

文章编号: 1000-8152(2002)05-0741-05

## 基于连接模型的局部优化算法 在水域污染监测数据融合系统中的应用

韩 斌<sup>1</sup>, 吴铁军<sup>1</sup>, 杨明晖<sup>2</sup>

(1. 浙江大学 智能系统与决策研究所, 浙江大学 工业控制技术国家重点实验室, 杭州 310027;

2. 云南送变电公司, 昆明 650051)

**摘要:** 针对水域污染监测数据融合系统中存在的困难, 讨论了基于“连接”模型的局部优化算法及其应用. 该模型采用非“抑制”连接, 极大地减少了节点“连接”数和扇出数; 各个节点只和相邻节点通过“连接”传递信息, 竞争输出, 保证了局部最优, 同时为实现分布式计算提供了方便. 在此模型的基础上本文用局部优化及其改进算法对一个水域污染监测问题进行了仿真研究, 理论分析和计算结果表明, 局部最优及其改进算法在保证搜索准确性的同时极大地减少了计算量, 是解决水域污染监测问题的有力工具.

**关键词:** 数据融合; partial resettling 算法; 局部优化; 连接模型; 水域污染监测

**中图分类号:** TP18; TP274

**文献标识码:** A

## Connectionist model based local optimization algorithm for large-scale water pollution monitoring data fusion systems

HAN Bin<sup>1</sup>, WU Tie-jun<sup>1</sup>, YANG Ming-hui<sup>2</sup>

(1. Institute of Intelligent Systems and Decision Making, National Laboratory for Industrial Control Technology,

Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. Yunnan Power Transmission & Transformation Corporation, Kunming 650051, China)

**Abstract:** Aiming at the difficulties existing in large-scale water pollution monitoring systems, a connectionist model based local optimization algorithm and its application are discussed in this paper. With just the excitatory connections the connectionist model drastically reduced the storage for links and the fanouts of the nodes. Based on the competitive activation mechanism, the local optimization algorithm and its improvement—partial resettling algorithm, realize the dynamically changing functional relationships between disorders and appropriate multiple-winners-take-all behavior. As an illustrative example, the connectionist model is introduced to the water pollution monitoring data fusion system. Computer simulation results show that the local optimization algorithm and the partial resettling algorithm greatly save the computation time, as well as ensure that the most probable disorders can be founded.

**Key words:** data fusion; partial resettling algorithm; connectionist model; local optimization; water pollution monitoring

### 1 引言(Introduction)

大范围水域污染监测惯常的方法是监测人员到监测点采样, 然后用化学的方法得到每一点的监测值. 这种方法成本高、效率低、无法进行实时和大面积监测. 如果采用适用于环境监测的多传感器系统(例如浙江大学开发的 RMSWP-1 系统), 上述的缺点容易得到解决. 除了实时监测外, 监测系统还应在大量实时监测数据的基础上, 及时确定和预测污染范围, 此系统是一个典型的数据融合系统. 但是在数据融合的这一实际应用中存在以下一些困难: 1)

缺少整个水域污染情况的数学模型; 2) 需融合不同领域的的数据; 3) 没有多少可供利用的先验知识; 4) 由于监测水域情况的复杂性, 引起传感器信号异常的原因除污染外, 还可能是其他原因. 这就要求系统能够从大量的异常信号中推测出引起这些信号的原因, 为进一步的处理提供依据. 因此决策融合的一些方法, 如基于模糊理论、证据理论的方法都较难应用.

如果把传感器的信号看作是“现象”(manifestation), 把引起传感器信号变化的原因看作是“异常”

(disorder)<sup>[1]</sup>, 水域污染监测问题可被看作是一个“诊断”问题. 但是用基于顺序搜索的方法解决此问题, 一个无法回避的困难是搜索空间组合爆炸<sup>[2,3]</sup>. Pearl 提出的“单连接因果网络”和 Bayesian 网络方法的变通方法是针对此问题的有益尝试, 但仍然面临一些困难<sup>[4-6]</sup>. 基于 Parsimonious covering 理论的全局搜索算法在保证找到最优解的情况下极大地压缩了搜索空间<sup>[2]</sup>. 但对于水域污染监测, 尤其是大水域污染监测这种“多异常”问题, 计算量还是太大.

