

基于深度学习的缺失数据故障诊断方法研究

王 司, 王晓峰

(北京航空航天大学 可靠性与系统工程学院, 北京 100191)

摘 要: 由于不完整观测数据会严重影响故障的诊断结果, 针对缺失率增大、观察变量之间相关系数降低及传统插补方法无法有效提取数据潜在特征等问题, 本文提出了一种基于深度学习的插补方法来估计缺失数据。实验验证了该方法的有效性。

关键词: 故障诊断; 数据缺失; 插补方法; 深度学习; 改进DNN

中图分类号: TP181 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2020)09-0087-05

Research of Missing Data on Fault Diagnosis Method Based on Deep Learning

WANG Si, WANG Xiao-feng

(School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University, Beijing 100191 China)

Abstract: Incomplete observation data seriously affects the results of fault diagnosis, in view of the increase in the missing rate and the decrease in the number of correlations between observed variables, the traditional interpolation method cannot effectively extract the potential features of missing data. This paper proposes a deep learning interpolation method to estimate the missing data. The effectiveness of the method is verified by experiments.

Key words: fault diagnosis; missing data; interpolation method; deep learning; improved DNN

1 引言

随着智能制造和工业4.0技术的兴起, 各领域的设备日趋复杂化、智能化、精密化和综合化, 运行工况和工作环境也愈加复杂多变, 设备发生故障的几率逐渐增加。对于自动化系统来说, 监控其状态并及时准确地诊断故障具有重要意义^[1-2]。随着计算机、传感器和通信技术的发展, 大量工况、过程等数据被采集存储, 这些数据具有非线性、高维度和数据量大等特点, 传统的数据驱动故障诊断方法无法准确诊断出这种工业“大数据”所隐含的故障^[3]。与浅层学习相比, 深度学习是复杂非线性数据集的有效特征提取工具, 但深度学习在故障诊断中的应用仍处于起步阶段, 面临许多挑战性问题, 这些问题主要存在于故障诊断建模和实施过程中对操作对象所假设的物理条件上, 比如现有的大多数故障诊断研究成果都是基于观测数据完整的假设下, 但这些假设有时并不满足, 数据缺失的现象可能由于多种原因而出现, 比如数值超出仪

器范围、传感器故障、采样率不同等^[4]。对于工业过程控制系统中的数据分析过程而言, 拥有高质量的数据是非常重要的, 使用不完整数据集进行故障诊断通常会导致严重的漏诊或误诊^[5-6]。目前, 处理缺失数据的方法主要有两种: 直接删除和数据插补。直接删除存在一定的局限性, 被删除的样本中可能还含有一些重要信息, 删除缺失值后得到的“完整”数据集无法替代原来数据集所有的信息^[7-8]。常用的数据插补法有均值插补^[9]、KNN^[10]插补和回归插补^[11]等。均值插补法通常会扭曲样本的多元经验分布; KNN插补法仅限于高百分比缺失值的应用; 基于回归的方法在统计学上比其他研究方法更有效, 但效果取决于缺失变量与完整变量之间的互相关关系。

本文在传统DNN^[12]算法基础上进行改进, 以解决工业过程监测系统中的数据缺失问题, 将传统用于重建输出的自动编码器与岭回归相结合, 构建一个多输出的深度学习网络模型, 同时给出一种DBN^[12]故障诊断模型, 并通过实验验证所提出方法的有效性。

2 改进DNN-DBN故障诊断模型

2.1 基于改进DNN的数据插补

2.1.1 自动编码器模型

自动编码器(AE)是一种无监督的神经网络模型,通常是一个三层的前向型人工神经网络,由输入层、隐藏层和输出层构成。它可以学习到输入数据的隐含特征,称为编码;从学习到的新特征重构出原始输入数据,称之为解码。

