

用于分布式故障诊断系统的新型网络分割法

毕天姝¹, 焦连伟², 严 正¹, 倪以信¹, 杨奇逊³, C. M. Shen¹, 吴复立¹

(1. 香港大学电机电子工程学系, 香港; 2. 清华大学电机系, 北京 100084; 3. 华北电力大学, 北京 100085)

摘要:大规模电力网络的故障诊断问题可由分布式人工智能技术有效地解决。文中提出了一种用于分布式故障诊断系统的有效的网络分割方法, 能够将大规模电力网络分割为给定数目的连通子网络, 各子网络的故障诊断负担基本相等, 同时每个子网络边界元件的数目最小。该网络分割法主要由 3 部分组成: 形成给定电力网络的深度优先搜索树; 将网络分割为连通的且计算负担基本平衡的子网络; 最小化子网络的边界元件数目以尽可能减小相邻子网络故障诊断的相互重叠, 从而节省诊断时间。提出的网络分割法已使用稀疏存储技术编程实现, 并在 IEEE 14 母线、30 母线和 118 母线系统中进行了仿真研究。结果表明该网络分割法可以十分有效地分割大规模电力网络, 进而由分布式人工智能技术解决故障诊断问题。

关键词:网络分割; 故障诊断; 大规模电力系统

中图分类号: TM 711; TP 18

0 引言

电力系统通常用基于 SCADA 系统所提供的保护和断路器信息快速判别电力系统中的故障元件, 在迅速隔离故障元件后立即采取有效措施恢复电能供应和增强故障后系统的安全性。快速、准确的故障诊断对于减少电能中断时间和增强供电可靠性具有重要意义。

近 10 年来, 人工智能技术已用于解决故障诊断问题, 如专家系统^[1]、模糊理论^[2]、人工神经网络^[3]、随机优化技术^[4]和逻辑方法^[5]等。然而大规模电力网络的故障诊断仍是一个悬而未决的难题, 这主要是由于大规模电力网络的信息量很大, 特别是在保护和断路器不正常动作或多重故障的情况下, 故障诊断要保证速度和精度尤为困难。由于故障诊断具有局域性, 故分布式人工智能系统 (distributed artificial intelligence system, 缩写为 DAIS) 在大规模电力网络故障诊断问题上将优于传统的集中故障诊断系统。故障诊断的局域性是指故障元件可由且仅由其主保护、后备保护和相应的断路器的状态来判别, 而这些信息都是故障元件邻域的局部信号。故障诊断的这一性质使得 DAIS 非常有吸引力。此外, 当电力网络扩展增加新元件时, 分布式故障诊断系统只需修改相关的故障诊断子系统就可以适应网络的变化, 而对于集中故障诊断系统则需要完全重新构造和训练, 这将耗费大量的人力和时间。

实现分布式故障诊断系统必须解决 2 个问题:

将大规模电力网络分割为给定数目的、便于分布式故障诊断的子网络; 使用适当的人工智能技术解决子网络的故障诊断问题。其中, 前一个问题是本文的中心; 后一个问题已经得到解决, 相关结果可参见文献^[6,7]。

一个好的网络分割方法是实现分布式故障诊断系统的前提。根据故障诊断问题的要求, 网络分割方法应将大网络分解为连通的且计算负担基本平衡的子网络, 便于在多处理器计算机系统中提高并行计算的效率, 同时每个子网络边界元件的数目应尽可能达到最小以减少相邻子网络故障诊断之间的相互重叠, 从而节省诊断时间。如果将电力网络中的母线和输电线路 (或变压器) 分别表示为一个图中的节点和边, 则电力网络分割问题就转换为如下图形分割问题: 根据节点权重的合理定义, 将图的所有节点分为连通且平衡的子集, 同时满足相邻子集间边界节点数目最小的约束。

上述图形分割问题是一个 NP 完全问题^[8], 大量有效的启发式算法都致力于解决此问题。这些算法基本上可以分为 3 类: Kernighan-Lin 启发式算法^[9,10]; 基于随机优化技术^[11~13]如模拟退火法^[11]和遗传算法^[12]等的方法; 用于并行计算的图形分割方法^[14]。前 2 类方法分别以确定的和随机的方式搜索图形分割的最优解, 即在满足不同子集间连接边的数目最小的条件下, 将图形分为基本平衡的子集; 而后一类方法在生成平衡分割的过程中将重点放在减少非零元上面。以上这些方法共同的缺点是它们均没有考虑故障诊断问题的特殊要求——所有子网络

