

梯度修正 Logistic 回归模型的滚动轴承故障诊断*

王钰烁¹, 熊彬羽¹, 印明昂²

(1. 中车长春轨道客车股份有限公司 长春, 130062)

(2. 东北大学机械工程与自动化学院 沈阳, 110819)

摘要 为准确解析高维信号数据,减少特征选择产生的信息损失,正确评估滚动轴承性能退化状态,提出一种基于梯度自适应修正(gradient adaptive corrected,简称GAC)Logistic回归模型的滚动轴承状态诊断方法,找出了GAC算法的收敛上界。首先,提取轴承检测信号的若干典型特征参量作为模型变量;其次,对信号特征数据进行降噪与归一化处理;最后,在保持数据维度的前提下建立GAC-Logistic回归模型,并对滚动轴承的性能状态进行评估。数据验证结果表明,该方法可提高模型的构建效率和对轴承状态的判定准确率,具有良好的鲁棒性,可有效降低信号随机波动对轴承状态评估产生的影响,GAC-Logistic回归模型的平均拟合正确率和平均验证正确率分别达到了99.08%和98.17%。

关键词 Logistic回归;自适应梯度;故障诊断;滚动轴承

中图分类号 TH165.3;TH17

引言

越来越多的研究表明,基于Logistic回归等人工智能模型在故障诊断领域具有广阔的应用前景^[1]。Wu等^[2]提出了一种基于声学的缺陷检测方法,利用基于卡方检验的特征选择策略消除低效特征,并对多个统计学习模型进行了对比,在数据集严重不平衡的情况下,Logistic回归和C4.5决策树具有更加出色的性能表现。Wang等^[3]引入阈值因子,降低了改进符号序列熵对受影响分量的敏感性,利用滑动窗口和威布尔分布理论形成在线ISSE退化特征,并利用该方法对起重机齿轮箱全寿命振动信号构建Logistic回归模型,在线计算了健康因子。

研究人员利用Logistic回归模型,针对滚动轴承故障诊断取得了新的研究成果。Parmar等^[4]提出一种特征排序法用于建模过程中的变量选择,采用该方法对3类人工智能模型进行了比较,结果表明,对于圆柱滚子轴承健康状态的监测,Logistic回归相较于神经网络和支持向量机准确率更高。王奉涛等^[5]将滚动轴承退化趋势考虑到可靠性评估中,根据嵌入理论提出了一种基于改进Logistic回归模型的滚动轴承可靠性评估方法,提高了可靠性评估精度。Yang等^[6]将深度学习和集成学习算法结合,形

成一种深度集成学习方法,利用卷积神经网络对滚动轴承振动信号进行特征初步提取,再由梯度上升决策树和非等效成本Logistic回归模型实现轴承故障状态分类。

随着信号特征的不断挖掘和数据维度的不断增加,基于特征选择的轴承故障诊断建模方式在降低计算成本的同时也会产生信息的部分损失^[7]。针对高维Logistic模型计算效率低、模型拟合效果差的问题,为了提高Logistic回归的拓展性与兼容性,笔者提出一种基于梯度自适应修正Logistic回归模型的滚动轴承状态诊断方法。该方法在模型建立时充分考虑到系数梯度下降方向对模型整体性能的影响,并通过遗憾上界的推导,证明了GAC的算法收敛性。试验结果表明,该方法在保持数据维度的情况下提高了Logistic模型的建模效率和模型对轴承性能评估的精度,具有良好的鲁棒性,可有效降低信号随机波动对轴承状态评估产生的影响。

1 模型描述

1.1 Logistic回归模型

Logistic是一种非线性概率型回归模型,适用于

* 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N2103015)

