

蝙蝠算法优化极限学习机的滚动轴承故障分类

覃爱泓^{1,2}, 吕运容¹, 张清华¹, 胡勤¹, 孙国玺¹

(1. 广东石油化工学院 广东省石化装备故障诊断重点实验室, 广东 茂名 525000;

2. 广东省石油化工装备工程技术研究中心, 广东 茂名 525000)

摘要: 针对传统智能故障诊断方法在滚动轴承的故障诊断中诊断准确率不高的问题, 引入了一种启发式搜索算法——蝙蝠算法 (BA) 优化极限学习机 (ELM) 的方法, 利用 ELM 构建滚动轴承故障诊断分类模型; 首先采用滚动轴承振动信号的 5 种代表性时域无量纲指标作为诊断模型输入特征, 然后, 利用蝙蝠算法的全局寻优能力对 ELM 模型的参数进行优化, 获取最优输入权重和隐含层偏置的 ELM 分类模型, 最后采用美国西储大学轴承数据中心网站公开发布的轴承探伤数据集验证算法诊断效果; 实验结果表明: 该方法可以有效地对滚动轴承不同故障状态进行识别, 与 BP 神经网络、支持向量机 (SVM) 和极限学习机 (ELM) 方法比较, 所提出的方法能够提高故障诊断准确率, 达到 99.17%。

关键词: 蝙蝠算法; 极限学习机; 无量纲指标; 滚动轴承; 故障诊断

Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on Extreme Learning Machine Optimized by Bat Algorithm

Qin Aisong^{1,2}, Lü Yunrong¹, Zhang Qinghua¹, Hu Qin¹, Sun Guoxi¹

(1. Guangdong Provincial Key Laboratory of Petrochemical Equipment Fault Diagnosis,

Guangdong University of Petrochemical Technology, Maoming 525000, China)

2. Guangdong Petrochemical Equipment Engineering Technology Research Center, Maoming 525000, China))

Abstract: Aiming at the problem that the traditional intelligent fault diagnosis method has low diagnostic accuracy in the fault diagnosis of rolling bearings, a classification algorithm for rolling bearing fault diagnosis based on bat algorithm (BA) optimized Extreme Learning Machine (ELM) is proposed. Firstly, five time-domain dimensionless parameters of rolling bearing vibration signal are selected as inputs of the model, and then the input weight and hidden layer bias of ELM was optimized by BA with powerful capability in global-optimization, thus the most superior diagnosis model of ELM is obtained to be validated by the actual Rolling experimental data from Case Western Reserve University. The experimental results show that compared with the BP, SVM and ELM, the proposed method can improve the accuracy of fault diagnosis, and the accuracy of fault diagnosis reaches up to 99.17%.

Keywords: bat algorithm; extreme learning machine; dimensionless parameters; rolling bearing; fault diagnosis

0 引言

在滚动轴承故障诊断研究中, 通常采用时域或频域分析方法对振动监测数据进行故障诊断。由于时域信号是最基本、最原始的信号, 直接通过时域信号进行故障特征提取, 进行故障诊断, 将有利于保持信号的基本特征。在时域分析中, 广泛采用无量纲指标, 如脉冲指标, 峭度指标, 裕度指标, 波形指标和峰值指标^[1], 但这些指标只对某些故障种类较为敏感, 而对其他一些故障种类分类效果可能不好^[2]。因此文献 [3-4] 利用遗传编程方法对传统 5 种无量纲指标进行组合优化, 通过构建新无量纲指标进

行故障诊断, 但是该方法对于混叠程度很大的样本数据时, 通常也往往难以获得一个具有较好分类能力的无量纲指标。

极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 是一类针对前馈神经网络设计的机器学习算法^[5], 它学习效率高, 计算复杂度低, 同时它克服了梯度下降算法的一些缺点, 但是隐含层个数预先分配、隐含层参数随机选择、参数在训练过程中保持不变, 这些参数的设置直接影响 ELM 分类结果, 只有设置合适的参数才能取得较好的性能。

