排灌机械工程学报
Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering
2014 年 12 月 Dec. 2014 | 第 32 卷 第 12 期 Vol. 32 No. 12

doi:10.3969/j.issn.1674-8530.14.0122


唐伏平

考虑壁面影响的矩形裂缝通道中的颗粒沉降

唐伏平[1], 石彦[1], 郭娇娇[1], 薛建泉[2], 张国栋[2]
(1. 新疆油田分公司准东采油厂, 新疆 阜康 831511; 2. 中国石油大学(华东)石油工程学院, 山东 青岛 266580)

摘要: 为了表征颗粒在矩形裂缝通道中沉降时壁面对沉降速度的影响,基于人工神经网络(ANN)提出壁面因子预测方法,提取影响颗粒沉降速度的 7 个参数(ρ_f,ρ_p,d,d/a,a/b,K 和 n)作为特征值,借助 Machac 的 70 组试验数据对模型进行训练和预测,并将人工神经网络预测结果与 Miyamura 公式和刘马林公式计算结果进行对比分析. 结果表明:人工神经网络模型具有较高的精度,90% 的预测结果误差小于 7.5%. 与 Miyamura 公式和刘马林公式相比,人工神经网络模型不但在处理平行板模型和矩形模型时有较高的工程精度,而且具有更广泛的适用范围,能够满足更加复杂的工程需要.

关键词: 矩形流道;壁面影响;颗粒沉降;人工神经网络;Miyamura 公式;刘马林公式
中图分类号: O359 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-8530(2014)12-1074-05

唐伏平, 石彦, 郭娇娇,等. 考虑壁面影响的矩形裂缝通道中的颗粒沉降[J]. 排灌机械工程学报,2014,32(12):1074-1078.

Tang Fuping, Shi Yan, Guo Jiaojiao, et al. Research on particle settling in rectangular ducts under effect of walls[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering(JDIME), 2014,32(12):1074-1078. (in Chinese)

Research on particle settling in rectangular ducts under effect of walls

Tang Fuping[1], *Shi Yan*[1], *Guo Jiaojiao*[1], *Xue Jianquan*[2], *Zhang Guodong*[2]
(1. Zhundong Oil Production Plant of Xinjiang Oil Field Company, Fukang, Xinjiang 831511, China; 2. College of Petroleum Engineering, China University of Petroleum, Qingdao, Shandong 266580, China)

Abstract: In order to characterize wall effect of rectangular ducts on particle settling, a prediction method of wall factor was presented using Artificial Neural Network (ANN). Extracted ρ_f, ρ_p, d, d/a, a/b, K and n as feature parameters, which substantially affect particle settling velocity. Culled 70 data of Machac's paper to train and test the models, and compared predicted results of ANN with the calculated results of Miyamura correlation and Liu Malin correlation. The results show that, the accurate of ANN predicted results is great, the error is less than 7.5% for 90% calculated results. Comparing to Miyamura correlation and Liu Malin correlations, the ANN model has high engineering accuracy in parallel plate and rectangular ducts, and the application range of ANN has broader scope of application, and can meet complex engineering needs.

Key words: rectangular ducts; wall effects; particle settling; Artificial Neural Network; Miyamura correlation; Liu Malin correlation

收稿日期: 2014-08-08; **网络出版时间:** 2014-12-26
网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1814.TH.20141226.1116.010.html
基金项目: 长江学者和创新团队发展计划项目(IRT1294)
作者简介: 唐伏平(1963—),男,四川渠县人,教授级高工(tangfp@petrochina.com.cn),主要从事油气田开发工程研究.
张国栋(1987—),男,山东济宁人,博士研究生(通信作者,zhang372825887@126.com),主要从事螺杆泵工况特性分析及支撑剂沉降与运移规律研究.

