(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 104331738 A
(43)申请公布日 2015.02.04

(21)申请号 201410562460.3

(22)申请日 2014.10.21

(71)申请人 西安电子科技大学
地址 710071 陕西省西安市太白南路2号西安电子科技大学

(72)发明人 吴建设 焦李成 张晓博 尚荣华 马文萍 马晶晶 王爽 戚玉涛

(74)专利代理机构 西安吉盛专利代理有限责任公司 61108
代理人 张恒阳

(51)Int.Cl.
G06N 3/12(2006.01)
G06F 17/30(2006.01)

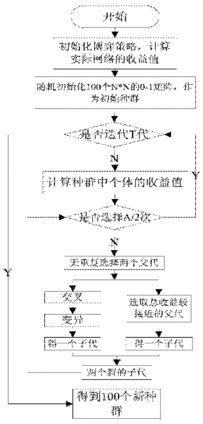
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

基于博弈和遗传算法的网络重构算法

(57)摘要

本发明属于复杂网络技术领域，具体公开了一种基于博弈和遗传算法的网络重构算法。其主要实现步骤包括：首先，对于节点数为N的网络，随机初始化A个0-1矩阵，初始化博弈策略；其次，已知节点实际收益值，计算A个矩阵的节点收益值，以及每个节点的总收益值；再次，根据遗传算法更新种群，迭代T代得到A个新的矩阵；最后，根据对压缩感知网络重构算法的改进，用它进行单个节点重构，直到所有节点收益值与实际收益相等，就得到了实际的网络。本发明对节点较多，度较大的网络重构也能完全正确，而且时间也非常快。



1. 基于博弈和遗传算法的网络重构算法,其特征在于:包括如下步骤:

(1) 首先随机初始化 A 个 N*N 的 0-1 矩阵 matrix[N][N][A],A = 100;

(2) 在囚徒困境博弈下,初始化 N 个节点的博弈策略 state[N],然后计算出实际网络在博弈策略 state[N] 下的节点收益和总收益 payoff_real[N+1],以及 A 个矩阵 matrix[N][N][A] 的收益 payoff[N+1][A];

(3) 遗传算法的计算过程:

(3.1) 每次从 A 个矩阵 matrix[N][N][A] 中随机无重复抽取两个矩阵 matrix[N][N][a] 和 matrix[N][N][b],其中 a ≠ b,a、b 分别代表随机抽取的矩阵;

(3.2) 第一个子代 txt[N][N][a] 的得到:

选取总收益与实际总收益差值最小的父代作为第一个子代,当 |payoff[N][a]-payoff_real[N]| ≤ |payoff[N][b]-payoff_real[N]| 时,txt[N][N][a] = matrix[N][N][a];否则 txt[N][N][a] = matrix[N][N][b];

(3.3) 第二个子代 txt[N][N][b] 的得到:

对于 txt[i][N][b] 第 i 行的选取,也就是第 i 个节点的邻接向量的选取:

交叉:选取第 i 个节点收益较接近 payoff_real[i] 的父代的第 i 行,即

当 |payoff[i][a]-payoff_real[i]| ≤ |payoff[i][b]-payoff_real[i]| 时,

txt[i][N][b] = matrix[i][N][a] 并且 payoff_txt[i] = payoff[i][a],

否则 txt[i][N][b] = matrix[i][N][b],payoff_txt[i] = payoff[i][b],式中 N 表示将 matrix[i][N][b] 第 i 行的 N 个值全部赋给 txt[i][N][b];

变异:在第 i 行选取之后,当 txt[i][j][b] ≠ txt[j][i][b] 时,以概率 prop 选取:

$$prop=\frac{|payoff\_txt[i]-payoff\_real[i]|}{|payoff\_txt[i]-payoff\_real[i]|+|payoff\_txt[j]-payoff\_real[j]|}$$

当生成的随机数 random<prop 时,txt[i][j][b] = txt[j][i][b],更新节点 i 收益值 payoff_txt[i],否则 txt[j][i][b] = txt[i][j][b],更新节点收益值 payoff_txt[j];

(3.4) 最后更新种群,matrix[N][N][a] = txt[N][N][a],matrix[N][N][b] = txt[N][N][b];