为了解决此问题, 本文采用蝙蝠算法对 ELM 进行参数优化, 提高故障诊断准确率。蝙蝠算法 (Bat algorithm, BA) 是一种新兴的启发式群智能算法, 是一种基于迭代的优化技术, 可以实现局部搜索和全局搜索间的相互转换, 因此, 避免算法陷入局部最优, 具有更好的收敛性^[6-7]。与现有的遗传优化算法和粒子群优化算法相比, BA 算法具有更好地局部搜索和全局搜索的性能, 研究人员和学者已经

收稿日期: 2018-11-13; 修回日期: 2018-12-13。

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2018YFC0808600); 国家自然科学基金 (61473094, 61673127); 茂名市科技计划项目 (2017317)。

作者简介: 覃爱泓 (1989-), 女, 广西上林人, 硕士, 讲师, 主要从事旋转机械故障监测与诊断方向的研究。

广泛地将 BA 应用于各种优化问题^[8-9]

目前研究中直接采用原始无量纲指标作为故障特征参量,并结合经蝙蝠算法优化后的极限学习机进行诊断的研究甚少,大多数文献在采用极限学习机或者改进的极限学习机之前,运用了各种特征提取和选择方法^[10-12]。本文以原始机械振动信号作为输入,对振动信号不做任何处理,保留振动信号最真实的面貌,直接采用原始信号的 5 个无量纲指标作为诊断参数,结合蝙蝠极限学习机(BA-ELM)方法,将其运用到滚动轴承故障诊断中,经过美国西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承数据中心网站公开发布的轴承探伤数据集的验证,相比 BP 神经网络、SVM 和 ELM3 种方法,本文所提出的方法能够获得更高的分类精度。

1 相关算法介绍

1.1 蝙蝠算法

蝙蝠算法 [13] 是 Yang 教授于 2010 年提出的一种模拟蝙蝠利用声呐来探测猎物、避免障碍物的启发式搜索算法,可以实现动态控制局部搜索和全局搜索间的相互转换。因此,蝙蝠算法有更好的寻优能力、更快的收敛速度。蝙蝠算法的具体实施过程详见文献 [14]。

1) 蝙蝠个体的速度更新和位置更新。

假设在全局搜索的 D 维空间中,蝙蝠个体 i 在 t 和 $t-1$ 时刻的速度分别为 v_i^t 和 v_i^{t-1} ,位置分别为 Y_i^t 和 Y_i^{t-1} ,其速度和位置按式 (1) 进行更新。

$$\begin{aligned} v_i^t &= v_i^{t-1} + (Y_i^t - Y^*) f_i \\ Y_i^t &= Y_i^{t-1} + v_i^t \end{aligned} \quad (1)$$

式 (1) 中: Y^* 为当前全局最优解, f_i 是蝙蝠个体 i 的搜索脉冲频率,按式 (2) 进行更新。

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\lambda \quad (2)$$

式 (2) 中: λ 属于 $[0, 1]$ 是均匀分布的随机数, f_{\min} 和 f_{\max} 是最小和最大搜索脉冲频率,种群初始化时随机给定搜索脉冲频率范围 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 。

在局部搜索中,一旦选中一个当前的全局最优解,则该解将根据式 (3) 产生一个新的替代解:

$$Y_n(i) = Y_0 + \mu A^t \quad (3)$$

式 (3) 中: Y_0 是当前的全局最优解, A^t 为当前蝙蝠种群脉冲音量的平均值, μ 为 -1 和 1 之间的 D 维随机向量。

2) 蝙蝠个体的脉冲率更新和脉冲音量更新。

蝙蝠在迭代进化过程中,随着不断靠近最优解,蝙蝠个体的脉冲率 r_i 越来越大,而脉冲音量 A_i 则会逐渐变小,进化过程按式 (4) 对 r_i 和 A_i 进行更新:

$$\begin{aligned} A_i^{t+1} &= \alpha A_i^t \\ r_i^{t+1} &= R_0 [1 - \exp(-\gamma t)] \end{aligned} \quad (4)$$

