



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105447571 A

(43) 申请公布日 2016. 03. 30

(21) 申请号 201510812219. 6

(22) 申请日 2015. 11. 20

(71) 申请人 中国电子科技集团公司第二十八研究所

地址 210007 江苏省南京市苜蓿园东街1号

(72) 发明人 蒋锴 傅军 任志宏 杨怡 何加浪

(74) 专利代理机构 江苏圣典律师事务所 32237 代理人 胡建华

(51) Int. Cl. G06N 3/12(2006. 01)

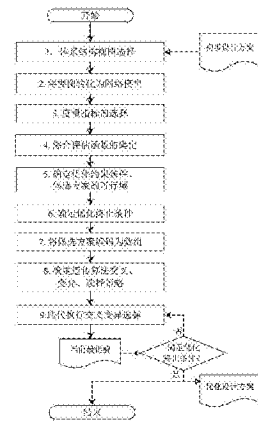
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54) 发明名称

一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法

(57) 摘要

本发明提供了一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,属于体系结构设计领域。本发明提出的方法首先利用复杂网络模型对系统体系结构的初步设计方案进行建模,接着利用复杂网络度量指标对系统体系结构的非功能特性进行度量,然后确定体系结构优化的综合评估函数、优化约束条件和终止条件,最后使用遗传算法对系统体系结构设计方案进行优化,从而得到设计方案的优化结果。本发明涉及的系统体系结构优化方法可以自动地对系统的高效性、抗毁性等非功能特性进行优化,能有效缓解复杂系统“范围广、要素多、关系杂”给体系结构设计和优化带来的难题。



1. 一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1,构建网络模型;

步骤2,进行非功能特性度量;

步骤3,确定综合评估函数、优化约束条件和终止条件;

步骤4,进行基于遗传算法的自动优化。

2. 根据权利要求1所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,步骤1包括如下步骤:

步骤1-1,体系结构视图选择:将需要优化的非功能特性记为P,从体系结构设计方案中选取涉及到P的视图作为优化对象;

步骤1-2,视图建模:将视图中的要素抽象为节点,将要素之间的关系抽象为节点之间的边,从而将视图转换为网络模型。

3. 根据权利要求2所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,步骤1-2中将视图中的要素抽象成的节点的集合记为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{n1}\}$, v_{n1} 为第n1个节点,将节点之间的关系抽象成的边的集合记为 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{n2}\}$, e_{n2} 为第n2个边,将视图转换的网络模型记为 $G = \langle V, E \rangle$ 。

4. 根据权利要求3所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,步骤2包括:

步骤2-1,选择与步骤1-1中指定的非功能特性P相关的网络模型度量指标,对步骤1-2中得到的网络模型进行度量。

5. 根据权利要求4所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,步骤2-1中将选择的相关网络模型度量指标分别进行归一化,记为:

$$I(G) = \{i_1(G), i_2(G), \dots, i_{n3}(G)\},$$

其中, $I(G)$ 为指标集合,指标集合中的 $i_1(G), i_2(G), \dots, i_{n3}(G)$ 为归一化后的各项度量指标, $i_{n3}(G)$ 为第n3个指标。

6. 根据权利要求5所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,步骤3包括如下步骤:

步骤3-1,将步骤2-1中选择的各相关指标的度量进行综合,形成综合评估函数,对非功能特性P进行综合度量;

步骤3-2,确定优化的约束条件;

步骤3-3,确定优化的终止条件。

7. 根据权利要求6所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,步骤3-1中所述综合评估函数是对步骤2-1中选择的相关网络模型度量指标的综合,记为 $F(G) = f[I(G)]$,其中 f 为如下幂平均合成函数:

$$f = \left(\frac{1}{\sum_j w_j} \sum_j i_j^k w_j \right)^{1/k},$$

式中, i_j 为步骤2-1中定义的第j项归一化的度量指标; w_j 为第j项指标的权重; k 为幂平均阶数,取值范围为任意实数。

8. 根据权利要求7所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,其特征在于,步

骤3-2中的各项约束条件记为：

$$s.t. \begin{cases} G_{space} = \{G_1, G_2, \dots\} \\ h_j(G) > \alpha, \\ h_k(G) > \beta, \\ \dots \end{cases},$$

其中 G_{space} 代表所有的候选优化方案组成的集合， α 和 β 为系统应当满足的技术指标， $h_j(G) > \alpha$ 表示候选优化方案 G 的指标 h_j 必须大于 α ， $h_k(G) > \beta$ 表示候选优化方案 G 的指标 h_k 必须大于 β 。

9. 根据权利要求8所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法，其特征在于，步骤4包括如下步骤：