自动编码器可以起到特征提取器的作用。将输入 $\{Y^{m \times n}\} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 进行编码,通过编码网络将样本 Y_0 编码为 h ,编码过程如式(1)所示:

$$h = f_{\theta}(Y_0) = \sigma(WY_0 + b) \quad (1)$$

$$\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (2)$$

f 为编码函数,具体形式如式(2)所示,其中 $\theta = \{W, b\}$, W 为编码权值矩阵, b 为偏置向量, σ 为编码过程的激活函数。解码过程就是将编码网络得到的编码矢量 h 通过解码网络得到与输入相等的 y_0 ,解码过程如式(3)所示。

$$y_0 = g_{\theta^T}(h) = \sigma(W^T h + d) \quad (3)$$

g 为解码函数, W^T 为解码权值矩阵, d 为解码过程的偏置向量。

训练欠完备自动编码器时,自动编码器能自动捕捉训练数据中的显著特征,可用于后续分类或回归模型的输入。

2.1.2 改进DNN插补算法

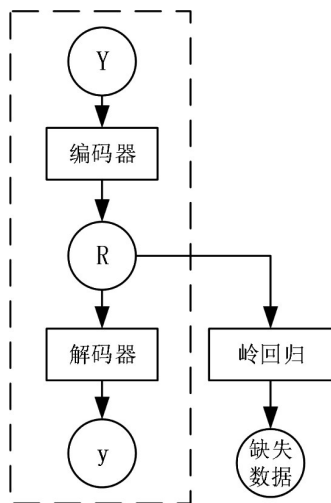


图1 改进自动编码器结构

在使用多层神经网络作为编码器和解码器实现对数据进行特征提取时,由于编码器和解码器的神经网络结构的模型容量较大,得到的非线性特征尽管能很好重构输入信号,但在后续预测缺失值时,往往效果较差,因此

本文提出一种新的改进DNN模型,通过堆叠多个自动编码器构建DNN后,将重构输入信号的DNN的训练过程与预测缺失值的岭回归模型结合起来。图1为改进DNN的结构示意图,其中虚线框内为传统的自动编码器。

训练DNN主要包括两个步骤:(1)利用无监督学习算法进行逐层特征提取;(2)利用有监督的反向传播算法对整个网络的网络参数进行微调^[10]。

在训练改进DNN过程中,输入样本通过多层编码器得到多维特征向量,然后通过解码器得到输入样本的重构输出、回归模型得到预测输出的缺失值,将预测输出与监督信息计算差值作为更新网络参数的依据,样本重构的误差计算如公式(4),预测输出的误差计算如公式(5)。在每一次训练过程中,利用梯度下降法来更新网络参数 θ 、 θ^T 和 θ^R 。

$$\min J_{(\theta, \theta^T)}(Y_0, y; W, b) = \frac{1}{N} \|y - Y_0\|^2 \quad (4)$$

$$\min J_{\theta^R} = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \left[(h_{\theta^R}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2 \right] \quad (5)$$

2.2 基于DBN的故障诊断

2.2.1 受限玻尔兹曼机

受限玻尔兹曼机(RBM)是一种具有随机性的生成神经网络结构,本质上是由具有随机性的一层可见神经元和一层隐藏神经元构成的无向图模型,只在隐藏层和可见层神经元之间都有连接,可见层神经元之间以及隐藏层神经元之间都无连接。在给定可视层单元 $v = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_I\} \in \{0, 1\}$ 、隐藏层单元 $h = \{h_1, h_2, h_3, \dots, h_J\} \in \{0, 1\}$ 、权值矩阵 W 、可视层单元的阈值 a 和隐藏层单元阈值 b 条件下,所有可视单元和隐藏单元联合状态 (v, h) 的能量函数为:

$$E(v, h) = -\sum_{i=1}^I a_i v_i - \sum_{j=1}^J b_j h_j - \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I w_{ji} v_i h_j \quad (6)$$

其中 I 为可视单元的数量, J 为隐藏单元的数量。根据式(6)得到的能量函数 $E(v, h)$ 可以得到隐藏层和可视层之间的联合概率分布:

$$p(v, h) = \frac{e^{-E(v, h)}}{Z} \quad (7)$$

$$Z = \sum_v \sum_h e^{-E(v, h)} \quad (8)$$

其中 Z 是一个模拟物理系统的标准化常数,由所有可视层和隐藏层单元之间的能量值相加得到。因为RBM的同一层任何两个单元之间都没有连接,考虑到所有的隐藏层单元是互相独立的,且RBM的结构单元是一个二值状态,所以给定一个随机输入可视层向量 v ,在定义激

活函数式(2)的前提下,可以得到激活概率:

$$p(h_j = 1/v) = \sigma \left(b_j + \sum_{i=1}^I v_i w_{ji} \right) \quad (9)$$

$$p(v_j = 1/h) = \sigma \left(a_j + \sum_{i=1}^J h_i w_{ji} \right) \quad (10)$$

根据式(9)和式(10),由 $p(h_i=1/v)$ 计算得到隐藏层单元 h 的状态,再由 $p(v_j=1/h)$ 得到重构可视层单元的状态,通过反向梯度计算使可视层单元和重构可视层单元之间的差异最小,从而达到特征提取的目的。

