

49-53

神经网络实时诊断与优化模型建模法*
——人工智能在钻井工程中的应用之二p634.5
TE 242史玉升 梁书云
(华中理工大学·武汉·430074)

提出了一些新的实时诊断和钻压优化模型建模方法——神经网络法,它们可以克服传统方法需要建立数学模型的缺陷,满足钻进过程控制对实时性的要求。给出了利用反向传播神经网络(BP网络)进行实时诊断和建立钻压优化模型的方法。实际应用和计算机仿真研究表明:采用这些新方法可以实时地实现钻进过程事故诊断,建立的模型不但能够满足自动送钻实时优化钻压的要求,而且也可以用于离线的钻压参数优选。

关键词 神经网络 实时诊断 钻压优化 自动送钻

钻井



1 BP神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Network)简称神经网络,是模拟生物神经网络的结构和功能的一种人工系统。随着研究的不断深入,有关神经网络的理论及应用日趋成熟,相继提出了几十种神经网络模型^[1]。但应用比较成熟且最常用的是反向传播神经网络(Back Propagation Network),简称BP网络。BP网络作为一种非线性映射,可以逼近任意的非线性函数,所以它不仅适用线性系统,也适用非线性系统。本文选用BP网络作为钻进过程实时事故诊断和建立钻压优化模型的工具。

一般BP网由一个输入层,一个输出层,及若干隐层构成,其结构如图1。实际应用中,根据经验,通常利用一个隐层就基本上能满足大部分应用要求,而盲目地增加隐层层数,往往会使学习速度变慢,同时增加了结构的复杂性。

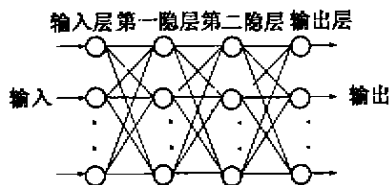


图1 BP神经网络结构

该算法的学习过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,将误差信号沿相反的路线

从输出层经隐层逐层传至输入层,在此过程中,修改各层的权值,以使误差最小。

对多层网络进行训练时,首先要提供一组训练样本,其中的每个样本由输入样本和理想输出对组成。当网络的所有实际输出与其理想输出一致时,标明训练结束。否则,通过修正权值,使网络的理想输出与实际输出一致。

设有 N 个训练样本 (X_k, Y_k) , $(k = 1, 2, \dots, N)$ 。其中 $X_k = \{x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}\}$ 为第 k 个样本的输入向量,维数为 n ; $Y_k = \{y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{km}\}$ 为第 k 个样本的输出向量,维数为 m ; $\hat{Y}_k = \{\hat{y}_{k1}, \hat{y}_{k2}, \dots, \hat{y}_{km}\}$ 为输出层的实际输出; $\sigma_k^l = \{\sigma_{k1}^l, \sigma_{k2}^l, \dots, \sigma_{kl}^l\}$ 为第 p 层隐层的输出, l 为其维数; W_{ij} 为第 i 个输入到第 j 个输出的权值。那么在用第 k 个样本对网络进行训练时,其误差指标为: $E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (y_{ki} - \hat{y}_{ki})^2$, 这里 y_{ki} 为理想输出, $\hat{y}_{ki}$ 为实际输出。总误差指标为: $E = \sum_{k=1}^N E_k$ 。用 δ 学习规则、权值 W 和阈值 θ 按下列规则修正:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \Delta_k W_{ij},$$

$$\theta_j(k+1) = \theta_j(k) + \Delta_k \theta_j$$

其中: $\Delta_k W_{ij}$ 和 $\Delta_k \theta_j$ 分别表示权值和阈值的修正量,它们分别为:

$$\Delta_k W_{ij} = \mu \delta_{kj} o_{ki}, \Delta_k \theta_j = \mu \delta_{kj}$$

式中, $\mu > 0$, 叫学习速率,也即按梯度搜索的步长, δ_{kj} 表示第 k 个样本在 j 层的训练误差,对于激活函数为 S 型的 BP 模型

$$\delta_{kj} = (y_{kj} - \hat{y}_{kj}) o_{kj} (1 - o_{kj}) \quad (\text{输出层})$$

本文 1997 年 12 月收到,王 梅编辑。

* 本文受中国博士后基金资助。

$$\delta_{kj} = o_{kj}(1 - o_{kj}) \sum_i \delta_{ki} W_{ij} \quad (\text{隐层})$$

BP 模型的具体训练步骤如下:

(1) 置 W_{ij} 和 θ_j 的初始值 $W_{ij}(0)$ 和 $\theta_j(0)$ (0.0 ~ 1.0 之间的较小的随机数);

(2) 提供训练样本, 即输入向量 X_k ($k = 1, 2, \dots, N$) 和目标输出 Y_k ($k = 1, 2, \dots, N$), 对每个样本进行下列(3) ~ (5) 步的计算;

(3) 计算网络的实际输出及隐层的状态(正向传播)。对于第 k 个样本, 网络第 p 层的输出为:

$$o_{kj}^p = f(\text{net}_{kj}^p) = f(\sum_i W_{ji}^p o_{ki}^{p-1} + \theta_j^p) = \frac{1}{1 + e^{-(\sum_i W_{ji}^p o_{ki}^{p-1} + \theta_j^p)}}$$

(4) 计算训练误差(反向传播):

$$\text{对于输出层: } \delta_{kj} = o_{kj}(1 - o_{kj})(y_{kj} - \hat{y}_{kj})$$

$$\text{对于隐层: } \delta_{kj} = o_{kj}(1 - o_{kj}) \sum_i \delta_{ki} W_{ij}$$

(5) 修正权值 W_{ij} 和阈值 θ_j

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \mu \delta_{kj} o_{ki},$$

$$\theta_j(k+1) = \theta_j(k) + \mu \delta_{kj}$$

为了使学习速率 μ 大些而又不产生振荡, 常在修正值上增加一个势态项, 即

$$\Delta_k W_{ij}(k+1) = \mu \delta_{kj} o_{ki} + \alpha [W_{ij}(k) - W_{ij}(k-1)]$$

$$\Delta_k \theta_j(k+1) = \mu \delta_{kj} + \alpha [\theta_j(k) - \theta_j(k-1)]$$

α 称为惯性因子, 表示过去值对当前值的影响程度。

(6) 训练 N 次后, 判断误差指标是否满足精度要求, 即 $E < \epsilon$ (ϵ 为误差精度)。若满足则停止训练, 否则再转入第(3)步循环, 直到 $E < \epsilon$ 为止。

2 钻进过程实时事故诊断

传统的钻进过程实时事故诊断所采用的模式识别方法一般只适用于单向传感器的信号识别。单个传感器不能详细全面地提供钻进过程的状态信息, 且钻进实测信号受随机误差和噪声的影响很大。由此所产生的信号不确定性, 以及事故原因和现象之间的模糊性关系, 给实时事故诊断带来一定的困难, 使得钻进过程的状态很难得到正确识别, 因此对于钻进过程的状态, 如果能用多种传感器进行信号采集, 并将这些信息有机地集成于一体(传感器信息集成), 则可以提供多方面的信息, 使钻进过程的实时事故诊断系统在信号处理、特征提取和模式识别时加以利用。传感器信息集成的优点是工作范围宽, 有较高的可靠性裕度, 能适应各传感器在工作性能方面(如由于标定、漂移引起的)变化。但是, 要将多种传感器的信息有机地集成起来进行事故诊断, 用

一般的线性判别函数等模式识别方法, 不仅训练过程要花费大量时间, 而且工作条件也过于灵敏。这样, 就使得它们不能有效地用于事故诊断, 实时性更是保证不了。

由于神经网络能较好地非线性系统进行分布并行处理, 具有很强的优于常规模式识别的能力, 与以前传统的模式识别法不同之处在于它向范例“学习”的能力, 并且具有很强的实时性。与常规的统计模式识别法不同, 这种新方法不需要复杂的数学运算和大量的统计数据, 不需要精确的数学模型。因此, 用它作为钻进过程实时事故诊断系统中的自学习和模式识别装置, 能成功地对各种传感器有机集成的信息模式和对应的钻进过程状态进行识别。利用神经网络进行钻进过程的实时事故诊断时, 输入信号就是来自传感器的多种信息, 输出信号则是钻进过程的运行状态, 训练样本来自理论分析、事故记录、模拟实验和专家经验等。

