

激光单分子 BTEX 异常的人工神经网络评价技术

赵 健¹, 刘 展¹, 张 勇²

(1. 中国石油大学(华东) 地球资源与信息学院, 山东 东营 257061; 2. 青岛海洋地质研究所, 山东 青岛 266071)

摘要: 采用 BP(Back Propagation Network) 神经网络方法, 根据试验区 BTEX 指标实测数据, 结合油气化探、地质、地球物理等资料建立 BTEX 异常综合评价指标体系及评分标准, 完成 BTEX 异常的 BP 神经网络综合评价模型并对试验区进行含油气远景评价, 研究结果表明该技术具有较好的应用前景。

关键词: 海洋油气化探; BTEX 异常; BP 神经网络; 综合评价

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-3096(2008)03-0006-07

作为一种直接找油气方法, 油气化探对于快速圈定远景区块、非构造油气藏勘探和构造圈闭的含油气性评价等方面均有其独特的作用。该方法的成功与否取决于化探异常评价过程的正确程度, 正确评价远景区需要许多经验处理^[1]。

常规的油气化探基本是应用烷烃类作为油气勘探的基本指标。随着勘探分析手段和水平的提高及高新技术的引入, 直接的生物标记化合物如非烷烃类物质中的苯系化合物成为油气化探技术预测油气藏的指标。苯(Benzene)、甲苯(Toluene)、乙苯(Ethylbenzene)和二甲苯(Xylene)(缩写为 BTEX)等石油芳香烃化合物是存在于石油及天然气矿藏的主要物质成分, 与油气藏有关的海水、地下水所含的可溶解碳氢化合物中具有这 4 种物质的异常。BTEX 具有如下重要特点: (1) 专一性, 地表生物化学作用难以生成 BTEX, 这有利于排除人文活动影响, 使 BTEX 异常与深部油气藏有良好的对应关系; (2) 稳定性好, BTEX 被细菌、酵母、酶的代谢速度很慢。已发现的 100 多种能降解烷烃的细菌、酵母、酶中仅少数可降解芳香族化合物; (3) 易于运移, BTEX 容易挥发, 以气态的形式存在于油气盖层中, 分子体积较小; (4) 易形成顶部异常, 在地下水中甲烷的溶解度为 $35\ 000 \times 10^{-6}$, 而苯、甲苯、乙苯分别为 $1\ 800 \times 10^{-6}$, 550×10^{-6} , 110×10^{-6} , 比甲烷低很多, 因此 BTEX 受地下水运动影响的横向扩散效应不显著。由于 BTEX 指标与油气在成因上关系密切, 在相同的水文地质条件下被视为油气化探的直接指标。国外的研究还表明, BTEX 的含量(浓度)随着接近油气藏而增高, 在油气运移地下水系环境中与油源(距

离)存在线形关系, 由此可较好地推测出油气藏的空间分布趋势。

在海洋油气勘探中, 若能分析海底浅层沉积物中获取的 BTEX 指标的含量分布, 可为油气的勘探提供重要依据, 从而成为海洋油气化探的有效方法之一。但实际采集样品中 BTEX 的含量很低, 且在地表水文环境中易挥发, 采集的样品难保存, 用常规分析技术难以得到可靠的异常。清华大学采用激光单分子探测技术实现了对海水及海底沉积物中 BTEX 的高精度测量, 使得该技术应用成为可能^[2]。论文在此研究基础上, 对试验区采用激光单分子探测技术得到的 BTEX 异常, 结合异常区域的化探、油气地质、地球物理等资料, 利用 BP 神经网络方法进行了 BTEX 异常的综合评价。

1 基本原理

通过对若干已知井(包括油井、气井、干井等)的 BTEX 异常特征及含油气特征属性值(样本模式)进行网络学习训练, 使 BP 神经网络获得对各评价指标的倾向性认识, 并将获取的知识存储在网络各节点间的权值和阈值里。需要对未知 BTEX 异常(新的样本)进行评价时, 网络将再现已获得的经验、知识和直觉思维, 根据学习过程建立起的网络关系进行回忆推理, 实现定性与定量的有效结合, 从而保证评

收稿日期: 2007-09-26; 修回日期: 2008-01-13

基金项目: 国家 863 计划资助项目(2002AA615160)