2.2.2 DBN故障诊断模型

深度置信网络由多个RBM堆叠而成,可以从复杂数据中提取深层次的特征。本文所提出的基于DBN故障诊断模型在堆叠RBM的最顶层添加了一个softmax多分类器,DBN进行故障数据特征提取的步骤见表1。

表1 DBN故障特征提取过程

步骤	内容
1	定义故障诊断问题和故障类型
2	对故障信号进行标准化处理
3	划分数据集为训练集和测试集及初始化DBN的相关参数
4	训练集训练模型

DBN网络模型的训练同样由无监督的逐层预训练和有监督的微调两个过程构成,无监督的逐层学习直接将数据从输入映射到输出,学习非线性复杂函数,完成特征提取;通过标签数据使用反向传播算法对深度置信网络进行有监督微调网络参数来提高softmax分类器的准确率^[13]。

3 数据缺失情况下基于深度学习的故障诊断

给定一个完整的历史故障数据集 $X \in R^{M \times N}$,包含 N 个样本,每个样本包含 M 个变量,图2给出了数据缺失下基于深度学习的故障诊断算法设计的流程图。

3.1 离线建模

利用完整的历史数据集建立基于深度学习的故障诊断模型分为以下四个步骤:

(1) 定义故障诊断问题和故障类型,确定诊断模型的输入和输出节点数。

(2) 构建 Z 层的DBN网络,初始化参数和设定网络结构,包括学习率、权重 W 、偏置 a 和 b 、迭代次数和隐含层节点数。对于各层神经元个数,输入层节点数和输出层节点数分别由样本长度和故障类别数决定,而隐含层节点数没有特定的计算公式和标准,需要经过不断的试验和不同试验得到最终的输出结果进行比较后确定。

(3) 利用完整的历史数据集 Y 训练由受限玻尔兹曼机堆叠成的 Z 层DBN网络,将DBN网络抽取的特征 H_z 作为输入数据,训练softmax多分类模型。

(4) 基于有限数量的带标签数据通过反向传播算法优化DBN,更新诊断模型的参数。

3.2 数据插补

假设新数据在第 i 时刻为 $X(i)=[x_1(i), x_2(i), \dots, x_M(i)]$,首先根据式(11)判断 X 是否为结构完整的样本, $D(i)=0$ 表示 $X(i)$ 为不完整样本,若 X 为结构完整的样本则直接进行故障诊断,若 X 为结构不完整的样本则首先利用改进DNN进行数据插补。具体过程如下:

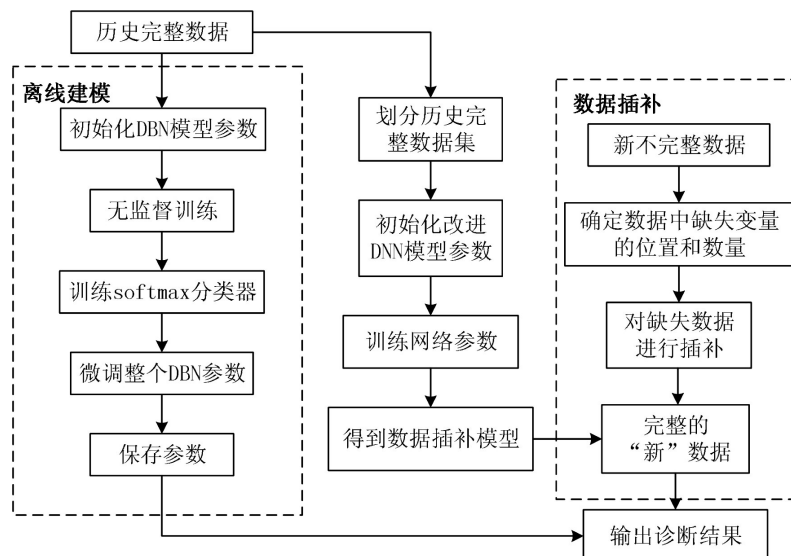


图2 数据缺失下基于深度学习的故障诊断算法流程图

$$D(i) = \begin{cases} 1(\forall m=1,2,\dots,M, x_m(i) \neq NaN) \\ 0(\exists m=1,2,\dots,M, x_m(i) = NaN) \end{cases} \quad (11)$$