解决组合爆炸总体上有两种途径, 一是提高计算效率, 比如采取分布式计算的方法, 二是在准确性和搜索速度、存储量之间做合理折衷. 本文在水域污染监测数据融合系统中引入基于 Parsimonious covering 理论的连接模型(connectionist model)和局部最优优化算法. 此方法从结构上为分布式计算提供了方便, 同时从以下的分析和仿真试验结果可以看出, 该算法在保证一定搜索准确性的前提下, 极大地减少了计算量和存储单元.

## 2 基于 Parsimonious covering 理论的连接模型和局部最优搜索算法(The connectionist model and the local optimization searching algorithm based on Parsimonious covering theory)

### 2.1 连接模型的基本概念和特点(Review of the connectionist model)

一个诊断问题可被描述为  $P = \langle D, M, C, M^+ \rangle$ , 其中  $D = \{d_1, \dots, d_n\}$  为有限非空“异常”集;  $M = \{m_1, \dots, m_n\}$  为有限非空“现象”集,  $C \subseteq D \times M$  表示“异常”和“现象”之间的因果联系,  $M^+$  和  $M^-$  分别表示在现象集  $M$  中的确出现或未出现的现象组成的集合. 当“异常” $d_i$  可能导致“现象” $m_j$  出现时,  $\langle d_i, m_j \rangle \in C$ . 集合“causes”和“effects”分别被定义为: 对  $m_j \in M$ ,  $\text{causes}(m_j) = \{d_i \mid \langle d_i, m_j \rangle \in C\}$ , 表示所有可能引起“现象” $m_j$  的原因; 对  $d_i \in D$ ,  $\text{effects}(d_i) = \{m_j \mid \langle d_i, m_j \rangle \in C\}$ , 表示所有可能被“异常” $d_i$  导致的结果.  $c_{ij} = P(m_j; d_i \mid d_i)$  表示“异常”和“现象”之间的因果关联强度. 需要指出的是  $P(m_j; d_i \mid d_i)$  与 Bayesian 意义下的条件概率  $P(m_j \mid d_i)$  是不同的<sup>[1]</sup>.

基于 Parsimonious covering 理论的连接模型有三个特点<sup>[3]</sup>: 1) 它采用了类似神经网络的结构, 节点代表概念, 节点之间的连线表示因果连接强度, 同时也是信息的传递通道; 2) 它采用了“竞争”的机制来产生最有可能的假设节点, 只有“激励水平”最高的假设才被输出; 3) 它没有采用抑制连接(负权

值). 不采用抑制连接的原因有三个: 第一, 这样更符合人们的认知习惯, 负的因果联系强度连接是没有实际意义的. 第二, 节省了存储单元, 减少了节点的扇出数, 这对提高运算速度是个很大的帮助. 第三, 在大规模“多异常”诊断问题中, “异常”之间的关系并不是固定的. 例如图 1(因果连接关系  $C$  见图中连线, 因果连接强度和异常先验概率见图中标注)所示的问题, 当只有现象  $m_2$  出现时,  $d_1$  和  $d_2$  都可作为引发  $m_2$  的原因, 因此  $d_1$  和  $d_2$  是竞争的关系; 当  $m_1$  和  $m_3$  出现时,  $d_1$  和  $d_2$  只有合作才能完整地说明  $m_1$  和  $m_3$ . 所以异常节点间是动态的关系, 用静态的“抑制”联系来说明它们的关系是不恰当的.

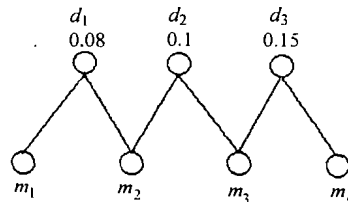


图 1 一个简单诊断问题例子  $D = \{d_1, d_2, d_3\}$ ,  $M = \{m_1, m_2, m_3, m_4\}$

Fig. 1 The network for a simple diagnostic problem ( $D = \{d_1, d_2, d_3\}$ ,  $M = \{m_1, m_2, m_3, m_4\}$ )

