

文章编号: 2095-2163(2022)07-0142-05

中图分类号: TP311.5

文献标志码: A

基于竞争神经网络的逆变器状态识别方法研究

张 浩, 李小波, 张冬冬, 张 程, 汪 翔, 吴竑霖
(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘 要: 针对地铁车辆辅助逆变电路中电容软故障无明显征兆, 难以识别的问题, 本文提出一种基于时域参数的样本特征提取, 结合模糊聚类方法建立全体样本特征的模糊相似矩阵, 并采用竞争神经网络模型对滤波电容进行状态分类。实际应用时, 首先建立 MATLAB 电路模型, 分别对该电路的不同故障状态和正常状态进行仿真分析, 提取输出电压信号进行时域分析得到信号特征向量, 作为特征样本; 其次, 利用全部状态的特征样本求得模糊相似矩阵, 并将其引入竞争神经网络对故障进行分类。实验表明, 此方法能简单有效检测区分软硬故障, 实现滤波电容状态识别, 分类正确率达到 93.75%。

关键词: 地铁车辆; 状态识别; 模糊相似矩阵; 竞争神经网络

Research on inverter state recognition method based on competitive neural network

ZHANG Hao, LI Xiaobo, ZHANG Dongdong, ZHANG Cheng, WANG Xiang, WU Honglin
(School of Urban Rail Transit, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

【Abstract】 Aiming at the problem that the capacitor soft fault in the auxiliary inverter circuit of the subway vehicle has no obvious symptoms and is difficult to identify, a method of extracting sample features based on time-domain parameters is proposed in this paper, which combines fuzzy clustering method to establish a fuzzy similarity matrix of all sample features and use a competitive neural network model to classify the state of filter capacitors. In actual application, the MATLAB circuit model is first established, and the different fault states and normal states of the circuit are simulated and analyzed respectively. The output voltage signal is extracted and analyzed in the time domain to obtain the signal feature vector as a feature sample. The feature samples of all states are used to obtain fuzzy similarity matrix which will be to introduced into a competitive neural network to classify faults. Experiments show that this method can easily and effectively detect soft and hard faults and realize filter capacitor state recognition leading to the 93.75% classification accuracy rate.

【Key words】 subway vehicles; state recognition; fuzzy similarity matrix; competitive neural network

0 引 言

辅助逆变器是地铁车辆的重要组成部分, 为车内的空调、风机、照明等辅助设备提供电能。在辅助逆变系统工作过程中除去结构性故障, 滤波电容的软故障较为突出^[1]。电容软故障是指因自然老化或大电流充放电冲击, 导致电容存储电荷能力衰退。目前针对软故障诊断, 主要包含特征提取与故障分类两方面, 特征提取是找出研究样本中对软故障较为敏感的参数, 故障分类是通过提取出的参数进行电路状态识别。在辅助逆变电路故障诊断中, 针对选取的测点信号常在频域、时域以及时频域上进行故障特征参数提取, 现有的辅助逆变电路诊断研究多集中于硬故障, 故障特征参数有小波分解低频系

数、EEMD 分解出的 IMF 分量、分形维数等。软故障的研究相对较少, 所选取的故障特征参数有小波包分解系数、VMD 分解出的模态分量等。这些时频域信号处理方法所提取故障特征参数对硬故障的诊断有较高的准确率, 但是并不能充分反映软故障电路状态平稳信号的特点。

本文针对辅助逆变电路的状态识别提出了基于时域特征提取的办法, 建立电路全体模式的模糊相似矩阵并采用竞争神经网络模型分类的方法识别软故障, 计算量小、过程简单, 无需复杂的变换与分解。

