

9-1-2020

Fault Diagnosis of Reverse Osmosis Water Desalination Based on Optimized Support Vector Machine

Zhang Biao

Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Jianfeng Xing

Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Zhicheng Ji

Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Fault Diagnosis of Reverse Osmosis Water Desalination Based on Optimized Support Vector Machine

Abstract

Abstract: According to the reverse osmosis membrane fault problems in reverse osmosis water desalination system, a fault diagnosis method based on support vector machine (SVM) was introduced for fault diagnoses. To solve the problem of parameter optimization in SVM, *an improved chaos particle swarm algorithm* was proposed. The introduction of Chaos theory to particle swarm optimization algorithm may not only enhance the diversity of the population and particle global search ability, but also improve the convergence speed and accuracy of the particle swarm algorithm. *The optimized SVM model* was applied to *the fault diagnosis* of reverse osmosis water desalination system. The simulation results show that the improved SVM classifier can effectively diagnose *the reverse osmosis membrane fault diagnosis* and achieve a higher diagnostic accuracy and efficiency.

Keywords

reverse osmosis water desalination, support vector machine, chaos particle swarm optimization, fault diagnosis

Recommended Citation

Zhang Biao, Xing Jianfeng, Ji Zhicheng. Fault Diagnosis of Reverse Osmosis Water Desalination Based on Optimized Support Vector Machine[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(5): 1057-1063.

基于优化 SVM 的反渗透脱盐水故障诊断

张彪, 邢健峰, 纪志成

(江南大学电气自动化研究所, 无锡 214122)

摘要: 针对反渗透脱盐水系统中的反渗透膜故障问题, 提出了一种基于支持向量机(SVM)的故障诊断方法。为了解决 SVM 的参数优化问题, 采用一种基于改进的混沌粒子群优化算法的支持向量机参数选择方法。将混沌理论引入粒子群优化算法中, 提高种群的多样性和粒子搜索的遍历性, 有效地提高了粒子群算法的收敛速度和精度, 得到了优化的 SVM 模型。并将此模型应用于反渗透脱盐水系统的故障诊断中。仿真结果表明, 改进的 SVM 分类器能有效地诊断出反渗透膜故障, 并且取得了较高的准确率和诊断效率。

关键词: 反渗透脱盐水; 支持向量机; 混沌粒子群优化算法; 故障诊断

中图分类号: TP277

文献标识码: A

1004-731X (2015) 05-1057-07

Fault Diagnosis of Reverse Osmosis Water Desalination Based on Optimized Support Vector Machine

Zhang Biao, Xing Jianfeng, Ji Zhicheng

(Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: According to the reverse osmosis membrane fault problems in reverse osmosis water desalination system, a fault diagnosis method based on support vector machine (SVM) was introduced for fault diagnoses. To solve the problem of parameter optimization in SVM, an improved chaos particle swarm algorithm was proposed. The introduction of Chaos theory to particle swarm optimization algorithm may not only enhance the diversity of the population and particle global search ability, but also improve the convergence speed and accuracy of the particle swarm algorithm. The optimized SVM model was applied to the fault diagnosis of reverse osmosis water desalination system. The simulation results show that the improved SVM classifier can effectively diagnose the reverse osmosis membrane fault diagnosis and achieve a higher diagnostic accuracy and efficiency.

Keywords: reverse osmosis water desalination; support vector machine; chaos particle swarm optimization; fault diagnosis

引言

自然水源经过一般简单处理后仍然含有大量



收稿日期: 2014-04-22 修回日期: 2014-08-11;
基金项目: 国家粮食局公益性科研项目(201313012);
作者简介: 张彪(1990-), 男, 江苏苏州人, 硕士生, 研究方向为控制理论与控制工程; 邢健峰(1989-), 男, 江苏徐州人, 硕士生, 研究方向为检测技术及其自动化装置; 纪志成(1959-), 男, 浙江杭州人, 博导, 教授, 研究方向为制造物联、高精度运动控制等。

阴阳离子, 在工业使用过程中, 会对工业产品产生重大影响, 因此在工业用水之前一定要对水进行脱盐处理^[1]。国内的工业脱盐水装置大都采用离子交换技术, 但这种技术脱盐程度低, 脱盐种类少, 不能有效处理含有较多种类金属离子的原水。反渗透膜分离技术是当今世界最先进的脱盐技术^[2], 它占地面积小, 能耗低, 分离效率高。虽然反渗透具有污染少、除盐率高等显著优点, 但其需要一些专业