作者简介: 赵健(1981), 男, 山东齐河人, 硕士, 主要研究方向为 GIS 在地质学中的应用, 电话: 13854692843, E-mail: zhjian@hdpu.edu.cn

价结果的客观性与一致性^[3]。

为了提高 BTEX 异常综合评价的效率及准确度,须遵循从已知到未知的原则,依据试验区已知油气藏所对应的油气化探、地质、地球物理模式,建立起 BTEX 异常的油气评价模式,进而确定评价指标体系和评分标准。若化探指标较多,且指标间存在较大相关性时,可采用聚类分析方法提取各个指标中的有效信息,以减少评价指标。据此建立起学习网络进行学习训练,使网络获得对各评价指标的倾向性认识,并将获取的知识存储在网络各节点间的权值和阈值里^[4]。然后根据建立的指标体系和评分标准,对确定的 BTEX 异常进行评分,形成各异常的因子得分表,以此作为 BP 神经网络的输入进行预测评价。

为了能够识别和预测油气的变化趋势,模型采用连续函数输出,输出层节点数选择 6,采用 1、0 输出,分别对应含油气藏、油藏、含少量油藏、气藏、含少量气藏、非油气藏等 6 种类别。网络拓扑结构的确定主要是确定隐层节点数,为了提高网络的推广能力,在满足精度要求的前提下取尽可能紧凑的网络结构。论文采用含两个隐层的四层拓扑结构,如图 1 所示。网络拓扑结构确定之后,就可以对学习样

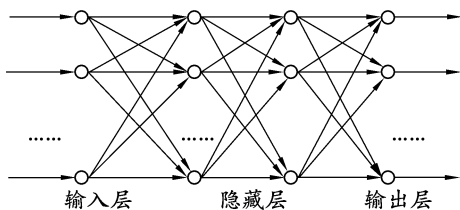


图 1 BP 神经网络模型结构

Fig. 1 The structure of the BP network model

本进行网络学习。当学习样本实际输出与期望输出相差太大(单项误差)时,可逐层调整网络的联结权值及阈值,继续下一样本的学习;当网络系统总体误差小于期望值时,停止学习。此时的 BP 神经网络便拥有了 BTEX 异常评价的能力,可对试验区的未知 BTEX 异常进行含油气性评价。

2 试验区 BTEX 异常 BP 神经网络综合评价

试验区位于渤海中心部位的渤南凸起西南部, 118.98°~ 119.50°E, 38.08°~ 38.20°N 的渤中凹陷中,具有良好的生、储、盖条件和有利的断陷成藏条件,是近年来新开发的油气勘查远景区,勘探潜力很大。该区域既有含油区块,也有含气区块,且区域地质结构较复杂,代表性较强。论文根据试验区 BTEX 异常结合地质、物探等指标构造了 BP 神经网络训练学习模型,并进行了含油气远景综合评价。

2.1 数据处理

在试验区采集了 80 站位的海底沉积物样品,站位分布如图 2 所示。室内分析除获得了 BTEX 指标的观测数据之外,还获取了同步荧光系列、酸解烃系列、热释烃系列等 23 种常规化探指标的观测数据。根据 23 种指标的聚类分析结果从中选取同步荧光 330 nm (TB330)、酸解烃丙烷 (SC3)、酸解烃乙烯 (SC2H4)、热释烃乙烷 (RC2) 等 4 种指标作为 BTEX 异常综合评价时的化探特征参数。由于采样数据的站位分布特征明显,将试验区划分为东西两区,在进行异常的综合评价时分区进行。采样数据经滑动平均、趋势面分析等一系列处理后,得到各指标的局部异常图。作者以苯 (C₆H₆) 异常为基础来圈定 BTEX 异常,所得异常如图 3 所示。

