

# 基于网络流的嵌入式互联网中流量控制与优化

田 鹤<sup>1</sup>, 赵 海<sup>2†</sup>, 邵士亮<sup>2,3</sup>

(1. 辽宁科技学院 曙光大数据学院, 辽宁 本溪 117004; 2. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004;  
3. 中国科学院 沈阳自动化研究所 机器人国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110004)

**摘要:** 针对嵌入式互联网中实时应用的受限问题, 本文提出优化网络资源, 平衡网络流量的解决问题思路. 基于此, 采用图论中的最大流最小割定理, 在最小物理网络拓扑结构中构建流量控制模型, 并提出一种动态离散粒子群优化算法(DDPSO). DDPSO通过优化模型中的最大流函数继而优化控制网络流量. 仿真实验证明: 本文提出的DDPSO算法在定义域内具有较好的收敛性; 当采用分级优化策略优化控制网络流量时, 本文提出的优化策略可以有效优化网络流量, 充分利用网络资源, 以保证实时应用要求.

**关键词:** 嵌入式互联网; 最大流最小割定理; 动态离散粒子群优化算法(DDPSO); 流量控制

**引用格式:** 田鹤, 赵海, 邵士亮. 基于网络流的嵌入式互联网中流量控制与优化. 控制理论与应用, 2019, 36(6): 965 – 974

DOI: 10.7641/CTA.2018.80010

## Flow control and optimization in embedded Internet based on network flow

TIAN He<sup>1</sup>, ZHAO Hai<sup>2†</sup>, SHAO Shi-liang<sup>2,3</sup>

(1. School of Sugon Big Data, Liaoning Institute of Science and Technology, Benxi Liaoning 117004, China;  
2. School of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)  
3. Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences, State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Liaoning 110004, China

**Abstract:** To address the limitation issues when deploying real-time applications in embedded Internet, this paper proposes to solve this problem by optimizing network resources and balancing network flow. Based on which, this paper adopts the maximum-flow minimum-cut approach of graph theory to build flow control model in physical network topology and an algorithm named dynamic discrete particle swarm optimization algorithm (DDPSO) which is able to control the network flow by optimizing the maximum flow function. The simulational results prove the convergence of the DDPSO and demonstrate that the proposed optimizing scheme is able to optimize the network flow, make full use of the network resource, and guarantee the real-time application when the ranking optimizing strategy is conducted to control the network flow.

**Key words:** embedded Internet; maximum-flow minimum cut theorem; dynamic discrete particle swarm optimization (DDPSO); flow control

**Citation:** TIAN He, ZHAO Hai, SHAO Shiliang. Flow control and optimization in embedded Internet based on network flow. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(6): 965 – 974

## 1 引言

嵌入式互联网(embedded Internet, EI)是将嵌入式系统在互联网中创建组合, 提供更广泛的信息资源共享服务, 是嵌入式技术与互联网技术相结合的产物<sup>[1]</sup>. 互联网的功能被嵌入到设备中, 可看作是被嵌入到设备中的互联网, 所连入的设备即为嵌入式互联网设备(embedded Internet devices, EID)<sup>[2]</sup>. 随着越来越多的

EID接入到互联网, 互联网已经从连接计算机网络发展为物互联网络<sup>[3-4]</sup>, 在嵌入式微处理器、传感器、执行体、对应的网络接口与对象之间形成无缝接入, 成为一个复杂的、非线性的巨系统. EI的应用更易于EID的智能化管理, 文献[5]分析了嵌入式系统的体系结构, 运用路径的分析方法, 建立一种信息物理系统(cyber-physical systems, CPS)能耗分析模型, 用来分

收稿日期: 2018-01-04; 录用日期: 2018-07-11.

†通信作者. E-mail: zhaohai@ise.neu.edu.cn; Tel.: +86 24-83681942.

本文责任编辑: 陈积明.