的复杂的系统设备,因此设备之间发生故障的概率就增大。

反渗透系统的设备故障机理比较复杂,而且种类繁多,故障的机理涉及流体力学、机械、电力控制等方面的知识,难以建立精确的数学模型,导致故障源确认的困难,目前针对反渗透系统的故障诊断有一些方法。文献[3]针对反渗透系统中反渗透膜组件的故障,开发了一个相应的故障诊断专家系统软件,但是其在知识获取、知识库维护上面不方便;文献[4]利用故障树分析法,绘制了反渗透海水淡化系统故障树,但是建树过程是一种反复的过程,需要根据实际情况不断修改完善。

支持向量机(SVM)是一种基于结构风险最小化的二分类器^[5]。这是一种新的机器学习技术,作为不同于传统神经网络的一种模式识别的方法,SVM 能够较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题,具有更高的分类能力和计算效率^[6]。但是 SVM 仍然存在一些缺陷,即如何选择影响性能的关键参数。然而支持向量机的参数选择决定其学习性能和泛化能力^[7]。目前能对 SVM 进行参数优化的算法有遗传算法、粒子群优化算法等等,这些算法却都易陷入局部最优值。

由于混沌优化具有随机性、遍历性、对初始条件的敏感性等特点^[8],本文将混沌优化原理应用到粒子群优化算法中,提出一种改进的基于混沌粒子群优化算法(Chaos Particle Swarm Optimization, CPSO)的 SVM 参数优化模型(CPSO-SVM)。利用混沌特性,提高种群的多样性和粒子搜索的遍历性,提高粒子群算法的收敛速度和精度。将得到的改进的 CPSO-SVM 模型应用于反渗透脱盐水系统的反渗透膜故障诊断中,当系统出现故障的时候,能够分析出故障的类型,及时的对故障做出反应,将故障带来的损失达到最小化。通过结果表明,改进的基于混沌粒子群优化的 SVM 分类器能够有效

地诊断出反渗透脱盐系统中反渗透膜的故障,并且取得了更高的准确率和诊断效率。

1 反渗透脱盐水系统加工工艺

反渗透(RO, Reverse Osmosis)脱盐水是一种利用反渗透原理实现盐、水分离的淡化技术。其利用反渗透膜从某一含有各种无机物、有机物和微生物的水体中,提取纯水的物质分离过程。近十年来,反渗透技术被广泛应用于海水苦咸水淡化、锅炉水处理、纯水设备、食品、医药及废水处理方面,具有广阔的应用潜力。

针对某一具体脱盐工厂,其采用一种比较先进的压力-膜除盐工艺。化学水处理流程为:多介质过滤+活性炭过滤+盐滤+钠离子过滤+RO 膜过滤;一期 RO 产水规模:160 T/h,预留二期 80 T/h 化学水处理工程。一期设备主要包括 3 个水箱,4 台多介质过滤装置,4 台活性炭过滤装置,3 台钠床,2 套 RO 装置等。该脱盐水处理系统采用母管制运行方式,预处理主要作用是去除水中悬浮物、有机物和微生物等污染物;除盐系统采用反渗透装置,降低水中含盐量,其中约 80 % 的脱盐水通过纯水泵送至锅炉房软化水系统。反渗透脱盐水工艺流程如图 1 所示。

反渗透脱盐系统中,针对最重要的反渗透装置,其故障的诊断和排除主要依靠人工的检查和设备的定期保养来完成的^[9]。脱盐率和产水量的下降是最常见的现象,如果脱盐率和出水量显示异常,就表明系统存在着故障。一般来说当脱盐率和产水量下降平缓时,表明是系统存在正常的污堵,可以定期的清洗来处理。但当脱盐率和产水量快速或者突然的性能下降就表明系统存在故障,需要及时的排除,从而来回复系统的性能。