固液两相体系中，固相颗粒的沉降行为存在于大量的工业应用中，颗粒沉降速度的确定在多相分离系统、流化设备、钻井过程、水动力运输、矿场分析等方面具有重要的意义. 国内外对于颗粒在矩形通道内沉降的研究较少. 近年来，随着石油工业中非常规油气藏（页岩气、致密油等）的开发，水力压裂得到了大量的应用，在压裂过程中，压裂产生的裂缝壁面会对支撑剂的沉降和运移产生附加的阻滞力，降低其沉降速度，从而影响最终的压裂施工效果. 因此精确确定支撑剂颗粒的沉降速度对于指导压裂施工具有重要意义.

由于工业条件的复杂性，传统的 Stokes 沉降速度模型已不能满足工程需要，并且在有限边界流体介质中，流道壁面会对颗粒产生附加的阻滞力，降低其沉降速度.

为了描述流道壁面对颗粒沉降速度的影响，壁面因子被广泛应用，它定义了颗粒在有限边界流体与无限大流体介质中沉降速度的比值. Chhabra 等[1]试验研究了高雷诺数下球形颗粒在非牛顿剪切稀释流体中的沉降，建立了壁面因子与雷诺数之间的关联式. 随后又对非球形颗粒在黏性介质和非牛顿聚合物溶液中的沉降行为进行了研究[2-4]，分析了壁面因子表达式的推广能力及其使用范围[5]. 2003 年，Chhabra 等[6]通过大量文献调研，分析了前人在管道壁面对球形颗粒沉降速度影响方面的工作，优选了不同流动区域的壁面因子关联式，并基于大量的文献数据，确定了不同流动区域的临界雷诺数. 对于牛顿流体，目前普遍认为在黏性流动区和惯性区，壁面因子只与球－管直径比（λ）相关，而在中间流动区域，壁面因子则是 λ 和雷诺数（Re）的函数[7]. 与牛顿流体相比，颗粒在剪切稀释性流体中沉降时，壁面阻滞影响大大减弱[1,8-9]. 1981 年，Miyamura 等[10]研究了蠕动流区域内球形颗粒在三角管道、正方形管道和平行板中的沉降过程，得到了目前普遍认可的平行板模型. 1995 年，Machac 等[11]研究了颗粒在幂律流体中的沉降行为，通过定义有效直径，建立了壁面因子关联式，并对 Miyamura 公式进行了验证. 2009 年，Wang 等[12]对球形、半球形和类球形颗粒在矩形流道内的沉降进行了研究，分析了类球形颗粒方向对沉降速度的影响，建立了与方向无关的 $Re-Ar$ 关联式. 2012 年，Malhotra 等[13]在平行板模型中研究了支撑剂颗粒在黏弹性流体内的沉降行为，建立了基于流体流变性和支撑剂性质的无限大黏弹性流体内支撑剂沉降速度模型，分析了流体黏弹性对支撑剂沉降的影响，确定了支撑剂颗粒在平行板内黏弹性流体中沉降的壁面因子关联式. 2008 年，刘磊等[14]通过可视化试验研究了矩形裂缝通道中，压裂液水平流动对支撑剂沉降速度的影响. 2011 年，刘马林[15]采用格子 Boltzmann 法模拟研究了矩形通道中颗粒的沉降，拟合得到了壁面因子关联式.

由于试验条件的限制，上述研究得到的壁面因子关联式均只适用于特定流道形状、流体类型和流动区域. 目前尚没有一种模型能够表征颗粒在任意流体和流动区域内沉降时壁面对沉降速度的影响. 文中基于人工神经网络方法，提出壁面因子预测模型，并与 Miyamura 公式和刘马林公式进行对比分析.

1　数据准备

1.1　特征参数提取

特征参数是人工神经网络的输入变量，直接影响模型的精度，特征参数的提取应遵循以下 3 点原则：① 易提取；② 对输出影响大；③ 各参数之间不相关或相关性很小. 由 Stokes 沉降公式可知，在牛顿流体中，颗粒沉降速度是流体黏度 μ、流体密度 ρ_f、颗粒密度 ρ_p 以及颗粒直径 d 的函数，而对于非牛顿流体，沉降速度则与流体的流性指数 n 和稠度指数 K 相关.

