

基于混合粒子群算法的沥青转运车螺旋搅料器模型及仿真

游张平^{1,2}, 李万莉¹, 王鹏程¹, 张凯¹

1. 同济大学机械工程学院, 上海 201804
2. 丽水学院机械工程系, 浙江丽水 323000

摘要 为解决沥青转运车螺旋搅料器搅拌特性建模困难的问题, 运用人工智能理论建立了以螺距、叶片半径为输入, 沥青混合料的离析率为输出的神经网络模型。为克服 BP 算法与粒子群算法 (PSO) 的缺陷, 将 L-M 算法与 PSO 算法相融合的混合粒子群算法 PSOLM 应用于该神经网络模型的学习算法中。为避免 PSOLM 算法在全局最优值附近的搜索过程变慢, 采用一种从 PSO 搜索到 L-M 搜索的启发式算法。仿真试验结果表明, 与 BP 算法、PSOBP 算法相比, 该算法不仅对螺旋搅料器模型的精度和建模的效率有显著的提高, 而且改善了 PSO 算法的全局寻优能力, 提高了算法的收敛速度和计算精度, 避免了 PSO 算法早熟现象的出现, 为螺旋搅料器搅拌特性的建模提供一条新的有效解决途径。

关键词 混合粒子群优化算法; 仿真; 建模; 螺旋搅料器

中图分类号 TP183

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)06-0035-04

Modeling and Simulation of Spiral Stirrer for Asphalt Conveyor Based on Hybrid PSO Algorithm

YOU Zhangping^{1,2}, LI Wanli¹, WANG Pengcheng¹, ZHANG Kai¹

1. College of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China
2. Department of Mechanical Engineering, Lishui University, Lishui 323000, Zhejiang Province, China

Abstract To overcome the difficulty of modeling for agitation characteristics of spiral stirrer for asphalt conveyor, a Neural Network (NN) model was established, based on both pitch and radius of helical blade being used as the input vector, with the rate of mixture segregation used as the output vector of NN. To avoid the shortcomings of the Back Propagation (BP) algorithm and the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm, a hybrid PSO algorithm PSOLM was employed as the learning algorithm of NN, which was combined with Levenberg-Marquardt (L-M) algorithm. To avoid the slow search speed related with the global optimum in the PSO-BP algorithm, a heuristic way was adopted to give a transition from the particle swarm search to L-M search. Simulation experiment was performed with model experiment for asphalt conveyor. The results of simulation and experiment show that the proposed approach not only has faster convergence and higher computational precision than the original PSO, but also can overcome the drawbacks of BP algorithm. It is also a new and effective approach for model building of spiral stirrer agitation characteristics.

Keywords hybrid particle swarm optimization algorithm; modeling; simulation; spiral stirrer

0 引言

沥青路面施工过程中的骨料离析和温度离析若不能得

到有效的控制, 会导致路面水破坏、平整度下降, 降低沥青路面的寿命。在施工设备中引入沥青转运车是解决这一问题最

收稿日期: 2009-11-02

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2008AA042803); 浙江省自然科学基金项目(Y1080434)

作者简介: 游张平, 博士研究生, 研究方向为工程机械机电液一体化, 电子信箱: youzhangping@163.com; 李万莉(通信作者), 教授, 研究方向为工程机械智能控制、微波应用理论及控制, 电子信箱: cnlw@tongji.edu.cn

有效的方法之一^[1]。螺旋搅料器是转运车消除沥青混合料离析的关键部件,其好坏直接影响沥青混合料的搅拌效果^[1]。由于混合料流动性能的复杂性及螺旋搅料器自身结构的复杂性等原因,搅料器理论建模工作存在较大困难^[2]。目前人们对转运车螺旋搅料器搅拌效果的研究方法主要有分析法^[3]、试验法^[4]和神经网络建模法^[5],并取得一定的效果。文献[3]给出了有关参数的理论计算公式,但只针对变螺距的螺旋结构,未针对变螺距变螺旋的螺旋结构;文献[4]通过试验研究揭示了结构参数对搅拌效果的影响;文献[5]在试验基础上通过RBF神经网络建立了螺旋搅料器模型,但单一的神经网络模型容易陷入局部极小值。