收稿日期:2022-04-09;修回日期:2022-05-18

因变量为分类形式的多元统计。当滚动轴承评估目标为离散分类状态时,利用样本的特征数据即可建立 Logistic 回归模型,以验证和预测轴承的状态类别。

设 $x(t) = \{1, x_1(t), x_2(t), \dots, x_k(t)\}$ 为轴承检测信号在 t 时刻的特征数据,其中 k 为信号特征数,即模型的变量个数。另设 $y \in \{0, 1\}$ 为轴承的状态空间,可令 $y_t = 1$ 与 $y_t = 0$ 分别对应 t 时刻轴承的正常与失效状态,则轴承在 t 时刻正常运行时通过 Logistic 回归模型的概率为

$$P[y_t = 1 | x(t)] = \rho[z(t)] = \rho[\beta x(t)^T] = \frac{1}{1 + \exp[-\beta x(t)^T]} = \frac{1}{1 + e^{-[\beta_0 + \beta_1 x_1(t) + \beta_2 x_2(t) + \dots + \beta_k x_k(t)]}} \quad (1)$$

其中: $z(t) = \beta x(t)^T$; $\rho(\cdot)$ 为 sigmoid 函数; $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$ 为模型变量的回归系数; β_0 为截距。

若将式(1)视为 $x(t)$ 条件下正常状态的后验概率,则该时刻失效状态可表示为

$$P[y_t = 0 | x(t)] = 1 - \rho[z(t)] \quad (2)$$

整合式(1)和式(2),可以得到 t 时刻滚动轴承运行状态 Logistic 回归模型的一般表达形式为

$$P[y_t | x(t); \beta] = \{\rho[z(t)]\}^{y_t} \{1 - \rho[z(t)]\}^{(1-y_t)} \quad (3)$$

在测量数据与轴承状态已知的条件下,式(3)为一组关于系数 β 的表达式。采用概率的极大似然估计,并对连乘式取自然对数,有

$$\sum_t \ln P[y_t | x(t); \beta] = \sum_t \langle y_t \ln \{\rho[z(t)]\} + (1 - y_t) \ln \{1 - \rho[z(t)]\} \rangle \quad (4)$$

当观测样本数量增加时,式(4)右侧数值也随之增大。设

$$L(\beta) = - \sum_t \ln P[y_t | x(t); \beta] \quad (5)$$

式(5)即为 Logistic 回归模型的损失函数。由于式(5)具有凸函数性质,理论上采用梯度下降方法可找到全局最优解^[6]。

记 $g_t = \nabla_{\beta} L(\beta)$ 为式(5)关于系数 β 的梯度,对于 g_t 第 j 个分量有

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_j} = - \sum_t \{y_t - \rho[z(t)]\} x_j(t) \quad (6)$$

其中: $x_j(t)$ 为 t 时刻轴承检测信号的第 j 个特征值。

根据梯度下降法的迭代公式,计算系数 β 的迭代更新形式为

$$\beta_t = \beta - \eta g_t \quad (7)$$

其中: η 为迭代步长。

由于轴承检测数据的样本量通常极大,同时随着数据特征参数的挖掘,样本维度也呈现不断增加的趋势,使用梯度下降的原始算法将耗费高昂的计算成本,模型精度也达不到理想的效果,因此实际应用中常常采用 AdaDelta, Adam 等梯度加速下降算法。

1.2 GAC 参数估计方法

笔者提出一种梯度自适应修正的加速下降方法。GAC 引入预测梯度的概念,与当前迭代的梯度做出区分,通过不同梯度的矢量叠加,结合历史动量做出梯度修正,从而找到下次迭代更精确的下降方向。GAC 算法流程如图 1 所示。其中: g_t 为系数当前梯度; β_t 为 Logistic 回归模型系数的解; h_t 为相同