颗粒在有限流体介质中沉降时，会受到容器壁面对颗粒施加的附加阻滞力，从而降低其沉降速度，其大小与容器的尺寸及形状相关. 对于矩形管道，选取直径－宽度比（d/a）和宽－长比（a/b）作为表征阻滞力的特征参数. 因此，当颗粒在矩形流道中沉降时，选取 ρ_f，ρ_p，d，d/a，a/b，K 和 n 作为模型的输入变量.

1.2　基础数据

通过调研发现关于颗粒在矩形或平行板模型中沉降的试验研究较少，并且针对人工神经网络模型，对于每组数据，输入变量均需 7 个参数（ρ_f，ρ_p，d，d/a，a/b，K 和 n），而部分文献虽然对其进行了研究，但流体、颗粒等参数不尽详细，所得试验数据不能应用于本模型的验证.

文中以 Machac 等[11]试验数据为基础，建立壁面因子的人工神经网络模型. 但由于该文试验数据均以图形的形式展示，因此，通过取点软件所得数据与实际试验值存在一定的误差. 通过取点获取 70 组可用数据，如图 1 所示，图中 f 为壁面因子.

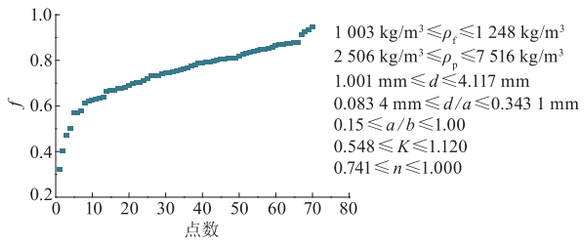


图1 实测壁面因子

Fig. 1 Measured wall factors

将数据集分为训练集和测试集,数据集数分别为46和24,通过训练集建立网络模型,然后根据测试集验证模型的精度. 为了直观地展现预测模型的预测效果,引用以下5个变量[16]描述实测值与预测值之间的拟合效果. 误差平方和 Q 计算公式为

$$Q = \sum_{1}^{k} (\log f_{\text{exp}} - \log f_{\text{pre}})^2, \tag{1}$$

式中:Q 为误差平方和;k 为样本集数;f_{exp} 为实测值;f_{pre} 为预测值.

平方根偏差 dev_{rms} 表征预测值与实测值之间的平均偏离程度,计算公式为

$$dev_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{Q}{k}}. \tag{2}$$

相对误差和 δ 以及相对误差平方和 Q_{rel} 计算公式分别为

$$\delta = \sum_{1}^{k} \frac{|f_{\text{exp}} - f_{\text{pre}}|}{f_{\text{exp}}}, \tag{3}$$

$$Q_{\text{rel}} = \sum_{1}^{k} \left(\frac{f_{\text{exp}} - f_{\text{pre}}}{f_{\text{exp}}}\right)^2. \tag{4}$$

相关系数 γ 计算公式为

$$\gamma = \frac{\sum f_{\text{exp}} f_{\text{pre}} - \sum f_{\text{exp}} \sum f_{\text{pre}}/k}{\sqrt{[\sum f_{\text{exp}}^2 - (\sum f_{\text{exp}})^2/k][\sum f_{\text{pre}}^2 - (\sum f_{\text{pre}})^2/k]}}. \tag{5}$$

1.3 数据预处理

由于各特征参数之间尺度不相同,需要进行归一化处理,将其归一化到相同的区间,从而减小由于特征值之间过大或过小造成的负面影响. 将变量归一化到[-1,1]区间内的公式为

$$y = 2\frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} - 1, \tag{6}$$

式中:y 为归一化参数;$y_{\min}$ 为实际最小数据;$y_{\max}$ 为实际最大数据.

2 人工神经网络模型

人工神经网络是一种模拟生物神经元处理方法的机器学习方法. 在过去的几十年,其在求解复杂非线性问题中得到了广泛应用,主要集中在模式识别和预测分析2个方面. 1974年 Werbos[17] 提出了BP学习理论,随后被 Rumelhart 等[18]应用到神经网络中. BP神经网络通过误差反向传播以提高网络训练精度,由于其具有泛化能力强、易收敛等特点,目前已成为应用最多的模型.