本文从智能建模方向着手,将粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)与 Levenberg-Marquardt (L-M) 算法相结合,形成 PSOLM 混合粒子群算法,建立了基于 PSOLM 算法的沥青转运车螺旋搅料器模型,并进行仿真试验。结果表明,PSOLM 算法具有比 BP 算法和 PSOBP 算法更好的效率和鲁棒性。基于 PSOLM 混合粒子群算法的沥青转运车螺旋搅料器模型,建模过程简单,拟合精度高,较好地解决了沥青转运车螺旋搅料器搅拌特性建模困难的问题。

1 沥青转运车螺旋搅料器的神经网络建模

搅料器结构参数中影响混合料离析率的因素很多,螺距 S 及螺旋叶片半径 r 是两个主要的影响因素,它们与混合料离析率之间存在着复杂的联系^[4]。神经网络模拟生物神经元和神经网络的特点,通过简化、归纳、提炼、总结出的一类并行处理网络。利用非线性映射的思想和并行处理的方法,用神经网络的结构表达输入和输出的关联知识。神经网络对非线性数据具有快速建模的能力,已成为一种重要的建模方法。本实例中,将搅料器上影响混合料离析率的两个主要因素(螺距 S 及叶片半径 r)作为网络的输入单元。隐含层的单元数一般通过实际运行调整确定。模型的输出层由 1 个神经元组成,代表混合料离析率 ξ 。由此,可以确定沥青转运车螺旋搅料器神经网络模型的结构为 2-H-1,如图 1 所示。

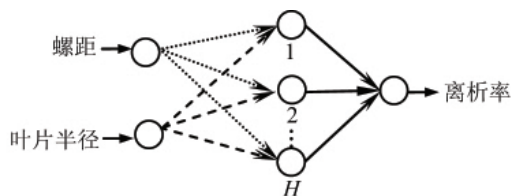


图 1 沥青转运车螺旋搅料器神经网络模型

Fig. 1 ANN model of spiral stirrer for asphalt conveyor

2 基于粒子群优化的 BP 学习算法

标准的 BP 算法是基于梯度下降法,通过计算误差目标函数修正网络的权值及阈值,使得误差函数最小,因此网络的权值应沿误差的负梯度方向变化。通常将误差目标函数定

义为均方误差 MSE 。BP 算法具有依据可靠、推导过程严谨、精度较高、通用性较好等优点,但标准的 BP 算法存在收敛速度慢和极易陷入局部极值点等缺点。实际应用中,BP 算法很难胜任。因此,本文引入寻优能力更强的粒子群优化算法和 L-M 算法对神经网络进行混合优化,以提高神经网络的建模能力。

2.1 粒子群优化算法

粒子群算法是 1995 年 Kennedy 和 Eberhart 共同提出的一种基于群体智能方法的进化计算方法。PSO 初始化为一群随机粒子(随机解),然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。其中一个极值为粒子本身所找到的最优解,称为个体极值 P_i ;另一个为整个种群目前找到的最优解,称为全局极值 P_g 。在找到这两个最优值时,粒子根据公式(1)、公式(2)来更新自己的速度和新的位置。设 D 维的搜索空间中,有 N 粒子,其中第 i 个粒子($i=1,2,\dots,N$)的位置为 $X_i=(x_{i1},x_{i2},\dots,x_{id})$,速度为 $V_i=(v_{i1},v_{i2},\dots,v_{id})$ 。将 X_i 带入目标函数计算出其适应值,根据适应值衡量 X_i 的优劣。记第 i 个粒子搜索到的最优位置为 $P_i=(p_{i1},p_{i2},\dots,p_{id})$,整个粒子群搜索到的最优位置为 $P_g=(p_{g1},p_{g2},\dots,p_{gd})$ 。粒子状态更新操作如下:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \cdot v_{id}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{gd} - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中, $i=1,2,\dots,N$; $d=1,2,\dots,D$; k 为当前迭代次数;学习因子 c_1 和 c_2 为非负常数; r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 的随机数; $V_{id} \in [-V_{\max}, V_{\max}]$, $V_{\max}$ 为用户设定的常数; ω 为惯性因子,非负数,可取定值,也可随迭代的进行而线性减小,这里采用式(3)确定。

$$\omega = \omega_{\max} - k \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{k_{\max}} \quad (3)$$