1 电路分析

1.1 辅助逆变电路仿真

辅助逆变供电系统的核心部分由输入电路、逆

基金项目: 国家自然科学基金 (51907117)。

作者简介: 张 浩 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 电气故障诊断和检测。

通讯作者: 李小波 Email: lxsues@126.com

收稿日期: 2021-10-20

变电路、滤波电路以及输出电路组成。以上海地铁明珠线为研究对象在 MATLAB 中搭建地铁车辆辅助逆变器仿真模型,地铁车辆辅助逆变电路原理如图 1 所示,按照明珠线逆变器实际参数设置,其中直流电压源为 650 V, IGBT 逆变桥的载波频率为 6 kHz,载波比为 12,滤波电路部分滤波电感值为 0.25 mH,阻值为 2 mΩ;滤波电容部分为 3 个 78 μF 的电容以及一个 0.5 μF 的接地电容^[2]。为了接近实际电路,负载采用 0.62 Ω 的电阻与 1 mH 的电感串联而成的阻感负载。

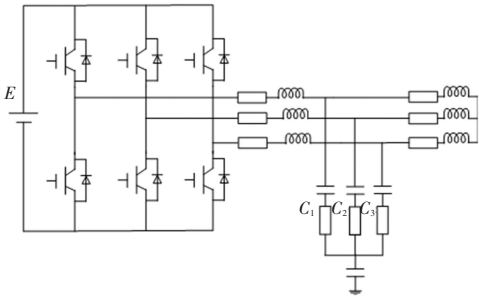


图 1 辅助逆变电路原理图

Fig. 1 Schematic diagram of auxiliary inverter circuit

1.2 电路状态分析

电子电路故障可分为参数性故障和结构性故障^[3]。参数性故障称为软故障,表现为元器件参数值偏离标称值的容差范围,并不影响电路的正常工作且无明显征兆,但会使系统性能发生偏离,存在安全隐患。随着车辆运行,元件参数值偏离程度增大,软故障就会转化成硬故障,最终导致电路部分功能丧失,严重时可引起车辆的运行故障。在实际电路中电容并非理想元器件,存在等效电阻 ESR。随着电容的使用时间增加,电容的电解液逐渐蒸发,引起电容值衰减以及等效串联电阻 ESR 阻值增大,造成电容失效,电力电子电路中电容的失效率高达 60%^[4]。通常以电容值减少 20% 或 ESR 超过初始值的 2 倍作为电容的失效判据^[5],一般认为电容容差在 10% 以内属于正常范围^[6],因此本文根据电容值衰减以及 ESR 值增大,故障模式见表 1。

分别改变电容容量以及 ESR 数值大小进行电路仿真,电容正常情况 f_0 、单个电容软故障情况 f_6 、单个电容值超出软故障临界值情况 f_{11} 3 种状态下的逆变器输出电压波形,如图 2 所示。可看出正常情况输出波形为对称的三相交流正弦波,软故障波形与正常情况相比有轻微波动,超出软故障临界值的波形已产生明显的畸变,电路功能受到影响。

表 1 故障模式表
Tab. 1 Failure mode table

故障模式	C/ μF	ESR 值/Ω	c 退化程度/%
f_0	78	0.2	0
f_1	76.44	0.22	2
f_2	74.88	0.24	4
f_3	73.32	0.26	6
f_4	71.76	0.28	8
f_5	70.2	0.3	10
f_6	68.64	0.32	12
f_7	67.08	0.34	14
f_8	65.52	0.36	16
f_9	63.96	0.38	18
f_{10}	62.4	0.4	20
f_{11}	60.84	0.42	22
f_{12}	59.28	0.44	24
f_{13}	57.72	0.46	26
f_{14}	56.16	0.48	28
f_{15}	54.6	0.5	30