(3.5) 重复步骤 (3)50 次;

(4) 重复 T 次步骤 (2) 和 (3),T = 100,即种群更新迭代 100 次,得到 A 个邻接矩阵 matrix[N][N][A];

(5) 随机抽取一个矩阵 matrix[N][N][m],计算节点与实际收益的差值并按降序排列 d_value[N][2],第一列存储节点,第二列存储该节点的收益差值;

(6) 用基于压缩感知和博弈的重构算法对节点 x = d_value[1][1] 重构,得到 x 的邻接向量 avrage[x]:

(7) 把节点 d_value[1][1] 的邻接向量 avrage[x] 按照对称原则对应赋值给步骤 (4) 得到的 100 个矩阵 matrix[N][N][A],得到 100 个新的初始种群,按照步骤 (3) 运行一次;

(8) 重复步骤 (5)、(6)、(7) 直到节点收益值与实际相等,得到重构的网络。

2. 根据权利要求 1 所述的基于博弈和遗传算法的网络重构算法,其特征在于:其中步骤 (2) 所述的计算节点的收益是通过下面的公式计算的:

$$F_{ij}=S_i^T P S_j \qquad G_i=\sum_{j\in\Gamma_i} S_i^T P S_j$$

$$S(C)=(1,\ 0)^T \qquad S(D)=(0,\ 1)^T$$

其中，P 是一个 2*2 收益矩阵：$P=\begin{pmatrix}0.95 & -0.14\\ 1.56 & 0.6\end{pmatrix}$

F_{ij} 表示节点 i 与节点 j 博弈后节点 i 获得的收益值；

G_i 表示节点 i 和与 i 相连节点博弈的收益值之和；

Γ_i 表示与节点 i 有连接的节点的集合；

S_i、S_j 表示节点 i 和节点 j 的策略矩阵；

公式中的 T 表示矩阵的转置符号；

S(C) 表示为合作的策略矩阵，S(D) 表示为背叛的策略矩阵。

基于博弈和遗传算法的网络重构算法

技术领域

[0001]　本发明属于复杂网络技术领域，涉及复杂网络的重构和数据挖掘技术，具体是一种基于博弈和遗传算法的网络重构算法。

背景技术

[0002]　复杂网络是现实世界中复杂系统抽象出来的一种表现形式，现实世界中存在很多这种类型的复杂网络，比如，社会网络中的朋友关系网络、电力网、万维网、生物网络中的神经网络以及新陈代谢网络等等。在现实世界网络中，我们把系统中的独立个体抽象成网络中的节点，系统中个体之间按照某种规则而自然形成或人为构造的一种关系抽象成节点之间的边。

[0003]　自从 1998 年、1999 年在“Nature”和“Science”两个刊物上发表了关于小世界网络和 Scale-free 网络的两篇文章以来，在世界范围内掀起了一股复杂网络的研究热潮。此后几年来，关于复杂网络的研究取得了很多重要的研究成果，复杂网络已经成为科学研究的一个重要领域。

[0004]　由于复杂网络节点众多，结构复杂，使得其研究非常困难。在科学和工程的许多领域，人们遇到的感兴趣的系统是由网络化的元素组成的，这些元素称为节点，但该模式的节点与节点的相互作用或网络拓扑结构是完全未知。其中未揭示的网络拓扑结构可以从实验或观测结果中提取若干基于时间序列的数据来获取。

[0005]　在过去几年，网络重构问题受到了越来越多的关注，大多数存在的算法都是基于压缩感知算法，它利用网络的稀疏性，用压缩感知模型重构网络，对于稀疏的网络效果很好，但与此同时存在的缺点就是稀疏性的约束，对于复杂不稀疏的网络比如社区网络等就不能够重构正确，并且时间复杂度很高，对于大网络重构很费时，针对已有算法的缺点，本算法解决的现有算法的不足，不受稀疏性约束，并且大大降低了时间复杂度。