式中, $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别是 ω 的最大值和最小值; $k_{\max}$ 是最大迭代次数。迭代中止的条件一般选为达到设定的最大迭代次数,或粒子群搜索到的最优位置满足设定的最小适应阈值。

2.2 基于粒子群优化的 BP 学习算法

粒子群优化算法是一个全局搜索算法,在全局搜索的初始阶段收敛较为迅速,但在全局最优值附近,粒子群优化算法的搜索过程将变得非常慢,甚至停滞。梯度下降算法是一个局部搜索算法,在全局最优值附近可获得较快的收敛速度,但容易陷入局部最优值。采用 PSO 与 BP 算法相结合的算法(PSOBP 算法)可以将粒子群优化算法较强的全局搜索能力和 BP 算法较强的局部搜索能力较好地结合起来^[6]。

2.3 基于混合粒子群优化的 BP 学习算法

在基于导数优化的 BP 算法中,L-M 优化算法是其中最成功的典型算法之一。L-M 算法由经典 Newton 算法发展而来,是利用非线性最小二乘法推演导数进行的。L-M 算法综合了 Newton 法和标准梯度下降法的优点。融合 PSO 与 L-M 算法,形成 PSOLM 混合粒子群算法。为避免在 PSO 搜索过程中丧失粒子的多样性,随机挑选一个粒子进行 L-M 搜索更新粒子位置;同时引入极小值常数 δ 判断粒子的飞行是否停滞



不前,提高算法的可操作性。基于 PSOLM 算法的网络模型参数优化方法流程如下。

- 1) 随机初始化一组粒子的速度和位置。
- 2) 使用均方误差 MSE 作为 PSO 的适应函数, 评价每个粒子的初始适应度, 每个粒子的当前位置作为粒子自身当前的最优解 P_i , P_g 设置为初始化粒子中最好粒子的位置。
- 3) 如果算法运行到最大迭代次数, 或者训练误差 E 小于规定的误差标准 e , 则转到步骤 8), 否则转到步骤 4)。
- 4) 存储当前最好的粒子, 根据式(1)和式(2), 更新所有粒子位置和速度, 产生一组新的粒子, 即调整神经网络的连接权值和阈值。
- 5) 评价每个新粒子的适应度, 适应度最坏的粒子被存储的最好粒子代替。如果第 i 个粒子的新位置比 P_i 的值好, 则更新 P_i 的值为当前粒子的位置。如果所有新粒子的最好位置优于 P_g , 则更新 P_g 为所有新粒子的最好位置。
- 6) 按式(3)线性减少惯性权重 ω 。
- 7) 如果 P_g 值改变非常小(连续 10 次出现相邻两代 P_g 值的差值的绝对值小于给定的极小值常数 δ), 则转到步骤 8), 否则转到步骤 3)。
- 8) 使用 L-M 算法在 P_g 附近进行局部深度搜索, 如果搜索结果比 P_g 好, 则用此搜索结果代替 P_g 并输出。

3 仿真试验和结果分析

3.1 数据归一化处理

为避免网络无法收敛并缩短网络训练时间, 对文献[5]中得到的 99 组实测数据进行归一化处理, 其归一化方法如下:

$$X_{ij} = (x_{ij} - \min x_i) \frac{x_{N\max} - x_{N\min}}{\max x_i - \min x_i} + x_{N\min} \quad (4)$$

式中, X_{ij} 为归一化后的第 i 个输入/第 j 个输出的数值; $\max x_i$, $\min x_i$ 分别为该参数的上、下界值; $x_{N\min}$, $x_{N\max}$ 为归一化后的界限值, $0 < x_{N\min} < x_{N\max} < 1$, 这里取 $x_{N\min} = 0.1$, $x_{N\max} = 0.9$ 。

3.2 仿真试验及结果分析

为验证 PSOLM 算法的优越性及螺旋搅料器模型的有效性, 分别使用 BP 算法、PSOBP 算法以及 PSOLM 算法对上文

建立的 2-H-1 结构神经网络进行训练。将经归一化后的前 80 组不同螺距与叶片半径的组合数据作为网络训练样本的输入模式, 其余 19 组作为网络测试样本的输入模式; 对应地取前 80 组归一化处理后的离析率数据作为训练样本的输出模式, 其余 19 组作为测试样本的输出模式。