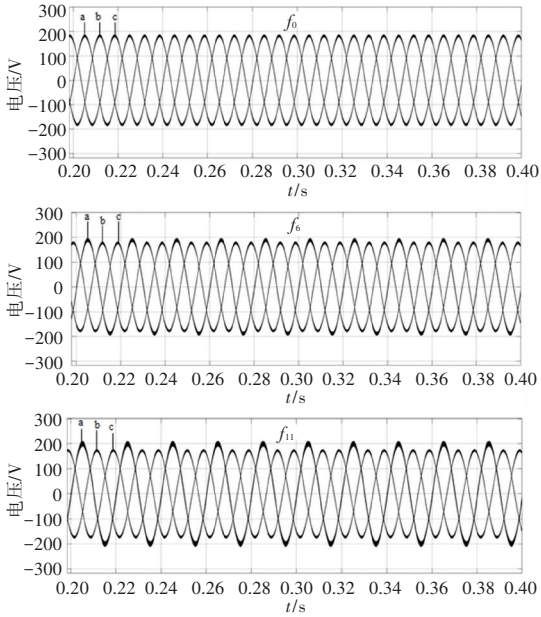


图 2 辅助逆变器输出电压波形图

Fig. 2 Auxiliary inverter output voltage waveform

2 时域特征参数

在信号的时域特征提取过程中,时域信号的相关指标通常可分为有量纲参数与无量纲参数^[7]。通常地铁车辆辅助逆变电路的软故障信号十分微弱,难以识别,不同软故障信号之间边界模糊。为了避免不同时域特征单位尺度的差异性对后续数组相似度计算带来影响,本文选用偏度因子、脉冲因子、

裕度因子、峭度因子、波形因子、峰值因子这 6 个无量纲参数作为辅助逆变电路特征参数,以兼顾不同程度软故障的敏感性和稳定性,并构造 16 种电路模式的特征向量。

表 2 列出了图 1 中电容 C_1 在 f_0 f_6 f_{11} 故障模式下的 a、b、c 相的电压信号的特征向量。

表 2 三相电压信号时域特征参数值

Tab. 2 Time domain characteristic parameter value of three-phase voltage signal

信号位置	峭度因子	偏度因子	波形因子	峰值因子	脉冲因子	裕度因子
f_0 a 相	1.509 0	-0.034 6	1.113 2	2.936 2	3.268 5	3.587 2
f_0 b 相	1.494 5	0.034 2	1.110 9	2.919 3	3.243 1	3.555 6
f_0 c 相	1.506 5	0.028 0	1.113 9	2.930 2	3.263 8	3.586 9
f_6 a 相	1.510 1	-0.032 2	1.113 0	2.965 0	3.300 0	3.621 2
f_6 b 相	1.496 2	0.032 9	1.111 5	2.925 4	3.251 6	3.568 4
f_6 c 相	1.504 7	0.024 6	1.113 1	2.926 3	3.257 3	3.573 7
f_{11} a 相	1.511 8	-0.032 8	1.112 9	2.991 2	3.329 0	3.651 8
f_{11} b 相	1.497 4	0.040 4	1.111 6	2.928 5	3.255 3	3.574 5
f_{11} c 相	1.504 1	0.014 7	1.112 5	2.926 8	3.256 0	3.568 3

3 模糊相似矩阵

3.1 获取数据

将不同模式下提取的时域特征参数设为一组特征向量。以 f_0 为例,将 a、b、c 相电压信号的 6 个时域特征参数依次排列组成一个特征向量 x_1 , 剩余故障模式的特征向量依次设为 x_2, x_3, \dots, x_{16} , 则 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{16}\}$ 为所有故障模式的特征向量集合, 其中每种故障模式又由 18 个时域特征表示其性态, 即 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i18}\} (i = 1, 2, \dots, 16)$, 这样便得到了原始数据矩阵 $F = (x_{ij})_{16 \times 18}$ 。

3.2 建立模糊相似矩阵

在原始数据矩阵 F 中, 如果 x_i 与 x_j 的相似程度为 $r_{ij} = R(x_i, x_j)$, 则称之为相似系数。确定相似系数是建立模糊相似矩阵的关键, 相似系数表征了样本之间的相似程度。

本文选取欧氏距离法确定相似系数, 具体方法如公式(1)所示:

$$\begin{cases} r_{ij} = 1 - E \cdot d(x_i, x_j) \\ d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{18} (x_{ik} - x_{jk})^2}, (i, j = 1, 2, \dots, 16) \end{cases}$$

(1)

