

拟态物理学优化的认知无线网络频谱分配*

柴争义¹⁾³⁾ 王秉²⁾ 李亚伦^{1)†}

1)(天津工业大学计算机科学与软件学院, 天津 300384)

2)(河南交通职业技术学院航海海事系, 郑州 450005)

3)(北京邮电大学, 泛网无线通信教育部重点实验室, 北京 100876)

(2014年5月22日收到; 2014年7月7日收到修改稿)

针对认知无线网络中基于图着色模型的频谱分配问题, 基于其非确定性多项式特性, 以最大化网络收益总和为目标, 提出了一种基于拟态物理学优化的求解算法. 在拟态物理学优化算法中, 将频谱分配问题的解映射为一个具有质量的微粒, 通过建立微粒的质量与其适应值之间的关系, 并利用万有引力定律定义微粒间的虚拟作用力的大小, 使整个群体向更好的方向运动, 实现群体寻优. 给出了频谱分配问题的具体求解过程, 并根据分配问题的二进制编码特点, 改进了微粒的位置更新方程. 仿真实验表明: 本文算法能更好地实现网络收益最大化.

关键词: 拟态物理学优化, 认知无线网络, 频谱分配, 网络收益

PACS: 88.80.ht, 64.60.aq, 87.55.kd

DOI: 10.7498/aps.63.228802

1 引言

无线频谱是不可再生的稀缺资源. 目前, 基于无线的通信业务快速增长和广泛应用, 导致频谱资源供需矛盾日益突出. 在认知无线网络中, 认知用户(次用户)可以有机会接入授权用户(主用户)的频谱空穴, 进而提高无线频谱资源的利用率^[1]. 频谱分配是认知无线网络研究中的永恒热点, 主要关注在感知到空闲频谱后, 如何在满足一定的分配目标下, 高效分配可用频谱资源^[2].

频谱分配有不同的分类方式^[3,4]. 按照频谱接入方式, 可分为完全受限频谱分配和部分受限频谱分配; 按网络结构, 可分为集中式频谱分配和分布式频谱分配; 按合作方式, 可分为合作式频谱分配和非合作式频谱分配^[2,3]. 实际使用中, 几种分配机制经常需要联合起来考虑, 针对特定的应用场景提出具体的解决方法. 现有的频谱分配方法主

要有: 频谱交易与拍卖、博弈论、图着色理论等. 文献^[3, 4]对频谱分配问题进行了详细综述. 本文关注基于合作的集中式完全受限频谱分配, 主要基于图着色模型实现.

基于图着色的频谱分配研究方面, 以文献^[5]最具代表性, 其给出了频谱分配的图着色模型和算法, 对分配的收益和公平性进行了较详细的探讨, 并证明频谱分配是一个非确定性多项式(NP)难问题. 因此, 智能优化方法是求解此问题的有效算法. 此后, 遗传算法^[6]、粒子群算法^[6]、免疫克隆^[2]、人工蜂群^[7]等智能优化及其改进算法被用来求解频谱分配问题, 取得了较好的求解效果.

拟态物理学优化是一种新的智能优化算法, 模拟了牛顿第二力学定律, 具有参数较少、收敛速度较快的优点^[8], 近来被用于求解工程应用问题^[9,10]. 基于此, 本文采用拟态物理学优化认知无线电频谱分配问题, 并通过对比实验证明了方法的

* 北京邮电大学泛网无线通信教育部重点实验室基金(批准号: KFKT-2013101)、国家自然科学基金(批准号: U1204618, 61202099)、江苏省博士后科研资助(批准号: 1202006C)、中国博士后面上基金(批准号: 2013M541586)、河南省教育厅自然科学研究重点项目(批准号: 13A520192, 14A520024)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: super_chai@126.com

有效性.

2 频谱分配模型

基于图着色理论的认知无线网络频谱分配用以下矩阵表示^[2-4]: 空闲矩阵 L 、收益矩阵 B 、干扰矩阵 C 、无干扰分配矩阵 A . 假设认知用户数为 N , 可用频谱数为 M , 各个矩阵分别说明如下.