发明内容

[0006]　本发明的目的在于根据网络节点的属性信息，重构出网络的整个拓扑结构，提供一种基于博弈和遗传算法的网络重构算法。

[0007]　本发明的技术方案是：基于博弈和遗传算法的网络重构算法，包括如下步骤：

[0008]　(1) 首先随机初始化 A 个 N*N 的 0-1 矩阵 matrix[N][N][A]，A ＝ 100；

[0009]　(2) 在囚徒困境博弈下，初始化 N 个节点的的博弈策略 state[N]，然后计算出实际网络在博弈策略 state[N] 下的节点收益和总收益 payoff_real[N+1]，以及 A 个矩阵 matrix[N][N][A] 的收益 payoff[N+1][A]；

[0010]　(3) 遗传算法的计算过程：

[0011]　(3.1) 每次从 A 个矩阵 matrix[N][N][A] 中随机无重复抽取两个矩阵 matrix[N][N][a] 和 matrix[N][N][b]，其中 a ≠ b，a、b 分别代表随机抽取的矩阵；

[0012]　(3.2) 第一个子代 txt[N][N][a] 的得到：

[0013] 选取总收益与实际总收益差值最小的父代作为第一个子代，当 |payoff[N][a]-payoff_real[N]| ≤ |payoff[N][b]-payoff_real[N]| 时，txt[N][N][a] = matrix[N][N][a]；否则 txt[N][N][a] = matrix[N][N][b]；

[0014] (3.3) 第二个子代 txt[N][N][b] 的得到：

[0015] 对于 txt[i][N][b] 第 i 行的选取，也就是第 i 个节点的邻接向量的选取：

[0016] 交叉：选取第 i 个节点收益较接近 payoff_real[i] 的父代的第 i 行，即

[0017] 当 |payoff[i][a]-payoff_real[i]| ≤ |payoff[i][b]-payoff_real[i]| 时，

[0018] txt[i][N][b] = matrix[i][N][a] 并且 payoff_txt[i] = payoff[i][a]，

[0019] 否则 txt[i][N][b] = matrix[i][N][b]，payoff_txt[i] = payoff[i][b]，式中 N 表示将 matrix[i][N][b] 第 i 行的 N 个值全部赋给 txt[i][N][b]；

[0020] 变异：在第 i 行选取之后，当 txt[i][j][b] ≠ txt[j][i][b] 时，以概率 prop 选取：$prop=\frac{|payoff\_txt[i]-payoff\_real[i]|}{|payoff\_txt[i]-payoff\_real[i]|+|payoff\_txt[j]-payoff\_real[j]|}$

[0021] 当生成的随机数 random<prop 时，txt[i][j][b] = txt[j][i][b]，更新节点 i 收益值 payoff_txt[i]，否则 txt[j][i][b] = txt[i][j][b]，更新节点收益值 payoff_txt[j]；

[0022] (3.4) 最后更新种群，matrix[N][N][a] = txt[N][N][a]，matrix[N][N][b] = txt[N][N][b]。

[0023] (3.5) 重复步骤 (3)50 次；

[0024] (4) 重复 T 次步骤 (2) 和 (3)，T = 100，即种群更新迭代 100 次，得到 A 个邻接矩阵 matrix[N][N][A]；

[0025] (5) 随机抽取一个矩阵 matrix[N][N][m]，计算节点与实际收益的差值并按降序排列 d_value[N][2]，第一列存储节点，第二列存储该节点的收益差值；

[0026] (6) 用基于压缩感知和博弈的重构算法对节点 x = d_value[1][1] 重构，得到 x 的邻接向量 avrage[x]；

[0027] (7) 把节点 d_value[1][1] 的邻接向量 avrage[x] 按照对称原则对应赋值给步骤 (4) 得到的 100 个矩阵 matrix[N][N][A]，得到 100 个新的初始种群，按照步骤 (3) 运行一次；

[0028] (8) 重复步骤 (5)、(6)、(7) 直到节点收益值与实际相等，得到重构的网络。

[0029] 上述步骤 (2) 所述的计算节点的收益是通过下面的公式计算的：

[0030] $F_{ij}=S_i^T P S_j \quad G_i=\sum_{j\in\Gamma_i} S_i^T P S_j$

[0031] $S(C) = (1,0)^T \quad S(D) = (0,1)^T$

[0032] 其中，P 是一个 2*2 收益矩阵：$P=\begin{pmatrix}0.95 & -0.14\\ 1.56 & 0.6\end{pmatrix}$