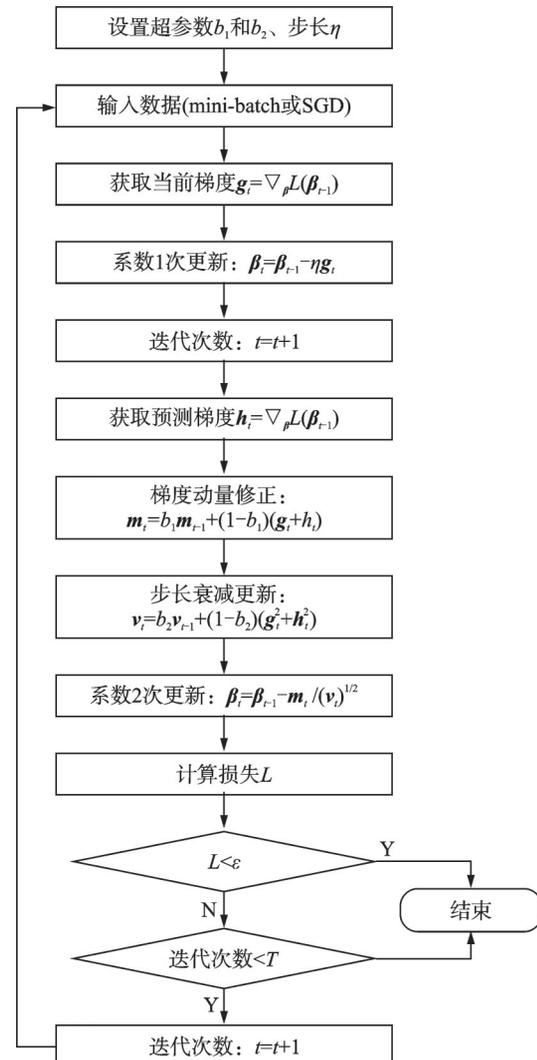


图1 GAC算法流程图

Fig.1 GAC algorithm flow chart

数据下的预测梯度,即在小批量(mini-batch)或随机梯度(stochastic gradient descent,简称SGD)策略下同一循环不更新所选数据; \mathbf{m}_i 为GAC的梯度动量,由当前梯度及预测梯度的矢量叠加组成,结合历史动量对系数下一次更新的梯度下降方向进行修正; v_i 为步长控制项,用以控制步长的自适应衰减;超参数 b_1 和 b_2 一般设置为 $b_1=0.99, b_2=0.999$,反应了历史动量与步长控制项对当前循环的贡献程度。当损失函数值小于预定值或达到最大迭代次数时,循环结束。

由流程可知,GAC算法在1次循环中对系数 β 进行了2次更新,因此在轴承试验分析中将其与其他算法的2次更新进行横向对比。

1.3 GAC方法的收敛性

根据文献[8]中遗憾上界的定义,对GAC的算法收敛性进行证明。

由于Logistic回归模型的损失函数为凸函数,可令 β^* 表示模型的最优解,另设系数凸可行域的半径上界为 D_∞ 。遗憾上界的定义为

$$R_T = \sum_{i=1}^T [f_i(\beta_i) - f_i(\beta^*)] \quad (8)$$

凸函数的性质为

$$\sum_{i=1}^T [f_i(\beta_i) - f_i(\beta^*)] \leq \sum_{i=1}^T \langle \tilde{\mathbf{g}}_i, \beta_i - \beta^* \rangle \quad (9)$$

根据式(8)和式(9)构造如下等式

$$\begin{aligned} \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_{i+1} - \beta^*)\|^2 &= \\ \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_i - \eta_i \mathbf{v}_i^{-1/2} \mathbf{m}_i - \beta^*)\|^2 &= \\ \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_i - \beta^*)\|^2 + \eta_i^2 \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 - & \\ 2\eta_i \langle \mathbf{m}_i, \beta_i - \beta^* \rangle &= \\ \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_i - \beta^*)\|^2 + \eta_i^2 \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 - & \\ 2\eta_i \langle b_1 \mathbf{m}_{i-1} + (1-b_1)(\mathbf{g}_i + \mathbf{u}_i), \beta_i - \beta^* \rangle &= \\ \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_i - \beta^*)\|^2 + \eta_i^2 \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 - & \\ 2\eta_i \langle b_1 \mathbf{m}_{i-1} + (1-b_1)\tilde{\mathbf{g}}_i, \beta_i - \beta^* \rangle & \quad (10) \end{aligned}$$