(1) 假设 $X(i)$ 的前 k 个变量存在缺失, 则第 i 时刻的结构不完整的样本可表示为:

$$X(i) = [X^\#(i), X^*(i)] \quad (12)$$

其中:

$$\begin{aligned} X^\#(i) &= [NaN_1, NaN_2, \dots, NaN_k] \\ X^*(i) &= [x_{k+1}(i), x_{k+2}(i), \dots, x_M(i)] \end{aligned} \quad (13)$$

(2) 根据完整的历史数据集建立改进DNN插补模型;

(3) 若新数据不完整, 使用该插补方法以获得“完整”数据作为故障诊断模型的输入。

4 不同插补方法故障诊断结果对比分析

用于验证所提方法有效性的数据来自美国田纳西州伊士曼研究团队建立的一个实际化学工艺模拟仿真平台——田纳西-伊斯曼过程(Tennessee Eastman Process, TEP)^[14], 每个TE进程包含正常状态和21种不同的故障状态, 每个状态包含52个变量。本文的验证数据根据相关系数从高到低分为三种情况: 0.83、0.47和0.11, 缺失率依次为10%、60%和80%, 对比缺失值的处理包括直接删除、均值插补和KNN插补。

实验一: 实验数据由TE过程的第3、4、5、17、19、21、32和39变量组成。第3个变量是包含缺失值的变量, 与其他变量之间的最大相关系数是0.83, 变量之间具有较高的相关性。表2显示了当缺失率分别为10%、60%和80%时不同插补方法下DBN故障诊断结果的准确率。

表2 实验一中各方法对应故障诊断准确率(%)

插补-诊断方法	缺失率		
	10%	60%	80%
直接删除-DBN故障诊断	86.7	38.1	21.9
均值插补-DBN故障诊断	87.4	67.3	61.8
KNN-DBN故障诊断	92.3	75.5	70.5
改进DNN-DBN故障诊断	92.8	83.6	80.6

实验二: 实验数据由TE过程的第3、4、5、14、19、24、32和33变量组成。第3个变量是包含缺失值的变量, 与其他变量之间的最大相关系数是0.47, 变量之间中值线性相关。表3显示了当缺失率分别为10%、60%和80%时不同插补方法下DBN故障诊断结果的准确率。

实验三: 实验数据由TE过程的第3、4、5、17、19、26、34和39变量组成。第3个变量是包含缺失值的变量, 与

其他变量之间的最大相关系数是0.11, 变量之间具有低相关性。表4显示了当缺失率分别为10%、60%和80%时不同插补方法下DBN故障诊断结果的准确率。

表3 实验二中各方法对应故障诊断准确率(%)

插补-诊断方法	缺失率		
	10%	60%	80%
直接删除-DBN故障诊断	84.8	33.2	17.1
均值插补-DBN故障诊断	83.4	61.3	59.7
KNN-DBN故障诊断	90.3	73.5	63.5
改进DNN-DBN故障诊断	91.9	82.5	81.4

表4 实验三中各方法对应故障诊断准确率(%)

插补-诊断方法	缺失率		
	10%	60%	80%
直接删除-DBN故障诊断	82.9	32.8	18.6
均值插补-DBN故障诊断	87.4	65.4	60.2
KNN-DBN故障诊断	91.0	68.9	66.7
改进DNN-DBN故障诊断	93.1	79.6	70.6

结果分析: 通过表内结果对比发现, 当数据缺失率较大时, 直接删除缺失数据后DBN无法给出正确的诊断结果, 使用改进DNN-DBN故障诊断法在缺失率高达80%的数据上仍能保持一个较高的准确率; 表间结果对比显示, 随着变量间相关性降低, 深度学习的插补方法更为精确, 改进DNN-DBN故障诊断法的效果明显优于其他方法。实验证明: 对于低相关性、高缺失率的缺失数据故障诊断问题, 所提出的方法具有更高效能。

5 结束语

本文提出了一种基于深度学习的缺失数据故障诊断方法, 该方法的关键步骤是通过改进DNN插补方法提取深层非线性互相关关系来补全缺失值以获得结构完整的观测数据, 再通过历史结构完整的数据构建的DBN系统进行故障诊断。实验结果证明了该方法能够应对缺失数据的故障诊断问题, 是一种有效、可靠的故障诊断方法。

参考文献:

- [1] HAN L I, XIAO D Y. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. Control & Decision, 2011, 26(1): 1-9, 16.
- [2] MING Y, DONG C, XU D. Review of Gear Fault Diagnosis Methods Based on Motor Drive System[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(19): 132-140.
- [3] QINGCHEN ZHANG, LAURENCE T YANG,

ZHIKUI CHEN. Deep computation model for unsupervised feature learning on big data[J]. IEEE Trans on Services Computing, 2016, 9(1): 161–171.