[0033] F_{ij} 表示节点 i 与节点 j 博弈后节点 i 获得的收益值；

[0034] G_i 表示节点 i 和与 i 相连节点博弈的收益值之和；

[0035] Γ_i 表示与节点 i 有连接的节点的集合；

[0036] S_i、S_j 表示节点 i 和节点 j 的策略矩阵；

[0037] 公式中的 T 表示矩阵的转置符号；

[0038] S(C) 表示为合作的策略矩阵，S(D) 表示为背叛的策略矩阵。

[0039] 本发明的有益效果：本发明根据节点收益值对随机产生的 100 个样本邻接矩阵的交叉变异，得到较好的样本邻接矩阵，然后根据压缩感知方法重构部分节点，最终得网络正确的邻接矩阵。本发明结合了博弈理论和遗传算法的方法，能够快速，准确的重构出网络的真实拓扑结构。在基因调控网络的重构、基于社会离散数据或信息揭示组织网工程科学以及国土防卫等领域有重要的应用。本发明不仅对节点少，度小的网络实用，对于大网络也非常实用，而且效率高，不受网络稀疏性的约束。

[0040] 以下将结合附图对本发明做进一步详细说明。

附图说明

[0041] 图 1 是本发明的流程框图；

[0042] 图 2 是本发明的优化步骤；

[0043] 图 3 是本发明实施例中一个具有 34 个节点的图；

[0044] 图 4 是本发明实施例中网络的重构结果。

具体实施方式

[0045] 本发明的软件运行环境是 MicrosoftVisualC++6.0，实施的具体步骤参照图 1 和图 2，本发明基于博弈和遗传算法的网络重构算法，包括以下步骤：

[0046] (1) 首先随机初始化 A 个 N*N 的 0-1 矩阵 matrix[N][N][A]，A ＝ 100；

[0047] (2) 在囚徒困境博弈下，初始化 N 个节点的的博弈策略 state[N]，然后计算出实际网络在博弈策略 state[N] 下的节点收益和总收益 payoff_real[N+1]，以及 A 个矩阵 matrix[N][N][A] 的收益 payoff[N+1][A]；

[0048] 计算节点的收益是通过下面的公式计算的：

[0049] $$F_{ij}=S_i^T P S_j \quad G_i=\sum_{j\in\Gamma_i} S_i^T P S_j$$

[0050] $S(C) = (1,0)^T \quad S(D) = (0,1)^T$

[0051] 其中，P 是一个 2*2 收益矩阵：$P=\begin{pmatrix}0.95 & -0.14\\ 1.56 & 0.6\end{pmatrix}$

[0052] F_{ij} 表示节点 i 与节点 j 博弈后节点 i 获得的收益值；

[0053] G_i 表示节点 i 和与 i 相连节点博弈的收益值之和；

[0054] Γ_i 表示与节点 i 有连接的节点的集合；

[0055] S_i、S_j 表示节点 i 和节点 j 的策略矩阵；

[0056] 公式中的 T 表示矩阵的转置符号；

[0057] S(C) 表示为合作的策略矩阵，S(D) 表示为背叛的策略矩阵。

[0058] (3) 遗传算法的计算过程：

[0059] (3.1) 每次从 A 个矩阵 matrix[N][N][A] 中随机无重复抽取两个矩阵 matrix[N][N][a] 和 matrix[N][N][b]，其中 $a \neq b$，a、b 分别代表随机抽取的矩阵；

[0060] (3.2) 第一个子代 txt[N][N][a] 的得到：

[0061] 选取总收益与实际总收益差值最小的父代作为第一个子代，当 |payoff[N][a]-payoff_real[N]| ≤ |payoff[N][b]-payoff_real[N]| 时，txt[N][N][a] = matrix[N][N][a]；否则 txt[N][N][a] = matrix[N][N][b]；

