

用人工神经网络法研究大直径 浆体输送管道的淤积临界流速^①

韩旭

(浙江大学热能工程研究所, 杭州 310027)

张奇志 佟庆理

(东北大学, 沈阳 110006)

摘 要 在前人试验研究工作的基础上, 利用人工神经网络法对大直径浆体输送管道的淤积临界流速进行了拟合和预测。结果表明, 预测淤积临界流速与实测淤积临界流速基本一致, 利用人工神经网络法研究浆体管道输送问题是可行的; 同其他淤积临界速度的公式相比, 所建立的网络模型精度高。

关键词 神经网络 浆体输送 淤积临界流速

浆体管道输送作为一种效率高、成本低、占地少、无污染的固体物料输送技术, 近几十年来得到了迅速发展, 并成为当今世界上五大运输手段之一。在浆体管道输送中, 正确确定一个安全经济的输送流速—淤积临界流速, 不仅对输送本身的能耗及磨损, 而且对设备选型起绝对作用。因此, 国内外许多学者对此进行了大量试验研究, 并在试验研究的基础上, 提出了不同形式的淤积临界流速的经验公式^[1-6]。然而, 这些经验公式仅仅适用于某些特定条件, 而且有时实测值与计算值的误差很大^[3]。本文在前人试验研究的基础上, 通过分析, 找出了影响浆体管道淤积临界流速的主要因素, 利用人工神经网络法对大直径浆体管道的淤积临界流速进行了研究, 为浆体管道输送的研究提供了一种新途径。

1 影响淤积临界流速的主要因素

一般说来, 影响淤积临界流速的因素有被输送固体物料的性质、载体和浆体的性质以及管流的边界条件等。通过对杜兰德、瓦斯普、凯夫和费祥俊等人^[2]淤积临界流速的经验公

式的分析可以看出, 影响淤积临界流速的主要因素为管道直径 D 、粒料平均直径 $\bar{d}_p$ 、物料密度与液体密度的比值 $S = \rho_s / \rho_l$ 和浆体体积浓度 C_v 。因此, 浆体在管道内淤积临界流速可表示为

$$V_d = f(D, \bar{d}_p, C_v, S) \quad (1)$$

表1为文献[2]、[3]中铁精矿和煤浆等在大直径管道中浆体淤积临界流速的试验数据。

2 神经网络建模

目前多数采用回归方法处理数据之间的关系, 这需要对模型本身有一定的了解。通常假设为线性或某种非线性模型, 但这样做有较大的盲目性。人工神经网络方法只需要假设模型是连续的, 通过对样本学习建立输入、输出之间的关系。文献[7]已经证明一个三层网络可以逼近任意紧集上的连续函数。本文采用如图1所示的 $4 \times 2 \times 1$ 的三层网络。

输入为 $Z_i (i = 1, 2, 3, 4)$, 其中 Z_1 、 Z_2 、 Z_3 、 Z_4 分别代表 D 、 $\bar{d}_p$ 、 S 和 C_v , 隐单元输出为 $Y_j (j = 1, 2)$, 输出为 O (代表淤积临界流速), 输入层与隐层间连接权为 V_{ji} , 隐层与输