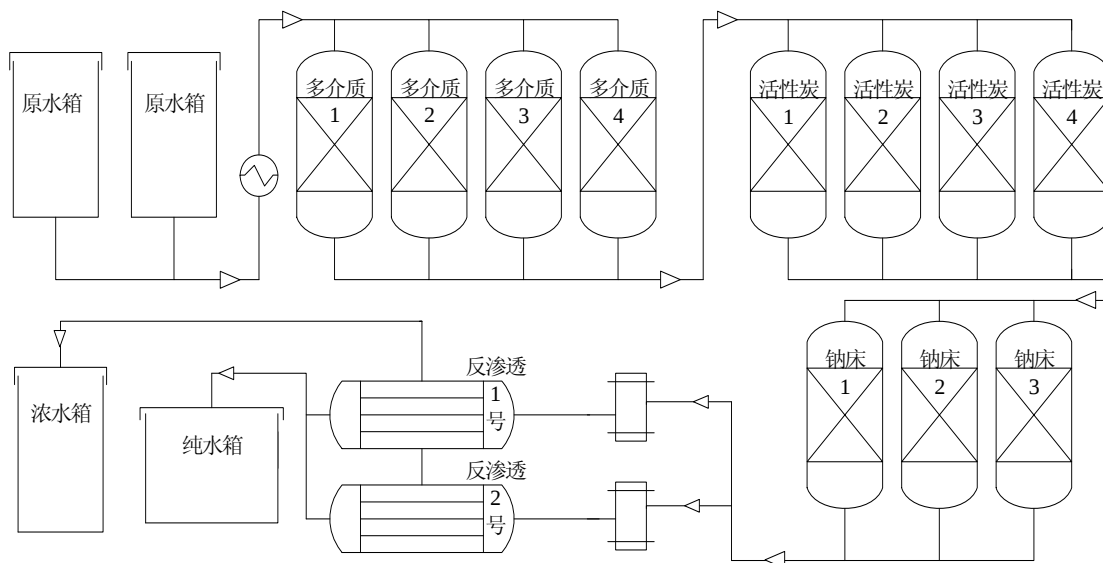


图 1 反渗透脱盐水工艺流程图

2 支持向量机

2.1 支持向量分类机

支持向量机是针对二分类问题提出的。它是以训练误差作为优化的约束条件, 假设给定初始训练样本 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$, $x_i \in R^d$, $y_i \in \{-1, +1\}$, 支持向量机将低维线性不可分数据投影到高维空间, 形成线性数据集。

构造目标函数:

$$L(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (1)$$

满足约束条件为:

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i[(w \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \\ \xi_i \geq 0 \\ w \cdot x + b = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: R^d 为 d 维向量空间; $C > 0$ 为误差惩罚因子; w 为分类间隔距离的倒数; ξ_i 为各个样本到分类平面的最短距离; b 为回归函数中的常数项。在支持向量机中, 核函数是支持向量机的关键因素之一, 此次试验选择径向基作为核函数:

$$K(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right\} \quad (3)$$

式中: σ^2 为核函数参数。

2.2 SVM 参数

支持向量机的参数决定了其学习能力和泛化能力, 因此, 要选择合适的支持向量机参数。由于此次选择了径向基核函数, 因此, 影响支持向量机性能的参数就是误差惩罚因子 C 和核宽度 σ 。误差惩罚因子 C 是在结构风险和样本误差之间做出折衷, 其作用是在确定的特征空间中调节分类机的置信范围和经验风险的比例^[10], 其取值过小, 易出现欠学习现象; 取值过大, 又会出现过学习现象。对于核宽度 σ , 主要影响样本数据在高维特征空间中分布的复杂程度。因此, 支持向量机的参数影响着最终的分类精度, 使得参数优化成为一个重要的问题^[11]。

3 改进的混沌粒子群的 SVM 参数优化

3.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法^[12]中将每个粒子, 即最优化问题的可能解看成是搜索空间中的一点, 每个粒子有一个速度向量决定着飞行方向和距离, 同时也有一个适应度值, 由优化函数决定。每一个粒子在搜索空间中飞行, 并通过统计迭代过程中自身的最优值和群体的最优值来修正速度的大小和前进方向, 形成反馈机制。

首先粒子群初始化为一群位置随机粒子,通过迭代找到最优解。迭代的过程中,跟踪个体最优位置 p_{best} 和全局最优位置 g_{best} , 然后根据以下公式来不断更新自己的速度和位置:

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1 r(p_{best} - x_{id}(t)) + c_2 R(g_{best} - x_{id}(t)) \quad (4)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (5)$$

其中: v_{id} 表示粒子 i 在 d 维空间的速度; r 和 R 表示均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数; w 表示惯性权重; c_1 和 c_2 表示学习因子; p_{best} 是当前粒子的历史最优位置记录; g_{best} 是整个粒子群的历史最优位置; x_{id} 表示粒子的位置。