1) 空闲矩阵 L

空闲矩阵是认知用户可使用的频谱矩阵, 是一个二值矩阵, 表示为 $L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$. $l_{n,m} = 1$ 表示频谱 m ($1 \leq m \leq M$) 可供认知用户 n ($1 \leq n \leq N$) 使用, 反之, 则不能使用.

2) 收益矩阵 B

收益矩阵 B 表示不同的认知用户使用同一空闲频谱可能获得的不同收益, 如吞吐量、频谱利用率等. $B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$ 表示认知用户 n ($1 \leq n \leq N$) 使用空闲频谱 m ($1 \leq m \leq M$) 后获得的收益. 显然, 当 $l_{n,m} = 0$ 时, 必有 $b_{n,m} = 0$.

3) 干扰矩阵 C

不同的认知用户使用同一空闲频谱可能会产生干扰, 用 $C = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times N \times M}$ 表示. C 是一个二值矩阵, 其中, $c_{n,k,m} = 1$ 表示认知用户 n 和 k ($1 \leq n, k \leq N$) 使用频谱 m ($1 \leq m \leq M$) 会产生干扰, 反之, 则表示不会产生干扰. 矩阵 C 由矩阵 L 决定. 当 $n = k$ 时, $c_{n,n,m} = 1 - l_{n,m}$, 并且满足 $c_{n,k,m} \leq l_{n,m} \times l_{k,m}$, 即当频谱 m 同时对认知用户 n 和 k 可用时, 才可能产生干扰.

4) 无干扰分配矩阵 A

$A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$, 其中 $a_{n,m} = 1$ 表示将空闲频谱 m 分配给认知用户 n . 分配矩阵 A 必须满足干扰矩阵 C 定义的约束条件: $a_{n,m} \times a_{k,m} = 0$, if $c_{n,k,m} = 1, \forall n, k < N, m < M$, 给定频谱分配矩阵 A , 认知用户 n 获得的网络收益为 $r_n = \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m}$.

本文中, 频谱分配的目标为最大化网络收益总和, 即

$$\max U_{\text{sum}} = \sum_{n=1}^N r_n = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m}, \quad (1)$$

本频谱分配问题即为: 在已知空闲频谱矩阵 L 、收益矩阵 B 、干扰矩阵 C 的情况下, 寻求使网络收益最大的分配矩阵 A .

3 拟态物理学优化算法

拟态物理学优化是一种新的随机搜索智能优化算法, 模拟了牛顿第二力学定律 $F = ma$ (F 是合力, m 是质量, a 是加速度), 即物体间存在虚拟力作用以及物体运动遵循牛顿力学定律^[8,11].

在拟态物理学优化中, 解被抽象为空间中运动的微粒, 每个微粒都有质量 m 、速度 v 和位置属性 x ^[8]. 微粒在空间中的运动用离散时间片 Δt 内的位移量 Δx 近似描述, 显然, $\Delta x = v\Delta t$, 速度变化量 $\Delta v = (F/m)\Delta t$, 其中, F 为微粒受其他微粒和环境作用力的合力. 因此, 微粒在时刻 t 的位置 $x(t) = x(t-1) + v(t)\Delta t$, 速度为 $v(t) = v(t-1) + (F/m)\Delta t$. 用 F_{max} 限定每个微粒所受合力的最大值, 进而限制微粒的加速度, 用 v_{max} 限定每个微粒运动速度的最大值.

实际求解中, 拟态物理学优化算法将所要优化问题的每个解看作一个具有质量的微粒, 通过建立微粒的质量与其适应值之间的反比例关系, 并利用万有引力定律定义微粒间的虚拟作用力的大小, 通过较好微粒对较差微粒的吸引以及较差微粒对较好微粒的排斥, 使整个群体向更好的方向运动, 从而实现群体寻优.

拟态物理学优化算法包括 3 个步骤: 初始化种群、计算每个微粒所受合力、按合力的大小和方向运动. 下面结合频谱分配问题进行具体介绍.

4 基于拟态物理学优化的频谱分配具体实现

使用拟态物理学优化方法求解频谱分配问题, 一个微粒代表一种可能的频谱分配方案, 算法优化过程结束后, 最优微粒的位置代表了最优的频谱分配结果. 类似于其他智能算法, 必须解决将频谱分配问题映射为具体微粒的方法, 即编码方式, 同时, 要有衡量微粒好坏的适应度评价方法以及微粒运动后违反约束条件的修正方法.