### 2.2 基于连接模型的局部最优搜索算法(The local optimization searching algorithm based on connectionist model)

在基于 Parsimonious covering 理论的全局搜索算法中, 诊断问题就是给定  $D, M, C$ , 以及先验概率  $p_i$  和因果关联强度  $c_{ij}$ , 当输入为  $M^+$  时, 寻找使得下式——相对似然函数最大的异常集  $D_I$ <sup>[2]</sup>, 其中

$$L(D_I, M^+) = \prod_{m_j \in M^+} (1 - \prod_{d_i \in D_I} (1 - c_{ij})) \times \prod_{d_i \in D_I} \prod_{m_j \in \text{effects}(d_i) - M^+} (1 - c_{ij}) \times \prod_{d_i \in D_I} \frac{p_i}{(1 - p_i)}. \quad (2.1)$$

假设有  $n$  个可能的异常, 则式(2.1)任一解可被表示为  $n$  维超正方体  $\{0, 1\}^n$  的一个顶点, 用向量  $\vec{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  表示, 当  $d_i \in D_I$  时  $x_i = 1$ , 否则  $x_i = 0$ . 这样寻找全局最优就变成了一个离散最优化问题, 即寻找使得式(2.1)最大的超正方体的一个顶点. 假如我们允许搜索进入超正方体的内部, 同时保证最终的搜索结果收敛到超正方体的顶点, 离散优化问题就转化成一个连续优化问题, 即  $\vec{X} \in \{0, 1\}^n$  变为  $\vec{X} \in [0, 1]^n$ . 相应定义的指标函数如下式:

$$Q(\vec{X}) = \prod_{m_j \in M^+} (1 - \prod_{d_i \in D_I} (1 - c_{ij} \cdot x_i)) \times$$

$$\prod_{d_i \in D_l} \prod_{m_j \in \text{effects}(d_i) - M^+} (1 - c_{ij} \cdot x_i) \times \prod_{d_i \in D_l} \frac{1 - x_i \cdot (1 - p_i)}{(1 - p_i \cdot x_i)} \quad (2.2)$$

在连接模型搜索算法中,各个节点通过“连接”的信息传递,不断更新激励水平,当达到稳定时各个异常节点的激励水平近似为 0 或 1.假设在时刻  $t$  节点  $d_i$  的激励水平为  $d_i(t)$ ,则所有异常节点的激励水平组成向量  $\vec{D}(t) = (d_1(t), d_2(t), \dots, d_n(t))$ ,把  $\vec{D}(t)$  带入(2.2)式,得

$$Q(\vec{D}(t)) = \prod_{m_j \in M^+} (1 - \prod_{d_i \in D_l} (1 - c_{ij} \cdot d_i(t))) \times \prod_{d_i \in D_l} \prod_{m_j \in \text{effects}(d_i) - M^+} (1 - c_{ij} \cdot d_i(t)) \times \prod_{d_i \in D_l} \frac{1 - d_i(t) \cdot (1 - p_i)}{(1 - p_i \cdot d_i(t))} \quad (2.3)$$

注意式(2.3)是连续全局最优指标函数,当达到稳态时  $Q(\vec{D}(t_e)) = L(D_s, M^+)$ ,若  $D_s$  使得(2.3)式最大,那么同时也使(2.1)达到最大值.下面我们把它分解成局部最优问题.

针对每一个异常来说,由式(2.3)可得其指标函数:

$$q_i(d_i(t)) = \prod_{m_j \in M^+} [1 - \prod_{k=1}^n (1 - c_{kj} \cdot d_k(t))] \times \prod_{m_j \in M_i^-} \prod_{k=1}^n (1 - c_{ki} \cdot d_k(t)) \times \prod_{k=1}^n \frac{1 - d_k(t) \cdot (1 - p_k)}{(1 - p_k \cdot d_k(t))} \quad (2.4)$$

式中  $M_i^+ = M^+ \cap \text{effects}(d_i)$ ,  $M_i^- = M^- \cap \text{effects}(d_i)$ .