假设隐单元数 H 分别为 3, 4, 5, 6, 7, 8, 对于每个固定的隐单元数, 分别重复运行 3 个算法 50 次, 比较 3 个算法的性能。这里, BP 网络的激活函数都选定为 Sigmoid 函数。对于 BP 算法, 设置最大的迭代次数为 10000 次, 目标误差为 10^{-3} , 学习速率为 0.001。对于 PSOBP 算法和 PSOLM 算法来说, 在搜索过程中, 每个粒子的位置被钳制在范围 $[-0.5, 0.5]$ 内, 且每个粒子的速率被钳制在范围 $[-0.105, 0.105]$ 内; 惯性权重 w 由 0.95 线性减少至 0.4; 常数 c_1 和 c_2 均为 1.4; 粒子群体尺寸为 40; 最大迭代次数为 100, 误差标准 e 为 10^{-3} ; 极小值常数 δ 为 10^{-6} 。对于 PSOBP 算法, 使用 PSO 算法进行全局搜索后使用梯度下降法迭代 2000 次进行局部搜索。对于 PSOLM 算法, 设置 L-M 局部深度搜索最大次数为 20 次。

表 1 给出了每个固定隐单元下 3 种算法的性能比较(表中误差指的是均方误差 MSE)。从表 1 可以看出, 在隐单元数从 3 到 8 范围内, PSOLM 算法的平均训练误差都在 PSOBP 算法的 1/4 以下, 在 BP 算法的 1/5 以下; PSOLM 算法的平均测试误差最小的达到了 PSOBP 算法的 1/5 左右, BP 算法的 1/20 左右; PSOLM 算法的 CPU 用时大致是 PSOBP 算法的 1/3, BP 算法的 1/6。由此可见, PSOLM 算法花费较少的 CPU 时间, 却获得比 BP 算法和 PSOBP 算法较高的收敛精度和预测精度, 亦即 PSOLM 算法比 BP 算法和 PSOBP 算法有更优良的学习能力和泛化能力。

从表 1 可以看出, 当隐单元数为 3 的时候, 3 个算法的性能普遍较好, 由此可固定隐层节点数 $H=3$, 重复运行 100 次来比较 3 种算法的训练性能以及泛化性能。表 2 给出了 3 种算法在 3 个隐单元下的性能比较(表中误差指的是均方误差 MSE)。为更直观地比较这 3 种算法, 画出了表 2 中 3 种算法的平均性能的直方图(如图 2 所示)。由表 2 和图 2 可知, PSOLM 算法比 PSOBP 和 BP 算法有较好的平均性能(包括平

表 1 在每个固定隐单元下 3 种算法的性能比较(50 次实验统计结果)

Table 1 Comparison of the performances of the three algorithms for different hidden elements

隐层 单元数	BP 算法			PSOBP 算法			PSOLM 算法		
	平均训练 误差	平均测试 误差	CPU 用时/s	平均训练 误差	平均测试 误差	CPU 用时/s	平均训练 误差	平均测试 误差	CPU 用时/s
3	0.0229	0.0749	17.2114	0.0201	0.0211	8.1386	0.0029	0.0038	3.0529
4	0.0222	0.0672	17.2366	0.0205	0.0220	8.6503	0.0043	0.0174	3.2901
5	0.0234	0.0978	17.5938	0.0205	0.0219	8.3695	0.0026	0.0056	3.1247
6	0.0210	0.0975	17.9074	0.0203	0.0213	8.2930	0.0024	0.0045	2.8486
7	0.0196	0.0803	18.5345	0.0200	0.0209	8.3211	0.0020	0.0069	2.7316
8	0.0230	0.0755	18.6733	0.0201	0.0206	9.0137	0.0023	0.0167	3.0645

表 2 3 种算法的训练性能及泛化性能对比(100 次实验统计结果)

Table 2 Comparison of the performances of the three algorithms for three hidden elements

算法	平均 CPU 用时/S	平均训练误差			平均测试误差		
		最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
BP	17.2373	0.0793	0.0074	0.0265	0.4440	0.0048	0.0745
PSOBP	8.5393	0.0212	0.0193	0.0202	0.0254	0.0183	0.0202
PSOLM	3.3369	0.0107	0.0024	0.0037	0.0116	0.0019	0.0050