4.1 关键技术

1) 编码方式

由于要求分配矩阵 A , 最直观的是采用 $N \times M$ 的矩阵编码. 但由于频谱分配矩阵 A 受到可用矩阵 L 的影响, 很多元素为 0, 因此, 本文仅对矩阵中元素不为 0 的位进行二进制编码, 每个微粒的长度

为 $l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$, 即 l 为矩阵 L 中元素值非 0 的个数. 由于只有频谱空闲时才可能有分配矩阵, 因此, 每个微粒代表了一种可能的频谱分配方案.

2) 微粒修正

在微粒的进化过程中, 可能会出现不满足干扰矩阵 C 的解. 因此, 必须进行如下的微粒修正操作: 对任意频谱 m , 如果 $c_{n,k,m} = 1$, 则检查矩阵 A 中第 m 列的第 n 行和第 k 行是否均为 1. 若是, 则随机将一个变为 0, 另一个保持不变. 此时得到的矩阵 A 则为可行解.

3) 适应度函数

由于本文要求网络收益最大的分配矩阵, 因此, 直接将 (1) 式作为适应度评价函数.

4.2 算法流程

针对频谱分配问题, 本算法主要流程如下.

步骤 1 种群初始化

按照微粒的编码方式 (4.1 部分), 根据空闲矩阵 L , 计算出编码长度 l . 设进化代数 g 为 0, 随机初始化规模大小为 s 的种群 $X(g) = \{x_1(g), x_2(g), \dots, x_s(g)\}$, 对每个长度为 l 的微粒 $x_i(g) (1 \leq i \leq s)$, 表示为 $x_i(g) = [x_{i1}(g), x_{i2}(g), \dots, x_{il}(g)]$, 随机初始化每一位 $x_{ij}(g) (1 < i < s, 1 < j < l)$ 为 0 或 1. 设微粒的初始速度 $v_i(g) = 0$, 最优微粒的质量设为 K ; 设置万有引力常数 G , 最大进化代数为 g_{max} .

步骤 2 微粒修正及适应度值计算

对产生的种群中的每个微粒执行修正微粒操作 (4.1 节), 得到满足约束条件的种群. 根据适应度函数 (4.1 节), 计算微粒适应值 $f(x_i(g))$, 并选出适应值最大的最优微粒 $x_{best}(g)$.

步骤 3 终止条件判断

如果算法达到最大进化次数 g_{max} , 算法终止, 将最优微粒 $x_{best}(g)$ 进行编码映射为频谱分配矩阵 A 的形式, 即得到了最佳的频谱分配; 否则, 转步骤 4.

步骤 4 计算微粒所受合力

1) 根据 (2) 式计算每个微粒 $x_i(g)$ 的质量:

$$m_i = \begin{cases} K & \text{if } i = \text{best} \\ \exp\left(\frac{f(x_{best}) - f(x_i)}{\max f(x_i) - f(x_{best})}\right) & \end{cases}, \quad (2)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$, if $i \neq \text{best}$.

这里, 选用指数函数将最好微粒以外的所有微粒的质量限定在 (0, 1) 之间; m_i 表示微粒 i 的质量,

微粒适应度值越大, 其质量就越大; 最好微粒的质量设为 K , K 为大于 1 的正常数.

2) 根据 (3) 式计算微粒所受其他微粒的作用力 设 $F_{i,j}$ 为微粒 j 对微粒 i 的作用力,

$$F_{i,j} = \begin{cases} Gm_i m_j (x_i - x_j) & f(x_j) < f(x_i) \\ Gm_i m_j (x_j - x_i) & f(x_j) \geq f(x_i) \end{cases}, \quad (3)$$

其中, $\forall i \neq j \wedge i \neq \text{best}$.