步骤4-1，将优化过程中的候选优化方案编码为遗传算法可处理的候选解，并根据步骤3-2中确定优化的约束条件确定候选解的可行解空间；

步骤4-2，确定遗传算法交叉、变异、选择的策略，产生候选解集；

步骤4-3，采用步骤3-1中的综合评估函数对步骤4-2中产生的候选解集中的解进行评估，并结合步骤3-3中确定优化的终止条件，判断当前解集中最优解是否已经达到优化的目标需求，如果已经满足终止条件，则输出当前最优解对应的设计方案作为最终的体系结构优化设计方案，否则返回步骤4-2继续产生候选解集。

10. 根据权利要求9所述的一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法，其特征在于，步骤4-1中，将候选优化方案 G 编码为数组形式的候选解，记为 $encode(G) = x$ ，数组的每一种取值唯一对应了一种设计方案，数组的取值范围即为解空间，它与候选优化方案的可行域相对应，记为：

$$encode(G_{space}) = \{encode(G_1), encode(G_2), \dots, encode(G_q)\} = \{x_1, x_2, \dots, x_q\} = X_{space},$$

上式中 x_q 为候选优化方案 G_q 编码后的对应的解， G_{space} 为候选优化方案的可行域， X_{space} 为解空间。

一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法

技术领域

[0001] 本发明属于系统体系结构设计和优化方法领域,特别涉及一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法。

背景技术

[0002] 随着社会和技术的发展,许多业务领域的系统越来越复杂,具体表现在覆盖范围更广、要素类型更多、结构关系更杂。为了将规模庞大、业务繁多、关系复杂的信息系统优化整合,构建成有机协同、高效运行的体系,就必须在系统思想指导下,采用科学合理的方法对系统进行设计。体系结构设计就是对复杂系统和“系统之系统”进行设计的方法,它对系统各组成部分(软件、硬件、数据、活动、人员、机构等)及它们之间的搭配和排列(层次、布局、边界、接口关系等)进行设计。随着体系结构设计理论发展,产生了一些不同领域的体系结构框架和设计方法,用来指导和规范体系结构设计过程和设计成果,例如The Open Group提出的《开放组织体系结构框架(TOGAF)》和美国国防部提出的《国防部体系结构框架(DoDAF)》等。

[0003] 由于体系结构设计工作的困难程度,在完成初步设计方案后,对其进行验证评估和优化是必不可少的。目前验证评估方法主要关注设计方案的正确性、完备性、一致性,以及是否能满足功能性能需求;而对系统的高效性、抗毁性等非功能需求的验证评估较为薄弱,主要采用试验仿真的方法进行评估,并由具备领域知识的设计人员在分析评估结果后对初步方案进行反复优化。此类方法应用于“范围广、要素多、关系杂”的复杂系统,存在时间花费多、人力成本大、优化效率低等问题。

发明内容

[0004] 发明目的:本发明针对复杂系统的体系结构优化问题,提出一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,对系统的高效性、抗毁性等非功能特性进行优化。

[0005] 为了解决上述技术问题,本发明公开了一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,包括如下步骤:

[0006] 步骤1,构建网络模型;

[0007] 步骤2,进行非功能特性度量;

[0008] 步骤3,确定综合评估函数、优化约束条件和终止条件;

[0009] 步骤4,进行基于遗传算法的自动优化。

[0010] 其中,步骤1包括如下步骤:

[0011] 步骤1-1,在系统的体系结构初步设计方案中,某些非功能特性(如高效性、鲁棒性等)可能不满足用户需求或合同要求,因此需要进行优化。将需要优化的某非功能特性记为P,从体系结构设计方案中选取涉及到P的视图作为优化对象;

[0012] 步骤1-2,视图建模:将视图中的要素(机构、系统或子系统)抽象为节点,将要素之间的关系(如组织关系、信息交互关系)抽象为节点之间的边,从而将视图转换为网络模型。

[0013] 在步骤1-1中视图的选择需要依据体系结构设计方案中各视图所描述的对象和功能,并结合需要优化的非功能特性进行具体分析。例如,某体系结构设计方案采用美国国防部体系结构框架(DoDAF)作为规范,那么如果需要对组织关系进行优化,可就以选择组织关系图(OV-4)作为优化对象;如果需要对信息系统的高效性或抗毁性进行优化,就可以选择系统接口描述图(SV-1)作为优化对象。

[0014] 步骤1-2中将视图中的要素抽象成的节点的集合记为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{n1}\}$, v_{n1} 为第 $n1$ 个节点,将节点之间的关系抽象成的边的集合记为 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{n2}\}$, e_{n2} 为第 $n2$ 个边,将视图转换的网络模型记为 $G = \langle V, E \rangle$ 。以分布式计算系统的体系结构设计为例,系统视图所包含的网络设备、存储设备、计算设备等可以抽象为节点集合 $V = \{v_{\text{计算}1}, v_{\text{计算}2}, v_{\text{存储}1}, v_{\text{网络}1} \dots\}$,集合中的每个节点对应了一个设备,如 $v_{\text{计算}1}$ 代表了1号计算设备。设备间的数据传输关系可以抽象为边的集合 $E = \{e_{\text{计算}1\text{存储}2}, e_{\text{计算}1\text{网络}1}, \dots\}$,集合中的每条边对应了一个数据传输关系,如 $e_{\text{计算}1\text{存储}2}$ 代表了1号计算设备到2号存储设备间的数据传输关系。