其中, E 为使得所有 $r_{ij} \in [0, 1] (i, j = 1, 2, \dots,$

16) 的确定常数, 可适当选取。

首先计算样本间欧氏距离, 以样本 x_1 为例, 其与各样本间欧氏距离见表 3。

表 3 样本间欧氏距离

Tab. 3 Euclidean distance between samples

样本	欧氏距离	样本	欧氏距离
x_1	0	x_9	0.085 2
x_2	0.014 4	x_{10}	0.084 5
x_3	0.021 4	x_{11}	0.098 6
x_4	0.026 8	x_{12}	0.110 0
x_5	0.033 9	x_{13}	0.125 3
x_6	0.049 2	x_{14}	0.138 7
x_7	0.059 2	x_{15}	0.147 5
x_8	0.062 6	x_{16}	0.156 1

最终计算发现所有样本间欧氏距离均在区间 $[0, 1]$ 内, 因此将 E 取值为 1。求得相似系数后, 最终确定模糊相似矩阵如下所示:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.988\ 6 & \cdots & 0.843\ 9 \\ 0.988\ 6 & 1 & \cdots & 0.847\ 7 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.843\ 9 & 0.847\ 7 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{16 \times 16}$$

4 竞争神经网络

4.1 竞争神经网络原理概述

竞争神经网络的竞争学习过程是对输入矢量的聚类过程。一个竞争神经网络的结构可分为输入层和竞争层, 其中 IW 为其连接权值, 如图 3 所示。

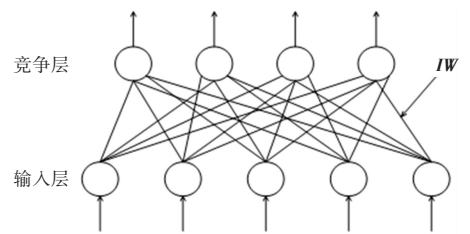


图 3 竞争神经网络结构图

Fig. 3 Competitive neural network structure diagram

其基本计算方法如图 4 所示, 输入向量 P 和输入权值向量 IW 经过 $\| \text{ndist} \|$ 计算, 计算后输出是 $S^1 \times 1$ 维的列向量, 列向量中各元素为向量 P 与 IW 欧式距离的负数, 之后再和一个阈值 b 相加, 得到 n^1 作为竞争层传输函数的输入, 此时 n^1 中最大的元素即认为是竞争过程的获胜者, 竞争层传输函数输出 1, 而其余元素输出均为 0。

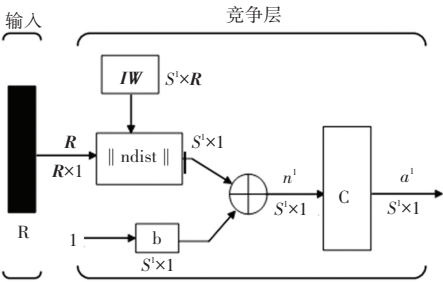


图 4 计算方法图

Fig. 4 Calculation method diagram

4.1.1 Kohonen 权值学习规则

针对权值向量 IW , 竞争神经网络采用 Kohonen 学习规则进行调整。假定第 i 个神经元获胜, 则输入权值向量的第 i 行元素按式(2)调整, 而其他神经元的权值不变。

$$IW(k) = IW(k - 1) + \alpha [p(k) - IW(k - 1)] \quad (2)$$

其中, α 为学习率。

即前一个权值加上一个误差项, 通过这一调整过程, 一些靠近输入向量的神经元权值向量被修正到更加靠近, 因此当获胜的神经元在遇到下一次相似的输入向量出现时, 获胜的概率更高。从而在经过越来越多的训练学习后, 每一个网络层中的神经元的权值向量很快被调整为最接近某一类输入向量的值, 则具有相似输入向量的各类模式作为输入向量时就会获胜, 即对应的神经元输出为 1。