这里采用线性作用力规则, 与微粒间距离成线性增长关系, 克服了负指数作用力和单峰作用力全局搜索能力弱的不足, 并且涉及的参数相对较少 (仅有引力常数 G)^[10], 从而增强了算法的鲁棒性. 其中, 若微粒 j 的适应值优于微粒 i , 则 $F_{i,j}$ 表现为引力; 反之, 则 $F_{i,j}$ 表现为斥力. 可以看出, 最优微粒不受其他微粒的作用力.

3) 根据 (4) 式计算微粒所受合力

$$F_i = \sum_{j=1}^S F_{i,j}, \quad \forall i \neq j \wedge i \neq \text{best}. \quad (4)$$

步骤 5 计算微粒运动

$$v_i(g+1) = \theta v_i(g) + \lambda F_i / m_i,$$

其中, θ 为惯性权重 ($0 < \theta < 1$), 这里设定 $\theta = 1 - (g/g_{max})$, 使得惯性权重随着进化代数的增加而减小, 增加收敛; λ 是一个服从 (0, 1) 正态分布的随机变量, 这样, 微粒将以不为零的概率访问可行域中的每个点, 使得算法的多样性大大提高^[11,12].

标准拟态物理学优化算法是采用实值编码的, 本文频谱分配是二进制编码, 所以, 更改粒子的位置更新方程为

$$x_i(g+1) = \begin{cases} 1 & r < \text{sig}(v_i(g+1)) \\ 0 & r \geq \text{sig}(v_i(g+1)) \end{cases},$$

$$\text{sig}(v_i(g)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_i(g))},$$

其中, r 是任意产生的一个 [0, 1] 的随机数.

步骤 6 进化代数 $g = g + 1$, 转步骤 2.

5 仿真实验

实验仿真环境为: 假设在一个固定区域中, 随机分配着主用户和认知用户, 在一个分配周期, 网络拓扑结构由文献 [4] 提供的伪代码随机产生并保持不变: 空闲矩阵 L 为随机生成的 $N \times M$ 的 0,1 二元矩阵, 并保证每一列最少有一个元素为 1 (即至少有一个频谱可用); 收益矩阵 B 为 $N \times M$ 的矩阵,

收益的参考值为网络吞吐量; 干扰矩阵 C 为随机生成的 0, 1 二元对称矩阵, 而且必须同时满足相应的约束条件 (详见第 2 部分). 认知用户 N 取值范围 1—20, 可用频谱 M 取值范围 1—30. 拟态物理学优化算法中, 根据经验和实验结果, 万有引力 $G = 1$, 最大质量 $K = 2$, 最大进化代数 $g_{\max} = 200$, 种群规模 $s = 20$.

算法在 Windows XP、MATLAB7.0 编程环境下实现. 实验结果采用最大化网络收益总和 U_{sum} 来衡量, 并与经典 CSGC (color sensitive graph coloring) 算法^[4] 及 PSO-SA (particle swarm optimization-spectrum allocation)^[5] 做了比较 (文献^[5] 中表明, PSO-SA 比遗传算法具有更好的求解效果). 实验中, 将算法运行 50 次, 取平均结果.

表 1 和表 2 是不同迭代次数下得到的网络收益总和, 分别为 $M = N = 5$ 和 $M = N = 20$.

表 1 网络收益总和 ($M = N = 5$)

进化次数	算法	U_{sum}
50	本文算法	408.4
	PSO-SA	381.8
100	本文算法	449.0
	PSO-SA	442.1
200	本文算法	449.0
	PSO-SA	442.4
	CSGC	421.3

表 2 网络收益总和 ($M = N = 20$)

进化次数	算法	U_{sum}
50	本文算法	2087.6
	PSO-SA	2007.4
100	本文算法	2104.8
	PSO-SA	2016.4
200	本文算法	2104.9
	PSO-SA	2132.6
	CSGC	1996.8

从表 1 和表 2 中可以看出, 本算法在网络收益总和上优于 CSGC 算法和 PSO-SA 算法, 证明了本算法的优越性. 同时, 也可以看出, 随着迭代次数的增加, 本文算法收敛速度快于粒子群算法 (本文算法在 100 代左右开始收敛). 原因在于: 拟态物理学优化算法中, 微粒运动受所有其他微粒的作用力 (包括引力和斥力) 的合力驱动, 所以, 微粒获得周

围其他微粒的信息更全面, 其种群多样性优于粒子群算法, 可以有效避免陷入局部最优. 实验结果也说明了本算法有较快的收敛速度和寻优能力.