对每个局部  $q_i(d_i(t))$  来说,假设对于所有  $k \neq i$ ,  $d_k(t)$  固定,若  $q_i(1) > q_i(0)$ ,则应该增加  $d_i(t)$ ,否则应该减少  $d_i(t)$ .这样若令  $r_i(t) = q_i(1)/q_i(0)$ ,则  $r_i(t)$  可作为更新  $d_i(t)$  的依据.由此我们可得到  $d_i(t)$  和  $m_j(t)$  的更新公式:

$$d_i(t + \Delta) = d_i(t) + f(r_i(t) - 1) \cdot (1 - d_i(t)) \cdot \Delta \quad (2.5)$$

其中  $f(x)$  为 ramp 函数:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x > 1, \\ -1, & \text{if } x < -1, \\ x, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2.6)$$

$\Delta$  是计算步长.而

$$m_j(t) = 1 - \prod_{d_i \in \text{causes}(m_j)} (1 - c_{ij} \cdot d_i(t)) \quad (2.7)$$

至此我们得到了算法的叠代公式(2.5),(2.7),篇幅原因详细推导见文献[3].注意计算  $d_i(t)$ ,  $m_j(t)$  时并不需要知道所有节点的信息,而只要其

相邻节点的信息就够了,信息之间的传递通过“连接”来完成.这种特点使得算法与分布式计算的结构非常契合,例如我们把  $d_i(t), m_j(t)$  的更新任务分摊到各个传感器处理中心(SP)去,各个 SP 把计算结果  $d_{ie}(t)$  传递给数据处理中心,数据处理中心起着协调数据传递和比较  $d_{ie}(t)$  的作用,这样做合理安排了各个 SP 和数据处理中心的计算量,提高了计算效率.

### 3 基于连接模型的局部搜索算法在水域污染监测数据融合系统中的应用 (The connectionist model based local optimization searching algorithm for the water pollution monitoring system)

首先描述一个水域污染监测的实际应用,假设用 5 个 COD(化学需氧量)传感器和 5 个 BOD(生物需氧量)传感器监测一片水域.引起传感器偏离正常范围的原因很多,比如污染、气候、水文情况、气温或传感器本身原因等.当某些传感器偏离正常范围时,系统必须判断引起偏离的原因.这里水域污染监测问题可被看作“诊断”问题.首先用连接模型来描述这个问题.10 个传感器分别记为  $m_1, \dots, m_{10}$ ,偏离正常值的传感器的集合记为  $M^+$ ,引起传感器偏离正常值的原因(“异常”)记为  $d_1, \dots, d_6$ (假设考虑 6 种原因).引起各个传感器偏离正常值的原因各不相同,具体见图 2 的连线.当一个  $M^+$  出现时,系统要找出能够解释  $M^+$  的最合理的原因集合  $D_l (D_l \in D)$ .这里需要指出水域污染监测问题是符合或基本符合 Peng 和 Reggia 所做的三个假设<sup>[2]</sup>的,因此本文用连接模型来描述它是合理的.

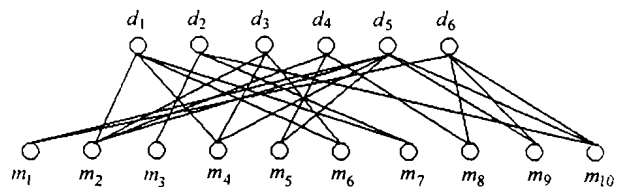


图 2 包括 6 个“异常”和 10 个“现象”的水域污染监测因果概率模型

Fig. 2 The water pollution monitoring connectionist model consisting of six disorders and ten manifestations

文献[2]指出在诊断问题中,先验概率  $p_i$  往往很小 ( $< 10^2$ ),且对最后的结果影响较小.当我们对每种原因的先验一无所知时,可以用文献[3]的方法,采取等概率的先验.这里为不失一般性,随机设定各个先验概率.在实际应用中,因果联系强度  $c_{ij}$  可用文献[2]或文献[7]的方法确定.如此一个水域污染监测问题就被抽象为图 2 所示的连接模型.其先验概率和因果联系强度列于表 1.