[4] FOLCH- FORTUNY A, ARTEAGA F, FERRER A. PCA model building with missing data: New proposals and a comparative study[J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 2015(146): 77–88.

[5] ZHANG K, GONZALEZ R, HUANG B, et al. An Expectation Maximization Approach to Fault Diagnosis with Missing Data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(2): 1231–1240.

[6] CABEZA R T, VICIEDO E B, PRIETO-MORENO A, et al. Fault Diagnosis with Missing Data Based on Hopfield Neural Networks[M]//Mathematical Modeling and Computational Intelligence in Engineering Applications. Springer International Publishing, 2016.

[7] MITTAG N. Imputations: Benefits, Risks and a Method to Handle Missing Data[J]. Journal of Economic Literature, 2013, 51(7): 1–37.

[8] YING-HUA L I, LIU Y, QIN Y S. Comparison of Methods to Handle Missing Values in Linear Models with Missing Data[J]. Guangxi Sciences, 2009, 16(4): 400–402.

[9] 金勇进, 邵军. 缺失数据的统计处理[M]. 北京: 中国统计出版社, 2009.

出版社, 2009.

[10] 刘艳玲. 调查数据无回答的插补方法及模拟比较[D]. 天津: 天津财经大学, 2012.

[11] SEDRANSK J. Effect on Secondary Data Analysis of Common Imputation Methods[J]. Sociological Methodology, 1989, 19(19): 213–241.

[12] 任浩, 屈剑锋, 等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J]. 控制与决策, 2017(8): 1345–1358.

[13] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural computation, 2006, 18(7): 1527–1554.

[14] 罗刚, 张湜, 牛彦杰. 基于TE过程的仿真系统的实现[J]. 南京工业大学学报: 自然科学版, 2005, 27(3): 77–80.

作者简介: 王司(1996-), 女, 硕士研究生, 从事测试性与故障诊断方向的研究。

(上接第63页)

将物品编号和数据类型输入到对应对话框内并点击获取按钮, 0、1、2分别代表温度、湿度和压力, 服务器程序接受请求完成处理后, 将相关数据传回给用户, 以用户获取物品1的温度为例, 采集数据的显示界面如图5所示。

```
Get test string from GET
The goods No is: 1
The Tem or Hum or Pre No is: 0
The goods No. 1 Tem value is: 26.879999
```

图5 获取温度数据界面

5 结束语

针对嵌入式控制系统本文主要对数据实时采集功能进行优化, 完成了远程数据采集系统的设计, 具体使用ZigBee传感器实时采集现场数据, 使用串行总线完成同嵌入式Web服务器间的通信过程, 通过网络浏览器即可完成远程数据的实时获取, 实际使用结果验证了本文系统的实用性。

参考文献:

[1] 李奇. 基于VC++和Mearsument Studio技术的数据采

集系统设计与实现[J]. 信息与电脑(理论版), 2018(24): 90–92.

[2] 李美花, 闫卫平, 王颖, 朱慧超, 唐祯安, 付强, 赵阳. 微传感器阵列多通道数据采集和处理系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2016(2): 311–317.

[3] 林伟, 王毅男. 基于FPGA与STM32的低功耗数据采集系统[J]. 化工自动化及仪表, 2016(2): 232–235.

[4] 高寿斌. 基于虚拟仪器技术的数据采集系统设计与实现分析[J]. 电子设计工程, 2018(23): 81–84.

[5] 赵翊杰, 董增寿, 杨勇. 基于ZigBee的塔机数据采集系统设计[J]. 传感器与微系统, 2018(12): 100–102.

[6] 张小娟, 苏娟. 基于ZigBee的智能粮仓监测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2017(5): 109–112.

[7] 岑荣滢, 姜琴, 扈健玮, 孙梦莉. 面向智能家居应用的ZigBee-WiFi网关[J]. 计算机系统应用, 2017(1): 232–235.

作者简介: 姚静(1986-), 女, 讲师, 硕士, 研究方向: 自动控制研究。