其中: $\tilde{\mathbf{g}}_i = \mathbf{g}_i + \mathbf{h}_i$; \langle, \rangle 为向量内积符号。

根据GAC算法更新规则对式(10)进行移项整理,即

$$\begin{aligned} \langle \tilde{\mathbf{g}}_i, \beta_i - \beta^* \rangle &= \frac{1}{2\eta_i(1-b_1)} [\|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_i - \beta^*)\|^2 - \\ \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_{i+1} - \beta^*)\|^2] + \frac{\eta_i}{2(1-b_1)} \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + & \\ \frac{b_1}{1-b_1} \langle \mathbf{m}_{i-1}, \beta_i - \beta^* \rangle &\leq \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\frac{1}{2\eta_i(1-b_1)} [\|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_i - \beta^*)\|^2 - \\ \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_{i+1} - \beta^*)\|^2] + & \\ \frac{\eta_i}{2(1-b_1)} \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + & \\ \frac{b_1 \eta_i}{2(1-b_1)} \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_{i-1}\|^2 + & \\ \frac{b_1}{2\eta_i(1-b_1)} \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\beta_i - \beta^*)\|^2 & \quad (11) \end{aligned}$$

式(11)中的不等式可由Cauchy-Schwarz不等式得出。

为处理式(11)不等式右侧第2、第3项,观察下式

$$\sum_{i=1}^T \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 = \sum_{i=1}^{T-1} \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + \eta_i \sum_{i=1}^k \frac{m_{T,i}^2}{\sqrt{v_{T,i}}} \quad (12)$$

其中: $\eta_i \sum_{i=1}^k \frac{m_{T,i}^2}{\sqrt{v_{T,i}}}$ 为求和数列最后一项的矢量分量形式; k 为矢量维度,即数据的特征数量。

继续对式(12)进行整理,得

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^T \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 &= \sum_{i=1}^{T-1} \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + \eta_i \sum_{i=1}^k \frac{m_{T,i}^2}{\sqrt{v_{T,i}}} \leq \\ \sum_{i=1}^{T-1} \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + \eta_i \sum_{i=1}^k &\frac{\left(\sum_{j=1}^T b_1^{T-j} (1-b_1) \tilde{\mathbf{g}}_{j,i} \right)^2}{\sqrt{\sum_{j=1}^T b_2^{T-j} (1-b_2) \tilde{\mathbf{g}}_{j,i}^2}} = \\ \sum_{i=1}^{T-1} \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + \eta_i \sum_{i=1}^k &\frac{\left((1-b_1) \sum_{j=1}^T b_1^{T-j} \tilde{\mathbf{g}}_{j,i} \right)^2}{\sqrt{T(1-b_2) \sum_{j=1}^T b_2^{T-j} \tilde{\mathbf{g}}_{j,i}^2}} \leq \\ \sum_{i=1}^{T-1} \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + \eta_i \sum_{i=1}^k &\frac{\sum_{j=1}^T b_1^{T-j} \sum_{j=1}^T b_1^{T-j} \tilde{\mathbf{g}}_{j,i}^2}{\sqrt{T(1-b_2) \sum_{j=1}^T b_2^{T-j} \tilde{\mathbf{g}}_{j,i}^2}} \leq \\ \sum_{i=1}^{T-1} \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + \frac{\eta}{1-b_1} \sum_{i=1}^k &\frac{\sum_{j=1}^T b_1^{T-j} \tilde{\mathbf{g}}_{j,i}^2}{\sqrt{T(1-b_2) \sum_{j=1}^T b_2^{T-j} \tilde{\mathbf{g}}_{j,i}^2}} \quad (13) \end{aligned}$$

