

基于神经网络的岩性物性参数计算方法研究

张可佳,方佳佳*,高楷程,刘涛

(东北石油大学,黑龙江大庆163318)

摘要:岩性物性参数的计算会关系到后续油气田开发生产,因而备受录井解释、地质分析等部门的高度重视。为了解决传统数理计算方法计算岩性物性参数需要依赖人工经验,计算量大,造成人力成本和时间成本较高且计算准确率不高的问题,提出一种基于神经网络的岩性物性参数计算方法。通过对研究的储层地质特征进行分析,选取孔隙度和渗透率作为反映岩性的物性参数;阐明应用测井曲线反映岩性物性参数的合理性,选取合适的测井曲线,应用不同的测井曲线特征提取方法提取测井曲线特征,作为神经网络的输入参数;设计岩性物性参数计算的技术路线,构建BP神经网络模型,选取样本数据集对神经网络模型完成模型训练,最终实现对选区岩性物性参数的计算,为储层岩性识别提供依据。实验结果表明,基于BP神经网络的岩性物性参数计算方法能够较为准确地计算岩性物性参数。

关键词:岩性物性参数;孔隙度;渗透率;BP神经网络;测井曲线;岩性识别

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)06-0186-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.06.031

Study on Calculation Method of Lithologic Physical Property Parameters Based on Neural Network

ZHANG Ke-jia, FANG Jia-jia*, GAO Kai-cheng, LIU Tao

(Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: The calculation of lithologic physical property parameters is related to the subsequent development and production of oil and gas fields, so it is highly valued by departments of logging interpretation and geological analysis. In order to solve the problem that the calculation of lithologic physical property parameters by traditional mathematical calculation method depends on manual experience, the calculation amount is large, resulting in high labor cost and time cost, and the calculation accuracy is not high, a calculation method of lithologic physical property parameters based on neural network is proposed. Through the analysis of the geological characteristics of the studied reservoir, porosity and permeability are selected as the physical property parameters reflecting the lithology. We expound the rationality of using logging curves to reflect lithologic physical property parameters, select appropriate logging curves and use different logging curves feature extraction methods to extract the characteristics of logging curves as the input parameters of neural network. The technical route of lithology physical property parameter calculation is designed, the BP neural network model is constructed, the sample data set is selected to complete the model training of the neural network model, and finally the calculation of lithology physical property parameters in the selection area is realized, which provides a basis for reservoir lithology recognition. The experimental results show that the proposed method can accurately calculate the parameters of lithology physical properties.

Key words: lithology physical property parameters; porosity; permeability; BP neural network; logging curves; lithology recognition

0 引言

神经网络算法作为典型的非线性智能方法具有良好的非线性映射能力,而BP神经网络同时还具有良好的自学习和自适应能力、泛化能力以及较强的容错

能力,可以反映真实地层的非均质特征,实现分层易变属性(孔隙度、渗透率)的计算,因此,该文选择BP神经网络作为孔隙度和渗透率计算的关键技术。

在确定岩性变化物性参数的基础上,分析测井曲

收稿日期:2021-07-13

修回日期:2021-11-15

基金项目:国家自然科学基金项目(51774090);黑龙江省自然科学基金面上项目(F2015020);黑龙江省省属本科高校基本科研业务费东北石油大学引导性创新基金(2021YDL-12);黑龙江省青年创新人才培养计划(UNPYSCT-2020144);黑龙江省科研人才培育项目(青年重点)(2017PYQDL-11);黑龙江省教育厅科研计划项目(2017-YDL-12)

作者简介:张可佳(1986-),男,博士,副教授,CCF会员(89179M),研究方向为人工智能与资源调度;通信作者:方佳佳(1996-),女,硕士,研究方向为数据挖掘、智能计算。

线呈现岩性物性参数的合理性,应用特征提取方法提取测井曲线特征,并将测井曲线与曲线特征提取结果作为神经网络的输入参数,实现对选取岩性物性参数的计算。

1 参数选取

1.1 岩性物性参数选取

孔隙性和渗透性是储层岩石的基本物性,孔隙度在一定程度上可以反映出储层储油量的多少;而渗透率反映了岩石内部结构的改变,决定了勘探开采的难易程度和开采方式。计算孔隙度和渗透率这两种岩性物性参数,成为预测岩性变化的重要手段之一^[1-2]。