都必须都是连通的。

本文提出的一种新型图形分割方法,有利于分布式人工智能技术解决大规模电力网络的故障诊断问题,包括 3 个部分:形成给定电力网络的深度优先搜索树;将网络分割为连通的且计算负担基本平衡的子网络;最小化子网络的边界元件数目以尽可能减小相邻子网络故障诊断之间的影响。提出的网络分割方法已使用稀疏存储技术编程实现,并分别在 IEEE 14 母线、30 母线和 118 母线系统中进行了仿真研究。试验结果表明,提出的图形分割方法可以十分有效地分割大规模电力网络,进而由人工智能技术解决各子网络的故障诊断问题,以实现分布式故障诊断。

1 用于故障诊断的新型图形分割方法

1.1 形成加权的深度优先搜索树

深度优先搜索 (DFS) 算法^[15]是系统搜索一个图的所有节点的标准算法。它是许多有效的图的算法基础。以下为整个算法的简要流程,假设 G 是一个具有 n 个节点的图。

a. 选择编号最大的节点 n , 将其标注为 1 (树的根节点), 以此节点和相应的标注号为初始条件进入步骤 b。

b. 对于标注号为 k 的节点 i (标注号 k 表示 DFS 的顺序), 如果所有与 i 相关联的节点都已经标注过, 则转去执行步骤 c; 否则在与 i 相关联的未被标注的节点中选择节点号最大的节点, 并赋予其 DFS 序列 $\{1, 2, \dots, n\}$ 中未被使用过的最小标注号。以这个刚标注过的节点和相应的标注号为新的起点, 重复执行步骤 b。

c. 如果节点 i 的标注号 k 满足 $k > 1$ (即节点 i 不是根节点), 那么从节点 i 沿着搜索路径回退至上一个节点, 并以这个节点和相应的标注号为新的起点, 重复执行步骤 b; 反之, 如果 $k = 1$ (即节点 i 是根节点), 则算法终止。

我们以一个 10 节点电力网络 (图 1(a)) 为例说明上述算法。在图 1(a) 中, 每个节点均用 $i(k)$ 表示, 其中 i 是节点号, 而 k 是由 DFS 算法所赋予的标注号。编号最大的节点 10 被标注为 1, 用做根节点。电力网络相应的 DFS 树如图 1(b) 所示。由图 1(b) 可知, 对于一个连通图, DFS 算法终止时, 在深度优先搜索的过程中使用过的边 (在图 1(a) 中用加粗线表示) 构成该连通图的一个生成树^[15], 它保证了图中所有的节点均被系统地搜索过, 且当沿着这个生成树进行图的分割时, 得到的子图必然是连通的。

为了平衡各子网络的计算负荷, 网络中的每个

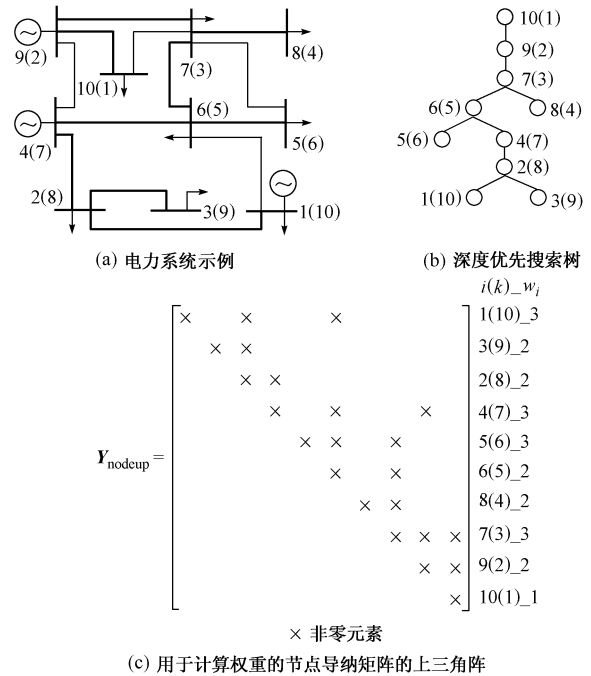


图 1 加权深度优先搜索树图解
Fig. 1 The illustrative example of weighted depth-first-search tree