[0015] 步骤2包括:

[0016] 步骤2-1,基于平均最短路径、介数、聚集系数等网络模型常用度量指标,选择与步骤1-1中指定的非功能特性 P 相关的网络模型度量指标,对步骤1-2中得到的网络模型进行度量。

[0017] 步骤2-1中将选择的相关网络模型度量指标分别进行归一化,记为 $I(G) = \{i_1(G), i_2(G), \dots, i_{n3}(G)\}$,其中, $I(G)$ 为指标集合,指标集合中的 $i_1(G), i_2(G), \dots, i_{n3}(G)$ 为归一化后的各项度量指标, $i_{n3}(G)$ 为第 $n3$ 个指标。

[0018] 步骤3包括如下步骤:

[0019] 步骤3-1,将步骤2-1中选择的各相关指标的度量进行综合,形成综合评估函数,对步骤1-1中指定的非功能特性 P 进行综合度量;在遗传算法领域该综合评估函数也可被称为适应度函数。

[0020] 步骤3-2,根据实际需求和优化代价等多方面因素,确定优化的约束条件;约束条件通常规定了候选优化方案某些指标的最低或最高范围,限制了优化过程中候选优化方案的可行域。

[0021] 步骤3-3,根据实际需求和优化代价等多方面因素,确定优化的终止条件。终止条件通常包括优化的目标需求,迭代的最大次数等等。

[0022] 步骤3-1中所述综合评估函数是对步骤2-1中选择的相关网络模型度量指标的综合,记为 $F(G) = f[I(G)]$,其中 f 为如下幂平均合成函数。

$$[0023] \quad f = \left(\frac{1}{\sum_j w_j} \sum_j i_j^k w_j \right)^{1/k},$$

[0024] 式中, i_j 为步骤2-1中定义的第 j 项归一化后的度量指标; w_j 为第 j 项指标的权重; k 为幂平均阶数,取值范围为任意实数,最常见的有四种,即 $k=1$ (算数平均合成模型), $k=2$ (平方平均合成模型), $k=1$ (调和平均合成模型), $k=0$ (几何平均合成模型)。例如取 $k=1$,即采用算数平均进行合成,则

$$[0025] \quad F(G) = f[I(G)] = \sum_k w_k \times i_k(G), \sum_k w_k = 1。$$

[0026] 步骤3-2中的各项约束条件记为:

$$[0027] \quad s.t. \begin{cases} G_{space} = \{G_1, G_2, \dots\} \\ h_j(G) > \alpha, \\ h_k(G) > \beta, \\ \dots \end{cases}$$

[0028] 其中 G_{space} 代表所有的候选优化方案组成的集合, α 和 β 为用户规定的系统应当满足的技术指标, $h_j(G) > \alpha$ 表示候选优化方案 G 的某个指标 h_j 必须大于 α , $h_k(G) > \beta$ 表示候选优化方案 G 的某个指标 h_k 必须大于 β 。

[0029] 步骤3-3中的终止条件包含多方面因素,例如:要求优化后的系统非功能特性 P 的综合度量指标大于某个设定的阈值 t ,记为 $F(G) > t$;或优化的总迭代次数小于某个阈值 N ,记为 $MaxIter < N$ 。

[0030] 步骤4包括如下步骤:

[0031] 步骤4-1,将优化过程中的候选优化方案编码为遗传算法可处理的候选解,并根据步骤3-2中确定优化的约束条件确定候选解的可行解空间;

[0032] 步骤4-2,确定遗传算法交叉、变异、选择的策略,产生候选解集;

[0033] 步骤4-3,采用步骤3-1中的综合评估函数对步骤4-2中产生的候选解集中的解进行评估,并结合步骤3-3中确定优化的终止条件,判断当前解集中最优解是否已经达到优化的目标需求,或者已经达到最大迭代次数等其它终止条件。如果已经满足终止条件,则输出当前最优解对应的设计方案作为最终的体系结构优化设计方案,否则返回步骤4-2继续产生候选解集。

[0034] 步骤4-1中,为了适合遗传算法进行处理,将候选优化方案 G 编码为数组形式的候选解,记为 $encode(G) = x$,数组的每一种取值唯一对应了一种设计方案,数组的取值范围即为解空间,它与候选优化方案的可行域相对应,记为:

$$[0035] \quad encode(G_{space}) = \{encode(G_1), encode(G_2), \dots, encode(G_q)\} = \{x_1, x_2, \dots, x_q\} = X_{space}。$$