① 收稿日期: 1996-06-12; 修回日期: 1997-05-15

表 1 铁精矿和煤浆等物料在大直径管道中淤积临界流速的影响因素和试验数据

	管径	密度比	粒径	体积浓度	实测值	计算值	相对误差
	D/m	S	$\overline{d_p}/\mu\text{m}$	$C_V/\%$	$V_{\text{dc}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	$V_{\text{dc}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	$/\%$
1	0.208	2.65	170.0	12.0	2.35	2.291	2.51
2	0.208	2.65	170.0	19.0	2.24	2.249	- 0.40
3	0.208	2.65	170.0	24.0	2.18	2.212	- 1.47
4	0.208	2.65	170.0	30.0	2.15	2.153	- 0.14
5	0.263	2.65	170.0	12.0	2.53	2.449	3.20
6	0.263	2.65	170.0	18.0	2.41	2.407	0.12
7	0.263	2.65	170.0	23.0	2.38	2.362	0.76
8	0.263	2.65	170.0	29.0	2.33	2.289	1.76
9	0.263	2.65	170.0	36.0	2.31	2.263	2.03
10	0.315	2.65	170.0	12.0	2.56	2.598	- 1.48
11	0.315	2.65	170.0	18.0	2.46	2.558	- 3.98
12	0.315	2.65	170.0	24.0	2.43	2.494	- 2.63
13	0.315	2.65	170.0	25.0	2.43	2.480	- 2.06
14	0.315	2.65	170.0	30.0	2.42	2.399	0.87
15	0.495	2.65	170.0	10.0	3.11	3.015	3.05
16	0.495	2.65	170.0	15.0	3.02	2.993	0.89
17	0.495	2.65	170.0	20.0	3.05	2.958	3.02
18	0.495	2.65	170.0	25.0	2.93	2.899	1.06
19	0.495	2.65	170.0	29.0	2.74	2.819	- 2.88
20	0.495	2.65	170.0	34.0	2.65	2.649	0.04
21	0.209	5.25	29.5	15.2	2.07	2.105	- 1.69
22	0.209	5.25	29.5	20.2	1.61	1.567	2.67
23	0.209	5.25	29.5	24.7	1.13	1.128	0.18
24	0.209	5.25	29.5	26.6	1.10	1.138	- 3.45
25	0.209	5.25	29.5	29.7	1.16	1.130	2.59
26	0.263	5.25	29.5	15.1	2.13	2.135	- 0.23
27	0.263	5.25	29.5	20.6	1.55	1.545	0.32
28	0.263	5.25	29.5	24.8	1.19	1.247	- 4.78
29	0.263	5.25	29.5	30.2	1.04	1.058	- 1.73
30	0.315	5.25	29.5	13.2	2.34	2.392	- 2.22
31	0.315	5.25	29.5	20.3	1.64	1.652	- 0.73
32	0.209	1.35	208.0	32.8	1.61	1.593	1.06
33	0.209	1.35	208.0	38.9	1.52	1.544	- 1.58
34	0.209	1.35	208.0	45.8	1.42	1.459	- 2.75
35	0.209	1.35	208.0	50.8	1.38	1.376	0.29
36	0.263	1.35	208.0	33.2	1.58	1.567	0.82
37	0.263	1.35	208.0	42.1	1.47	1.456	0.95
38	0.263	1.35	208.0	45.7	1.41	1.394	1.13
39	0.315	1.35	208.0	33.2	1.50	1.535	- 2.33
40	0.315	1.35	208.0	42.4	1.40	1.384	1.14
41	0.315	1.35	208.0	47.4	1.38	1.375	0.36

出层间连接权为 W_j ，学习算法如下：

(1) 选学习率 $\eta = 0.2$ ，动量系数 $\alpha = 0.3$ ， $Z_5 = Y_3 = -1$;

(2) 置 V_{ji} 、 W_j 为 $-0.5 \sim 0.5$ 间的随机数;

(3) 从输入层到输出层逐层计算每个单元

的输出:

$$net_j = \sum_{i=1}^5 V_{ji} Z_i, \quad j = 1, 2;$$

$$Y_j = f(net_j); \quad (2)$$

$$net = \sum_{j=1}^3 W_j Y_j; \quad O = f(net); \quad (3)$$

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad (4)$$

将以上各式的阈值归入 V_{ji} 与 W_j 中, 它们与固定为 -1 的输入相连接。

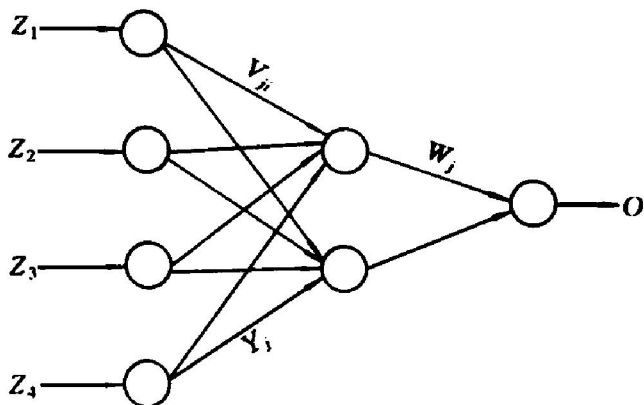


图1 BP网络结构

(4) 计算系统误差。

设有 n 个训练样本, 系统均方误差为

$$E = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (H_i - O_i)^2 \quad (5)$$

式中 H_i 为第 i 个训练样本的期望输出, O_i 为网络对应第 i 个样本的实际输出。

(5) 若 E 满足要求或达到指定学习次数, 则结束学习;

(6) 逐层计算各单元的学习信号;

$$\delta_0 = (H - O)f'(net) \quad (6)$$

$$\delta_j = W_j \delta_0 f'(net_j), \quad j = 1, 2 \quad (7)$$

(7) 按梯度下降方向修正权值:

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \eta \delta_0 Y_j + \alpha [W_j(t) - W_j(t-1)] \quad (8)$$

$$V_{ji}(t+1) = V_{ji}(t) + \eta \delta_j Z_j + \alpha [V_{ji}(t) - V_{ji}(t-1)] \quad (9)$$