节点均被赋以权重, 它是一个整数, 用来表示相应节点的计算负荷。研究表明一个子网络的计算负荷主要是由该子网络内可能的故障元件的总数决定的, 因此一个节点的权重定义为与这个节点相关联的可能的故障元件 (母线、输电线路和变压器) 的数目。

假设 Y_n 是给定电力网络的节点导纳矩阵, 其中节点按标注号 k 的降序排列。对于节点 i , 我们将 Y_n 上三角阵第 i 行中所有非零元素的数目 (包括对角元素) 作为它的权重, 记做 $W_{\text{node}}(i) = w_i$ (如图 1(c))。考虑节点权重后, 由 DFS 算法生成的树 (图 1(b)) 变为加权 DFS 树。令 $T[i]$ 表示以节点 i 为根节点的子树, 则与该子树相关的总权重定义为:

$$W(T[i]) = \sum_{j \in T[i]} W_{\text{node}}(j) \quad (1)$$

1.2 新型图形分割算法

对于以节点 n 作为 DFS 生成树根节点的 n 个节点的图 G , 将用到如下基本术语和概念。 $i=P(j)$ 意味着节点 i 是节点 j 的母节点, 即 i 是从 j 到根节点的路径中 j 的相邻节点; 同时 j 称做节点 i 的子节点。没有子节点的节点称做叶节点。节点 i 的长度定义为从 i 到根节点的路径的节点数目。因此, 图 1(a) 所示网络的加权 DFS 树可用 $T[10]$ 表示, 其中节点 1, 3, 5 和 8 是叶节点, 对应母节点分别是 2, 6 和 7。对于叶节点 1, 它到根节点 10 的路径由节点 2, 4, 6, 7, 9 和 10 组成, 所以节点 1 的长度为 6。

基于 1.1 节所建立的 DFS 生成树,执行该新型图形分割算法,可产生给定数目连通的且故障诊断负担基本平衡的子网络。假设 n_g 表示希望得到的子图数目,图形分割算法的目的是将图 G 的 n 个节点分为 n_g 个连通的子集,并且使各子集的权重尽可能逼近 $W(T[n])/n_g$ 。我们提出的算法将沿着加权 DFS 生成树从叶节点到根节点的路径搜索,确定满足上述分割条件的分割点。该算法具体的计算流程为:

a. 令 S 表示图 G 的节点集合, C_l 表示第 l 个子图的节点集合,其中 $l=1,2,\dots,n_g$ 。 C_w 是算法中将用到的临时工作集合。算法的初始条件设置为 $S=\{1,2,\dots,n\}$, $C_l=\emptyset$, $C_w=\emptyset$ 及 $l=1$ 。

b. 选择所有距离根节点长度最大的叶节点作为搜索的起点,并将其添加到临时集合 C_w 中。另外,假设叶节点的最大长度为 k ,并将其用做循环控制指针。

c. 修改循环控制指针 $k=k-1$ 。

d. 找出 C_w 中所有节点的母节点,并对各个不同的母节点(记做节点 p)依次做下述操作。寻找母节点 p 的子节点 $\{j|p=P(j)\}$,根据相应的子树的权重 $W(T[j])$ 将它们按降序排列。随后依次对这些子节点进行判断,如果 $T[j]$ 满足:

$$\left| W(T[p]) - \frac{W(T[n])}{n_g} \right| > \left| W(T[j]) - \frac{W(T[n])}{n_g} \right| \quad (2)$$