[0036] 上式中 x_q 为候选优化方案 G_q 编码后的对应的解, G_{space} 为候选优化方案的可行域, X_{space} 为解空间。

[0037] 将设计方案编码为数组的方式有很多种,例如在设计方案 $G = \langle V, E \rangle$ 中,假设节点集合 V 不变,将任意两个节点之间的边进行编号,这样就可以用数组对设计方案的节点连接关系 E 进行编码:数组的第 i 位是1,则表示编号为 i 的边是连接的;第 i 位是0,则表示编号为 i 的边是断开的。

[0038] 步骤4-2中交叉、变异、选择的一般过程如下,遗传算法第 k 轮产生的候选解集合记为 $X^{(k)}$,对候选解进行交叉、变异操作后得到的可行解集合记为 $X'^{(k)}$,从集合 $X^{(k)} \cup X'^{(k)}$ 中按照适应度函数选择优势解,就得到第 $k+1$ 轮候选解集合,记为 $X^{(k+1)}$ 。

[0039] 有益效果:本发明的有益效果在于两个方面:一是通过将体系结构相关视图建模为网络模型,可以选择复杂网络相关度量指标对系统的高效性、抗毁性等非功能特性进行度量和评估,而不依赖于试验仿真;二是通过把网络模型编码为数组并采用遗传算法进行自动优化,可以提高优化效率,降低时间花费和人力成本。

附图说明

[0040] 下面结合附图和具体实施例对本发明做更进一步的具体说明,本发明的上述和/或其他方面的优点将会变得更加清楚。

[0041] 图1为实施例流程图。

[0042] 图2为实施例初始设计方案的系统接口描述图(SV-1视图)。

[0043] 图3为实施例初始设计方案SV-1视图的网络模型。

[0044] 图4为网络模型节点排序和边的编号示意图。

[0045] 图5为将初始设计方案编码为数组的示意图。

[0046] 图6为实施例中交叉和变异操作的示意图。

[0047] 图7是使用遗传算法进行优化的初始解所对应的网络模型。

[0048] 图8、图9是使用遗传算法进行优化的中间过程解所对应的网络模型。

[0049] 图10是使用遗传算法进行优化的最终输出解所对应的网络模型。

[0050] 图11是最终输出的优化方案的系统接口描述图(SV-1视图)。

具体实施方式

[0051] 本实施例展示了针对某个企业信息系统的数据库同步的高效性,利用本发明提出的方法对该企业信息系统的体系结构设计方案进行自动优化的具体过程,如图1所示,共包括9个步骤。下面详细介绍各步骤。

[0052] 步骤1.体系结构视图选择。本实施例中体系结构初步设计方案采用国防部体系结构框架(DoDAF)进行设计,DoDAF中包含了许多视图,从中选择与信息系统的数据库同步高效性相关的视图,为系统接口描述图SV-1,如图2所示。该企业信息系统的数据库架构共包括四层:公司总部的数据中心、分公司的数据中心、部门的服务器、团队的数据库。由于采用分布式办公,而且总部、分公司、部门、团队之间有大量的业务数据需要同步,因此在各层级的信息系统间建立了专用线路用于数据传输,专用线路建立的情况在图中用双向箭头所示。从图中可以看到,该初步设计方案给出的数据库同步机制为“层层上传、层层下发”的树状同步机制,例如团队1数据库中的数据同步到团队8数据库需要经过6次转发。

[0053] 步骤2.将视图转化为网络模型。将数据中心、服务器、数据库等要素抽象为点,将数据库同步关系(也即专用线路建立的情况)抽象为边,可以得到如图3所示的网络模型,模型中第n层的第m个节点记为节点nm。可以看到,每个节点只和上层和下层相邻节点进行直接数据交换;每一层节点之间无法直接进行数据交换,而只能通过其他节点转发。例如数据从节点41同步到节点48需要“41→31→21→11→22→34→48”6次转发。显然这样的组织方式的高效性较差。

[0054] 步骤3.度量指标的选择。从网络拓扑结构的视角而言,高效性与网络模型中两个节点之间的路径长度相关,长度越短意味着信息转发的次数越少,效率也越高。本实施例中采用平均最短路径(Average Shortest Path Length,ASPL)作为高效性的度量指标,如下面的公式所示:

$$[0055] \quad ASPL = \frac{\sum_{i>j} d_{ij}}{\frac{1}{2}N(N-1)},$$

[0056] 上式中, d_{ij} 为网络模型中任意两个节点 v_i 和 v_j 间的最短路径的边的数目; 如果 v_i 和 v_j 间不存在通路, 则 d_{ij} 为网络模型中节点总数 N 。

[0057] 步骤4. 综合评估函数的确定。在遗传算法中, 综合评估函数又被称为适应度函数。在本实施例中, 由于只选定了—个指标, 不需要进行合成, 所以综合评估函数为:

$$[0058] \quad F(G) = ASPL = \frac{\sum_{i>j} d_{ij}}{\frac{1}{2}N(N-1)},$$

[0059] 步骤5. 确定优化约束条件和候选优化方案的可行域。在本实施例中, 经过与用户交互, 用户结合自身的预算情况, 同意在原有设计方案的基础上, 再增加建设三条专用线路, 以提升数据同步的高效性。对应于网络模型, 优化方案就是在网络模型中新增三条边。因此, 优化的约束条件和候选优化方案的可行域可记为:

$$[0060] \quad s.t. \begin{cases} G_{space} = \{G_1, G_2, \dots, G_i, \dots\} \\ V(G_i) = V(G_0), \\ E(G_i) = E(G_0) + 3 \end{cases},$$