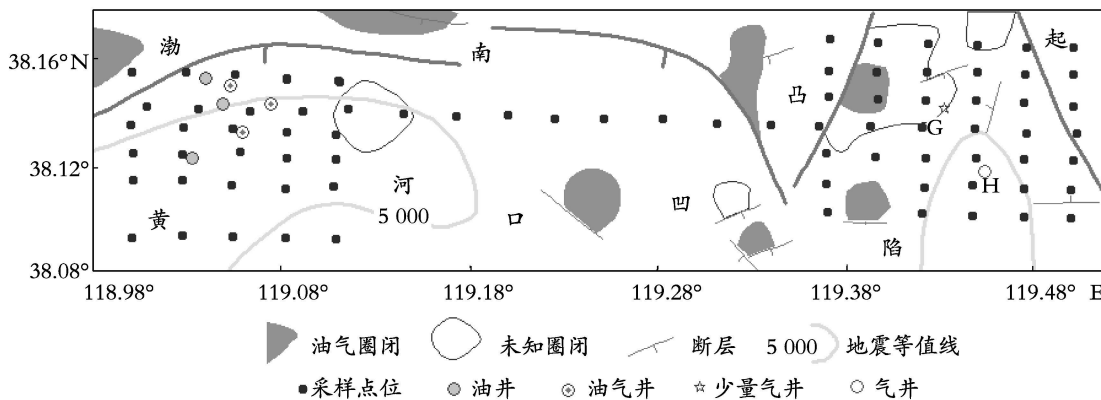


图 2 试验区地理位置及构造图

Fig. 2 The geographical locality and tectonics in the experimental area

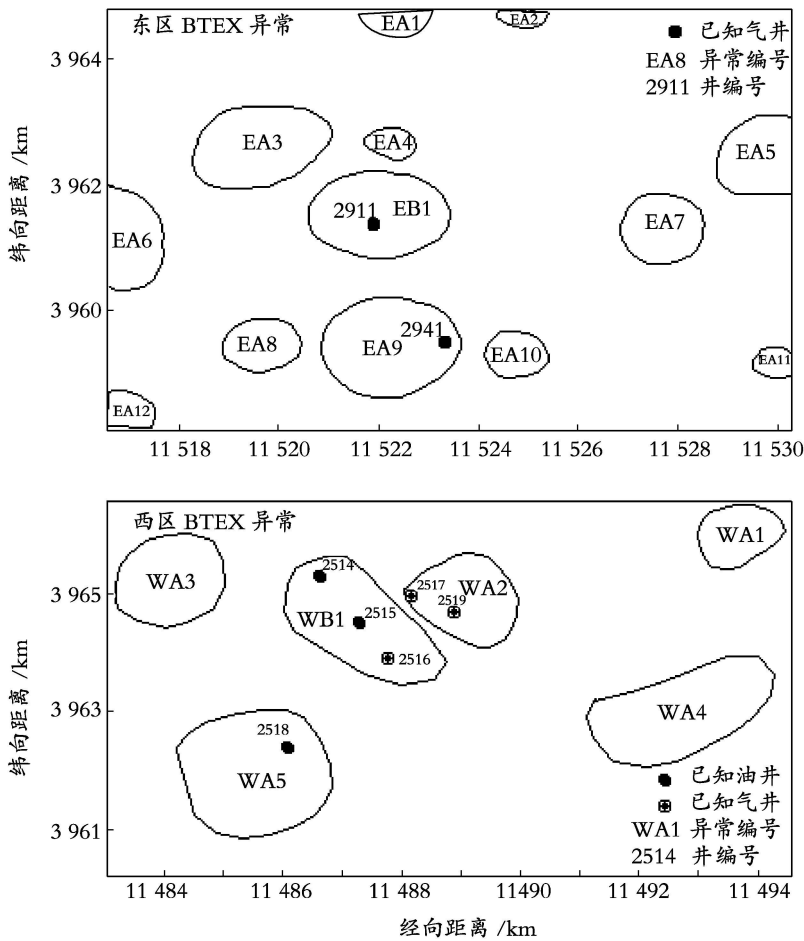


图3 试验区 BTEX 异常图

Fig. 3 The BTEX anomalies in the experimental area

2.2 特征参数选取

特征参数的选取对评价预测结果至关重要,选取的关键是要充分分析与油气生成、运移、成藏有关的各种识别标志,如果选取的特征没有代表性,预测就可能错误甚至流于形式。根据试验区已有的地质、地球物理资料及前人经验,结合渤中凹陷油气成藏规律,通过对以往资料的综合分析,从油气生成的地质环境、地球物理等方面提取了多种特征参数用于 BTEX 异常的综合评价,各参数的评价标准如表

表 1 试验区油气地质特征参数评价标准(1)

Tab. 1 The evaluative standard of the oil and gas geologic characteristic parameters in the experimental area (1)