利用凸函数性质对分母进行缩小可得第1个不等式;将 $(1-b_1)$ 放大为1,并利用Minkowski不等式可得第2个不等式;通过等比数列求和并放大,可得第3个不等式。令 $\lambda = b_1/b_2^{1/2}$,并将式(13)分子中常数项放大为1,利用数学归纳法,有

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^T \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 &\leq \sum_{i=1}^{T-1} \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 + \\ &\frac{\eta}{(1-b_1)\sqrt{T(1-b_2)}} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^T \lambda^{T-j} |\tilde{g}_{j,i}| \leq \\ &\sum_{i=1}^{T-1} \frac{\eta}{(1-b_1)\sqrt{t(1-b_2)}} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^t \lambda^{t-j} |\tilde{g}_{j,i}| = \\ &\frac{\eta}{(1-b_1)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \sum_{t=1}^T \frac{1}{\sqrt{t}} \sum_{j=1}^t \lambda^{t-j} |\tilde{g}_{j,i}| = \\ &\frac{\eta}{(1-b_1)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \sum_{t=1}^T |\tilde{g}_{t,i}| \sum_{j=t}^T \frac{\lambda^{j-t}}{\sqrt{j}} \leq \\ &\frac{\eta}{(1-b_1)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \sum_{t=1}^T |\tilde{g}_{t,i}| \sum_{j=t}^T \frac{\lambda^{j-t}}{\sqrt{t}} \end{aligned} \quad (14)$$

通过缩小分母可以得到式(14)最后一个不等式。继续利用等比数列求和及 Cauchy-Schwarz 不等式,有

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^T \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 &\leq \\ &\frac{\eta}{(1-b_1)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \sum_{t=1}^T |\tilde{g}_{t,i}| \sum_{j=t}^T \frac{\lambda^{j-t}}{\sqrt{t}} \leq \\ &\frac{\eta}{(1-b_1)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \sum_{t=1}^T |\tilde{g}_{t,i}| \frac{1}{(1-\lambda)\sqrt{t}} \leq \\ &\frac{\eta}{(1-b_1)(1-\lambda)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \|\tilde{\mathbf{g}}_{1:T,i}\|_2 \sqrt{\sum_{t=1}^T \frac{1}{t}} \end{aligned} \quad (15)$$

其中: $\|\tilde{\mathbf{g}}_{1:T,i}\|_2$ 为梯度 i 分量前 T 次迭代值的 2 范数。

$$\sum_{i=2}^n \frac{1}{i} \leq \int_1^n \frac{1}{x} dx = \ln x \Big|_1^n = \ln n \quad (16)$$

根据式(16),式(15)最终整理为

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^T \eta_i \|\mathbf{v}_i^{-1/4} \mathbf{m}_i\|^2 &\leq \\ &\frac{\eta \sqrt{1+\ln T}}{(1-b_1)(1-\lambda)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \|\tilde{\mathbf{g}}_{1:T,i}\|_2 \end{aligned} \quad (17)$$

GAC 算法的步长衰减规则为

$$\frac{\nu_{t-1,i}^{1/2}}{\eta_{t-1}} \leq \frac{\nu_{t,i}^{1/2}}{\eta_t} \quad (18)$$