[0061] 上式中 G_i 为可行域 G_{space} 中的任意一个候选的优化方案, $V(G_i)$ 为该优化方案 G_i 中节点数量, $V(G_0)$ 为初始方案中的节点数量, 优化方案和初始方案中的节点数量是相同的; $E(G_i)$ 为优化方案中的边的数量, $E(G_0)$ 为初始方案中的边的数量, 优化方案中边的数量比初始方案中边的数量大3。

[0062] 步骤6. 确定优化终止条件。根据分析, 当该信息系统的数据架构满足平均最短路径 (ASPL) 小于 2.5 时可以满足业务的高效性需求, 因此设定优化终止条件为: 当前候选解集中最优方案的 $ASPL < 2.5$ 。此外限制遗传算法最大迭代轮数为 100, 即 $MaxIter \leq 100$ 。

[0063] 步骤7. 将候选优化方案编码为数组。具体步骤如下。

[0064] 将节点按照节点序号进行排列, 得到 11, 21, 22, 31, 32, …, 47, 48, 如图4中方块的排列顺序所示。任意两个节点之间可能存在一条边相连, 在图4中用弧线表示。将弧线按照指定顺序排列, 并依次编号, 排序和编号的方法如下伪代码所示:

[0065]


```

Set = {11,21,22,31, ...,48};           //节点集合
Number = 0;                             //编号
For (i=0; i<length(Set)-1; i++)         //边的起点从第一个节点遍历到倒数第二个节点
{
    For (j =(i+1); j<length(Set); j++)   //边的终点从起点后的节点遍历到最后一个节点
    {
        Label(Number,Connect(Set(i) , Set(j))); //将 Number 作为连接上述两点的边的编号
        Number = Number+1;                //编号自增
    }
}

```

[0066] 将边进行排序和编号后,就可以建立一个0/1数组来表示边的连接情况,该数组的首个元素记为第1个元素。如果编号为n的边在候选优化方案中存在,则数组的第n个元素设定为1,否则设定为0。这样就实现了候选优化方案到数组的编码。

[0067] 如图5所示,该数组为初始解决方案的编码数组。数组的第一个元素和第二个元素分别对应边11→21和边11→22,这两条边在初始设计方案的网络模型中均存在,因此数组的第一个元素和第二个元素设为1。数组的第三个元素对应于边11→31,这条边不存在,因此第三个元素设为0。该数组共包含 C_{15}^2 ,共105个元素。其中对应于初始设计方案的网络模型(如图3所示)中的14条边的14个元素设为1,其余元素设为0。这个包含105个元素的数组(如图5所示)就是优化的初始解。

[0068] 本实施例中,候选的优化方案是给初始设计方案的网络模型额外增加3条边,这意味着在数组中 $C_{15}^2 - 14 = 91$ 个0元素中任选三个,设定为1,就构成了一个候选解。这样, C_{91}^3 种选择方法所对应的所有数组就构成了优化过程中的可行解空间。

[0069] 步骤8. 确定遗传算法交叉、变异、选择的策略。

[0070] 从当前候选解集合 $X^{(k)}$ 中选出两个解进行交叉。本实施例中,将交叉操作定义为两个0/1数组的并操作,即在数组的对应位置上,只要两个元素中有一个元素为1,则交叉后数组的该位置上的元素为1。上述操作与常见的遗传算法的交叉方法不同,这是由于在本实施例中,优化方案是在初始网络结构的基础上额外添加三条边。通过数组的并操作,可以达到保持初始网络结构不变的目的。

[0071] 交叉后,检测步骤7中规定的91个位置,由于交叉过程是并操作,所以这91个位置上1元素的总数可能是4、5或者6,而可行解空间规定这91个位置只能有3个1元素。所以将变异操作定义为:不断从91个位置中选择一个1元素并将它设置为0,直到只剩下3个1元素,从而将候选解限定在可行解空间内。

[0072] 图6给出了上述交叉、变异过程的一个示意图。

[0073] 将交叉变异过程产生的解的集合记为 $X^{(k)}$,从集合 $X^{(k)} \cup X'^{(k)}$ 中按照步骤4中定义的适应度函数 $F(G)$ 选择优势解,得到第k+1轮候选解集合记为 $X^{(k+1)}$ 。

[0074] 步骤9. 不断重复步骤8中交叉、变异、选择操作,直到当前候选解集合 $X^{(k)}$ 中的最优解满足 $ASPL < 2.5$,或最大迭代轮数 $MaxIter \leq 100$ 。图7、图8、图9、图10展示了优化过程中,