具有单隐层的BP神经网络即可映射任意非线性关系,因此,为了减少计算时间,建立一个3层的BP神经网络. 输入层节点数即为输入变量个数,输出变量为壁面因子,节点数为1. Fletcher 等[19]通过大量训练尝试,取效果最好时的隐层节点数 $p = 10$.

$$2\sqrt{q} + m \leqslant p \leqslant 2q + 1, \tag{7}$$

式中:p 为隐层节点数;q 为输入节点数;m 为输出节点数. 建立的BP神经网络结构如图2a所示,相邻两层神经元之间通过权值相互连接. 图2b为神经网络向量图,表征网络信息传递和处理过程. 借助Matlab人工神经网络工具箱进行求解. 隐层和输出层激活函数选用 Tansig 和 Logsig,采用贝叶斯正则化算法(Trainbr)训练网络.

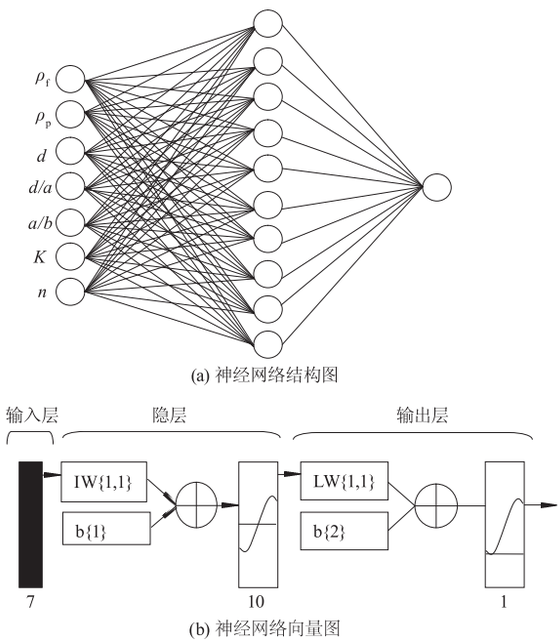


图2 神经网络及向量图

Fig. 2 Neural network architecture and neural network vector

3 计算分析

图3为人工神经网络预测结果与实测值之间的对比. 从图3a可以看出,训练集的预测结果精度较

高，其拟合效果分析如表 1 所示，表中 S 为预测值在实测值特定区间内的比例. 所有预测值误差均小于 5%，相关系数为 0.996 4，表明网络训练结果比较好，根据训练得到网络模型，对测试集 24 组数据进行预测，结果如图 3b 所示. 与训练集相比，测试集预测结果略差，但是仍然具有足够的工程精度，其相关系数为 0.983 2，91.67% 的预测结果误差小于 7.50%.

国外许多学者通过试验研究对 Miyamura 公式进行了验证，但该公式仅适用于平行板模型，而文中所取 70 组数据中并没有平行板模型数据. 对于小颗粒，当宽－长比较小时，流道长度方向的壁面对颗粒沉降速度的影响较小，可忽略，因此选取 70 组数据中 $a/b<0.24$ 的 36 组数据进行计算分析，其计算结果如图 4 所示. 从图中可以看出，人工神经网络预测结果优于 Miyamura 公式计算结果.