(1) 孔隙度变化。

孔隙度有三种分类,分别是:绝对孔隙度、有效孔隙度和有用孔隙度^[3]。如今,各生产商都用有效孔隙度来表示孔隙度,因此,孔隙度一般表示的就是有效孔隙度。

有效孔隙度是指岩石中彼此连接的孔隙体积(Ve)在岩石体积中所占的百分比:

$$\varphi_e = [(\sum Ve)/Vr] \times 100\% \quad (1)$$

(2) 渗透率变化。

渗透率是指岩石在存在压差的情况下允许流体通过连通的孔隙的能力。

当单相流体通过多孔介质沿着多孔通道分层流动时,它遵循直线渗透定律。公式如下(SI制):

$$Q = \frac{K(P_1 - P_2)S}{\mu L} \quad (2)$$

式中, Q - 体积流量(cm^3/s); $(P_1 - P_2)$ - 岩样两端压差(Mpa); S - 岩性截面(cm^2); μ - 流体粘度(Pa·s); L - 岩样长度(cm); K - 渗透率(μm^2); 即:

$$K = \frac{Q\mu L}{(P_1 - P_2)S} \quad (3)$$

1.2 基于测井曲线的储层物性参数分析

测井曲线特征可以有效反映不同储层岩性的物性参数及层位特征,因此,被广泛应用于录井和测井解释工作中。常用作孔隙度和渗透率计算的测井曲线如下:

(1) 自然电位测井。

自然电位测井方法是国内各大油田计算孔隙度和渗透率的常用方法之一^[4-5],其原理是利用溶液流体中矿化度差异,使溶液中的离子发生移动产生电位差进行测量。

(2) 自然伽马测井。

自然伽马测井同样是计算孔隙度和渗透率的常用方法之一,其原理是应用自然伽马测量岩层中放射性元素核衰变过程放射出来的天然伽马射线强度来判断

孔隙度和渗透率^[6]。

(3) 声波时差测井。

声波时差测井是利用声波纵波时差曲线对岩性进行测量和描述的。当储层岩性物性和流体性质不同时,声波纵波的传播速度也存在一定的差异^[4]。

(4) 电阻率测井。

电阻率测井机理是应用电阻率曲线反映油层的电阻情况,储层地层的电阻是由存储在岩石孔隙和渗透流体中的石油产生的^[7]。

1.3 测井曲线小层特征参数提取

为准确表述各小层的测井曲线表述的地层特征信息,应用不同的测井曲线特征提取方法,从不同维度描述小层中各测井曲线特征,并将提取的特征和测井曲线同时作为神经网络输入参数以提高孔隙度和渗透率的计算精准度。特征提取方法如下:

(1) 均方根振幅特征提取方法。

均方根振幅是将测井曲线振幅平方和的平均值进行开平方计算,最终实现对测井曲线特征值的计算提取,计算公式如下^[8]:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i^2} \quad (4)$$

其中, N 表示振幅个数; a_i 表示振幅值。由于均方根振幅是在对振幅先进行平方计算,然后再进行平均,因此,此方法受曲线振幅的影响较大。均方根振幅特征提取方法适合于地层的砂泥岩百分比含量分析和地层岩性相变分析。

(2) 平均能量特征提取方法。

平均能量特征提取方法是将测井曲线振幅上的所有振幅值平方进行相加,然后除以振幅上的振幅值个数,如公式(5)所示:

$$\text{AE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i^2 \quad (5)$$

其中, N 表示振幅上的振幅值个数; a_i 表示测井曲线振幅上的振幅值。由于平均能量特征提取方法是需要提取振幅中的值,因此该方法同样所测井曲线振幅影响较大,适用于测井曲线特征提取。

(3) 振幅峰态特征提取方法。

振幅峰态特征提取方法的计算过程是:首先,选取测井曲线中采样点的平均值;其次,用平均值减去所有采用点的平均值;然后,计算差值的四次方,并进行求和;最后除以总采样点的个数,其计算公式如下:

$$K = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N x_i - \bar{x} \right)^4 \quad (6)$$