根据式(18),将式(9),(11),(17),(18)代入遗憾上界定义式中,可以得到 GAC 算法的遗憾上界为

$$\begin{aligned} R_T &= \sum_{i=1}^T [f_i(\boldsymbol{\beta}_i) - f_i(\boldsymbol{\beta}^*)] \leq \sum_{i=1}^T \langle \tilde{\mathbf{g}}_i, \boldsymbol{\beta}_i - \boldsymbol{\beta}^* \rangle \leq \\ &\sum_{i=1}^T \left[\frac{1}{2\eta_i(1-b_1)} [\|\mathbf{v}_i^{1/4}(\boldsymbol{\beta}_i - \boldsymbol{\beta}^*)\|^2 - \right. \\ &\left. \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\boldsymbol{\beta}_{i+1} - \boldsymbol{\beta}^*)\|^2] + \frac{b_1}{2\eta_i(1-b_1)} \|\mathbf{v}_i^{1/4}(\boldsymbol{\beta}_i - \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \left. \boldsymbol{\beta}^*)\|^2] + \frac{\eta \sqrt{1+\ln T}}{(1-b_1)^2(1-\lambda)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \|\tilde{\mathbf{g}}_{1:T,i}\|_2 = \\ \frac{1}{2\eta_1(1-b_1)} \sum_{i=1}^k \nu_{1,i}^{1/2} (\boldsymbol{\beta}_{1,i} - \boldsymbol{\beta}_i^*)^2 + \\ \frac{b_1}{2(1-b_1)} \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^k \frac{(\boldsymbol{\beta}_{t,i} - \boldsymbol{\beta}_i^*)^2 \nu_{t,i}^{1/2}}{\eta_t} + \\ \frac{1}{2(1-b_1)} \sum_{i=2}^T \sum_{i=1}^k (\boldsymbol{\beta}_{t,i} - \boldsymbol{\beta}_i^*)^2 \left[\frac{\nu_{t,i}^{1/2}}{\eta_t} - \frac{\nu_{t-1,i}^{1/2}}{\eta_{t-1}} \right] + \\ \frac{\eta \sqrt{1+\ln T}}{(1-b_1)^2(1-\lambda)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \|\tilde{\mathbf{g}}_{1:T,i}\|_2 \leq \\ \frac{1}{2\eta_1(1-b_1)} \sum_{i=1}^k \nu_{1,i}^{1/2} D_\infty^2 + \frac{b_1}{2(1-b_1)} \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^k \frac{D_\infty^2 \nu_{t,i}^{1/2}}{\eta_t} + \\ \frac{1}{2(1-b_1)} \sum_{i=2}^T \sum_{i=1}^k D_\infty^2 \left[\frac{\nu_{t,i}^{1/2}}{\eta_t} - \frac{\nu_{t-1,i}^{1/2}}{\eta_{t-1}} \right] + \\ \frac{\eta \sqrt{1+\ln T}}{(1-b_1)^2(1-\lambda)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \|\tilde{\mathbf{g}}_{1:T,i}\|_2 = \\ \frac{D_\infty^2}{2\eta_T(1-b_1)} \sum_{i=1}^k \nu_{1,i}^{1/2} + \frac{b_1 D_\infty^2}{2(1-b_1)} \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^k \frac{\nu_{t,i}^{1/2}}{\eta_t} + \\ \frac{\eta \sqrt{1+\ln T}}{(1-b_1)^2(1-\lambda)\sqrt{1-b_2}} \sum_{i=1}^k \|\tilde{\mathbf{g}}_{1:T,i}\|_2 \end{aligned} \quad (19)$$

由式(19)可知,利用 GAC 算法,随着迭代次数的增加,历次迭代模型输出与真值的差值之和总是在一个明确的界限范围之内,因此该算法具有收敛性。

2 试验分析

2.1 滚动轴承试验台介绍

本研究采用美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University, 简称 CWRU)轴承数据^[9],轴承试验台如图 2 所示,从左至右依次为电机、扭矩传感器和功率测试仪。被测轴承为电机轴承,通过电火花加工工艺对部分轴承的不同位置设置了单点故

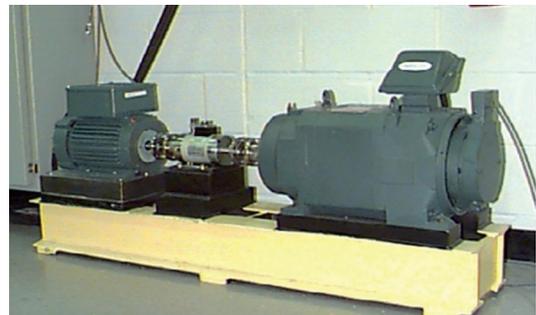


图 2 轴承试验台

Fig.2 Bearing test bench

障。在电机驱动端与风扇端分别放置 16 通道加速度传感器采集振动信号,有些试验中也安置在电机底座。CWRU 数据库包括轴承在正常状态、滚动体故障、外圈故障及内圈故障 4 种状态下采集到的振动信号,每种状态的振动信号又根据单点故障直径与电机负载的不同分别进行了记录。