若让传统系统或专家系统揭示某一组合性较高的诊断目标的事故原因或症状, 则会引起“组合爆炸”。因为这类系统中必要的诊断结果数目与可能的事故原因或症状数目呈指数增加。在实践中往往成了实时诊断专家系统“不战自败的判决书”。因为输入数目(事故或诊断结果的组合)有可能是一天文数字, 因而传统系统或专家系统不可能将所有潜在的事故诊断结果通过规则揭示出来, 也不可能将钻进过程的情况用一种简单的模式准确地表现出来。

对传统系统或专家系统不能解决的这些问题可以采用神经网络来实现。因为神经网络易于适应变化的边缘条件, 甚至可以在数据样本严重丢失的情况下准确地提供结果。因此神经网络特别适应用于对实时性要求较高的场合, 其比基于规则的专家系统耗时少得多。

用于钻进过程实时诊断的 BP 神经网络如图 2。它有 6 个输入节点, 分别对应于钻进过程的 6 个特征信号, 钻进过程的异常情况可以通过这 6 个量反映出来, 隐层为 3 个节点, 4 个输出节点的 4 个输出量分别对应卡钻、烧钻、埋钻和断钻 4 种常见事故类型, 如表 1。设输出诊断域值为 0.6。若无特征信号越限, 则送入 BP 网络进行诊断。若 BP 网络的某一输出值明显高出域值, 则该事故肯定存在; 此时停止钻进过程, 报警并显示事故类型, 等待处理; 若输出值在域值附近时(大于 0.4, 小于 0.6), 则事故有可能存在, 此时发出报警并显示事故预兆类型, 以便依据事故预兆类型调节钻进参数; 若输出值明显低于

域值(小于0.4),则钻进过程正常,继续钻进。基于BP模型的钻进过程实时事故诊断流程图见图3。

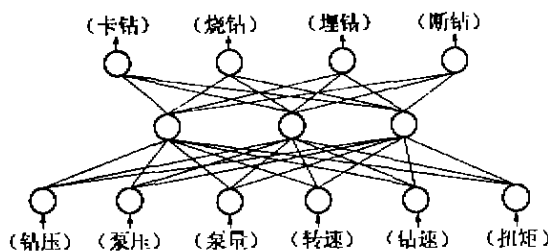


图2 用于钻进过程实时事故诊断的BP网络

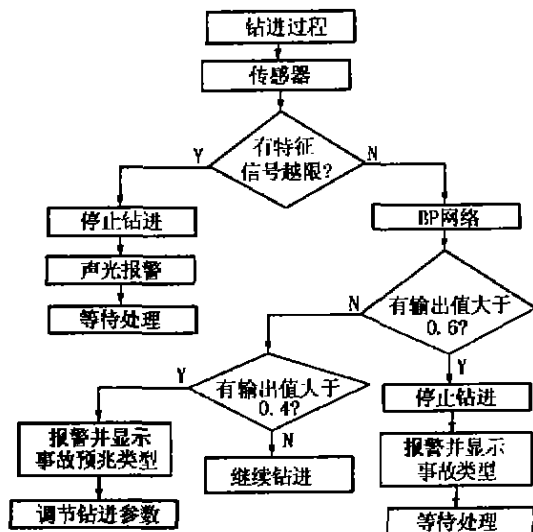


图3 基于BP模型的钻进过程实时事故诊断流程图

表1所示训练数据是在下列条件下得到的:岩石可钻性3~4级,孔径76 mm,直孔,用XU-600型钻机,全部采用硬质合金钻进。需要说明的是:为提高网络性能,可增加训练样本各数。另外,不同钻进条件下的训练集是不一样的。

表1 训练集、ANN期望输出和钻进过程状态^[1]

P (kg)	B (kg/cm ²)	Q (l/min)	N (r/min)	V (m/h)	M (kg·m)	ANN 期望输出	钻进过 程状态
870	7	130	300	3.6	45	全低电平	正常
870	7	130	300	3.8	43	全低电平	
750	7	130	300	4.0	36	全低电平	
670	7	130	300	4.5	32	全低电平	
970	8	130	150	3.3	115	KZ 高电平	卡钻
970	8	130	150	2.6	140	KZ 高电平	
970	8	130	150	2.3	150	KZ 高电平	
970	8	130	150	1.7	170	KZ 高电平	