表 1 先验概率和因果连接强度

Table 1 The prior probabilities and causal strengths for causal links

先验概率	$p_1 = 0.03, p_2 = 0.019, p_3 = 0.015,$ $p_4 = 0.026, p_5 = 0.048, p_6 = 0.028$
因果连接强度	$c_{12} = 0.29, c_{14} = 0.42, c_{16} = 0.73, c_{17} = 0.13;$ $c_{23} = 0.87, c_{27} = 0.34, c_{210} = 0.33, c_{32} = 0.14,$ $c_{34} = 0.23, c_{36} = 0.45; c_{42} = 0.15, c_{45} = 0.19,$ $c_{48} = 0.22; c_{51} = 0.54; c_{52} = 0.44, c_{54} = 0.47,$ $c_{55} = 0.09, c_{59} = 0.38, c_{510} = 0.43; c_{61} = 0.25,$ $c_{67} = 0.19, c_{68} = 0.67, c_{610} = 0.56$

在此例子中可能的“现象”集有  $\{m_1\}, \{m_1, m_2\}, \dots$  等共有  $2^{10}=1024$  种组合, 对应每一个“现象”集有  $2^6=64$  个“异常”集组成的搜索空间. 本文利用 C++ 语言实现了整个算法, 算法中 ramp 函数取为 (2.6), 步长  $\Delta$  取为 0.00025. 实验中对每一组“现象”集组合都作了搜索, 限于篇幅不可能给出全部的 1024 种组合的搜索结果, 只随机的挑选出了 24 种组合的搜索结果和叠代次数列于表 2. 同时为便于比较在表 2 中列出用全局最优搜索算法求得的解, 并且按照可能性大小(后验概率大小)排出了优先级.

表 2 局部搜索和全局搜索算法结果比较

Table 2 The search results of the local optimal algorithm and the global optimal algorithm

序号	出现的“现象”集 $M^+$	“异常”集			局部寻优 算法最优解	叠代次数
		按可能性排列的全局最优解				
		1	2	3		
1	1	5	6		5	211
2	4	1	5	3	5	211
3	3,4	1,2	2,5	2,3	2,5	211
4	5,6	3,4	1,4		1,5	211
5	2,3,4	2,5	1,2	2,3	2,3	211
6	3,8,9	2,5,6	2,4,5		2,5,6	211
7	2,3,4,5	2,5	2,4,5	1,2,4	2,5	295
8	3,5,7,8	2,4			2,4	294
9	5,7,8,9	5,6	4,5,6	1,4,5	5,6	295
10	6,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,5,6	295
11	1,2,3,4,5	2,5			2,5	294
12	2,4,6,8,9	1,4,5	1,5,6	3,4,5	3,4,5	295
13	3,6,7,8,9	1,2,5,6	1,2,4,5	2,3,5,6	1,2,5,6	295
14	4,5,7,8,9	5,6	1,4,5	1,5,6	5,6	295
15	6,7,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,5,6	295
16	1,3,5,7,8,10	2,4,6	2,5,6	2,4,5	2,4,6	294
17	2,3,4,5,6,7	1,2,4	1,2,5	2,3,4	1,2,3,4	308
18	4,5,6,7,8,9	1,4,5	1,5,6	3,5,6	1,4,5	294
19	2,3,4,5,6,7,8	1,2,4	2,3,4	1,2,4,5	1,2,3,4	308
20	2,4,6,7,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,3,5,6	424
21	1,4,5,6,7,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,5,6	294
22	2,3,5,6,7,8,9,10	1,2,5,6	1,2,4,5	2,3,5,6	1,2,4,5	294
23	1,2,4,5,6,7,8,9,10	1,5,6	1,4,5	3,5,6	1,3,4,5,6	443
24	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10	1,2,5,6	1,2,4,5	2,3,5,6	1,2,3,4,5,6	443

为方便起见, 表 2 中“现象”一栏对应的数字  $i$  表示图 2 中的现象  $m_i$ , 异常一栏对应的数字  $j$  表示图 2 中的异常  $d_j$ .

实验表明采用本文算法获得的 65% 的局部最优解与全局最优解是一致的, 如果考虑局部最优解是全局次最优或第三最优解的情况, 那么 85% 的解是一致的, 剩下的解要么是最优解的超集, 要么与最

优解有交集, 完全不一致的情况没有. 叠代次数一般在 290 次左右, 最多不超过 450 次.

文献[2]指出了先验概率对搜索结果的不敏感特性, 这个特性除了使得在实际应用中对先验知识的要求降低外, 另一个好处是可以用来提高局部搜索算法的准确率<sup>[3]</sup>. 利用此特性对以上问题应用局部搜索 partial resettling 算法<sup>[3]</sup>重算. 为对照起见在

表 3 中列出对表 2 中例子应用 partial resettling 算法的计算结果.