生油层层位		生油层厚度 (m)		生油层埋深 (m)		断层组合		断层深度	
标准	取值	标准	取值	标准	取值	标准	取值	标准	取值
沙河街组和东营组均有	1	> 1 500	1	> 4 000	1	单断层	1	沙三段	1
沙河街组	0.8	1 000~ 1 500	0.9	3 500~ 4 000	0.9	相向平行	0.9	沙二段	0.9
东营组	0.6	500~ 1 000	0.7	3 000~ 3 500	0.8	同向平行	0.8	沙一段	0.8
		< 500	0.5	2 500~ 3 000	0.7	相背平行	0.6	东营组	0.7
				2 000~ 2 500	0.6	两条以上断层	0.5	< 东营组	0.5
				< 2 000	0.5				

1~ 表 4 所示。由于渤中坳陷上第三系中广泛发育的耙式断裂是浅层油气藏的有利聚集场所。晚期断裂活动和早期主要断裂的长期活动,不仅形成了大量的圈闭构造,而且也造成了油气垂向运移异常活跃,为渤中坳陷上第三系浅层油气成藏创造了有利条件^[5]。因此试验区的断层对于油气生成及运移具有较好的促进作用。对于地球物理资料,提取试验区重力垂向二阶导数、磁力垂向一阶导数作为 BTEX 异常综合评价的地球物理特征参数指标。

表 2 试验区油气地质特征参数评价标准(2)

Tab. 2 The evaluative standard of the oil and gas geologic characteristic parameters in the experimental area (2)

储层层位		储层砂体厚度储(m)		层沉积相		圈闭类型		圈闭面积(km ²)	
标准	取值	标准	取值	标准	取值	标准	取值	标准	取值
沙一段	1	> 400	1	滨浅湖	1	背斜	1	> 10	1
沙二段	0.9	250~ 400	0.8	三角洲	1	断背斜	0.9	5~ 10	0.8
东营组	0.8	100~ 250	0.6	河流	0.9	断鼻	0.8	2~ 5	0.7
沙三段	0.7	< 100	0.4	扇三角洲	0.6	断块	0.7	1~ 2	0.6
						其它	0.6	0.5~ 1	0.5
								< 0.5	0.4

表 3 试验区油气地质特征参数评价标准(3)

Tab. 3 The evaluative standard of the oil and gas geologic characteristic parameters in the experimental area (3)

圈闭幅度(m)		圈闭层埋深(m)		时间匹配关系	
标准	取值	标准	取值	标准	取值
> 500	1	2 500~ 3 500	1	圈闭形成于油气运移之前	1
200~ 500	0.8	3 500~ 4 000	0.8	圈闭形成于油气运移同时	0.7
100~ 200	0.6	2 000~ 2 500	0.8	圈闭形成于油气运移之后	0.5
50~ 100	0.4	> 4 000	0.6		
< 50	0.2	< 2 000	0.6		

表 4 试验区地球物理特征参数评价标准

Tab. 4 The evaluative standard of the geophysical characteristic parameters in the experimental area

重力垂向二阶导数		磁力垂向一阶导数	
标准	取值	标准	取值
局部低	1	局部高	1
局部高	0	局部低	0

2.3 学习样本生成及模型训练

根据试验区已有的钻井资料,从圈定出的BTEX异常(图3)中选取与已知的油气藏、油藏、气藏、非油气藏等对应的异常,对各异常区域油气地质资料中的生油层、储层、断层、圈闭等特征参数,地球物理资料中的重力垂向二阶导数、磁力垂向一阶导数等特征参数根据特征参数选取标准进行打分,组成学习样本。对于同一类型的输出(如油气藏),可选择不同的指标,因为油藏埋深可能不同,含油气量也不同,所对应的指标也会不同。也就是说尽管含油气特征不同,但神经网络的输出都是含有油气的。

因此不强调学习样本的代表性,但应尽量选择足够的代表不同评价类型的学习样本,以减少预测的多解性。

由于油气地质中的特征参数较多,如果直接将这些指标同油气化探及地球物理特征参数指标结合共同作为神经网络的输入节点,特征参数太多会使网络结构过于庞大,预测效果也不会很好。为减少输入节点的个数并提高评价特征参数的质量,先对BTEX异常利用13个油气地质特征参数进行油气地质评价,将评价结果作为最终评价模型的一个特征参数,再与化探、地球物理特征参数结合,进行综合评价,这样输入节点减少到7个。具体做法是:油气地质综合评价主要考虑油气生成、运移和成藏三大系统,同时还要考虑生烃、运移和成藏的先后顺序关系,主要指标如表1~表3所示。由于评价模型具有异常的复杂性和不确定性,为了求解需要,对各BTEX异常直接根据表1~表3的各个参数评价标准进行打分,对BTEX异常的油气地质特征参数的各项得分进行加权平均,权重分配见表5。