对此网络用QBASIC编程,在386微机上进行训练时,选用技术指标值:误差精度 $\epsilon \approx 0.1$,学习率 $\mu = 0.25$ 和 $\mu = 0.6$;采用表1所示的样本训练集、ANN期望输出值及钻进过程状态;特征信号的极限值选为 $P_{\max} = 1200$ kg, $P_{\min} = 600$ kg, $B_{\max} = 30$ kg/cm², $B_{\min} = 5$ kg/cm², $Q_{\max} = 150$ l/min, $Q_{\min} = 100$ l/min, $N_{\max} = 400$ r/min, $N_{\min} = 100$ r/min, $V_{\max} = 5$ m/h, $V_{\min}$

$= 1$ m/h, $M_{\max} = 200$ kg·m, $M_{\min} = 30$ kg·m。

用表1中8组测量数据训练图2所示网络,训练成功后,就能识别钻进过程的正常状态与卡钻事故,表2为其中的一组训练结果。

表2 网络训练结果

KZ (卡钻)	SZ (烧钻)	MZ (埋钻)	DZ (断钻)	钻进过 程状态	n (迭代 次数)	t (min) (训练 时间)	μ (学习率)
0.163	0.010	0.010	0.010	正常	1424	9	0.60
0.143	0.009	0.009	0.009				
0.095	0.007	0.007	0.007				
0.081	0.007	0.007	0.007				
0.767	0.039	0.039	0.039	卡钻	1424	9	0.60
0.854	0.051	0.051	0.051				
0.877	0.056	0.056	0.056				
0.907	0.064	0.064	0.064				

同理,若选择烧钻、埋钻和断钻时的几组特征信号输入网络进行训练,就可以识别烧钻、埋钻和断钻事故。由于网络的输入值在学习过程中将影响权值,所以必须对测量值进行规范化,使网络的输入值控制在0.0~1.0之间。若输出值小于0.4,则为低电平,即为0;若输出值大于0.6,则为高电平,即为1;若输出值在0.4~0.6之间,则有可能发生事故。需要说明的是,网络的训练是离线进行的,但用网络进行实时诊断却是在线的。

3 钻压优化模型的建立

自动送钻技术能实现钻头的连续、均匀自动给进,改善司钻的劳动条件,达到保证井身质量、延长钻头使用寿命、提高钻进速度、降低钻井成本的效果。但目前的自动送钻技术是以恒钻压钻进为基础的,随着钻井工业的发展,各种水平井、深井甚至超深井的大量实施,及其很多复杂地层井的出现,恒钻压钻进已不能很好地适应这种发展的需要,这主要表现在:(1)以上这些井的钻井成本很高,实时自动最优钻进是降低成本的一项很重要的技术;(2)钻压是影响井斜的最重要的钻井参数之一^[2],所以要求其能根据井眼轨迹的要求实时改变;(3)钻深井时,随着井深的增加,井下复杂情况也增多,容易发生各种井下事故,要求钻压能相应地变化。

因此,如何根据钻进过程的实际情况,实时地优化钻压,就显得非常重要。具有优异性能的盘式刹车为钻压优化自动送钻的实施提供了条件。为此,我们在盘式刹车恒钻压自动送钻研究的基础上,提出了钻压优化自动送钻的研究,而钻压优化模型的建立是钻压优化自动送钻的前提。

然而,钻井工程传统的建模方法是根据已有的实际钻井资料,利用数理统计等数学方法建立各种

钻井模式,在这些模式的基础上,建立目标函数,然后根据最优化原理求取有关钻井参数的最优值。

但用以上方法建立的优化模型要涉及到很多复杂的过程,而且很多参数对模型的输出结果都有较大的影响,模型的建立和维护都很复杂;此外,模型在优化计算时需要较长时间反复迭代。因此,采用数理统计方法建立的钻井参数优化模型很难用于在线实时的钻压优化自动送钻。所以,我们必需寻找出一种新的建立钻压优化模型的方法。

由于神经网络建模方法不需要钻井工艺过程方面的细节知识,可以根据来自传统模型或者实际钻井过程新的数据样本进行自适应学习,学习成功后,神经网络的识别和预测时间极短,从而为钻压优化模型的建立提供了一个有效的新途径。