(4) 能量半衰时特征提取方法。

能量半衰时特征提取方法的计算过程为:首先,计算小层测井曲线样本能量总和;然后,按照从上到下的

顺序计算小层内测井曲线样本点的能量和,找到样本点计算等于总能量一半的样本点,将该点成为能量半衰时。能量半衰时表示一个周期内时间达总时间的一半测量时间所需要的能量。它用这个周期的时间域的百分数来表示^[9]。

如果测井曲线振幅相对一致,则能量半衰时一般在测井曲线中心位置附近,位置范围为总曲线长度的 40% ~ 60%;如果在测井曲线中较浅的部分是强振幅,则其到达能量半衰时的时间将会缩短,能量半衰时的位置范围为总曲线长度的 10% ~ 40%;相反,如果在测井曲线中较深的部分是强振幅,则其到达能量半衰时的时间将会延长,能量半衰时的位置范围为总曲线长度的 60% ~ 90%。

例如:如图 1 所示,测井曲线上的 16 个能量值,其能量半衰期的计算过程为:

Step1:根据公式(7)计算总能量:

$$\begin{aligned} \text{Total Energy} &= (a_1)^2 + (a_2)^2 + \dots + (a_n)^2 = \\ &32^2 + 94^2 + \dots + 46^2 = 83\ 945 \end{aligned} \quad (7)$$

Step2:根据公式(8)计算能量半衰时的能量。

$$\begin{aligned} \text{Half Energy} &= 83\ 945/2 = 41\ 972.5 \\ &(\text{between 8th \& 9th samples}) \end{aligned} \quad (8)$$

Step3:根据公式(9)计算能量半衰时位置范围。

$$\text{Energy Half-Time} = 9/16 = 56\% \quad (9)$$

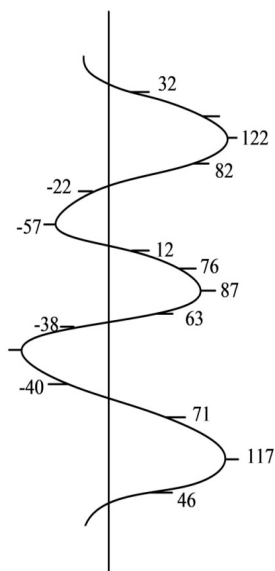


图 1 测井曲线

根据这一属性可以分析小层内能量的定量分布状态,在应用测井曲线进行测量的过程中,孔隙度和渗透率影响测井曲线振幅,导致能量半衰时发生横向变化,因此该方法可以进行孔隙度和渗透率的计算。

(5)复数道平均瞬时振幅特征提取方法。

复数道由实部(常规道 $f(t)$)和虚部(正交道 $h(t)$)组成,其关系如公式(10)所示。

$$F(t) = f(t) + ih(t) \quad (10)$$

其瞬时振幅强度的计算方法如公式(11)所示。

$$A(t) = \sqrt{f^2(t) + h^2(t)} = |F(t)| \quad (11)$$

复数道平均瞬时振幅^[10]特征提取方法对测井曲线振幅非常敏感,可以突出表示振幅异常。孔隙度和渗透率是影响测井曲线振幅发生改变的重要影响因素,因此,可以应用复数道平均瞬时振幅对测井曲线进行特征提取,计算岩石的孔隙度和渗透率。

2 基于神经网络的岩性物性参数计算方法设计

2.1 岩性物性参数计算过程

岩性物性参数计算步骤如下:

Step1:分析区域关键井的层位划分情况和各层位地质特征,确定研究小层;

Step2:收集小层内测井曲线,进行数据预处理;

Step3:依据特征选取方法对划分的测井曲线进行不同维度的特征选择;

Step4:设计 BP 神经网络;

Step5:进行 BP 神经网络模型训练,实现岩性物性参数计算。

详细过程为:将选取的测井曲线数据分为训练组和测试组两组数据进行 BP 神经网络训练^[11-12],对完成训练的神经网络模型进行测试,将计算结果与实际结果进行比较,判断神经网络的计算准确度,即计算结果与实际结果的匹配率。如果匹配率和相关度低,则必须选择学习样本和测试样本并再次提取;同时,应考虑 s 通过增加或减少神经元数量,增加或减少层数,更改传递函数,优化神经网络模型,并对模型进行重构和训练,直到达到预期的匹配率;如果匹配率满足预期值,则可以将训练完成的 BP 神经网络应用于孔隙度和渗透率的计算。