那么子树 $T[j]$ 就构成一个子图,即 $C_l=T[j]$,并修正 $l=l+1$,同时将节点 j 和节点集合 $T[j]$ 分别从 C_w 和 S 中删除;反之,若子节点不满足式(2),则将该子节点从 C_w 中删除,并将其母节点 p 添加到 C_w 中(若母节点 p 同时有多个子节点不满足式(2),则 C_w 中只保留公共母节点 p 即可)。当所有不同的母节点均测试完毕后进入步骤 e。

e. 搜索长度为 k 的所有叶节点,并把它们添加到临时集合 C_w 中,随后转到步骤 c,重复执行步骤 c 到步骤 e,直到 $k=0$,即 $S=\emptyset$,所有节点均被系统地搜索过,算法终止。

仍以图 1(a)所示的电力网络为例。假设我们希望将该电力网络分为 3 个子网络,因为网络总权重 $W(T[10])$ 是 23,且 $n_g=3$,所以子网络预期的权重为 $W(T[10])/n_g=7.67$ 。对于图 1(b)所示的加权 DFS 树,节点 1 和节点 3 是具有最大长度 $k=6$ 的叶节点,所以它们是分割搜索的起点,将它们添加到 C_w 中。令循环控制指针 $k=k-1=5$,随后进入步骤

d。显然 C_w 中的节点 1 和节点 3 具有相同的母节点,即 $p=\{2\}$ 。对于母节点 $p=\{2\}$,将其子节点根据相应的子树的权重按降序排列 $\{1,3\}$,并按照这个顺序依次对各子节点进行判断。对于节点 1, $|W(T[1]) - 7.67| = 4.67 > |W(T[2]) - 7.67| = 0.67$,不满足式(2),这意味着母节点比子节点更接近预期的子网络权重。对节点 3 可以得到类似的结果。因为 2 个子节点均不满足式(2),所以将子节点 $\{1,3\}$ 从 C_w 中删除,同时将母节点 2 添加到 C_w 中。由于没有长度为 $k=5$ 的叶节点,故 $C_w=\{2\}$, $S=\{1,2,3,4,5,6,8,7,9,10\}$,且 $k=5$ 。又由于 $k \neq 0$,因此这将是新的搜索起点,并沿着加权 DFS 树重复执行步骤 c 到步骤 e。对于 $C_w=\{2\}$, $p=\{4\}$,可以推得 $|W(T[2]) - 7.67| = 0.67 < |W(T[4]) - 7.67| = 2.33$,即式(2)成立,这意味着 $T[2]$ 适于构成一个子网络。因此, $C_1=\{1,2,3\}$,同时 $C_w=\{4,5\}$, $S=\{4,5,6,8,7,9,10\}$ 及 $k=4$ 是搜索下一个子网络的新起点,直到网络中的所有节点均被搜索过,算法终止。图 2 给出了网络分割的结果,其中图 2(a)是算法最终分割结果,图 2(b)显示 3 个子网络(C_1, C_2 和 C_3)的组成元件。由此可见,所提出的多块图形分割算法得到的子网络都是连通的,且具有近似相等的故障诊断元件数目。

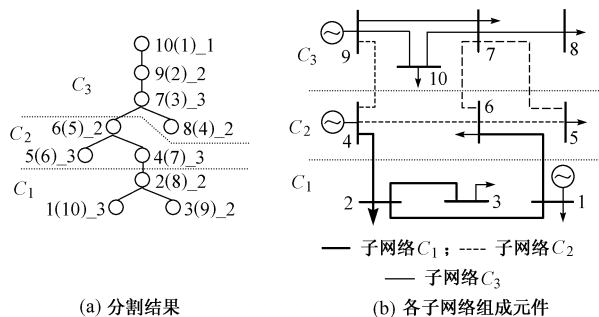


图 2 分割算法的结果

Fig. 2 The illustrative example of the partitioning algorithm

1.3 边界元件减少算法

通过新型图形分割算法,不同子图之间的边界节点可以相应地确定下来。边界节点的数目应尽可能达到最少,以减少相邻子图之间故障诊断的影响。为此,我们对文献[16]提出的仅适用于减少 2 块图形间分隔节点的方法进行扩展,形成适用于任意多块关联图形的边界元件减少算法。令 $\text{adj}_G(x, U)$ 或 $\text{adj}(x, U)$ 表示节点 x 在集合 U 中的相邻节点,即: $\text{adj}(x, U) = \text{adj}(x) \cap U$ 。把这种表示方法扩展到子集,也就是说,对于一个子集 W , $\text{adj}(W, U) =$