3.1 钻压优化模型的神经网络建模方法

利用神经网络建立钻压优化模型的过程为:研究和选择适当的神经网络模型与结构,以实际现场需要的优化准则(综合成本最低、质量最好、速度最快、进尺最大、工时最短等)为依据,提取现有的钻井参数(可以是离线优选的参数,也可以是同类地区优质井的历史钻井资料,或者是二者相互交叉取长补短的结果。)作为神经网络的输入,以钻压作为其输出,对所选神经网络进行训练,训练成功后,就可得出相应的钻压优化模型。

3.2 训练样本的获取

要获得一个实际过程中能实时使用的神经网络

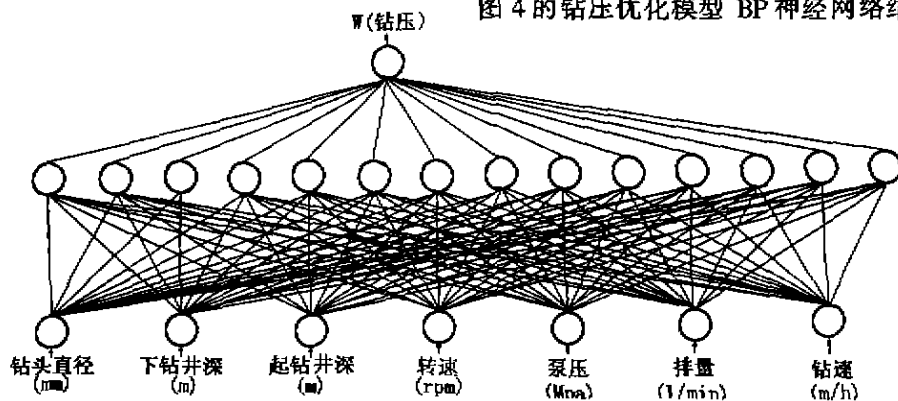


图4 用BP神经网络构造的钻压优化模型

3.4 网络训练系数的选取

一般地,学习速率 μ 越大,学习速度越快,但有可能引起振荡;而适当的惯性因子 α 值有益于抑制振荡,两者的选取也无确定的规律,需要在实际的训练过程中试验选定,一般取 $0 < \alpha < 1$, μ 视具体情况而定。

此外,网络训练迭代的初始权值及节点阈值取

模型,除了要构造一个学习速度快、鲁棒性强的网络结构和学习算法外,还必需正确选择神经网络训练的样本集。表3是胜利油田某深井钻井优选参数,选这些参数作为训练样本集,以验证用BP神经网络建立钻压优化模型的可行性。

表3 神经网络训练样本集^[3]

钻头类型	钻头直径 (mm)	下钻井深 (m)	起钻井深 (m)	钻压 (kN)	转速 (r/min)	泵压 (MPa)	排量 (l/min)	钻速 (m/h)
J ₃	311	100.00	2142.28	273.49	75	25.36	61.25	4.34
J ₂₂	311	2142.28	2736.36	267.94	60	25.36	54.66	
J ₂₂	311	2736.36	3110.95	267.94	60	25.36	53.00	
J ₂₂	216	3110.95	3552.08	156.64	70	25.36	26.40	
J ₂₂	216	3552.08	3837.74	146.64	75	25.36	24.78	
J ₂₂	216	3837.74	4098.27	146.64	75	25.36	25.39	
J ₃₃	216	4098.27	4299.23	147.44	65	25.36	26.19	
J ₃₃	216	4299.23	4452.14	147.44	65	25.36	27.16	
J ₃₃	216	4452.14	4572.53	147.44	65	25.36	27.95	
J ₃₃	216	4572.53	4682.75	147.44	65	25.36	26.54	
J ₃₃	216	4682.75	4775.98	147.44	65	25.36	25.10	
J ₄₄	216	4775.98	4854.61	149.04	60	25.36	23.64	
J ₄₄	216	4854.61	4928.30	149.04	60	25.36	23.04	
J ₄₄	216	4928.30	5000.00	149.04	60	25.36	23.04	

3.3 BP神经网络拓扑结构的确定

输入、输出层节点数需根据所建模对象选取,一般选取一个隐层可以满足建模精度需要。而隐节点个数的选取目前尚无确定的规则,一般地,隐节点数多可以得到更高的训练精度,但会增加训练时间。因此,需在实际的训练过程中,通过训练精度和训练时间综合比较选取合适的隐节点数,一般是输入节点的2~3倍。根据表1的样本训练集,提出了图4的钻压优化模型BP神经网络结构。