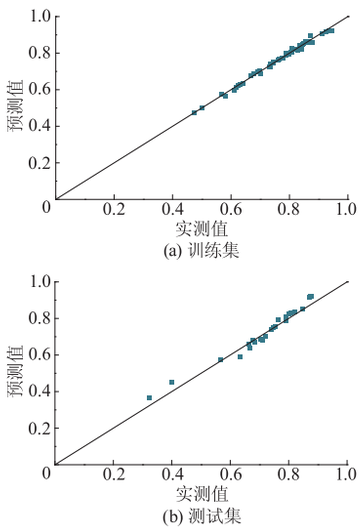


图 3　人工神经网络预测结果与实测值对比

Fig. 3　comparison of ANN predicted results to measured values

表 1　预测值与实测值拟合结果

Tab. 1　Fitting results between predicted results and measured values

拟合度		Q	dev_{rms}	Q_{rel}	σ	γ	S/%			
							±15.00	±10.00	±7.50	±5.00
ANN	训练集	0.001 4	0.005 4	0.007 1	0.459 4	0.996 4	100.00	100.00	100.00	100.00
	测试集	0.008 9	0.019 2	0.050 3	0.781 2	0.983 2	100.00	91.67	91.67	75.00
平行板	Miyamura	0.013 3	0.019 2	0.073 3	1.338 7	0.937 0	100.00	100.00	91.67	69.45
	ANN	0.005 5	0.021 3	0.032 1	0.359 6	0.993 9	100.00	100.00	100.00	91.67
矩形流道	刘马林	0.011 4	0.030 8	0.069 9	0.610 9	0.979 0	91.67	83.33	75.00	66.67
	ANN	0.002 7	0.008 6	0.014 6	0.528 9	0.982 4	100.00	83.33	83.33	83.33

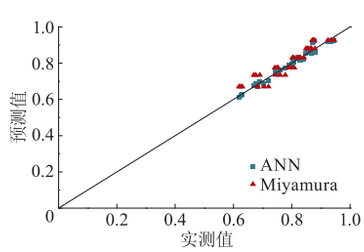


图 4　Miyamura 计算结果与实测值对比

Fig. 4　Comparison of Miyamura results to measured values

另外，从表 1 可以看出，人工神经网络模型和 Miyamura 模型均能满足工程精度，所有计算结果误差均小于 10.00%，但人工神经网络预测结果的误差平方和、平方根偏差等参数要远小于 Miyamura 模型，其预测结果误差小于 5.00% 的比例为 91.67%，而 Miyamura 模型仅为 69.45%.

清华大学的刘马林[15]采用格子 Boltzmann 法模拟研究了矩形通道中颗粒沉降规律，拟合得到了壁面因子关联式. 选取文中样本集中 12 组 $a/b=1$ 的相关数据进行计算分析，结果如图 5 所示. 从图中可以看出，与刘马林公式相比，人工神经网络预测方法具有更高的精度，其预测结果相关系数高达 0.982 4，误差小于 5.00% 的比例为 83.33%；而刘马林公式计算结果误差小于 10.00% 的比例仅为 83.33%，当然，这与较少的样本数也有一定的关系.

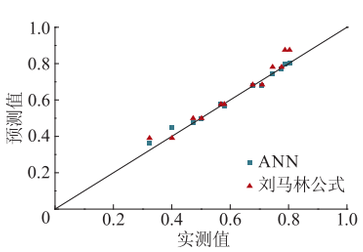


图 5　刘马林公式计算结果与实测值对比

Fig. 5　Comparision of Liu malin results to measured values

计算分析表明，对于平行板模型和矩形模型，Miyamura 公式和刘马林公式分别具有足够的工程精度. 与其相比，人工神经网络则具有更广泛的使用范围，其使用范围直接取决于训练样本集的大小. 理论上如果试验所得训练样本集数据能够覆盖范围足够大的话，人工神经网络算法可以确定不同属性颗粒在充满任意性质流体的矩形类流道中沉

降时的壁面因子,能够满足复杂的工程需要.

4 结 论

文中基于人工神经网络算法提出了表征颗粒在充满任意性质流体的矩形类流道中沉降时壁面对沉降速度影响的新方法,根据文献中提取的70组试验数据对模型进行了训练及测试,并与目前普适性较强的2种关联式进行了对比分析:

1)人工神经网络具有很高的精度,其训练集结果误差均小于5.00%;对于测试集,91.67%的人工神经网络结果误差小于7.50%.

2)与Miyamura公式和刘马林公式相比,人工神经网络模型不仅在处理平行板模型和矩形模型时有较高的工程精度,而且具有更广泛的适用范围,能够满足更加复杂的工程需要.