$\text{adj}(W) \cap U$ 。则对于任意一个子图 $C_l (l=1, 2, \dots, n_g)$, 其相应的边界节点集合用 $F_l (l=1, 2, \dots, n_g)$ 表示, 并定义为:

$$F_l = \{u | u \in \text{adj}(C_l, U), U = \bigcup_{j>l} C_j\} \quad (3)$$

式中 $j=1, 2, \dots, n_g; l=1, 2, \dots, n_g$ 。

若 Y 是任意一个边界节点集合 F_l 的子集, 且 $\text{adj}(Y, C_l) \neq C_l$, 则下述 2 个重要命题成立。

命题 1: 假设 F_l 是 C_l 和 U 之间的边界节点集合, 那么集合 $\bar{F}_l = (F_l - Y) \cup \text{adj}(Y, C_l)$ 将是集合 $\bar{C}_l = C_l - \text{adj}(Y, C_l)$ 和 $\bar{U} = U \cup Y$ 之间的边界节点集合。

命题 2: 如果 F_l 是 C_l 和 U 之间的边界节点集合, 且存在 F_l 的一个子集 Y , 使 $\text{adj}(Y, C_l)$ 中的节点数目小于 Y 中的节点数目, 即: $|\text{adj}(Y, C_l)| < |Y|$, 那么根据命题 1 得到的新的边界节点集合 $\bar{F}_l$ 中的节点数目将小于原边界节点集合 F_l 中节点数目, 即: $|\bar{F}_l| < |F_l|$ 。

由此可见, 边界元件减少算法的核心问题就是怎样在给定的边界节点集合 F_l 中寻找一个子集 Y , 使得 $\text{adj}(Y, C_l)$ 中的节点数目小于 Y 中的节点数目。这个问题与我们所熟知的二部图匹配^[16,17]的组合问题密切相关。在文献[16,17]定义的概念和术语的基础上, 用于多块关联图形的边界元件减少算法可系统地描述如下:

a. 设置循环控制指针 $l=1$ 。

b. 对于子图 C_l 及其边界节点集合 F_l , 构造相应的二部图 $H_l = (F_l, \text{adj}(F_l, C_l), E)$ 。同时给这个二部图的匹配 M 赋初值 $M = \emptyset$ 。

c. 对于 F_l 中的每一个节点 x , 依次生成以节点 x 为根节点的关于当前匹配 M 的交替树 (M -alternating tree), 它是由一系列集合 $L_0, L_1, L_2, \dots, L_{2j-1}, L_{2j}, \dots$ 构成的, 其中:

$$\begin{cases} L_0 = \{x\} \\ \dots \\ L_{2j-1} = \text{adj}(L_0 \cup \dots \cup L_{2j-2}) \\ \quad j = 1, 2, \dots \quad (\text{奇数位置的集合}) \\ L_{2j} = \{v | \{u, v\} \in M, \text{且 } u \in L_{2j-1}\} \\ \quad j = 1, 2, \dots \quad (\text{偶数位置的集合}) \end{cases} \quad (4)$$

如果在此过程中, 发现以 x 为起点关于 M 的可扩展路径 (M -augmenting path), 那么根据这条路径使用传递操作扩展当前匹配 M ; 重复执行步骤 c, 直至 F_l 中所有的节点都测试完毕后进入步骤 d; 否则, 根据以 x 为起点的交替树获得预期的子集 Y , 它为包括 L_0 在内的所有偶数位置的集合的并集, 即:

$$Y = L_0 \cup L_2 \cup \dots \cup L_{2j} \quad (5)$$

基于命题 1 得到修改后的子图 $\bar{C}_l$ 和边界节点集合 $\bar{F}_l$; 打破循环, 并返回到步骤 b。

d. $l=l+1$, 如果 $l=n_g$, 则边界元件减少算法终止, 否则返回到步骤 b。

应该指出, 由边界元件减少算法造成的节点迁移可能会加重各子网络之间的不平衡性。然而考虑到一般子网络的权重都远大于迁移节点的权重, 所以由节点迁移引起的附加不平衡度很小, 而且边界元件减少算法可以有效地减少边界节点的数目, 这将明显减小各子网络故障诊断时的相互影响。