国家自然科学基金项目(61101121), 国家“863”计划项目(2013AA102505), 辽宁省科学技术计划基金项目(2015401039)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61101121), the National “863” Plan (2013AA102505) and the Liaoning Science and Technology Project (2015401039).

析嵌入式系统能耗设计的缺陷;文献[6]针对物联网环境中嵌入式设备的安全性问题,提出一种利用区块链技术的固件更新方案来检查固件的版本和验证固件的正确性,减轻了嵌入式设备的固件在已知漏洞中的攻击;文献[7]设计并实现了一种增强的嵌入式文件系统,将其嵌入到UPS系统中用来保存芯片上的数据和索引信息,使移动用户可以很容易地监控UPS在不同地点的长途.由此来看,EID的接入可提高互联网的可控性及可扩展性,使网络能够提供更为广泛的资源共享、信息通信和状态控制服务功能.

现如今,物联网的发展虽然促进了嵌入式系统中设备的研发,但由于大多数嵌入式系统需要跟踪外界动态的连续物理过程或离散事件,并在一定的时间约束内做出计算响应以便达到预期的控制效果,加之互联网的不确定性因素的影响,使得EID在互联网中的实时行为在某种程度上受到限制.然而,不论是互联网,还是EI,由于网络中节点的地理分布不均以及节点之间数据传输时间和路由选择的动态变化,导致网络流量分布时常处于不均衡状态<sup>[8]</sup>,表现为流量分布密集的网络区域可能发生网络拥塞,流量分布稀少的网络区域处于资源浪费的空闲状态.网络流量的传输包含了时间资源与空间资源的相互利用和转化,流量分布是时空融合的载体,所以,合理的流量分布可提高EID与互联网交互的实时性,是解决EID接入互联网实时性的有效方案.

网络流理论<sup>[9]</sup>不仅能够解决复杂系统的分阶段决策问题,还可求解系统运行的最优问题.文献[10]提出一种网络流模型,利用网络割处理方法分析复杂系统中流量变化规律,实现复杂系统安全的最优配置,但缺少更多复杂的函数关系的表达;文献[11]在不确定理论框架下给出不确定网络中最大流的不确定性分布和期望值,研究了不确定环境下网络的最大流问题;文献[12]以网络节点的流和流动为视角,获取流相互作用网络,分析了互联网中网络流之间的相互作用,发现互联网的“超流”现象;文献[13]提出一种具有不确定随机弧容量的期望值约束最大流和机会约束最大流模型,证明了不确定随机最大流模型与确定性最大流模型之间存在等价关系.基于以上研究背景,本文综合考虑网络的不确定性和网络流分布的动态随机性,基于图论中最大流最小割定理,建立流量控制模型.将EI抽象为有向网络拓扑图,采用分级策略将EI拓扑结构分为最小的物理网络、由最小物理网络构成的分形网络和由分形网络迭代形成的混沌网络的3个等级网络;然后,改进粒子群优化算法,提出一种动态离散粒子群优化算法(dynamic discrete particle swarm optimization, DDPSO),同时对其收敛域进行分析;最后,在流量控制模型中对DDPSO算法进行实验仿真,通过对比分析算法的性能验证了该算法的有效性.本文构建的模型在一定基础信息规模的网络中

可控制EI的流量分布,从而,解决EID与互联网交互的实时性问题.

## 2 流量控制原理

EI流量分布不均衡直接影响EID与互联网的实时性交互.只对EID做精简的设计而不对网络数据流进行管理和控制,无法约束用户的应用行为,最终将导致网络拥塞,甚至瘫痪.因此,构建精确的网络流量模型势在必行.

从网络宏观拓扑结构及其统计时间分析来看,EI流量分布与互联网都具有自相似长相关性<sup>[14]</sup>,排队分析比较困难.而另一方面,网络流常常会受到一些约束,每条弧上的流介于该弧上最大容量和最小流量之间.在实际网络通信过程中,由于网络中每条链路的通信能力都是有限的,当数据包的传输超过链路通信极限时,将会发生丢包的情况.为了保证EID的可靠性以及网络的可用性,EI中一定存在最小割,且不能超过这个最小割.故可利用最大流最小割定理对EI构建流量控制模型.