式 (4) 中: α 和 γ 通常等于 0.9 。

1.2 极限学习机算法

极限学习机是一种泛化的单隐藏层前馈神经网络的机

器学习算法,其输入层和隐含层间的连接权值和隐含层阈值随机产生,且训练过程中无需调整,从而可以避免迭代调整神经网络参数的繁琐^[5]。

假设有 N 个任意的样本 (X_i, t_i) , 其中, $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})^T \in \mathbf{R}^n, t_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im})^T \in \mathbf{R}^m, n$ 为输入层的维度, m 为输出层的维度。对于一个具有 L 个隐层节点的单隐层前馈神经网络输出可以表示为:

$$\sum_{j=1}^L \beta_j g(X_i) = \sum_{j=1}^L \beta_j g(W_j \cdot X_i + b_j) = o_i \quad (5)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N, W_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn})^T$ 为输入权重, $\beta_j = (\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jm})^T$ 为输出权重, b_j 是第 j 个隐层单元的偏置, $W_j \cdot X_i$ 表示 W_j 与 X_i 的内积, $g(x)$ 激活函数。

单隐层前馈神经网络学习的目标是在最小的误差下逼近 N 个样本,可以表示为:

$$\sum_{i=1}^N \|o_i - t_i\| = 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

即存在 W_j, β_j, b_j 使得:

$$\sum_{j=1}^L \beta_j g(W_j \cdot X_i + b_j) = t_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

可简化为 $H\beta = T$, 其中, H 是隐层节点输出矩阵, β 为输出权重, T 为期望输出。

$$\begin{aligned} H(W_1, W_2, \dots, W_L, b_1, b_2, \dots, b_L, X_1, X_2, \dots, X_L) = \\ \begin{bmatrix} g(W_1 \cdot X_1 + b_1) & g(W_2 \cdot X_1 + b_2) & \dots & g(W_L \cdot X_1 + b_L) \\ g(W_1 \cdot X_2 + b_1) & g(W_2 \cdot X_2 + b_2) & \dots & g(W_L \cdot X_2 + b_L) \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ g(W_1 \cdot X_N + b_1) & g(W_2 \cdot X_N + b_2) & \dots & g(W_L \cdot X_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{其中: } \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m} \quad T = \begin{bmatrix} T_1^T \\ T_2^T \\ \vdots \\ T_L^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

为了能够训练单隐层神经网络,我们希望得到一组参数 $\hat{W}_j, \hat{\beta}_j, \hat{b}_j$ 使得:

$$\|H(\hat{W}_j, \hat{b}_j)\hat{\beta}_j - T\| = \min_{W, b, \beta} \|H(W_j, b_j)\beta_j - T\|, j = 1, 2, \dots, L \quad (9)$$

当单隐层前馈神经网络的输入权重 W_i 和隐含层偏置 b_i 随机确定后,隐层的输出矩阵 H 就会被确定,单隐层神经网络的求解过程就会被转换成一个线性系统 $H\beta = T$ 的求解问题,输出权重 β 可由式 (10) 确定。

$$\hat{\beta} = H^+ T \quad (10)$$

2 基于 BA-ELM 的滚动轴承故障诊断

2.1 无量纲指标

采用无量纲指标直接对原始信号进行分析处理,可以有效地减少误差,获取更多的故障信息。本文选取 5 个常用的时域无量纲指标作为样本的特征向量,分别是峭度指标 K_o 、波形指标 S_f 、峰值指标 C_f 、裕度指标 CL_f 、脉冲