依次执行 1.1 节至 1.3 节给出的 3 个算法, 可以将任意大规模电力网络分割为连通且计算负担基本平衡的子网络, 同时各子网络的边界节点数目最小, 进而可以由分布式人工智能技术解决故障诊断问题。

2 计算机仿真结果

本文提出的图形分割方法已使用稀疏存储技术编程实现, 极大地提高了计算效率, 并将 IEEE 14 母线、30 母线和 118 母线系统用做测试系统。仿真结果证明了该方法的可行性及有效性。以 IEEE 118 母线系统、 $n_g=12$ 的情况为例说明计算结果。DFS 算法形成的 IEEE 118 母线系统的加权 DFS 树由图 3 给出, 其中每个节点均用 $x(W_{\text{node}}(x))$ 表示。在此基础上, 执行本文提出的图形分割算法, 可以得到 $n_g=12$ 个子网络, 详细结果列于表 1。表 2 给出了使用边界元件减少算法前后的初始边界节点集合和最终边界节点集合。在表 2 中, 边界元件减少算法的效果不显著, 这主要是由于测试系统的强关联性和高 n_g 的要求而造成的。

由测试结果可看出, 我们提出的多块图形分割法能够有效地分割大规模电力网络, 进而由分布式人工智能技术解决故障诊断问题。对于 IEEE 14 母线和 30 母线系统可以得到类似计算结果。由于每个子网络预期的权重为 $W(T[n])/n_g$, 我们使用 $\max\{|W(C_l) - W(T[n])/n_g| \} / (W(T[n])/n_g)$ 来表示分割后的权重的不平衡度。表 3 列出了 3 个测试系统选取不同的 n_g 时的权重平衡度和边界元件减少前后的边界节点的总数。由表 3 可以看出, 当系统比较小或 n_g 比较大时, 计算负担的不平衡度可能会比较大, 但仍然可以接受。另外, 当 n_g 增加时, 边界节点的总数增加, 而每个子网络的平均边界节点数仍然比较小。将本文提出的图形分割方法对应于不同情况下 PC 机的运行时间见表 4, 数据显示该算法的运算速度比较快。

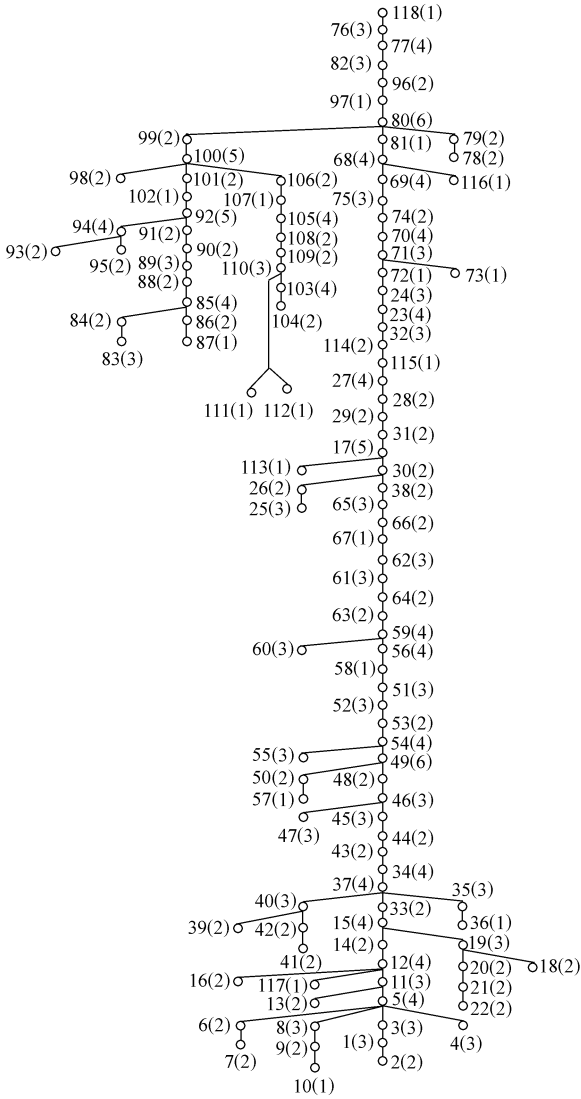


图3 IEEE 118 母线系统的加权 DFS 树
Fig. 3 The weighted DFS tree of IEEE 118-bus system

表1 IEEE 118 母线系统分割后得到的各子网络
Table 1 Obtained sub-networks of IEEE 118-bus system after partitioning