同时, 通过实验验证了在认知用户数固定的情况下, 随着可用频谱 M 的增加, 相关算法的性能变化, 这里 $N = 5$. 结果如图 1 所示.

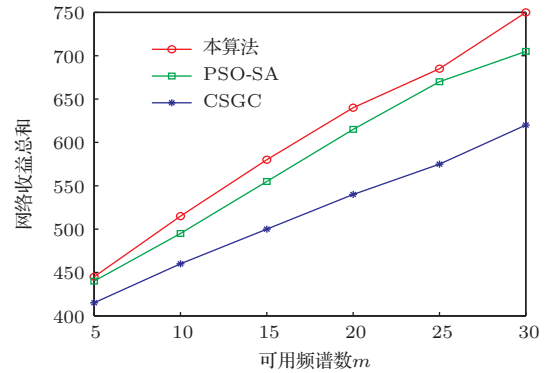


图 1 可用频谱对网络收益总和的影响

从图 1 中可以看出, 随着可用频谱数 m 的增加, 网络收益总和一直在增加, 这是因为有更多的频谱被分配给了认知用户. 而本文算法网络收益总和和优于已有算法, 进一步表明了算法的有效性.

同时, 通过实验验证了在可用频谱固定的情况下, 认知用户数变化对网络收益总和的影响, 结果如图 2 所示. 这里, $m = 20$. 实验结果表明: 随着认知用户数的增加, 网络收益总和降低, 这是因为更多的认知用户分配到了频谱资源. 本文算法的网络收益总和高于相关的算法, 说明本算法设计的各种策略 (如微粒的运动方式) 是有效的.

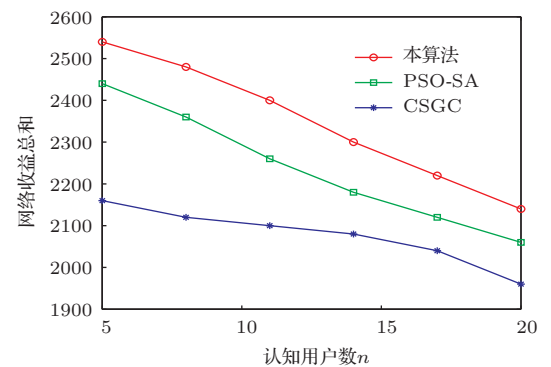


图 2 认知用户数量对网络收益总和的影响

此外, 经常采用与理想最优分配方案的比较来分析算法的性能. 表 3 给出了相关算法的网络总收益与理想最优值的比较. 理想最优值通过穷举法搜索得到^[2,13-17]. 由于频谱分配问题的 NP 特点, 为

保证穷举搜索的计算复杂度, 设置 $N = M = 5$. 相对误差采用如下方法计算: 若某种算法的网络总收益最优值为 T , 理想最优值为 T_{opt} , 则相对误差为 $1 - T/T_{\text{opt}}$.

表3 相关算法与最优值的比较

进化次数	算法	U_{sum}
50	本文算法	0.08
	PSO-SA	0.37
100	本文算法	0.06
	PSO-SA	0.12
200	本文算法	0
	PSO-SA	0.09
	CSGC	0.82

从表3可以看出, 本文算法与最优值的相对误差较小, 在迭代100次后, 已经与最优解十分接近, 迭代到200代后, 基本上可以找到最优解, 说明本文算法具有较强的寻优能力.

6 结 论

频谱分配是认知无线网络的关键问题之一. 本文采用拟态物理学优化算法进行求解, 给出了具体的求解过程, 设计了适合频谱分配的微粒运动方式. 实验结果表明, 算法可以得到较高的网络总收益. 下一步将继续对拟态物理学的更新策略进行设计, 进一步优化结果.