3.2 改进的混沌粒子群优化算法

粒子群优化算法虽然简单,但是易于过早收敛并陷入局部最优值,而且初始种群由于随机选取导致粒子不一定能够在解空间中均匀遍历。混沌变量具有随机性、遍历性和规律性等属性,并且对初始状态和参数非常敏感,混沌系统的这些特性能加强粒子群的搜索能力^[13],提高粒子群算法的收敛速度和精度。因此将混沌搜索引入到粒子群优化算法。

在混沌系统中采用最典型的 Logistic 映射:

$$y_{n+1} = \mu y_n(1 - y_n), i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中: μ 为控制参量,一般取 4,处于完全混沌状态, $y_i \in [0, 1]$ 的随机数。当 y_0 取值后,经过式(6)迭代,可以得到一个时间序列: $y_0, y_1, y_2, \dots, y_n$ 。

在粒子群算法中,影响粒子群算法收敛的重要参数有: w , c_1 , c_2 , r 和 R 。其中,惯性因子决定了粒子的先前速度对当前速度的影响程度,其在平衡全局搜索和局部搜索中起着重要作用^[14]。粒子群算法中的粒子位置是以减幅正弦波震荡,直到收敛于它们的个体极值和全局极值之间的点。因此, w 搜索过程是一个复杂的非线性过程,以往改进的粒子群优化算法中一般把 w 按照线性变化,逐渐减小到某一个值。线性变化的 w 在一定程度上能够优化粒子群算法,但是线性的过度并不能很好的反应粒子真实的搜索过程。因此,为了更好的

模拟粒子的搜索过程从而得到更好的优化结果,对惯性因子 w 进行改进。同时为了提高算法后期的收敛速度,引入混沌优化算法,构成改进的混沌粒子群算法,提高整个算法的收敛速度和精度。

针对惯性因子 w ,采用如下方法进行改进:

$$w(x) = \begin{cases} 0.9, & x \leq 0.4 \\ e^{-\frac{(x-0.4)^2}{0.4}} - 0.1, & x > 0.4 \end{cases} \quad (7)$$

式中:函数变量 $x = t / iter_{max}$; t 为当前的迭代步数; $iter_{max}$ 为最大迭代步数。

算法迭代初期,随机产生的粒子分布比较分散,粒子在搜索的过程中,主要以全局搜索为主,其位置和速度的变化均比较大,因此, w 在迭代初期时值较大,保持不变;而在算法后期,算法逐渐趋向全局最小值,主要以局部搜索为主,因此,在算法迭代后期, w 值逐渐减小,取得更好的优化函数值。

为了测试上述改进的混沌粒子群的全局寻有能力,采用 Sphere 函数作为测试函数,迭代次数为 1 000 次,粒子数为 20,粒子维数为 20,每次测试运行 30 次,求取最优解的平均值与方差,总共取 5 组数据,并与混沌粒子群做对比。结果如下:

表 1 改进的混沌粒子群与混沌粒子群对比

组别	混沌粒子群		改进的混沌粒子群	
	均值	方差	均值	方差
1	8.153E-7	1.543E-12	4.711E-8	1.182E-14
2	1.002E-6	2.957E-11	2.244E-8	3.292E-15
3	6.018E-7	1.162E-12	1.590E-9	7.424E-16
4	7.639E-7	2.076E-12	3.992E-8	1.760E-14
5	4.571E-7	5.016E-12	2.125E-9	2.292E-15

由上述对比可以看出,在条件相同的情况下,改进的混沌粒子群算法具有更强的全局搜索能力,比一般的混沌粒子群算法性能好。

3.3 改进的混沌粒子群的 SVM 参数优化

本文 SVM 核函数采用 RBF 径向基核函数,因此参数 C 和 σ 是 SVM 分类器需要优化的参数,通过改进的混沌粒子群算法优化 SVM 分类器的参数 C 和 σ 。

具体步骤如下:

(1) 初始化种群, 包括粒子群的规模, 最大迭代次数, 粒子的初始速度, 位置等。初始化 r , R , C_1 , C_2 。

(2) 定义混沌粒子群算法的适应度函数, 采用能直接反应 SVM 性能的均方差函数:

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - y_i)^2 \quad (8)$$

式中: n 为样本个数; f_i 是预测值; y_i 是实际值。

将每个粒子的个体极值 p_{best} 设置为当前位置, 根据上式计算出每个粒子的适应度值, 取适应度值最好的粒子所对应的个体极值作为最初的全局极值 g_{best} 。

(3) 根据公式(4), (5)进行迭代计算, 更新粒子的位置和速度, 同时惯性因子 w 也根据式(7)进行迭代更新。

(4) 将所有最优位置进行混沌优化, 即将 $p_{best,i} (i=1, 2, \dots, n)$ 根据如下公式映射到 Logisti 方程的定义域 $[0, 1]$ 上:

$$y_i = \frac{p_{best,i} - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (9)$$

式中: $X_{\max}$ 和 $X_{\min}$ 分别表示粒子取值范围的最大值和最小值。经过迭代, 产生混沌变量序列 $y_i^m (m=1, 2, \dots)$, 然后再将该序列经过如下映射公式逆映射返回到原解空间:

$$p_{best,i}^M = X_{\min} + (X_{\max} - X_{\min}) y_i^m \quad (10)$$

得到在原解空间对混沌变量经历的每一个可行解 $p_{best}^M = (p_{best,1}^M, p_{best,2}^M, \dots, p_{best,i}^M)$, 并计算每一个可行解的适应值。

(5) 用 p_{best}^M 取代群体中的任意一个粒子的位置。

(6) 如果达到最大迭代次数或者得到满意解时即停止搜索, 否则返回步骤(2)。

4 基于改进混沌粒子群优化 SVM 的反渗透脱盐水故障诊断

4.1 故障诊断分析

在现场脱盐水系统中, 在反渗透装置的进水口、出水口、浓水出水口分别安装了温度、压力、电导、PH、流量传感器, 如图 2 所示, 通过现场传感器采集实时数据, 并将这些信息和数据储存起来形成数据集, 并将此数据集作为 SVM 的训练数据。

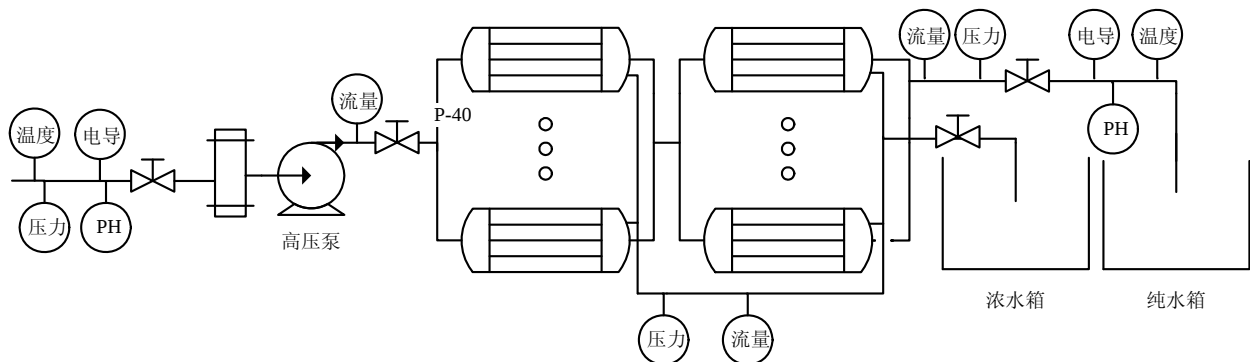


图 2 反渗透系统传感器部署现场

在反渗透脱盐水系统当中, 最主要的是反渗透装置中的反渗透膜故障。当渗透膜发生故障时, 一般表现出下列现象中的一种: (1) 反渗透膜产水量减少; (2) 反渗透膜脱盐率的下降, 即产水电导上升; (3) 压降增加, RO 进水恒定时, 与浓水之间的压差增加。因此反渗透膜的故障可以分为 6 类,

即低产水量正常透盐率、低产水量高透盐率、低产水量低透盐率、高透盐率正常产水量、高透盐率高产水量、高压降。由于包含 6 种故障类型, 无法使用 SVM 对其进行直接分类, 因此对二分类的 SVM 进行多分类的扩张。本文采用决策树(Decision Tree)法。

利用 SVM 进行训练主要分为以下几个过程:

(1) 数据的预处理。首先将输入的数据进行归一化处理, 将所有训练的数据各维数作线性变换, 表示为 $[0,1]$ 集合。

(2) 由于输入的数据有很多组, 因此将数据按照一定的比选为测试集合和训练集合。

(3) SVM 的参数主要依靠上述优化方法得到, 进行设置。

(4) 将数据进行训练。

因此反渗透脱盐水的故障分类流程示意图如图 3 所示。

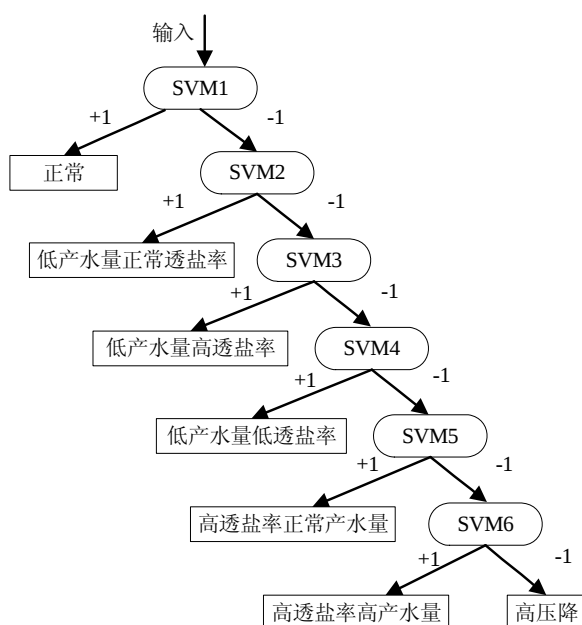


图 3 反渗透脱盐水的故障分类流程图

4.2 算法参数设置

混沌粒子群算法优化的一些参数设置如下: 粒子群的种群规模为 20, $c_1 = c_2 = 2$ 迭代最大次数为 1 000。同时对 C 和 σ 设置搜索范围, C 的搜索范围为 $[0.1, 1000]$, σ 的搜索范围为 $[0.1, 100]$ 。

仿真在 Matlab7.0 环境下进行, 将正常和 6 类故障分别从 1~7 编号。训练样本分别取 1 000, 2 000 和 4 000, 样本中分别包括 6 种故障状态和正常状态时所采集到的数据, 每个样本包含温度($^{\circ}\text{C}$)、压差 1(进水压力-浓水出水压力)MPa、压差 2(进水压

力-出水压力)MPa、出水电导(us/cm)、PH 和产水量(出水流量/进水流量)数据量。部分数据如下:

表 2 采集的部分数据

故障类型	PH	温度	产水量	压差 1	压差 2	电导
1	7.45	20	0.82	3.95	15.1	6.522
1	7.55	20	0.79	3.63	14.5	6.984
2	7.12	20	0.61	8.6	12.3	6.736
3	7.45	20	0.58	11.2	13.5	3.984
3	7.12	20	0.51	10.2	13.2	3.215
4	7.34	20	0.64	10.2	15.2	16.32
5	7.34	20	0.84	4.2	15.6	23.25
6	7.28	20	0.94	10.9	14.6	19.22
6	7.38	20	0.91	12.2	15.3	19.59
7	7.24	20	0.69	1.6	15.3	15.65
7	7.18	20	0.71	1.5	15	13.12

每种故障取 40 个测试样本, 7 种形态就包括 280 个测试样本。选取遗传算法优化的 SVM 和传统 SVM 做为对照。

4.3 结果和分析

将正常和 6 类故障从 1~7 编号, 分别对应为: 1-正常, 2-低产水量正常透盐率, 3-低产水量高透盐率, 4-低产水量低透盐率, 5-高透盐率正常产水量, 6-高透盐率高产水量, 7-高压降。试验结果如下:

表 3 3 种算法的分类正确率

样本数	改进的混沌粒子群优化 SVM	遗传算法优化 SVM	传统 SVM
1 000	93.6 %	88.9 %	75.4 %
2 000	95.7 %	91.1 %	78.6
3 000	98.6 %	93.2	82.5 %