2.2 神经网络岩性识别算法设计

(1)网络结构设计。

依据上述研究结果,构建三层 BP 神经网络模型,包括输入层、输出层和隐藏层^[13-15],如图 2 所示。由于神经网络各层的神经元数量选择没有固定规则,为了避免神经元过多或学习样本较少对神经网络训练效果的影响,该文在设计神经网络结构过程中,咨询业务专家,将隐含层设计为 50 个神经元;依据 1.2 小节中测井曲线个数及 1.3 小节中特征选择数量,将输入层设计为 30 个神经元;将输出层设置为 2 个神经元,用于输出分层孔隙度和分层渗透率。

(2)传递函数选择。

传递函数的选择主要考虑与切线函数和线性函数

相比,S 型对数函数是一个连续的微分函数,神经元输入可以映射到(0,1)区间上,避免数据规范化问题,因

此,采用 S 型对数函数作为传递函数,进行 BP 神经网络模型训练。

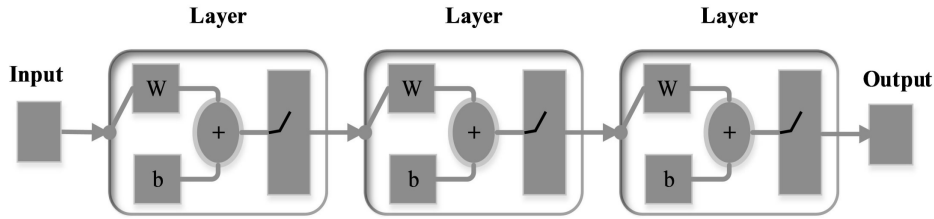


图 2 BP 神经网络结构

(3)学习规则。

BP 神经网络具有大量的学习规则,用于训练不同规模的神经网络模型,标准 BP 神经网络的收敛速度太慢,因此,通常被改进后才能用于实际应用中。该文使用自适应梯度递减的驱动量和训练函数,进行神经网络模型训练,并在模型训练过程中加入动量项,实现对权重参数的调整,避免 BP 神经网络在训练过程中陷入局部最优解。

在进行 BP 神经网络模型学习训练时,可以为训练设定终止条件。终止条件一般是指神经网络模型学习的次数、学习时间、误差值等。该文通过设定学习次数、均方根误差和最小梯度值,完成对 BP 神经网络的学习。

选取某油田高台子油层内的 100 口油井作为研究测试对象,并在每口井中选取 8 个小层,共计 800 个样本数据。其中 600 个样本数据作为训练数据集、200 样本作为测试数据集。其中孔隙度分布范围为 6.8% 至 17.93%,渗透率范围为 180 md 至 320 md。

(2)测井曲线数据样本选择。

测井曲线数据包括自然电位 (SP)、自然伽玛 (GR)、声波时差 (AC)、冲洗带电阻率 (Rxo)、侵入带电阻率 (Rs)、地层电阻率 (Rt)6 种曲线。

(3)测井曲线特征选择。

依据 1.3 小节中描述的测井曲线特征参数提取方法,对研究小层内的测井曲线进行特征提取,部分对 AC 测井曲线特征提取结果,如表 1 所示。由于考虑到数据保密性问题,已用 X 代替井号前后段及层位中的最后位数据信息(不同测井的曲线井号和层位相同)。

部分对 SP 测井曲线特征提取结果,如表 2 所示。

部分对 GR 测井曲线特征提取结果,如表 3 所示。

3 神经网络的岩性物性参数计算结果分析

3.1 数据选择

(1)总样本数据选择。

表 1 部分 AC 测井曲线特征提取结果

AC 测井曲线(井号)	层位	平均能量	均方根振幅	复数道平均瞬时振幅	振幅的峰态	能量半衰时
G22X-2X	G21X	0.173	0.417	0.28	0.008	0.497
G22X-3X	G22X	0.073	0.271	0.296	0.01	0.5
G42X-S2X	G3X	0.049	0.221	0.167	0.004	0.452
G22X-S36X	G32X	0.073	0.269	0.308	0.009	0.365
G23X-S3X	G3X	0.198	0.445	0.227	0.003	0.49
G22X-S34X	G3X	0.183	0.428	0.293	0.008	0.491
G23X-S32X	G3X	0.204	0.452	0.155	0.011	0.504
G223-285	G2X	0.042	0.206	0.18	0.004	0.606
...
G22X-3X	G22X	0.175	0.419	0.305	0.019	0.524