[0062] (3.3) 第二个子代 txt[N][N][b] 的得到：

[0063] 对于 txt[i][N][b] 第 i 行的选取，也就是第 i 个节点的邻接向量的选取：

[0064] 交叉：选取第 i 个节点收益较接近 payoff_real[i] 的父代的第 i 行，即

[0065] 当 |payoff[i][a]-payoff_real[i]| ≤ |payoff[i][b]-payoff_real[i]| 时，

[0066] txt[i][N][b] = matrix[i][N][a] 并且 payoff_txt[i] = payoff[i][a]，

[0067] 否则 txt[i][N][b] = matrix[i][N][b]，payoff_txt[i] = payoff[i][b]，式中 N 表示将 matrix[i][N][b] 第 i 行的 N 个值全部赋给 txt[i][N][b]；

[0068] 变异：在第 i 行选取之后，当 $txt[i][j][b] \neq txt[j][i][b]$ 时，以概率 prop 选取：$$prop=\frac{|payoff\_txt[i]-payoff\_real[i]|}{|payoff\_txt[i]-payoff\_real[i]|+|payoff\_txt[j]-payoff\_real[j]|}$$

[0069] 当生成的随机数 random<prop 时，txt[i][j][b] = txt[j][i][b]，更新节点 i 收益值 payoff_txt[i]，否则 txt[j][i][b] = txt[i][j][b]，更新节点收益值 payoff_txt[j]；

[0070] (3.4) 最后更新种群，matrix[N][N][a] = txt[N][N][a]，matrix[N][N][b] = txt[N][N][b]。

[0071] (3.5) 重复步骤 (3)50 次；

[0072] (4) 重复 T 次步骤 (2) 和 (3)，T = 100，即种群更新迭代 100 次，得到 A 个邻接矩阵 matrix[N][N][A]；

[0073] (5) 随机抽取一个矩阵 matrix[N][N][m]，计算节点与实际收益的差值并按降序排列 d_value[N][2]，第一列存储节点，第二列存储该节点的收益差值；

[0074] (6) 用基于压缩感知和博弈的重构算法对节点 x = d_value[1][1] 重构，得到 x 的邻接向量 avrage[x]：

[0075] 根据压缩感知模型 $G_x = \Phi_x \cdot Y_x$，其中 G_x 为节点 x 的实际收益，本算法的已知条件；Φ_x 为节点 x 与其余 N-1 个节点博弈的收益值，通过博弈求得；Y_x 为节点 x 的邻接向量，是我们要求的解。由 G_x、Φ_x 已知，通过矩阵的逆运算，得到节点 x 的邻接向量 Y_x，即 avrage[x]。

[0076] (7) 把节点 d_value[1][1] 的邻接向量 avrage[x] 按照对称原则对应赋值给步骤 (4) 得到的 100 个矩阵 matrix[N][N][A]：matrix[x][N][A] = avrage[x]，matrix[N][x][A] = avrage[x]，得到 100 个新的初始种群，按照步骤 (3) 运行一次；

[0077] (8) 重复步骤 (5)、(6)、(7) 直到节点收益值与实际相等，得到重构的网络。

[0078] 综上，本发明根据节点收益值对随机产生的 100 个样本邻接矩阵的交叉变异，得到较好的样本邻接矩阵，然后根据压缩感知方法重构部分节点，最终得网络正确的邻接矩阵。本发明结合了博弈理论和遗传算法的方法，能够快速，准确的重构出网络的真实拓扑结

构。在基因调控网络的重构、基于社会离散数据或信息揭示组织网工程科学以及国土防卫等领域有重要的应用。本发明不仅对节点少，度小的网络实用，对于大网络也非常实用，而且效率高，不受网络稀疏性的约束。

[0079]　本发明的效果可以通过以下实验进一步说明：

[0080]　1. 仿真条件：

[0081]　在 CPU 为 core22.4GHZ、内存 4G、WINDOWS7 系统上使用 Microsoft VisualC++6.0 进行了仿真。

[0082]　2. 仿真内容：

[0083]　选取一个具有 34 个节点，78 条边的空手道俱乐部网络，节点度最小为 1，最大为 17。实验中，随机生成 100 个样本邻接矩阵，经过 100 代的进化交叉后，得到 100 个较好的样本邻接矩阵，然后结合压缩感知重构算法，每重构一个节点，更新种群，迭代一代，当抽取种群的节点收益值与实际收益值相等时终止，即得到网络网络，实验中我们重构了 17 个节点后收益值就相等了。