$l=[1,n_g]$	得到的子网络 $C_l=\{x x\in C_l\}$	$W(C_l)$
1	2,1,3,7,6,10,9,8,4,5	25
2	13,11,16,117,1,14,2,21,20,18,19,15	29
3	33,36,35,41,4,39,40,37,34,43	25
4	44,45,47,46,48,57,50,49	22
5	55,54,53,5,51,58,56,60,59	26
6	25,26,63,64,61,6,67,66,65,38,30	25
7	113,17,31,29,28,27,115,114,3,23	26
8	83,84,87,86,85,88,89,90,91	21
9	104,103,111,11,110,109,108,105,107,106	22
10	24,7,73,71,70,74,75,69,116,68	26
11	93,95,94,9,10,101,98,100,99	25
12	78,79,81,80,97,96,8,77,76,118	25

表2 IEEE 118 母线系统的边界节点集合
Table 2 The frontier node sets of IEEE 118-bus system

$l=[1,n_g-1]$	边界元件减少之前的 F_l	边界元件减少之后的 F_l
1	11,12,30	不变
2	17,23,33,34	不变
3	38,44,49	不变
4	51,54,56,66,69	49,56,69
5	61,62,63	59
6	17,23,27,68	17,68,25
7	24	不变
8	82,92	不变
9	100	不变
10	77,81,118	不变
11	80,96	不变

表3 IEEE 14 母线、30 母线和 118 母线系统的计算结果
Table 3 The test results of IEEE 14-bus, 30-bus and 118-bus systems

项目	14 母线		30 母线		118 母线			
	$n_g=2$	$n_g=3$	$n_g=2$	$n_g=3$	$n_g=2$	$n_g=3$	$n_g=8$	$n_g=10$
不平衡度/(%)	11.7	1.4	7.1	2.3	2.0	16.4	14.5	
边界元件减少前节点数	2	3	4	5	9	6	5	
边界元件减少后节点数	2	3	3	5	7	5	4	

表4 新型图形分割算法的 CPU 时间
Table 4 CPU time of the proposed method

14 母线	30 母线		118 母线			
	$n_g=2$	$n_g=3$	$n_g=2$	$n_g=3$	$n_g=8$	$n_g=10$
	0.05	0.11	0.17	0.28	0.38	0.45

3 结论

本文提出了一种便于分布式人工智能技术解决大规模电力网络故障诊断问题的新型多块图形分割法。仿真计算结果表明,该算法能够将给定的大规模电力网络成功地分割为任意数目连通的且计算负担基本平衡的子网络,同时边界节点的数目最小。此外,该算法在保证性能的同时,计算速度也很快。

参考文献

1 Fukui C, Kawakami J. An Expert System for Fault Section Estimation Using Information from Protective Relays and Circuit Breakers. IEEE Trans on Power Delivery, 1986, 1(4):83~90

2 Monsef H, Ranjbar A M, Jadid S. Fuzzy Rule-Based Expert System for Power System Fault Diagnosis. IEE Proc—Gener, Trans & Distr, 1997,144(2): 186~192

3 Sun Y, Jiang H, Wang D. Fault Synthetic Recognition for an EHV Transmission Line Using a Group of Neural Networks with a Time-Space Property. IEE Proc—Gener, Trans & Distr, 1998,145(3): 265~270