表 5 试验区油气地质特征各子项属性重要度及权重

Tab. 5 The attribute importance and weight of the oil and gas geological features in the experimental area

条件	u_p	W
生油层	0.211	0.259
储层	0.157	0.232
圈闭	0.331	0.345
断层	0.095	0.066
时间匹配关系	0.112	0.098

输出层选择 6 个神经元, 分别表示含油气藏、油藏、含少量油藏、气藏、含少量气藏、无油气等 6 种评价类别, 期望输出如表 6 所示。每个神经元均采用 (0, 1) 之间的连续函数输出, 评价时选输出值最大者所在的神经元输出为结果类别。

建立好网络模型后, 就可以对学习样本进行训练, 选取试验区 10 个已知异常作为模式供网络学习, 网络输入节点为 7, 输出节点为 6, 选用四层 BP 网络,

表 6 BP 神经网络评价模型输出含义

Tab. 6 The output signification of the BP neural network evaluation model

序号	期望输出	含义
1	[1, 0, 0, 0, 0, 0]	含油气藏
2	[0, 1, 0, 0, 0, 0]	油藏
3	[0, 0, 1, 0, 0, 0]	含少量油藏
4	[0, 0, 0, 1, 0, 0]	气藏
5	[0, 0, 0, 0, 1, 0]	含少量气藏
6	[0, 0, 0, 0, 0, 1]	无油气

隐层为两层, 节点数分别为 10, 12, 最大学习次数 10 000 次, 系统最大误差 0.000 1, 学习时采用串行方式学习, 并采用变学习率和在权值调整过程中增加冲量项的方法来改进网络收敛速度慢和容易陷入局部极小的缺点。网络训练 8 187 次后收敛, 训练过程结束。BP 神经网络评价模型学习样本及输出结果见表 7。

表 7 BP 神经网络评价模型学习样本及输出

Tab. 7 The study samples and output of the BP neural network evaluation model

BTEX 异常 编号	综合评价参数指标得分							期望输出	实际输出	输出意义
	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7			
EA1	1	0	0.5	0.5	0.32	1	1	[0, 0, 0, 0, 1, 0]	[0.001, 0.0522, 0.0028, 0.0005, 0.9947, 0.0237]	少量气藏
EA3	0.5	0.75	1	0	0.45	0	0.5	[0, 0, 0, 1, 0, 0]	[0.005, 0.0021, 0.0054, 0.992, 0.0028, 0.0983]	气藏
EA4	0.75	0	0.25	0.25	0.3	1	0.75	[0, 0, 0, 0, 1, 0]	[0.0003, 0.2261, 0.0023, 0.0004, 0.9888, 0.0432]	少量气藏
EA5	1	0.5	0	0	0.28	0	0.75	[0, 0, 0, 0, 1, 0]	[0.0061, 0.0014, 0.0023, 0.0044, 0.9906, 0.008]	少量气藏
EA6	0.75	1	0.5	1	0.26	1	0.5	[0, 0, 0, 0, 1, 0]	[0.0694, 0.0008, 0.0026, 0.0233, 0.9193, 0.005]	少量气藏
EA7	0.25	0.5	0.25	1	0.86	0.25	0.75	[1, 0, 0, 0, 0, 0]	[0.995, 0.0011, 0.0034, 0.002, 0.0022, 0.0763]	油气藏
EA9	0.5	1	0.75	0	0.42	0.25	0.5	[0, 0, 0, 1, 0, 0]	[0.0234, 0.0156, 0.0067, 0.978, 0.0321, 0.009]	气藏
WA 1	1	0	0	0.75	0.86	0.25	1	[1, 0, 0, 0, 0, 0]	[0.987, 0.0099, 0.0093, 0.0081, 0.004, 0.011]	油气藏
WA 4	0.75	0	1	0	0.6	1	1	[0, 0, 0, 0, 1, 0]	[0.009, 0.986, 0.002, 0.0078, 0.01, 0.006]	少量气藏
10	0	0	0	0	0	0	0	[0, 0, 0, 0, 0, 1]	[0.003, 0.006, 0.011, 0.005, 0.0078, 0.943]	无油气