当前候选解集中最优解所对应的网络模型,其中虚线表示候选优化方案中新增的边。图7为初始解对应的初始方案,此时ASPL为3.50。图8、图9为中间解对应的方案,图8方案的ASPL为2.93,图9方案的ASPL为2.70。图10为优化终止时最优解对应的方案,此时ASPL为2.45,满足终止条件。

[0075] 最终根据最优解输出优化后的设计方案SV-1视图,如图11所示,优化过程结束。

[0076] 本发明提供了一种基于遗传算法的体系结构自动优化方法,具体实现该技术方案的方法和途径很多,并不局限与上述实施例中提及的视图、度量指标、综合评估函数以及交叉变异选择操作,以上所述实施例仅是本发明的优选实施方式。应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。本实施例中未明确的各组成部分均可用现有技术加以实现。

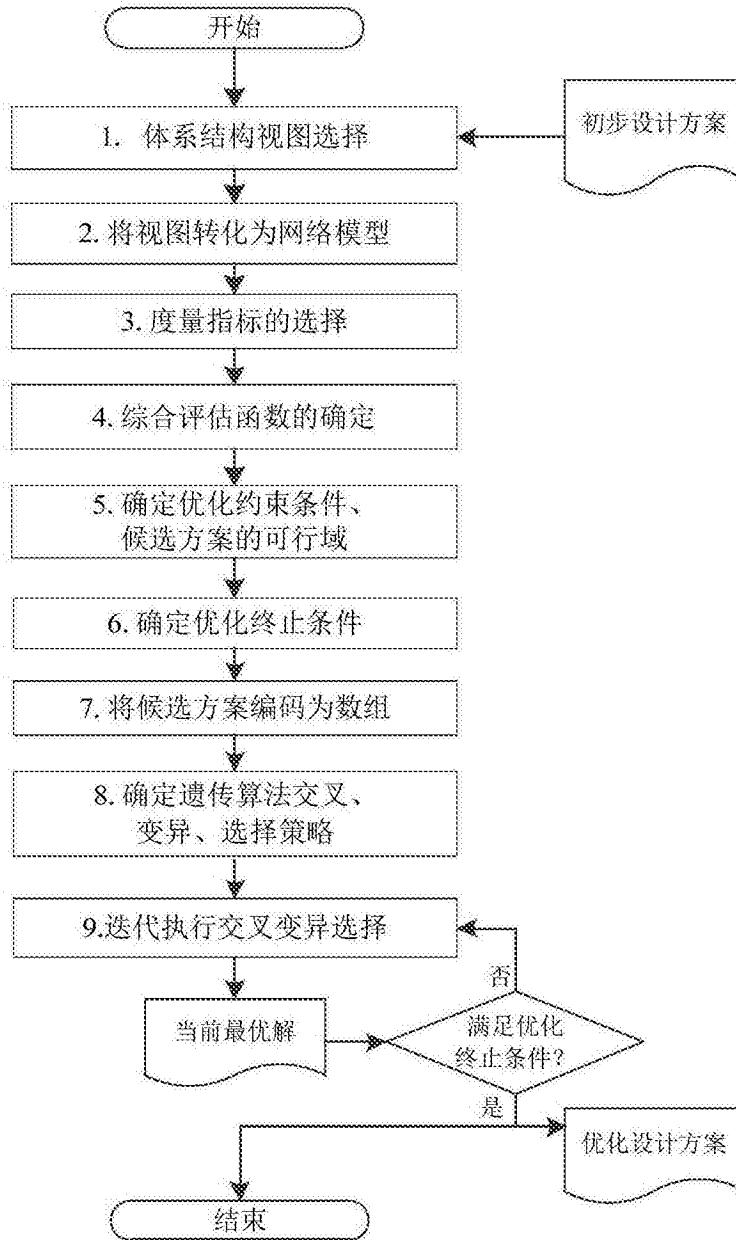


图1

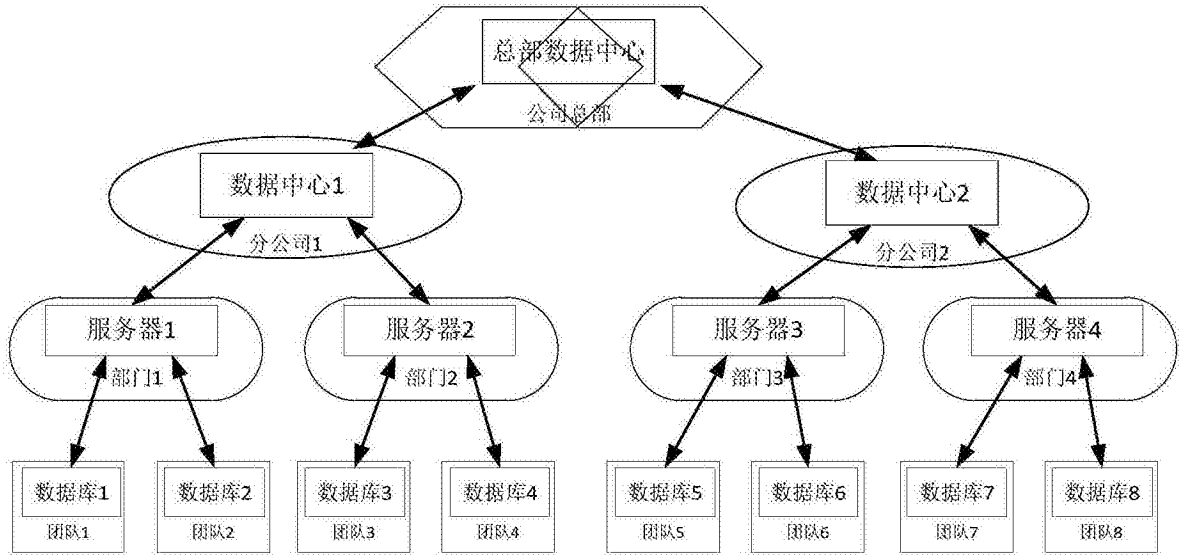


图2

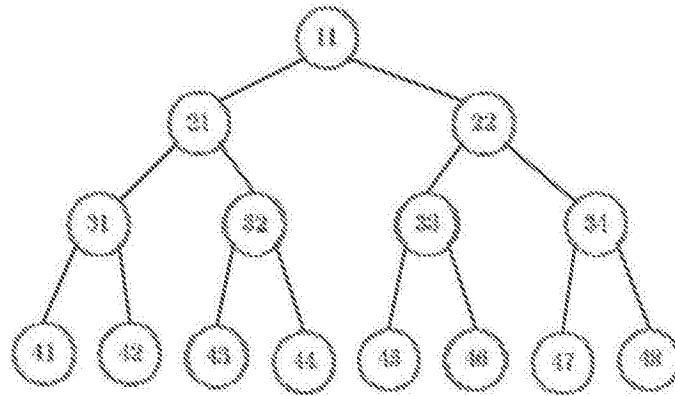


图3

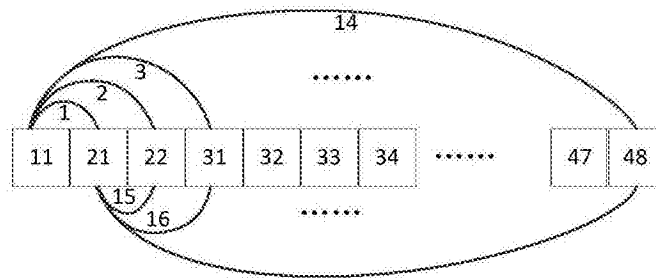


图4

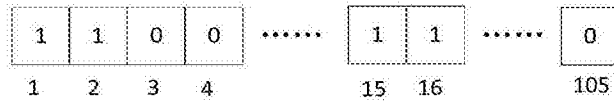