- 4 Wen F S, Chang C S. Possibilistic-Diagnosis Theory for Fault-Section Estimation and State Identification of Unobserved Protective Relays Using Tabu-Search Method. IEE Proc—Gener, Trans & Distr, 1998, 145(6): 722~730
- 5 Lo K L, Ng H S, Grant D M, et al. Extended Petri Net Models for Fault Diagnosis for Substation Automation. IEE Proc—Gener, Trans & Distr, 1999, 146(3): 229~234
- 6 Bi T S, Ni Y X, Shen C M, et al. On-Line Fault Section Estimation in Power Systems with Radial Basis Function Neural Network. International Journal of Electrical Power and Energy Systems (In the Press)
- 7 Bi T S, Ni Y X, Shen C M, et al. A Novel ANN Fault Diagnosis System for Power Systems Using Dual GA-Loops in ANN Training. In: IEEE Power Engineering Society 2000 Summer Meeting, Seattle (USA); 2000
- 8 Garey M R, Johusou D S. Computer and Interactability: A Guide to the Theory of NP-Completeness. W H Freeman & Co, 1979
- 9 Kernighan B W, Lin S. An Efficient Heuristic Procedure for Partitioning Graphs. The Bell System Technical Journal, 1970, 49(2): 291~307
- 10 Lee C H, Park C I, Kim M. Efficient Algorithm for Graph-Partitioning Problem Using a Problem Transformation Method. Computer-Aided Design, 1989, 21(10): 611~618
- 11 Donnett J G, Starkey M, Skillicorn D B. Effective Algorithms for Partitioning Distributed Programs. In: Conference Proceedings of Seventh Annual International Phoenix Conference on Computers and Communications. USA; 1988. 363~368
- 12 Qian F, Hirata H. A Parallel Learning Cellular Automata for Combinatorial Optimization Problems. In: Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Nagoya (Japan); 1996. 553~558
- 13 Tao L, Zhao Y C. Effective Heuristic Algorithms for VLSI Circuit Partition. IEE Proceedings—G: Circuits, Devices and Systems, 1993, 140(2): 127~134
- 14 Gilbert J R, Zmijewski E. A Parallel Graph Partitioning Algorithm for a Message Passing Multiprocessor. International Journal of Parallel Programming, 1987, 16(6): 427~449
- 15 Goodaire E G, Parmenter M M. Discrete Mathematics with Graph Theory. Prentice Hall, 1998. 451~463
- 16 Liu J W H. A Graph Partitioning Algorithm by Node Separators. ACM Trans on Mathematical Software, 1989, 15(3): 198~219
- 17 Clark J, Holton D A. A First Look at Graph Theory. Singapore: World Scientific, 1991. 121~155

毕天姝,女,博士研究生,研究方向为人工智能在电力系统中的应用、电力系统故障诊断和电力系统继电保护等。

焦连伟,男,博士,研究领域为电力系统分析与控制、人工智能应用、电能质量等。

严正,男,博士,工业研究员,研究领域为电力系统运行优化、暂态稳定分析和电力市场等。

GRAPH PARTITIONING METHOD FOR DISTRIBUTED FAULT SECTION ESTIMATION SYSTEM IN POWER NETWORKS

Bi Tianshu¹, Jiao Lianwei², Yan Zheng¹, Ni Yixin¹, Yang Qixun³, C. M. Shen¹, Felix F. Wu¹

(1. The University of Hong Kong, Hong Kong, China)

(2. Tsinghua University, Beijing 100084, China)

(3. North China Electric Power University, Beijing 100085, China)

Abstract: Fault section estimation (FSE) of large-scale power networks can be implemented effectively by distributed artificial intelligence (AI) techniques. In this paper, an efficient multi-way graph partitioning method is proposed to partition the large-scale power networks into a desired number of connected sub-networks with balanced working burdens in performing FSE. The number of elements at the frontier of each sub-network is minimized in the method as well. The proposed method consists of three basic steps: forming the weighted depth-first-search tree of the studied power network; partitioning the network into connected, balanced ones and minimizing the number of the frontier nodes of the sub-networks so as to reduce the iteration of FSE among adjacent sub-networks. The method has been implemented with sparse storage technique and tested in the IEEE 14-bus, 30-bus and 118-bus systems respectively. Computer simulation results show that the proposed multi-way graph partitioning method is very fast and effective for large-scale power system FSE using a distributed AI technique.

Keywords: graph partitioning; fault section estimation; large-scale power systems