从以上分类结果对比可以看出, 当样本分别为 1 000, 2 000 和 3 000 时, 改进的混沌粒子群优化 SVM 的分类正确率分别为 98.6 %, 95.7 %, 93.6 %。而遗传算法优化的 SVM 的分类正确率为 93.2 %, 91.1 %, 88.9 %, 而传统的靠人工选取参数的 SVM 的分类正确率分别只有 82.5 %, 78.6 %, 75.4 %。说明改进的混沌粒子群优化 SVM 分类的正确率要优于遗传算法优化 SVM 分类的正确率, 同时远远高于传统 SVM 分类的正确率, 改进的混沌粒子群

优化 SVM 的分类具有更高的分类精度。分类正确率越高, 对于反渗透脱盐水系统的故障诊断效率就越高, 因此, 同等情况下, 改进的混沌粒子群算法优化 SVM 对故障诊断具有更高的效率。

同时随着训练样本的增加, 算法的分类正确率都有明显的提升, 故障的诊断效率就越高。

5 结论

反渗透脱盐水系统的设备故障机理比较复杂, 而且种类繁多, 故障确认困难。针对其中反渗透膜故障, 采用基于 SVM 的故障诊断方法。SVM 模型的性能很大程度上取决于其参数的选取, 本文通过引入混沌粒子群算法并对其进行改进, 对 SVM 参数进行优化, 解决 SVM 参数选取的随意性, 提高分类精度。同时, 混沌优化的引入, 提高了种群的多样性和粒子搜索的遍历性, 有效地提高了粒子群算法的收敛速度和精度, 克服粒子群算法的局部最优值的缺陷。

对于在反渗透脱盐水系统当中, 基于改进的混沌粒子群优化 SVM 的多类故障分类器对测试样本有很好的判别能力, 在反渗透膜中的 7 种故障模式识别当中, 表现出了优异的性能, 诊断效率很高。这有利于整个反渗透系统的正常运行。当现场传感器采集足够多的数据, 通过训练得到的改进的混沌粒子群优化 SVM 模型分类精度就越高, 这样对反渗透膜故障的诊断效果就更好, 只要对采集的实时数据进行预测, 就能得到其对应的故障类型, 为及时检查出反渗透膜故障提供全面可靠的信息, 有利于快速采取有效措施排除故障, 减少系统的停机概率。

参考文献:

[1] 崔玉川. 水的除盐方法与工程应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2009.

- [2] 薛立波, 徐子丹, 王琪, 等. 反渗透海水淡化膜的应用特性[J]. 水处理技术, 2012, 38(9): 93-95.
- [3] 李朋, 王剑, 江爱朋, 等. 反渗透海水淡化故障诊断专家系统的开发[J]. 科技通报, 2011, 25(5): 726-731.
- [4] 姜周曙, 翁翔彬, 王剑, 等. 反渗透海水淡化系统故障分析[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2013, 12(5): 505-509.
- [5] 易辉. 基于支持向量机的故障诊断及应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.
- [6] 许允之, 方磊, 张建文. 基于最小二乘支持向量机的电机故障鉴别[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(14): 63-68.
- [7] 朱凤明, 樊明龙. 混沌粒子群算法对支持向量机模型参数的优化[J]. 计算机仿真, 2010, 27(11): 183-186.
- [8] Minglei You, Ting Jiang. New method for target identification in a foliage environment using selected bispectra and chaos particle swarm optimisation-based support vector machine [J]. IET Signal Processing (S1751-9675), 2014, 8(1): 76-84.
- [9] 朱俊华. 反渗透海水淡化故障诊断专家系统的研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2011.
- [10] 王开义, 徐红敏, 赵春江, 等. 优化支持向量机在鲜切生菜加工 HACCP 分类中的应用[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 219-221.
- [11] Xue Z, Du P, Su H. Harmonic Analysis for Hyperspectral Image Classification Integrated With PSO Optimized SVM [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (S1939-1404), 2014, 7(6): 2131-2146.
- [12] 和麟, 梁丽媛, 黄潇瑶, 等. 基于粒子群优化 SVM 的飞机发电机故障诊断[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(12): 3237-3239.
- [13] Li-Yeh Chuang, Cheng-Huei Yang, Jui-Hung Tsai, Cheng-Hong Yang. Operon Prediction Using Chaos Embedded Particle Swarm Optimization [J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics (S1545-5963), 2013, 10(5): 1299-1309.
- [14] Yangguang Fu, Mingyue Ding, Chengping Zhou. Phase Angle-Encoded and Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization Applied to Three-Dimensional Route Planning for UAV [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: System and Humans (S1083-4427), 2012, 42(2): 511-526.