指标 I_f , 具体的定义分别如式 9~13。BA-ELM 模型的输入层节点数为 5。

$$K_v = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} x^4 p(x) dx}{X_{rms}^4} \quad (11)$$

$$S_f = \frac{\left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^2 p(x) dx \right]^+}{\left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x| p(x) dx \right]^+} = \frac{X_{rms}}{|\bar{X}|} \quad (12)$$

$$I_f = \frac{\lim_{l \rightarrow \infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^l p(x) dx \right]^+}{\left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x| p(x) dx \right]^+} = \frac{X_{max}}{|\bar{X}|} \quad (13)$$

$$CL_f = \frac{\lim_{l \rightarrow \infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^l p(x) dx \right]^+}{\left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^+ p(x) dx \right]^+} = \frac{X_{max}}{X_r} \quad (14)$$

$$C_f = \frac{\lim_{l \rightarrow \infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^l p(x) dx \right]^+}{\left[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^+ p(x) dx \right]^+} = \frac{X_{max}}{X_{ms}} \quad (15)$$

式 (11) ~ (15) 中: x 是时域振动信号幅值, $p(x)$ 是时域振动信号幅值的概率密度函数, $|\bar{X}|$ 是平均幅值, X_{rms} 是均方根值, X_r 是方根幅值。

2.2 ELM 的参数优化

为了提高 ELM 方法的分类精度, 本文将蝙蝠算法用于 ELM 网络输入层和隐含层的参数优化, 利用蝙蝠算法的全局寻优能力, 获取最优的 ELM 输入层权值和隐含层阈值, 输出权重可由式 (10) 确定, 从而弥补 ELM 因参数选择不佳造成诊断准确率不够高的缺陷。BA 算法优化 ELM 模型参数的流程图如图 1 所示。

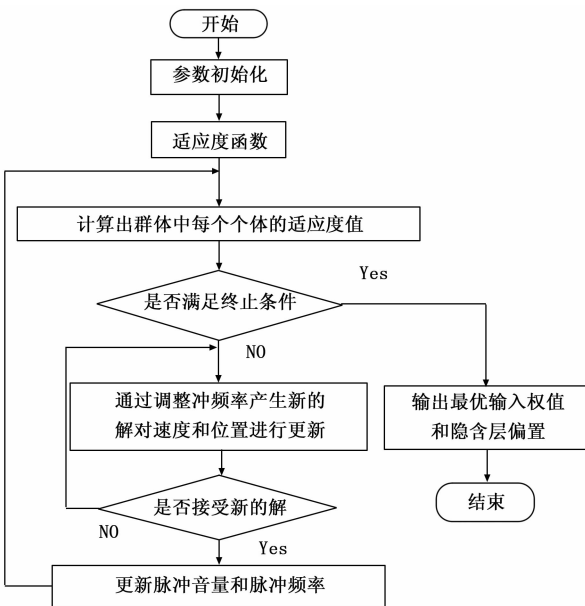


图 1 BA 优化 ELM 模型参数

$x_{i2}, \dots, x_{im})^T \in \mathbf{R}^n, t_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im})^T \in \mathbf{R}^m, n$ 为输入层的维度, m 为输出层的维度, $g(x)$ 为激活函数, 隐含层节点数为 L , BA 算法优化 ELM 模型参数的主要过程如下:

1) 初始化参数。最大迭代次数 $N_iter = 50$, 初始种群数量 $N_pop = 20$, 最大脉冲音量 $A_0 = 1.6$ 和最大脉冲率 $r_0 = 0.0001$, 搜索脉冲频率范围 $[f_{min}, f_{max}] = [0, 2]$, 音量的衰减系数 $\alpha = 0.9$, 搜索频率的增强系数 $\gamma = 0.99$;

2) 随机初始化蝙蝠的位置 Y_i , 其由 ELM 网络的输入层权重 W_i 和隐含层偏置 b_i 组成, 计算隐层节点输出矩阵 \mathbf{H} , 通过式 (10) 确定相应的输出权重 β ;

3) 适应度函数的设计。本文采用分类结果的均方根误差作为 BA 算法的适应度函数, 其表达式如式 (16) 所示, 进化过程选择适应度值最小的个体作为当前最优解;

$$fitness = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L \beta_j g(W_j \cdot X_i + b_j) - t_i^2}{mN}} \quad (16)$$

4) 调整蝙蝠的搜索脉冲频率, 对速度和位置进行更新, 获取下一代种群;