本研究以 CWRU 数据库中斯凯孚公司、型号为 6205-2RS 的深沟球轴承作为评估对象。考虑到驱动端振动信号数据比较全面,且受其他部件和环境噪声的干扰较少,因此选取驱动端振动信号。试验中电机无负载,转速恒定为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz。选取轴承正常状态与内圈故障状态(单点故障直径分别为 0.178, 0.356, 0.533 mm)的 4 组数据,共 1 089 个试验样本作为试验数据。随机抽取每组数据 10% 的样本组成模型验证数据集,其余样本组成模型训练数据集。

2.2 滚动轴承状态诊断

为体现 GAC-Logistic 回归模型对轴承高维信号处理的优势,将原始信号通过特征提取得到的 30 个特征参量^[10]全部作为变量加入到模型当中。

模型建立前首先对特征数据进行降噪和归一化处理^[11],然后利用 GAC 方法及 SGD, Adam 和 AdaDelta 这 3 种常用建模方法对上述数据建立二分类 Logistic 回归模型:类别 1 对应轴承的正常状态;类别 2 对应轴承的所有失效状态。为使不同算法发挥最佳性能,4 种建模方法均使用相应算法推荐的默认参数,迭代步长均设置为 0.001, mini-batch 随机数量设置为 128,系数更新次数设置为 5 000 次。4 种方法在建模过程中训练数据集及验证数据集的损失对比分别如图 3, 4 所示。其中:横坐标表示更新次数,纵坐标表示损失函数值,为无量纲单位。随着系数更新,两图像分别反应模型对于训练数据的拟合程度及对于未知数据的预测能力。

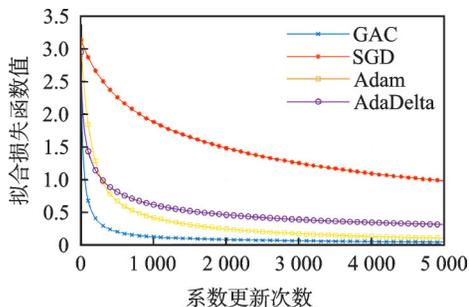


图 3 训练损失对比

Fig.3 Comparison of training loss

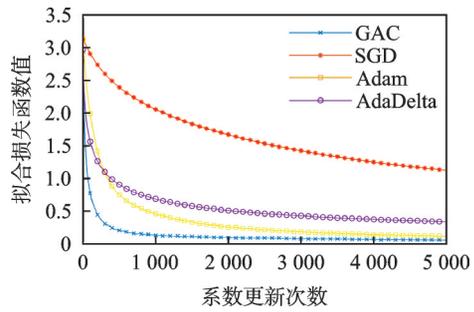


图 4 测试损失对比

Fig.4 Comparison of testing loss

由图 3 可以看出:GAC-Logistic 模型在系数更新至 1 000 次左右时开始进入收敛阶段;Adam 算法在系数更新至 4 000 次左右时图像才趋于平稳;AdaDelta 及 SGD 则未出现明显的收敛趋势。由图 4 可以看出:验证数据集在 4 个模型下的损失函数值也具有下降和收敛趋势,即 4 个模型均未发生过拟合现象。

由图 3, 4 综合观察可以看出,虽然 4 个模型的损失函数值均存在明显的下降趋势,但 GAC-Logistic 模型在相同的迭代次数下均可得到更低的损失值。因此,GAC-Logistic 回归模型对于滚动轴承的诊断具有更高的建模效率和精度。