参考文献

- [1] Akyildiz, Li W Y, Vuran 2006 *Com. Net.* **9** 2127
- [2] Chai Z Y, Liu F 2010 *J. Commu.* **11** 92 (in Chinese) [柴争义, 刘芳 2010 通信学报 **11** 92]
- [3] Wang Q H, Ye B L, Tian Y 2012 *Acta Elect. Sin.* **40** 147 (in Chinese) [王钦辉, 叶保留, 田宇 2012 电子学报 **40** 147]
- [4] Elias Z, Alexandros G 2013 *IEEE Commun. Surv. & Tuto.* **15** 1108
- [5] Peng C Y, Zheng H T, Zhao B Y 2009 *Mob. Net. Appl.* **11** 555
- [6] Zhao Z J, Peng Z, Zheng S L 2009 *IEEE Trans. Wire. Commun.* **8** 4421
- [7] Gao H Y, Li C W 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 128802 (in Chinese) [高洪元, 李晨婉 2014 物理学报 **63** 128802]
- [8] Xie L P, Zeng J C 2011 *J. Comput. Res. Develop.* **48** 848 (in Chinese) [谢丽萍, 曾建潮 2011 计算机研究与发展 **48** 848]
- [9] Li H, Zhang X G, Li L J 2013 *Infom. Tech. J.* **12** 917
- [10] Zhan X, Xiang T Y, Zeng S 2013 *Elect. Pow. Auto. Equi.* **33** 2 (in Chinese) [詹昕, 向铁元, 曾爽 2013 电力自动化设备 **33** 2]
- [11] Wang Y, Zeng J C 2010 *Control and Decision* **25** 1040 (in Chinese) [王艳, 曾建潮 2010 控制与决策 **25** 1040]
- [12] Zhang X J, Lu Y, Tian F 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 078401 (in Chinese) [张学军, 鲁友, 田峰 2014 物理学报 **63** 078401]
- [13] Zu Y X, Zhou J 2012 *Chin. Phys. B* **21** 019501
- [14] Zheng S L, Yang X N 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 078405 (in Chinese) [郑任链, 杨小牛 2013 物理学报 **62** 078405]
- [15] Chai Z Y, Zheng L P, Zhu S F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 118801 (in Chinese) [柴争义, 郑丽萍, 朱思峰 2012 物理学报 **61** 118801]
- [16] Shang R N, Li H O, Cao G, Yu G D 2014 *Chin. Phys. Lett.* **31** 050302
- [17] Wang J Z, Ye J S, Huang Q L 2014 *Chin. Phys. B* **23** 044211

Spectrum allocation of cognitive radio network based on artificial physics optimization*

Chai Zheng-Yi¹⁾³⁾ Wang Bing²⁾ Li Ya-Lun^{1)†}

1) (School of Computer Science and Software Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300384, China)

2) (Department of Maritime, Henan Vocational and Technical College of Communications, Zhengzhou 450005, China)

3) (Key Laboratory of Universal Wireless Communications, Ministry of Education, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

(Received 22 May 2014; revised manuscript received 7 July 2014)

Abstract

To study the spectrum allocation problem based on graph coloring model in cognitive radio network, an algorithm to maximize total network revenue is proposed, which is based on artificial physics optimization because of its NP-based features. In artificial physics optimization algorithm, the solution of spectrum allocation problem is mapped into a particle with mass. It establishes the relation between particle mass and its fitness value, and defines the virtual force between the particles by the law of gravity so that the entire group can move to the better direction and achieve population optimization. The detailed spectrum allocation process is given and the particle position updating equation is improved because of its binary coding features. Simulation results show that the proposed algorithm can better maximize network revenue.

Keywords: artificial physics optimization, cognitive radio network, spectrum allocation, network revenue

PACS: 88.80.ht, 64.60.aq, 87.55.kd

DOI: [10.7498/aps.63.228802](https://doi.org/10.7498/aps.63.228802)

* Project supported by the State Key Laboratory of Universal Wireless Communications (Beijing University of Posts and Telecommunications), Ministry of Education, China (Grant No. KFKT-2013101), the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. U1204618, 61202099), the Jiangsu Postdoctoral Sustentation Fund (Grant No. 1202006C), the China Postdoctoral Fund (Grant No. 2013M541586), and the Research Foundation of Education Bureau of Henan Province, China (Grant Nos. 13A520192, 14A520024).

† Corresponding author. E-mail: super_chai@126.com