表 3 Partial resettling 算法的部分搜索结果

Table 3 The search results of the partial resettling algorithm

序号	出现的“现象”集 $M^+$	“异常”集			partial resettling 算法最优解 $D_i$
		按可能性排列的全局最优解			
		1	2	3	
1	1	5	6		5
2	4	1	5	3	1
3	3,4	1,2	2,5	2,3	1,2
4	5,6	3,4	1,4		1,4
5	2,3,4	2,5	1,2	2,3	2,5
6	3,8,9	2,5,6	2,4,5		2,5,6
7	2,3,4,5	2,5	2,4,5	1,2,4	2,5
8	3,5,7,8	2,4			2,4
9	5,7,8,9	5,6	4,5,6	1,4,5	5,6
10	6,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,5,6
11	1,2,3,4,5	2,5			2,5
12	2,4,6,8,9	1,4,5	1,5,6	3,4,5	3,4,5
13	3,6,7,8,9	1,2,5,6	1,2,4,5	2,3,5,6	1,2,5,6
14	4,5,7,8,9	5,6	1,4,5	1,5,6	5,6
15	6,7,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,5,6
16	1,3,5,7,8,10	2,4,6	2,5,6	2,4,5	2,4,6
17	2,3,4,5,6,7	1,2,4	1,2,5	2,3,4	1,2,3,4
18	4,5,6,7,8,9	1,4,5	1,5,6	3,5,6	1,4,5
19	2,3,4,5,6,7,8	1,2,4	2,3,4	1,2,4,5	1,2,3,4
20	2,4,6,7,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,3,5,6
21	1,4,5,6,7,8,9,10	1,5,6	3,5,6	1,4,5	1,5,6
22	2,3,5,6,7,8,9,10	1,2,5,6	1,2,4,5	2,3,5,6	1,2,4,5
23	1,2,4,5,6,7,8,9,10	1,5,6	1,4,5	3,5,6	1,3,4,5,6
24	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10	1,2,5,6	1,2,4,5	2,3,5,6	1,2,3,4,5

与原算法相比,与全局最优解一致的百分比提高到 84%,考虑到与次最优或第三最优一致的情况,算法的准确率达到 90% 以上.与原算法相比,剩下的解要么是更小的最优解超集,要么与最优解有更大的交集;计算量上,采用 partial resettling 算法后,只比局部优化算法增加  $|D_i|$  次计算<sup>[3]</sup>.显而易见,改进的局部优化算法的计算效率更高.如果采用全 resettling 算法,准确率还会提高,但计算次数会达到  $n+1$  次.

由以上的分析和实例计算可以看出,基于“连接”模型的局部优化算法在结构上采用非“抑制”连接,只有相邻节点间才通过“连接”传递信息;在算法上采取“竞争”输出的形式,这使得存储空间和计算量都大大减少了,同时也非常适合分布式计算.这种算法与全局优化算法相比,大大地节省了计算量,在准确性和计算量之间取得了很好的平衡,尤其是在采用 partial resettling 算法后,准确率有了显著的提

高,计算量增加并不多.需要指出的是,计算中 ramp 函数的形式和步长对计算结果很大的影响.我们把步长放大为 0.005,采用 partial resettling 算法重新计算后,准确率保持在 80% 左右;局部优化算法采用起始温度为  $T=2$ ,温度衰减因子为 0.9 的 sigmoid 函数重新计算后,准确率基本上不变,但计算次数却大大地减少了(绝大多数情况下不到 40 次叠代就达到了稳定).这说明局部优化算法及其改进算法的在保证较高准确率的情况下,极大地节省了计算量,对水域污染监测,尤其是大水域污染监测这种“异常”信号达到几十甚至上百的情况具有很广泛的应用前景.