注: EA 为东区; WA 为西区; 10 为无油气。F1~ F7 依次为: 同步荧光 330 nm (T B330)、酸解烃丙烷 (SC3)、酸解烃乙烯 (SC2H 4)、热释烃乙烷 (RC2)、油气地质、重力垂向二阶导数、磁力垂向一阶导数

2.4 模型预测结果分析

利用训练好的 BP 神经网络对试验区的未知 BTEX 异常进行综合评价预测, 预测结果如表 8 所示。可以看出, 试验区的含油气评价预测结果类型

共有 4 种: 油气区、油区、气区、少量气区。由表 8 得到试验区 BTEX 异常综合评价图(图 4)。由图 4 可以看出, 试验区东区主要产气, 有少量油; 西区主要产油, 伴生天然气, 与实际钻井结果吻合较好。

表 8 试验区 BTEX 异常综合评价预测结果

Tab. 8 The comprehensive evaluation result of the BTEX anomalies in the experimental area

BTEX 异常编号	综合评价参数指标得分							实际输出	评价结果
	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7		
EA2	0	0	0	0	0.41	1	0	[0.0484, 0.0183, 0.0048, 0.9529, 0.0115, 0.006]	气藏
EA8	1	1	0	0.75	0.24	0.5	0.25	[0.004, 0.0023, 0.0058, 0.0087, 0.9623, 0.0064]	含少量气藏
EA10	0	0	0	1	0.29	0.75	0.5	[0.005, 0.0029, 0.0036, 0.0058, 0.9709, 0.0077]	含少量气藏
EA11	0	0	0	0.75	0.23	0.75	0.25	[0.032, 0.0768, 0.0324, 0.0008, 0.9648, 0.0312]	含少量气藏
EA12	0.75	0	0	0.25	0.48	0.5	0.25	[0.023, 0.0043, 0.0066, 0.983, 0.0032, 0.0768]	气藏
EB1	0.5	0.5	0.75	1	0.26	0.75	0.25	[0.0101, 0.0087, 0.007, 0.0051, 0.986, 0.0021]	含少量气藏
WA2	0.25	0	1	0.25	0.75	1	1	[0.0017, 0.0012, 0.0074, 0.987, 0.0117, 0.01]	气藏
WA3	0	1	0.25	1	0.92	1	1	[0.987677, 0.009, 0.011, 0.0087, 0.004, 0.01]	含油气藏
WA5	0	0	0.25	1	0.36	0.75	0.75	[0.006, 0.0107, 0.007, 0.0095, 0.982, 0.007]	含少量气藏
WB1	0.75	0.5	0.5	0.75	0.95	1	1	[0.975, 0.0106, 0.0046, 0.001, 0.0101, 0.0024]	含油气藏