参考文献(References)

[1] Chhabra R P, Uhlherr P H T. Wall effect for high Reynolds number motion of spheres in shear thinning fluids[J]. Chemical Engineering Communications, 1980, 5(1/2/3/4): 115-124.

[2] Chhabra R P. Wall effects on free-settling velocity of non-spherical particles in viscous media in cylindrical tubes[J]. Powder Technology, 1995, 85(1): 83-90.

[3] Chhabra R P. Wall effects on terminal velocity of non-spherical particles in non-Newtonian polymer solutions[J]. Powder Technology, 1996, 88(1): 39-44.

[4] Chhabra R P, Uhlherr P H T, Richardson J F. Some further observations on the hindered settling velocity of spheres in the inertial flow regime[J]. Chemical Engineering Science, 1996, 51(19): 4531-4532.

[5] Di Felice R, Gibilaro L G, Foscolo P U. On the hindered settling velocity of spheres in the inertial flow regime[J]. Chemical Engineering Science, 1995, 50(18): 3005-3006.

[6] Chhabra R P, Agarwal S, Chaudhary K. A note on wall effect on the terminal falling velocity of a sphere in quiescent Newtonian media in cylindrical tubes[J]. Powder Technology, 2003, 129(1): 53-58.

[7] Faxén H. Der Widerstand gegen die Bewegung einer starren Kugel in einer zähen Flüssigkeit, die zwischen zwei parallelen ebenen Wänden eingeschlossen ist[J]. Annalen der Physik, 1922, 373(10): 89-119.

[8] Kawase Y, Ulbrecht J J. The influence of walls on the motion of a sphere in non-Newtonian liquids[J]. Rheologica Acta, 1983, 22(1): 27-33.

[9] Song D, Gupta R K, Chhabra R P. Wall effects on a sphere falling in quiescent power law fluids in cylindrical tubes[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2009, 48(12): 5845-5856.

[10] Miyamura A, Iwasaki S, Ishii T. Experimental wall correction factors of single solid spheres in triangular and square cylinders, and parallel plates[J]. International Journal of Multiphase Flow, 1981, 7(1): 41-46.

[11] Machac I, Lecjaks Z. Wall effect for a sphere falling through a non-Newtonian fluid in a rectangular duct[J]. Chemical Engineering Science, 1995, 50(1): 143-148.

[12] Wang J, Qi H, You C. Experimental study of sedimentation characteristics of spheroidal particles[J]. Particuology, 2009, 7(4): 264-268.

[13] Malhotra S, Sharma M M. Settling of spherical particles in unbounded and confined surfactant-based shear thinning viscoelastic fluids: An experimental study[J]. Chemical Engineering Science, 2012,84:646-655.

[14] 刘磊, 廖红伟, 周芳德. 砂粒与复杂流体压裂液在裂缝中的流动特性研究[J]. 工程热物理学报, 2008, 29(1): 102-104.
Liu Lei, Liao Hongwei, Zhou Fangde. Flow performance of particles suspended in complex fracturing fluids in a rectangular fracture[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2008, 29(1): 102-104. (in Chinese)

[15] 刘马林. 三维矩形槽道中颗粒沉降的数值模拟[J]. 应用数学和力学, 2011, 32(9): 1071-1083.
Liu Malin. Numerical simulation of particle sedimentation in a 3D rectangular channel[J]. Applied Mathematics and Mechanics, 2011, 32(9): 1071-1083. (in Chinese)

[16] Brown P P, Lawler D F. Sphere drag and settling velocity revisited[J]. Journal of Environmental Engineering, 2003, 129(3): 222-231.

[17] Werbos P J. Backpropagation and neurocontrol: A review and prospectus[C]//Proceedings of International Joint Conference on IEEE, 1989: 209-216.

[18] Rumelhart D E, McClelland J L, PDP Research Group. Parallel Distributed Processing[M]. Cambridge: MIT Press, 1995.

[19] Fletcher D, Goss E. Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data[J]. Information & Management, 1993, 24(3):159-167.

(责任编辑 盛杰)