5) 判断是否满足中止条件, 如果满足, 输出蝙蝠全局最优位置对应的 ELM 参数 (输入权值 W_i 和隐含层偏置 b_i), 输出权重 β 可由式 (10) 确定。否则返回步骤 2), 重复步骤 2) ~ 5)。

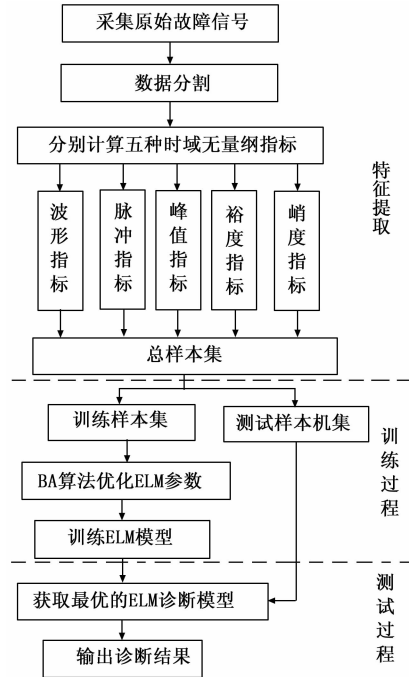


图 2 基于 BA-ELM 方法的滚动轴承故障诊断流程图

2.3 基于 BA-ELM 的滚动轴承故障诊断

基于 BA-ELM 的滚动轴承故障诊断流程如图 2 所示。首先将滚动轴承不同状态下的原始信号数据进行数据分割, 分别计算 5 种时域无量纲指标构建 5 维特征向量, 作为极限学习机的输入向量; 其次采用蝙蝠算法优化极限学习机参

假设有 N 个任意的样本 (X_i, t_i) , 其中, $X_i = (x_{i1},$

数,通过训练样本对 ELM 进行训练,获取最优的 ELM 诊断模型;最后将该诊断模型作为最终的分类器,对测试样本进行识别分类。

3 实验结果与分析

3.1 数据采集

为了验证上述方法的有效性,实验所用的数据是 CW-RU 轴承数据中心网站公开发布的轴承探伤测试数据集,此数据已被国内外故障诊断领域中的学者广泛研究,成为验证机械设备状态识别新方法的标准数据集。机械故障模拟实验平台由 1.5 kW 电动机、扭矩传感器/译码器、功率测试计和电子控制器等组成,如图 3 所示,模拟产生多种轴承故障。轴承用电火花加工单点损伤,损伤直径 0.021 英寸,加速度传感器布置在驱动端的轴承座上用来采集故障轴承的振动加速度信号,对轴承正常状态 (NS)、内圈故障 (IF)、外圈故障 (OF) 和滚动体故障 (BF) 4 种状态信号分别进行采样,转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz。

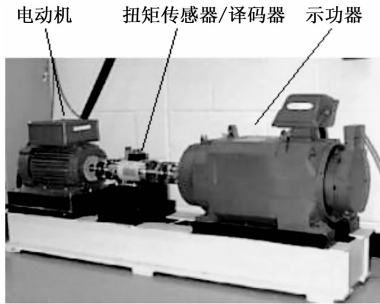


图 3 机械故障模拟实验平台

3.2 数据处理

每种故障采集的数据点高达 120 000 以上,因此对同一故障的数据进行分割,分割后每个样本包含的数据点长度为 1 024 点,根据式 (11~15) 分别计算出 5 种时域无量纲指标,获得每种状态各 110 组样本,其中 80 组作为训练样本,余下 30 组作为测试样本。5 种时域无量纲指标 (K_v 、 S_f 、 C_f 、 CL_f 和 I_f) 对轴承 4 种工作状态的取值范围见图 4,横坐标为数据样本个数,其中样本段 1~110、111~220、221~330、331~440 分别对应轴承正常、内圈故障、外圈故障和缺滚动体故障 4 种状态,纵坐标为无量纲指标值。