注: EA、EB为东区; WA、WB为西区; F1~ F7的含义同表 7

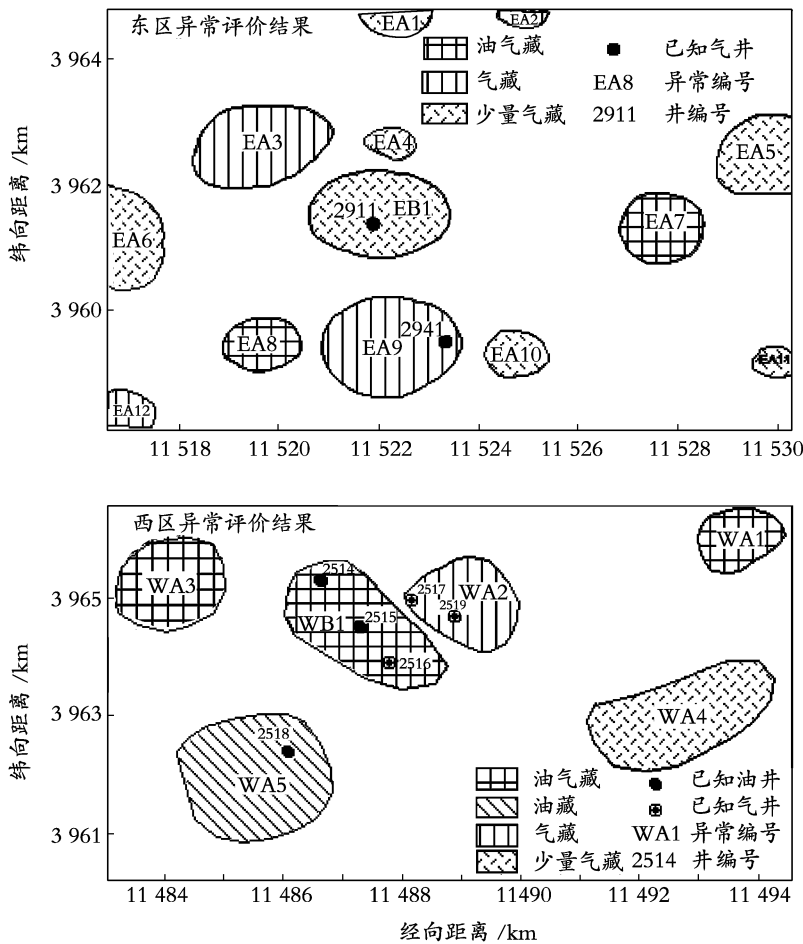


图 4 试验区 BTEX 异常综合评价图

Fig. 4 The comprehensive evaluation result of the BTEX anomalies in the experimental area

3 结论

采用 BP 神经网络技术,以 BTEX 异常为评价对象,选择化探、油气地质、地球物理等评价指标,建立了海洋油气化探 BTEX 异常的人工神经网络综合评价模型。实例研究表明,该模型具有较好的评价效果。将油气化探技术与地质、地震、非地震物探、化探、遥感等其他勘探技术方法结合,不仅能克服单一方法存在的局限性和不确定性,从直接的油气物质成分和间接的油气赋存条件等多个方面提取综合信息,而且可以缩短油气勘探周期,降低勘探成本,提高功效。基于多种技术的综合勘探将是油气勘查发展的必然要求。

由于 BTEX 异常的有效性受一系列因素的影响,异常的综合评价是一个非常复杂的难题。应用 BP 神经网络进行 BTEX 异常综合评价时要考虑其应用条件,选择具有代表性的学习样本和有效的特

征参数,认真分析网络的泛化能力,并根据各种类型油气藏分布规律去检查评价结果的合理性,及时将正确的预测结果补充到学习样本集中,再进行学习、训练、预测,从而使预测结果逐渐接近实际,趋于准确。

参考文献:

- [1] 陈英伟,汤玉平,丁湘玉. 决策分析在油气化探中的应用[J]. 物探与化探,1999, 23(4): 305-308.
- [2] 马万云,熊京,文克玲,等. 激光单分子探测技术的研究[J]. 原子与分子物理学报,1995, 12(4): 357-362.
- [3] 曹思远,梁春生. 储层预测中 BP 神经网络的应用[J]. 地球物理学进展,2002, 17(1): 84-90.
- [4] 陈守余,周梅春. BP 神经网络油气圈闭评价[J]. 物探化探计算技术,1998, 20(3): 230-234.
- [5] 褚庆忠,张树林,黄雄伟. 渤中坳陷断裂构造特征与油气运聚关系研究[J]. 新疆石油学院学报,2002, 6(14): 10-14.

Artificial neural network evaluation technology for comprehensive evaluation of BTEX (benzene, toluene, ethylbenzene, and xylene) anomalies using a single molecule detection by laser

ZHAO Jian¹, LIU Zhan¹, ZHANG Yong²

(1. College of Georesources and Information, China University of Petroleum, Dongying 257061, China; 2. Qingdao Institute of Marine Geology, Qingdao 266071, China)

Received: Sep., 26, 2007

Key words: geochemical prospecting of oceanic oil and gas; BTEX anomalies; BP neural network; comprehensive evaluation

Abstract: According to the data of the experimental area measured by the BTEX indicators, the paper used the BP neural network method and combined the geochemical prospecting, geologic and geophysical data to establish a comprehensive evaluation system and score standards of BTEX anomalies. On this basis, the paper completed the BP neural network comprehensive evaluation of the BTEX anomalies and evaluated the oil and gas prospect of the experimental area. Therefore, there is a broad prospect of the application of BP neural network in the research on oil and gas exploration.

(本文编辑: 刘珊珊)