表 2 部分 SP 测井曲线特征提取结果

SP 测井曲线(井号)	层位	平均能量	均方根振幅	复数道平均瞬时振幅	振幅的峰态	能量半衰时
G22X-2X	G21X	0.084	0.289	0.249	0.013	0.499
G22X-3X	G22X	0.084	0.289	0.351	0.013	0.502
G42X-S2X	G3X	0.084	0.291	0.296	0.013	0.506
G22X-S36X	G32X	0.084	0.29	0.276	0.013	0.5
G23X-S3X	G3X	0.124	0.353	0.12	0.006	0.531

续表 2

SP 测井曲线(井号)	层位	平均能量	均方根振幅	复数道平均瞬时振幅	振幅的峰态	能量半衰时
G22X-S34X	G3X	0.064	0.254	0.184	0.004	0.555
G23X-S32X	G3X	0.112	0.335	0.193	0.005	0.491
G223-285	G2X	0.104	0.323	0.242	0.009	0.481
...
G22X-3X	G22X	0.038	0.196	0.147	0.005	0.843

表 3 部分 GR 测井曲线特征提取结果

GR 测井曲线(井号)	层位	平均能量	均方根振幅	复数道平均瞬时振幅	振幅的峰态	能量半衰时
G22X-2X	G21X	0.102	0.32	0.225	0.003	0.423
G22X-3X	G22X	0.117	0.341	0.226	0.003	0.45
G42X-S2X	G3X	0.098	0.313	0.225	0.005	0.57
G22X-S36X	G32X	0.054	0.232	0.186	0.006	0.524
G23X-S3X	G3X	0.083	0.288	0.37	0.012	0.633
G22X-S34X	G3X	0.094	0.306	0.237	0.015	0.562
G23X-S32X	G3X	0.103	0.32	0.353	0.015	0.5
G223-285	G2X	0.07	0.265	0.229	0.009	0.342
...
G22X-3X	G22X	0.107	0.328	0.232	0.004	0.417

部分对 Rxo 测井曲线特征提取结果,如表 4 所示。

表 4 部分 Rxo 测井曲线特征提取结果

Rxo 测井曲线(井号)	层位	平均能量	均方根振幅	复数道平均瞬时振幅	振幅的峰态	能量半衰时
G22X-2X	G21X	0.112	0.335	0.242	0.004	0.458
G22X-3X	G22X	0.097	0.312	0.255	0.007	0.445
G42X-S2X	G3X	0.1	0.316	0.26	0.009	0.57
G22X-S36X	G32X	0.1	0.317	0.246	0.007	0.497
G23X-S3X	G3X	0.069	0.263	0.338	0.01	0.516
G22X-S34X	G3X	0.073	0.27	0.214	0.006	0.577
G23X-S32X	G3X	0.051	0.226	0.26	0.006	0.414
G223-285	G2X	0.047	0.216	0.18	0.004	0.519
...
G22X-3X	G22X	0.11	0.332	0.258	0.01	0.457

部分对 Rs 测井曲线特征提取结果,如表 5 所示。

表 5 部分 Rs 测井曲线特征提取结果

Rs 测井曲线(井号)	层位	平均能量	均方根振幅	复数道平均瞬时振幅	振幅的峰态	能量半衰时
G22X-2X	G21X	0.116	0.341	0.235	0.002	0.446
G22X-3X	G22X	0.105	0.324	0.229	0.004	0.46
G42X-S2X	G3X	0.114	0.337	0.234	0.005	0.557
G22X-S36X	G32X	0.058	0.241	0.188	0.002	0.49
G23X-S3X	G3X	0.154	0.392	0.215	0.013	0.539
G22X-S34X	G3X	0.114	0.338	0.254	0.009	0.54
G23X-S32X	G3X	0.1	0.317	0.265	0.008	0.474
G223-285	G2X	0.144	0.38	0.277	0.009	0.456
...
G22X-3X	G22X	0.11	0.332	0.258	0.01	0.457