[0084]　实验中，图 3 是空手道俱乐部网络的真实连接，图 4 是通过我们的方法重构的正确情况。由实验结果可知，采用本发明中提出的网络重构方法，可以很好的重构出网络的拓扑结构。

[0085]　上述实施方式仅是本发明的一个实例，不构成对本发明的任何限制，例如用本发明方法还可以应用到其他网络的重构，如 62 个节点，159 条边的海豚网络，计算机随机产生的 100 个节点，301 条边的 EA 网络等。

[0086]　3. 实验结果

[0087]　在图 4 是相应实验的仿真结果，横坐标表示重构的节点数，纵坐标表示错误边数，可以看出当重构 18 个节点后重构的错误边数即达到 0，网络重构正确。

[0088]　综上，本发明根据节点收益值对随机产生的 100 个样本邻接矩阵的交叉变异，得到较好的样本邻接矩阵，然后根据压缩感知方法重构部分节点，最终得网络正确的邻接矩阵。本发明结合了博弈理论和遗传算法的方法，能够快速，准确的重构出网络的真实拓扑结构。在基因调控网络的重构、基于社会离散数据或信息揭示组织网工程科学以及国土防卫等领域有重要的应用。本发明不仅对节点少，度小的网络使用，对于大网络也非常实用，而且效率高。

[0089]　本实施例没有详细叙述的部分属本行业的公知的常用手段，这里不一一叙述。以上例举仅仅是对本发明的举例说明，并不构成对本发明的保护范围的限制，凡是与本发明相同或相似的设计均属于本发明的保护范围之内。