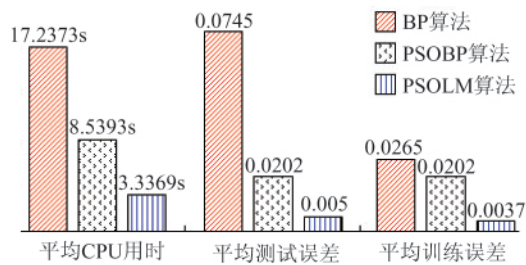


图 2 3 个隐单元下 3 种算法的性能比较

Fig. 2 Computation results with different algorithm for three hidden elements

均训练性能、平均泛化性能及平均 CPU 用时),与 BP 算法相比,有明显的算法稳定性。

4 结论

1) PSOLM 算法充分发挥了 PSO 全局搜索和 L-M 局部快速寻优的特点, 弥补了各自的不足, 实现了算法的优势互补。算法既有很好的收敛性能, 又具有快速优化性能。

2) 基于 PSOLM 混合粒子群算法的沥青转运车螺旋搅料器模型, 建模过程简单, 拟合精度高, 具有比 BP 算法和 PSOBP 算法更好的效率和鲁棒性。

3) 实例证明本文方法的有效性,能较好地解决沥青转运车螺旋搅料器搅拌特性建模困难问题。对沥青转运车螺旋搅料器搅拌特性建模做了有意义的尝试。

4) 实际中, 沥青转运车混合料离析率还受叶片的螺旋轴转速、螺旋升角、叶片的总长、混合料性能参数等诸多因素的综合影响, 本模型和算法在大系统和更多未知知识领域的解的可信性和可行性还有待检验。

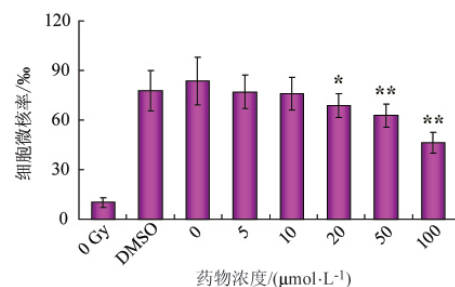
参考文献(References)

- [1] Consdorf A. Roadmix machine turns in a smooth finish: The new MTV entry from Terex│ Cedarapids performs well in one of its first field tests[J]. *Better Roads*, 2006, 76(9): 26-29.
- [2] Khayat R E, Huneault M A, Duquette R. A boundary element analysis of planar drop deformation in the screw channel of a mixing extruder[J]. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 1998, 21(1): 155-168.
- [3] 宋亚英. 变螺距螺旋结构参数的理论研究 [J]. 苏州大学学报: 自然科学版, 1996, 12(4): 96-100.
Song Yaying. *Journal of Suzhou University: Natural Science Edition*, 1996, 12(4): 96-100.
- [4] 李冰, 何志勇, 李自光, 等. 沥青混合料转运车模型试验研究 [J]. 中国公路学报, 2003, 16(3): 120-123.
Li Bing, He Zhiyong, Li Ziguang, *et al.* *China Journal of Highway and Transport*, 2003, 16(3): 120-123.
- [5] 李自光, 张巍, 何志勇, 等. 沥青混合料离析率仿真方法及转运车模型试验研究[J]. 长沙理工大学学报: 自然科学版, 2004, 1(1): 48-53.
Li Ziguang, Zhang Wei, He Zhiyong, *et al.* *Journal of Changsha University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2004, 1(1): 48-53.
- [6] Zhang J R, Zhang J, Lok T M, *et al.* A hybrid particle swarm optimization-back-propagation algorithm for feedforward neural network training [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 185(2): 1026-1037.

(责任编辑 代丽)

更正

本刊 2010 年第 4 期第 31~36 页陈倩倩等的文章“香兰素衍生物 VNC3207 对 粒子辐射诱发人成纤维细胞基因组 DNA 损伤的防护研究”,第一署名单位应为“安徽医科大学基础医学院病理学与病理生理学教研室”,该文第 35 页图 4(b)中缺少了标示 *P* 值位置的*,现予以更正,并向作者和读者致歉。正确的图示如下。



《科技导报》编辑部