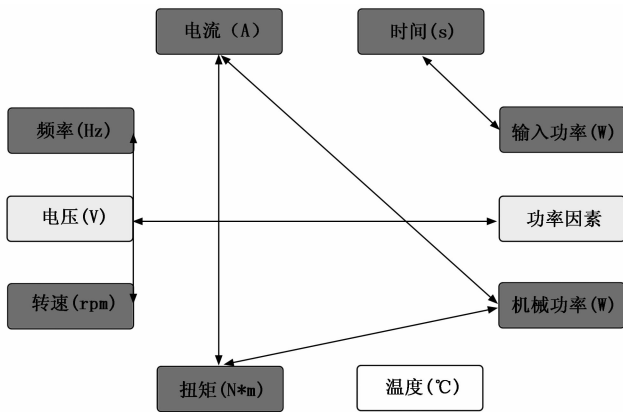


图 6 灰色关联度划分

3.2 神经网络的修改

通过增加输入层神经元个数，得到的神经网络结构即使 5—5—1 型，减小训练误差值 $goal = 0.0001$ ，设定网络训练中 最小梯度 $grad = 1.0e-005$ 。更改神经网络结构后，对试验数据再做训练测试，得到的神经网络预测结果如图 7 所示。

电机测试数据分析模型经过改进，最终得到神经网络的准确度在 94% 左右。

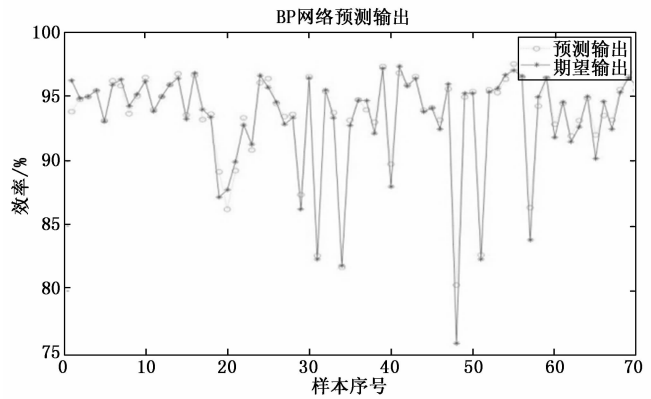


图 7 神经网络预测

4 结论

本文设计了基于多参数评价的电机动态性能评估模型，通过灰关联度进行参数选择并建立权重，使用 BP 神经网络将筛选出来的参数进行训练评价，根据其模型的特性，采用多组数据训练得到评价结果。在误差分析方面，用同种参数的电机测试数据前部分用于评价，后半部分对结果进行误差分析。在此基础上，对评价模型得到的结果与真实表现电机性能的效率之间采用了拟合模型反验证了评价模型的准确性。这些曲线的获得一方面可及时了解客户使用状态，另一方面通过产品运行数据，帮助设计人员及时了解产品缺陷，解决问题于发生之前，最终这些数据为后期进行大数据分析奠定坚实的基础。

参考文献：

- [1] 曾 鑫. 电机测试技术的研发与应用 [J]. 工程技术: 引文版, 2016 (7): 254.
- [2] 李 萍. 基于网络化虚拟仪器的电机测量系统研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2008.
- [3] 胡 磊. 永磁同步电机特性测试系统设计与实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [4] 朱 青. 参数认定和振动噪声诊断的最终试验 [J]. 微电机, 1993 (4): 39-43.
- [5] 汤 涌. 电力系统全过程动态 (机电暂态与中长期动态过程) 仿真技术与软件研究 [D]. 北京: 中国电力科学研究院, 2002.
- [6] Zimmerman W R, Valentine N. Recent testing experience in a large motor test facility [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1983, IA-19 (5): 832-835.
- [7] 李 华, 祝令帅, 陈国旗. 永磁同步电机空载参数的计算 [J]. 中国电子商务, 2012 (7): 84-85.
- [8] 王建宇. 永磁同步电机多参数在线辨识方法的研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2016.
- [9] 潘丽娜. 神经网络及其组合模型在时间序列预测中的研究与应用 [D]. 兰州: 兰州大学, 2018.
- [10] 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.
- [11] 潘 华, 李本强, 雷元新. 神经网络模型预测结果的正确率评价方法 [J]. 工业建筑, 2007, 37 (z1): 973-974, 1003.