图5

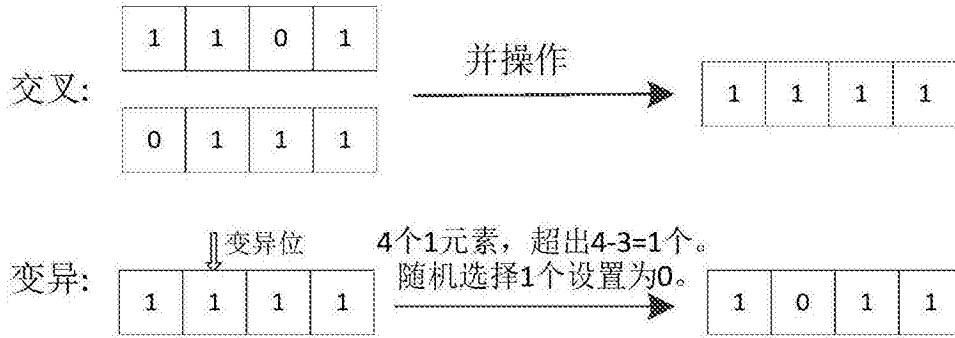


图6

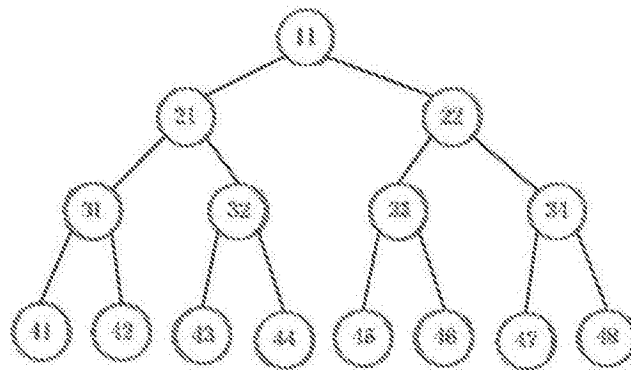


图7

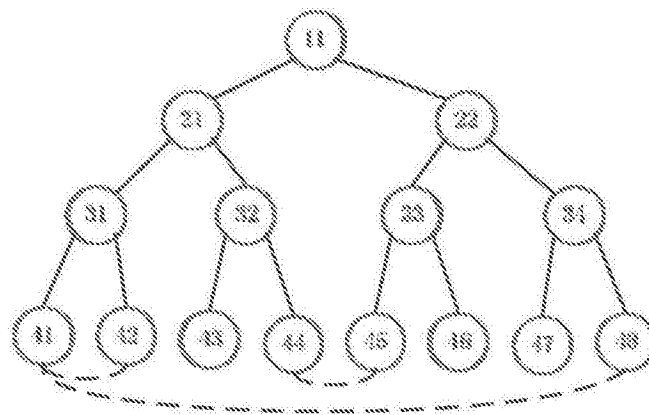


图8

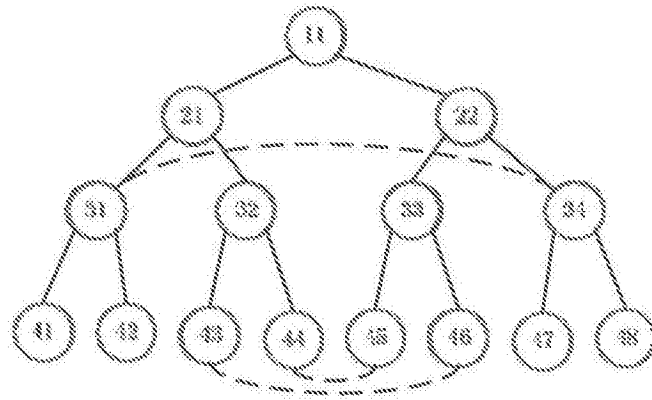


图9

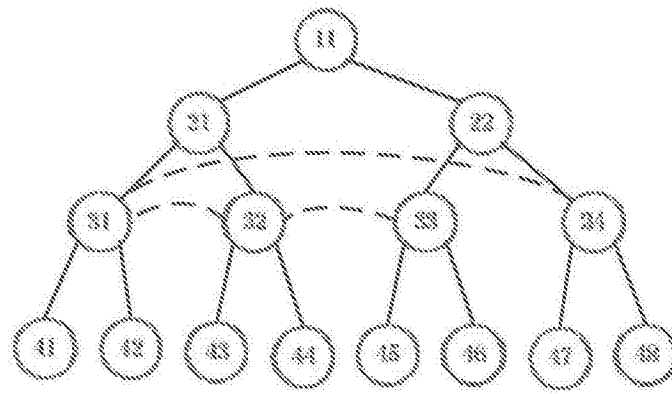


图10

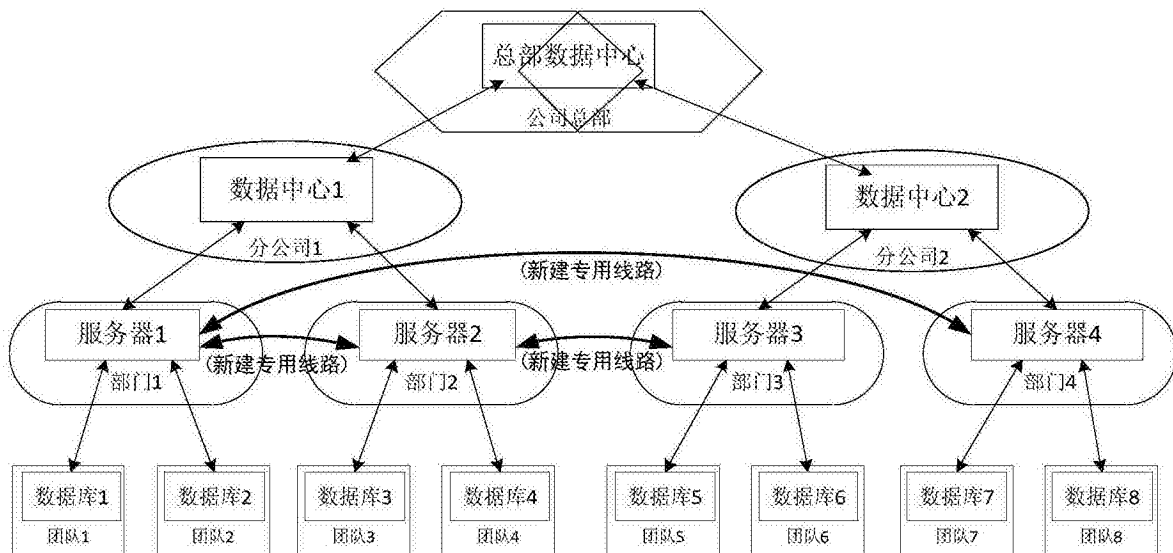


图11