(8) 转(3)。

从 41 个试验样本中随机抽出 35 个训练网络, 学习 39 800 次, 剩下 6 个样本用来检验网络推广能力。

3 结果比较

图 2 和图 3 分别图示了两种结果的比较。

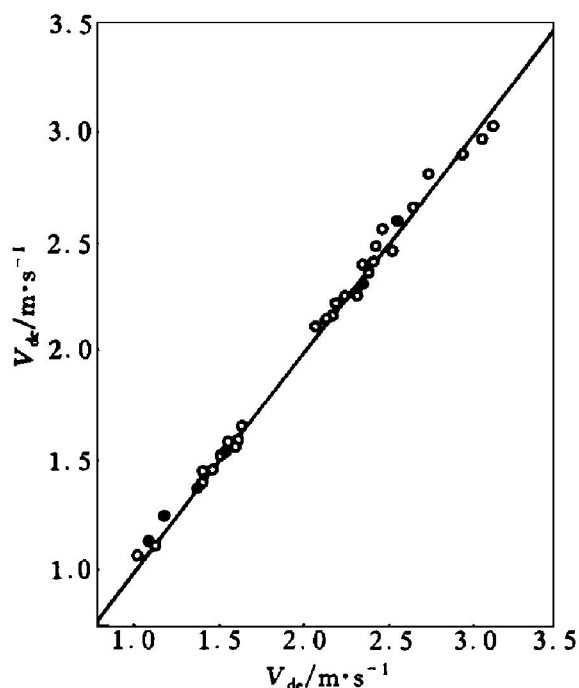


图2 神经网络模型训练结果与预报结果

○—训练结果; ●—预报结果

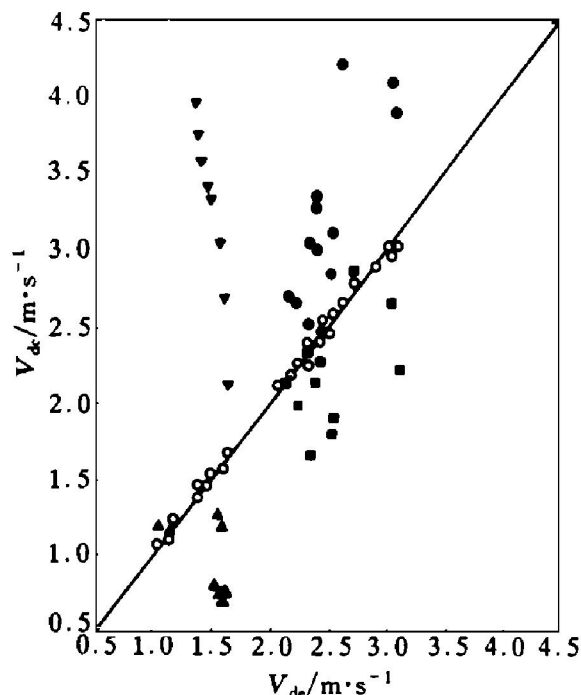


图3 不同模型的淤积临界流速计算值与实测值比较

○—本文计算结果; ●—杜兰德修正公式;
■—瓦斯普公式; ▲—凯夫公式; ▼—贝恩和蓬宁顿公式

图 2 为训练及预报结果的比较, 由图 2 可以看出, 训练样本和检验样本的网络输出与期望输出基本一致(见表 1), 相对误差最大值为 4.78%, 绝大部分都在 2.5% 以内, 这表明网络建立了正确模型。

图 3 为本文所建立的网络模型与杜兰德、瓦斯普、凯夫等人计算公式的比较。由图 3 可见, 杜兰德、瓦斯普、凯夫等人的计算值与试验值之间的误差很大, 而本文所建立的网络模型计算值与实测值基本吻合。这说明本文对大直径浆体输送管道淤积临界流速所建立的网络模型优于上述计算公式, 并且说明利用人工神经网络方法研究浆体管道输送问题是可行的。

参考文献

- 1 佟庆理. 两相流动理论基础. 北京: 冶金工业出版社, 1982: 102- 107.
- 2 丁宏达. 浆体管道输送原理和工程系统设计. 长沙: 中国金属学会浆体输送学术委员会, 1990: 57- 68.
- 3 何希杰, 李春森. 见: 第一届中日浆体输送交流会论文集. 长沙: 中国金属学会浆体输送学术委员会, 1990, B2: 23 - 28.
- 4 瓦斯普 E J 著, 黄河水利委员会科研所翻译组译. 固体物料的浆体管道输送. 北京: 水利出版社, 1984: 104- 110.
- 5 丁宏达. 见: 第一届浆体管道输送学术会议论文集(1). 长沙: 中国金属学会浆体输送学术委员会, 1988: 3- 10.
- 6 Kazanskij I B. Hydrotransport, 1980, (6): 1211.
- 7 Funahashi K. Neural Networks, 1982, (2): 183.

STUDY ON CRITICAL DEPOSITION VELOCITY OF SLURRY FLOW IN LARGE PIPE BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Han Xu

*Institute for Thermal Power Engineering,
Zhejiang University, Hangzhou 310027*

Zhang Qizhi, Tong Qingli
Northeastern University, Shenyang 110006

ABSTRACT Based on the previous experimental works, critical deposition velocity in large pipe has been fitted and predicated by artificial neural network. The results show that the predicated velocities are in agreement with measured ones; Study on slurry transportation in pipe by artificial neural network is practical and the established model is higher in precision compared with the other formulas of critical deposition velocity.

Key words neural network slurry transportation critical deposition velocity

(编辑 彭超群)