#### 4 结语(Conclusion)

本文针对水域污染监测数据融合系统中存在的困难,讨论了基于“连接”模型的局部优化算法及其应用.该模型采用非“抑制”连接,极大地减少了“连

(下转第 749 页)

## 5 结论(Conclusion)

1) 地震非线性反演中出现的混沌现象是由反演系统的非线性造成的。

2) 利用混沌控制理论,可以有效地控制地震非线性反演迭代过程中出现的混沌现象,使迭代过程按照所期望的方向发展。

3) 地震波阻抗参数混沌控制反演,能够得到可与测井资料对比解释的比较真实可靠的高分辨率波阻抗剖面,而且该方法的抗噪能力强,计算速度较快。

### 参考文献(References)

- [1] Luan Wengui, Li Youming. Some development of geophysical inversion research work in China [J]. Chinese Journal of Geophysics, 1990, 33(2): 501 - 508 (in Chinese)
- [2] Yang Wencai. Nonlinear chaotic inversion of seismic traces ( I ) [J]. Chinese Journal of Geophysics, 1993, 36(2): 223 - 231 (in

Chinese)

- [3] Yang Wencai. Nonlinear chaotic inversion of seismic traces ( II ) [J]. Chinese Journal of Geophysics, 1993, 36(3): 376 - 387 (in Chinese)
- [4] Yang Wencai. Theory & method of geophysical inversion [M]. Beijing: Geological Publishing Company, 1997, 12: 246 - 252 (in Chinese)
- [5] Ott E, Grebogi C, Yorke J A. Controlling chaos [J]. Physical Review Letter, 1990, 64(11): 1196 - 1199
- [6] Zhao Hong, Yan Jie, Wang Jiao, et al. General method of controlling chaos [J]. physical review E, 1996, 53(1): 299 - 306

### 本文作者简介

李家俊 1960年生.高级工程师,硕士.从事物探理论与方法等研究.

田凯 1972年生.讲师.从事智能控制理论与方法等研究.

Email: tkq@0451.com

李文秀 1940年生.教授,博士生导师.从事控制理论及过程智能控制优化理论与应用等研究.

孟繁举 1966年生.工程师.从事地震资料解释方法等研究.

任贵珍 1967年生.工程师.从事地震资料解释方法等研究.

(上接第 745 页)

接”数和节点扇出数;算法上各个节点只和相邻节点通过“连接”传递信息,竞争输出,保证了局部最优,同时为实现分布式计算提供了方便.本文用一个实例对一个水域污染监测问题进行了仿真研究,理论分析和计算结果表明,局部最优及其改进算法在保证搜索准确性的同时极大地减少了计算量.非常适合在水域污染监测数据融合系统这样大规模“异常”的情况下应用。

### 参考文献(References)

- [1] Yun Peng, Reggia J A. A probabilistic causal model for diagnostic problem solving-Part I: Integrating symbolic causal inference with numeric probabilistic inference [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1987, 17(2): 146 - 162
- [2] Yun Peng, Reggia J A. A probabilistic causal model for diagnostic problem solving-Part II: diagnostic strategy [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1987, 17(2): 395 - 406
- [3] Yun Peng, Reggia J A. A connectionist model for diagnostic problem solving [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1989, 19(2): 285 - 298

- [4] Pearl J. Distributed revision of composite beliefs [J]. Artificial Intelligence, 1987, 33(10): 173 - 215
- [5] Guvenir H A, Emeksiz N. An expert system for the differential diagnosis of erythemato-squamous diseases [J]. Expert Systems with Applications, 2000, 18(1): 43 - 49
- [6] Groselj C, Kukar M. Machine learning improves the accuracy of coronary artery disease diagnostic methods [A]. Proceeding of Computers in Cardiology [C]. Lund, Sweden, 1997, 24: 57 - 60
- [7] Syu I, Lang S D. Adapting a diagnostic problem-solving model to information retrieval [J]. Information Processing and Management, 2000, 36(2): 313 - 330

### 本文作者简介

韩斌 1973年生.浙江大学智能系统与决策研究所博士研究生.主要从事决策融合与智能系统方面的研究. E-mail: binhan@iipc.zju.edu.cn

吴铁军 1950年生.教授,博士生导师,浙江大学智能系统与决策研究所所长.1988年在浙江大学获博士学位,1990年~1992年在美国马里兰大学从事博士后研究.主要研究方向:复杂大系统管控一体化,智能控制,工业控制计算机网络.

杨明晖 女.1975年生.云南送变电公司设计室工程师.主要从事变电站设计和人工智能在变电站故障诊断方面的研究.