从图 4 可以看出,虽然 5 个无量纲指标均能够将正常状态和 3 种轴承故障状态进行区分,但是滚动轴承 3 种故障状态的 5 种无量纲指标的取值范围存在严重交叉、混叠,并且指标值的波动很大,无法直接通过 5 个无量纲指标实现对故障状态的区分,为了解决这个问题,下文将采用极限学习机的方法来实现对 4 种轴承状态进行分类。

3.3 分类结果与分析

将训练样本作为 BA-ELM 模型的输入进行网络训练,输入层节点数为 5,隐含层节点数 $L=30$,激活函数选用

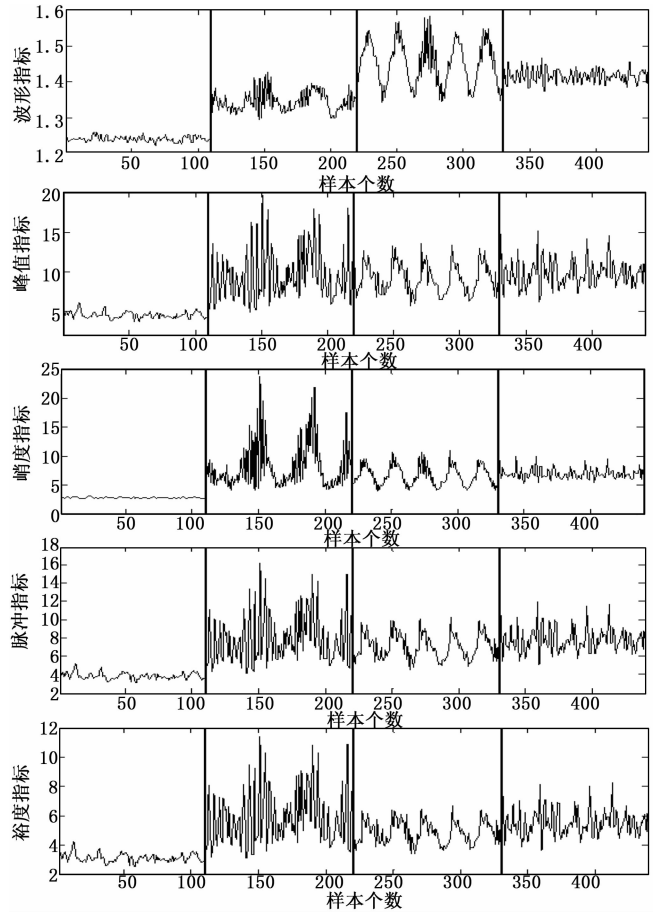


图 4 无量纲指标对轴承 4 种工作状态分类比较图

sigmoidal 函数,输入权重和隐含层偏置由 BA 算法优化得到,获取分类效果最佳的滚动轴承状态辨识模型,利用测试样本检验分类器的准确性。BA 算法优化过程的适应度值如图 5 所示。

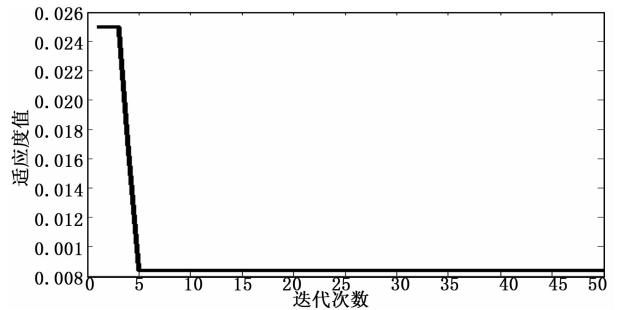


图 5 BA 的适应度变化曲线图

从图 5 可以看出,BA 算法优化过程收敛非常快,从第 5 代开始,适应度值保持 0.008 3 保持不变,满足终止条件,输出最优解,获取 ELM 最优的输入权重和隐含层偏置。此时,BA-ELM 模型对轴承故障的平均分类准确率为 99.17%,测试样本的诊断结果如表 1 所示,从表 1 中可以看出,120 个测试样本仅有 1 个样本诊断错误,说明该方法可以对滚动轴承的故障进行非常精确地诊断。