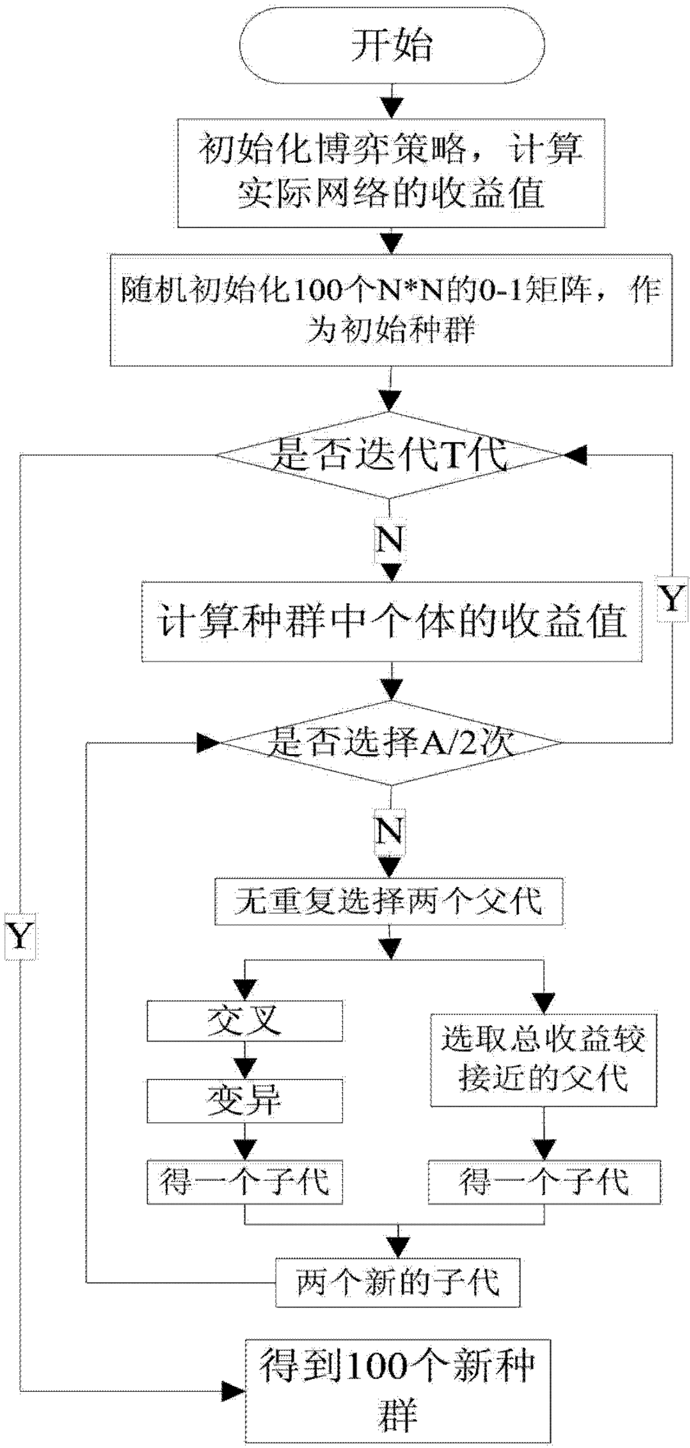

开始
初始化博弈策略，计算实际网络的收益值
随机初始化100个N*N的0-1矩阵，作为初始种群
是否迭代T代
N
Y
计算种群中个体的收益值
是否选择A/2次
N
Y
无重复选择两个父代
交叉
变异
得一个子代
选取总收益较接近的父代
得一个子代
两个新的子代
得到100个新种群

图 1

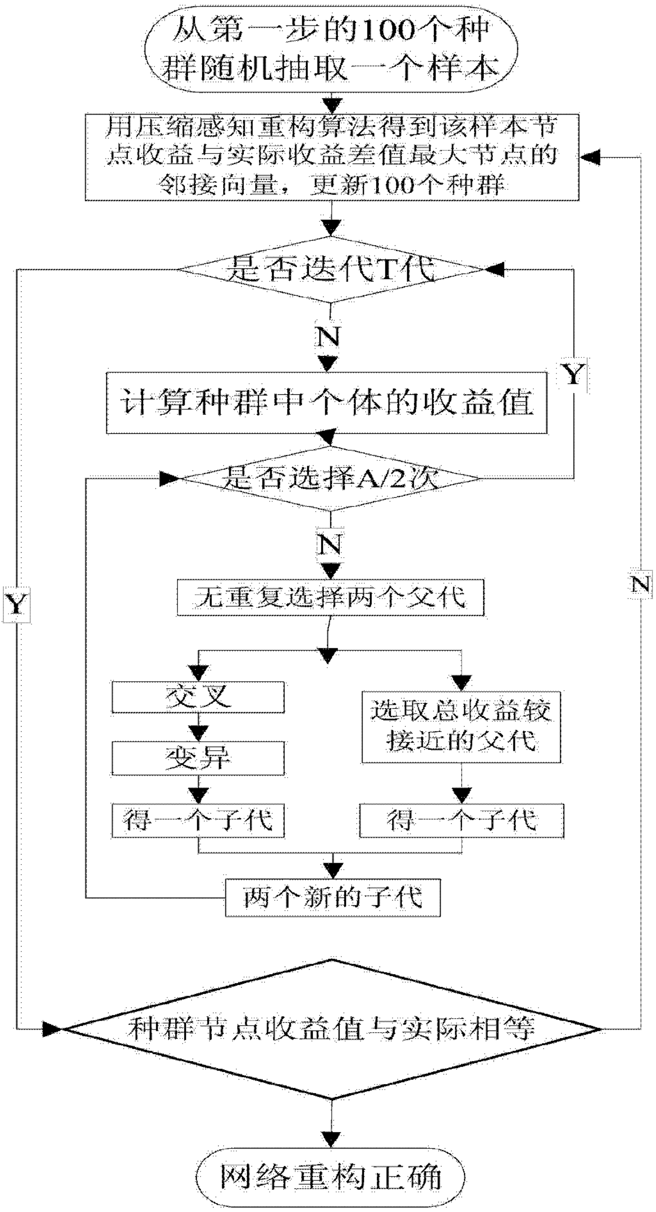

从第一步的100个种群随机抽取一个样本
用压缩感知重构算法得到该样本节点收益与实际收益差值最大节点的邻接向量，更新100个种群
是否迭代T代
N
Y
计算种群中个体的收益值
是否选择A/2次
N
无重复选择两个父代
交叉
变异
得一个子代
选取总收益较接近的父代
得一个子代
两个新的子代
Y
N
种群节点收益值与实际相等
网络重构正确