[0,0.5]区间内的随机数。

3.5 神经网络的训练及结果

对图4所示网络用C语言编程,用表3的样本集在386计算机上进行训练。表4为其中一组训练结果。

从表4可看出,用BP网络建立的钻压优化模型,在表3的训练样本下,其输出钻压与理想钻压的

最大相对误差为 3.47%, 即与理想钻压相差 5.12 kN, 这完全满足钻进过程要求。

在实际使用中, 只要获取某井类似表 3 的学习样本, 对图 4 所示的钻压优化模型(可根据具体情况稍作变化), 按照上述方法进行训练, 训练完成后, 就得出该井的钻压优化模型。利用该模型作为参考模型, 采用模型参考自适应控制方法^[4]就可控制优

表 4 网络训练结果举例

理想输出 钻压 (kN)	实际输出 钻压 (kN)	相对 误差 (%)	N (迭代 次数)	t (min) (训练 时间)	μ (学习 率)	α (惯性 因子)	E (总误 差指标)
273.49	268.85	-1.70	2085	3.32	0.60	0.30	0.0005
267.94	267.82	-0.04					
267.94	266.79	-0.43					
156.64	155.66	-0.63					
146.64	146.63	-0.01					
146.64	144.98	-1.13					
147.44	152.56	3.47					
147.44	149.66	1.51					
147.44	149.79	1.59					
147.44	147.13	-0.21					
147.44	145.34	-1.42					
149.04	148.25	-0.53					
149.04	147.33	-1.15					
149.04	147.18	-1.25					

化自动送钻。需要说明的是, 优化自动送钻钻压优

化模型的获取是离线进行的, 但用模型进行自动送钻控制是在线的。

4 结束语

研究表明, 用 BP 神经网络实现钻进过程实时事故诊断和建立钻压优化模型是完全可行的, 且取得了理想的效果。用此方法建立的钻压优化模型不但可以用于钻压优化自动送钻, 而且也可以用于离线的钻压参数优选。另外, 若增加 BP 神经网络的输出节点, 用同样的方法可以建立多参数优化模型。神经网络对输入参数没有严格的要求, 它可以利用有限的数据库, 通过联想学习, 得出比较理想的效果, 这很适合钻井工程中信息不足、不确定等特点。

参考文献

- 1 史玉升. 钻进过程实时状态监控与常见事故诊断技术的研究. 中国地质大学博士论文, 1996: 26 ~ 34
- 2 白家社, 苏义脑, 著. 井斜控制理论与实践. 北京: 石油工业出版社, 1990: 276 ~ 277
- 3 倪荣富, 张祖兴, 编. 80 年代国内外探井钻井技术. 北京: 石油工业出版社, 1992: 12 ~ 14
- 4 陈佳实, 欧阳菱, 编著. 微机控制与微机自适应控制. 北京: 电子工业出版社, 1987: 172 ~ 174

REAL TIME DIAGNOSIS AND MODELING FOR OPTIMIZATION MODEL USING NEURAL NETWORK —THE SECOND PART OF APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO DRILLING ENGINEERING

Shi Yusheng, Liang Shuyun

Some new real-time diagnosis and modeling methods for optimizing the weight on bit (WOB) based on BP neural network were presented. These methods can overcome the shortcomings that the traditional methods need to build up mathematical model, and meet the requirements that the drilling control demands good real time. These methods that then real-time diagnosis is carried out and optimizing model for WOB is built up by use of BP neural network were given. The practical application and computer simulation research show that the application of BP neural network to real-time diagnosis and modeling for optimizing WOB is practicable and efficacious.

Key words neural network, real-time diagnosis, optimizing model for the weight on bit (WOB), automatic bit feed

第一作者简介:

史玉升 男, 1962 年生, 副教授。1984 年毕业于中国地质大学探矿工程专业, 1989 年和 1996 年分别获中国地质大学工学硕士和博士学位。1996 年 9 月至 1998 年 7 月在石油大学(北京)从事博士后研究工作, 现在华中理工大学机械学院从事机电一体化和自动化方面的科研和数学工作。

通讯地址: 湖北省武汉市 华中理工大学机械学院 邮政编码: 430074



讣

告

原中国有色金属工业总公司常务董事、老红军、离休干部朱国平同志, 因病医治无效, 于 1999 年 3 月 22 日 17 时 10 分在北京逝世, 终年 82 岁。