4.1.2 阈值学习规则

在竞争神经网络中, 存在一些“死神经元”, 这类神经元初始值偏离所有样本向量, 无论训练多久始终无法获胜。

此时可以通过阈值调整, 对一些输入向量与权值相似性不高的神经元赋予较大的阈值, 使之具有获胜的可能。而对于经常获胜的神经元则赋予较小的阈值, 这就意味着只有当输入向量与权值非常相似时神经元才会响应, 对于从未获胜的神经元则不必如此。

4.2 竞争神经网络分类验证

按照表 1 设置的故障模式, 运行图 1 所示仿真电路, 并提取测点信号 (输出端三相电压) 的无量纲时域特征参数组成特征向量, 在确定原始数据矩阵后计算样本间的相似系数, 最终将求得的模糊相似矩阵输入竞争神经网络模型中, 按照预设的正常状态、软故障以及失效状态这 3 种电路分类, 将竞争层个数设为 3, 学习率设为 0.1。同时, 将原始数据矩阵输入相同的竞争神经网络分类模型进行对比, 分类结果见表 4。

表 4 分类结果对比

Tab. 4 Comparison of classification results		
训练次数	模糊相似矩阵准确率/%	原始数据准确率/%
30	93.75	87.5
50	93.75	87.5
80	93.75	93.75
200	93.75	93.75

在采用模糊相似矩阵作为输入时, 16 个样本特征成功分为了 3 类, 30 次训练后即可达到 93.75% 的准确率, 与采用原始数据作为输入相比减少了一定的训练次数。

竞争神经网络经过对样本模糊相似矩阵的学习, 已经大致具备了识别相似样本的能力。接下来选取不同的电容 C_1 的样本集, 即电容 C_2 的电路状态样本的模糊相似矩阵, 放入模型中进行分类验证, 结果见表 5。

表 5 分类验证结果

Tab. 5 Classification verification results		
聚类类别	故障模式	竞争层
第一类	$f_0 f_1$	2
第二类	$f_7 f_9$	3

选取的两组正常状态下样本对应的故障模式 $f_0 f_1$ 在第 2 竞争层获胜, 选取的两组软状态下样本对应的故障模式 $f_7 f_9$ 在第 3 竞争层获胜, 符合实际电路模式。因此, 建立的竞争神经网络模型能够准确识别电路状态识别。

5 结束语

本文提出一种基于时域参数的样本特征提取, 结合模糊聚类方法建立全体样本特征的模糊相似矩阵并采用竞争神经网络模型对滤波电容进行状态分类, 实现了对地铁车辆辅助逆变器中滤波电容软故障的诊断以及对电路状态的分类。针对辅助逆变电路的状态识别, 提出了基于时域参数的特征提取方法, 选取无量纲时域参数构造特征向量, 能直观地表征测点信号的结构特点并且计算量小, 无需复杂的变换与分解; 参考模糊聚类方法, 利用欧氏距离计算出电路故障模式样本间的相似系数, 并建立模糊相似矩阵, 对原始数据进行处理; 利用竞争神经网络进一步实现电路状态的分类, 并分别对模糊相似矩阵以及原始数据进行分类对比, 在采用模糊相似矩阵作为输入时可减少训练次数, 最终的分类验证结果与实际电路故障状态符合。

削顶后将其结果进行叠加,可以得到输出结果的模糊集,如图 5 所示。

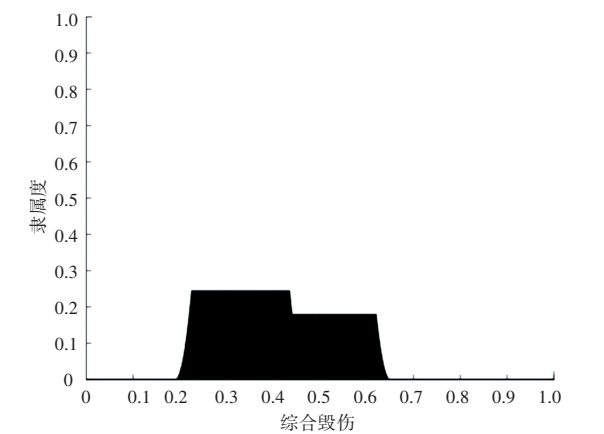


图 5 建筑物综合毁伤模糊集

Fig. 5 Fuzzy set of comprehensive damage of buildings
通过质心计算公式(4)可以得到建筑物综合毁伤的质心坐标。

$$\left\{\begin{aligned}\bar{x} &= \frac{\iint x d\sigma}{\iint d\sigma} \\ \bar{y} &= \frac{\iint y d\sigma}{\iint d\sigma}\end{aligned}\right. \tag{4}$$