图 2

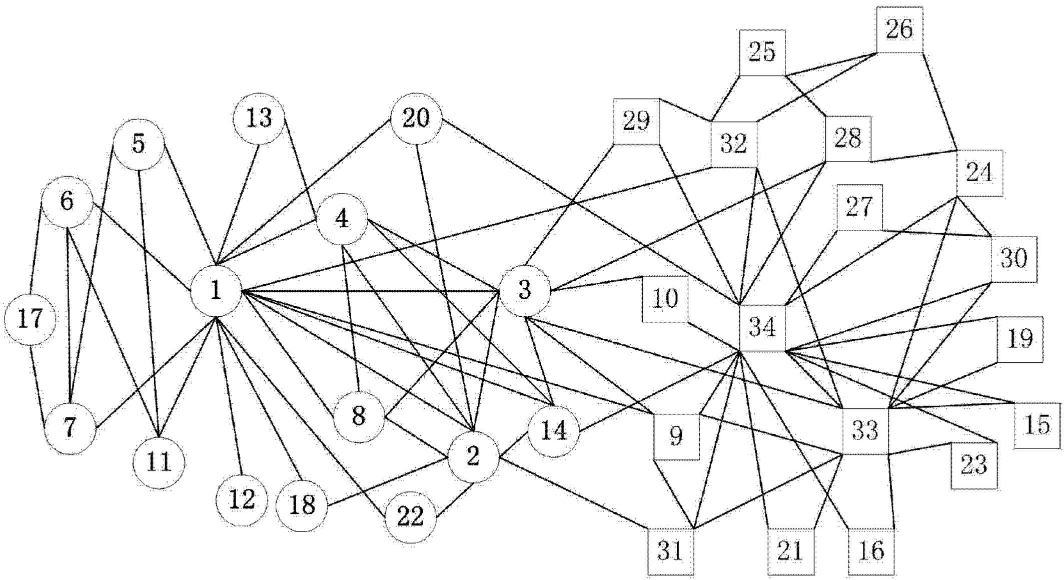

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34

图 3

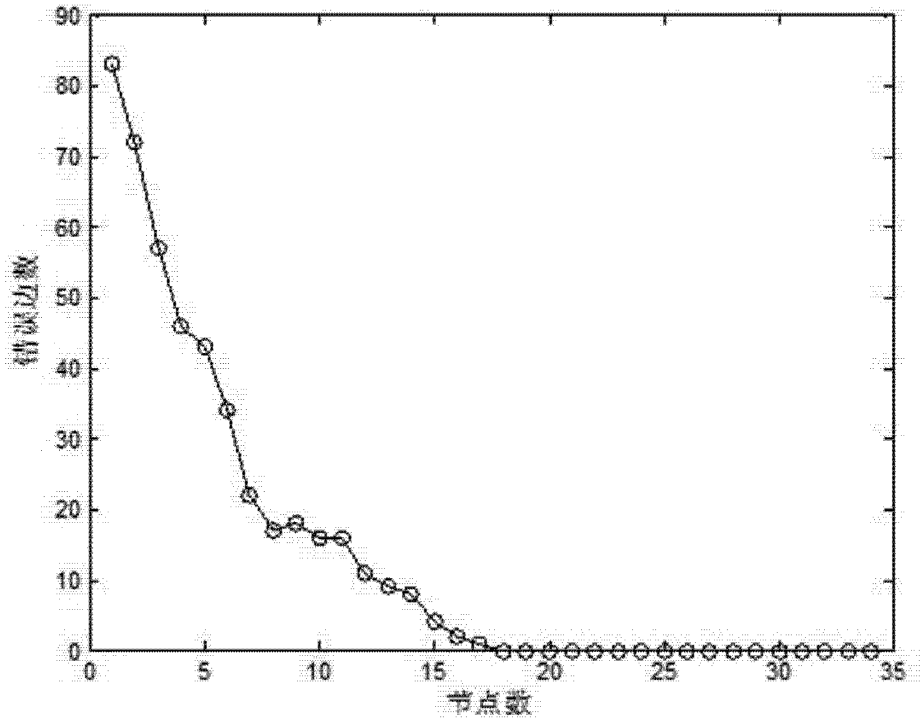

错误边数
节点数
0
10
20
30
40
50
60
70
80
90
0
5
10
15
20
25
30
35

图 4