部分对 Rt 测井曲线特征提取结果,如表 6 所示。

表 6 部分 Rt 测井曲线特征提取结果

Rt 测井曲线(井号)	层位	平均能量	均方根振幅	复数道平均瞬时振幅	振幅的峰态	能量半衰时
G22X-2X	G21X	0.101	0.318	0.234	0.006	0.441
G22X-3X	G22X	0.069	0.263	0.263	0.009	0.462
G42X-S2X	G3X	0.108	0.328	0.251	0.012	0.462
G22X-S36X	G32X	0.116	0.34	0.27	0.013	0.452
G23X-S3X	G3X	0.037	0.193	0.222	0.004	0.406
G22X-S34X	G3X	0.028	0.167	0.113	0.003	0.599
G23X-S32X	G3X	0.029	0.171	0.178	0.003	0.44
G223-285	G2X	0.041	0.201	0.168	0.004	0.291
...
G22X-3X	G22X	0.117	0.342	0.238	0.005	0.42

3.2 神经网络训练过程描述

为了保证 BP 神经网络模型的训练效果,该文在进行 BP 神经网络模型训练时,将期望误差设定为 0.001,并应用均方差 MSE 方法进行误差控制;此外,为了提高 BP 神经网络的学习效率,将初始学习效率设为 0.1,同时引入自适应调整学习速率的策略对 BP 神经网络进行优化,以期在保障 BP 神经网络准确性的前提下,达到最佳学习效果。

自适应调整学习速率策略的基本思想是:在 BP 神经网络学习收敛的状态下,提高学习效率,缩短学习时间;当学习效率过大导致不能进行收敛时,降低学习

效率,以保证收敛。因此,自适应调整学习速率策略可以避免学习效率过小,导致学习收敛速度过慢问题,同时也避免了学习效率过大,导致震荡不收敛的问题。

通过应用均方差 MSE 方法和自适应调整学习速率策略,对 BP 神经网络进行模型训练,直至误差达到期望值,最终完成对 BP 神经网络的训练。

3.3 岩性物性参数计算结果分析

通过对 BP 神经网络进行训练后,将计算结果与实际人工判断结果进行对比分析,各分层孔隙度和渗透率的计算结果如表 7 所示。

表 7 计算结果

层位	分层孔隙度 计算结果/%	实际孔隙度 计算结果/%	孔隙度 相对误差	分层渗透率计算 结果($10^{-3}\mu\text{m}^2$)	实际孔隙度计算 结果($10^{-3}\mu\text{m}^2$)	渗透率 相对误差
G21X	23.65	25.35	-0.067 0	0.216	0.227	-0.048 5
G22X	27.88	26.13	0.067 0	0.235	0.224	0.049 1
G3X	27.04	25.61	0.055 8	0.241	0.233	0.034 3
G32X	24.85	22.83	0.088 5	0.269	0.281	-0.042 7
G3X	27.24	25.8	0.055 8	0.253	0.242	0.045 5
G3X	23.94	25.94	-0.077 1	0.259	0.281	-0.078 3
G3X	26.22	25.18	0.041 3	0.262	0.286	-0.083 9
G2X	28.73	26.17	0.097 8	0.256	0.245	0.044 9

由表 7 可知,在选择的研究区内,BP 神经网络计算孔隙度的结果与实际孔隙度计算结果的相对误差在 6.89% 左右;BP 神经网络计算渗透率的结果与实际渗透率计算结果的相对误差在 5.34% 左右,均具有较高的准确度,因此基于神经网络的岩性物性参数计算方法能够较好地实现对孔隙度和渗透率的计算。

4 结束语

该文详细说明了基于神经网络的岩性物性参数计算方法的设计与实现过程,应用测井曲线反映岩性物

性参数,对测井曲线进行特征提取,将二者作为 BP 神经网络输入参数值,实现对岩性物性参数的计算,提高了岩性物性参数计算的准确率,减轻了工作人员的工作压力,具有一定的实际应用价值。

参考文献:

- [1] ZHOU C, WANG C. Technology review on the log interpretation of horizontal well[J]. Progress in Geophysics, 2006, 17(1):48-52.

(下转第 197 页)