此处只需要计算 \bar{x} 即可。可得 $\bar{x} = 0.406$, 即建筑物综合毁伤度为 0.406,属于中度毁伤。

4 结束语

模糊推理作为一种重要的推理方法,在各个领

域都发挥着重要的作用。由于目标毁伤效果评估问题的不确定性内涵,模糊推理方法可以对目标的毁伤效果进行有效的评估。本文以模糊推理为方法对目标的毁伤效果进行评估,为目标的物理毁伤度和功能毁伤度向目标的综合毁伤度的转化提供了方法。后续可以考虑细化输入信息的粒度、采取更有效的去模糊化方法等来提高模型的效果。

参考文献

[1] 李峰,石全,孙正. 目标毁伤效果评估技术研究综述[J]. 兵器装备工程学报,2018,39(9):69-72.
[2] 李阳,张玉梅,赵彦东,等. 基于云贝叶斯网络的毁伤效果评估方法[J]. 火力与指挥控制,2020,45(3):144-149,155.
[3] 裴道武. 模糊推理的基本理论[J]. 高校应用数学学报 A 辑, 2012,27(3):340-350.
[4] ETIENNE E. KERRE, JOHN N. MORDESON. A Historical Overview Of Fuzzy Mathematics [J]. New Mathematics and Natural Computation, 2005, 1(1): 1-26.
[5] Vitaly I. Levin. A Composition of Fuzzy Sets[J]. Studia Humana, 2016, 4(4): 39-46.
[6] 汪培庄. 模糊数学简介(I) [J]. 数学的实践与认识,1980(2): 45-59.
[7] 潘正华. 模糊推理算法的数学原理[J]. 计算机研究与发展, 2008(S1):165-168.
[8] 许诚,袁有宏,赵杰,等. 目标毁伤等级及毁伤数据库系统的研究[J]. 舰船电子工程,2011,31(11):104-107.
[9] 杨家豪,欧阳森,石怡理,等. 一种组合隶属度函数及其在电能质量模糊评价中的应用[J]. 电工电能新技术,2014,33(2):63-69.
[10]王季方,卢正鼎. 模糊控制中隶属度函数的确定方法[J]. 河南科学,2000(4):348-351.
[11]康中启,汪民乐,范明俊,等. 基于贝叶斯网络的楼房建筑毁伤效果评估研究[J]. 战术导弹技术,2010(4):27-31,43.

(上接第 145 页)

参考文献

[1] 李小波,吴浩. 软故障分析在地铁车辆辅助逆变系统维修中的应用 [J]. 铁道机车车辆, 2011,31(3):62-63.
[2] 季颖. 地铁车辆辅助供电系统健康管理技术研究[D]. 上海工程技术大学,2017.
[3] 沈茜,任磊,龚春英,等. 一种基于系统辨识的 Buck 型变换器特征参数提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2016,36(20):5624-5631.

[4] 姜媛媛,陈李,魏念巍. 基于时域特征 DC_DC 电路软故障诊断 [J]. 新余学院学报, 2020,25(2):11-18.
[5] 陈李. 变工况 Buck 电路软故障特征提取方法研究 [D]. 淮南: 安徽理工大学, 2020.
[6] 姜媛媛. 电力电子电路故障诊断及预测关键技术研究 [D]. 南京:南京航空航天大学, 2018.
[7] 王磊,张清华,马春燕,等. 故障诊断中无量纲指标研究综述 [J]. 信息技术, 2014,3(2):19-22.