为测试 GAC-Logistic 回归模型在信号随机波动下的轴承状态评估能力,对整体试验样本进行 100 次 Bootstrap 随机试验,完成建模并记录模型拟合与验证正确率。每次试验随机抽取轴承 2 类状态中 10% 的样本组成验证数据集,其余样本组成训练数据集。由于 1 000 次迭代后 GAC-Logistic 模型已完全收敛,为体现方法优势,同时缩短试验时间,本次随机试验选取迭代次数为 1 500 次。100 次 Bootstrap 随机试验 4 个 Logistic 回归模型不同模型的拟合及验证正确率如表 1 所示。

表 1 不同模型的拟合及验证正确率

Tab.1 Fitting and verification accuracy of different models %

建模方法	平均拟合正确率	平均验证正确率
GAC	99.08	98.17
SGD	83.47	82.57
Adam	97.45	97.25
AdaDelta	95.92	95.41

由表 1 可知,GAC-Logistic 模型在信号随机波动的干扰下对于轴承状态的评估依然保持在较高水平,表明该方法具有良好的鲁棒性。

3 结 论

1) GAC-Logistic 回归模型在保持数据维度的情况下对于轴承检测信号具有更快的收敛速度,提高了试验分析的建模效率。

2) 本研究方法对轴承性能评估具有更高的准确度,可提供更精确的模型系数,以便更进一步分析不同特征对于轴承状态诊断的贡献程度。

3) 通过 100 次 Booststrap 随机试验,表明 GAC-Logistic 模型具有良好的鲁棒性,可有效降低信号随机波动对轴承状态评估产生的影响。

参 考 文 献

- [1] ABID A, KHAN M T, IQBAL J. A review on fault detection and diagnosis techniques: basics and beyond [J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 54(5): 3639-3664.
- [2] WU D, SUN J, LIU Z, et al. Bearing defect detection based on acoustic feature extraction and statistical learning [J]. Journal of Applied Mathematics and Physics, 2021, 9(11): 2927-2935.
- [3] WANG C, WANG B, HU X, et al. A degradation condition assessment technique based on online_ISSE degradation feature and logistic regression model [J]. International Journal of Acoustics & Vibration, 2021, 26(3): 202-211.
- [4] PARMAR U, PANDYA D H. Comparison of the supervised machine learning techniques using WPT for the fault diagnosis of cylindrical roller bearing [J]. International Journal of Engineering, Science and Technology, 2021, 13(2): 50-56.
- [5] 王奉涛,王贝,敦泊森,等.改进Logistic回归模型的滚动轴承可靠性评估方法[J].振动、测试与诊断, 2018, 38(1): 123-129.
- WANG Fengtao, WANG Bei, DUN Bosen, et al. Rolling bearing reliability evaluation based on improved logistic regression model[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1): 123-129.(in Chinese)
- [6] YANG H, LI W D, HU K X, et al. Deep ensemble learning with non-equivalent costs of fault severities for rolling bearing diagnostics[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 61: 249-264.
- [7] ROSIPAL R, GIROLAMIM, TREJO L J, et al. Kernel PCA for feature extraction and de-noising in nonlinear regression[J]. Neural Computing & Applications, 2001, 10(3): 231-243.
- [8] DIEDERIK P K, JIMMY L B. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2014-12-22) [2022-02-01]. <https://paperswithcode.com/paper/adam-a-method-for-stochastic-optimization>.
- [9] Case School of Engineering. Bearing data center[DB/OL]. (2013-07-15) [2022-04-19]. <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter>.
- [10] LEI Y G, HE Z J, ZI Y A, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2280-2294.
- [11] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.



第一作者简介:王钰烁,男,1987年12月生,硕士、工程师。主要研究方向为故障诊断与可靠性分析。曾发表《一种基于Newton迭代法的累积Logistic回归模型参数估计》(《东北大学学报》2020年第41卷第1期)等论文。
E-mail:wys1100@126.com

欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为EI Compendex数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价30元,全年180元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街29号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332

邮发代号:28-239 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdc.nuaa.edu.cn