根据图论<sup>[15]</sup>,给定一个有向图 $N = (V, E)$ ,在节点集 $V$ 中,指定节点 $v_s$ 为源点, $v_t$ 为汇点,其余节点为中间节点.弧 $(v_i, v_j)$ 的流量记为 $f(v_i, v_j)$ (简记 $f_{ij}$ ),那么,网络流就是在弧集合 $E$ 上定义的一个函数 $f = \{f(v_i, v_j)\}$ .若弧集合 $E$ 中每条弧 $(v_i, v_j)$ 都对应一个正整数 $c(v_i, v_j) \geq 0$ ,记 $c_{ij}$ 为弧的容量,即最大通过能力,则赋权有向图 $N = (V, E, c, v_s, v_t)$ 为一个网络.显然,每条弧的流量不能超过该弧的容量( $0 \leq f_{ij} \leq c_{ij}, (v_i, v_j) \in E$ ).于是,给出如下定义:

**定义1** 可行流与最大流<sup>[16]</sup>:若中间节点的流入量与流出量相等,则源点 $v_s$ 的净流出量 $v_s(f)$ 与汇点 $v_t$ 的净流入量 $-v_t(f)$ 相等的流 $f$ 称为网络 $N$ 的可行流,并将源点 $v_s$ 的净流量称为流 $f$ 的流值 $v(f)$ .网络 $N$ 中流值最大的流 $f^*$ 称为最大流.

**定义2** 可增广路径:指可修改流的路径.通过修改路径上的流可使整个网络的流值增大.设 $f$ 是一个可行流, $p$ 是从源点 $v_s$ 到汇点 $v_t$ 的一条路径,若 $p$ 上的所有前向弧 $(v_i \rightarrow v_j)$ 都是非饱和弧( $0 \leq f_{ij} < c_{ij}$ ),并且 $p$ 上的所有后向弧 $(v_i \leftarrow v_j)$ 都是非零弧( $0 < f_{ij} \leq c_{ij}$ ),则 $p$ 为关于可行流 $f$ 的一条可增广路径.

**定理1** 最大流定理:当且仅当不存在关于 $f^*$ 的增广路径时, $f^*$ 为最大流.

**定义3** 割:如果 $A$ 是节点集 $V$ 的一个子集, $\bar{A} = V - A, v_s \in A, v_t \in \bar{A}$ ,则称边集 $(A, \bar{A})$ 为网络 $N$ 的一个割.

**定义4** 割的容量:指割 $(A, \bar{A})$ 中所有弧的容量之和,记为 $c(A, \bar{A})$ .网络 $N$ 中容量最小的割 $(A^*, \bar{A}^*)$

称为网络  $N$  的最小割。

**定理 2** 最大流最小割定理<sup>[17]</sup>: 在一个网络  $N$  中, 从源点  $v_s$  到汇点  $v_t$  的最大流的容量等于分离  $v_s, v_t$  的最小割的容量。

建模过程描述如下:

给定一个节点数为  $n$  的 EI 拓扑是连接 EID 源点  $v_s$  和汇点  $v_t$  的网络, 弧  $(v_i, v_j)$  表示从节点  $v_i$  到节点  $v_j$  的通信链路,  $c_{ij}$  表示通信链路的最大通过能力。当数据流经过网络从源点  $v_s$  至汇点  $v_t$  时, 依据最大流最小割定理, 若要使数据包从  $v_s$  到  $v_t$  传输过程中网络数据流最大, 且最大流的容量等于分离  $v_s$  和  $v_t$  的最小割的容量, 那么, 满足的数据传输策略如图 1 所示。

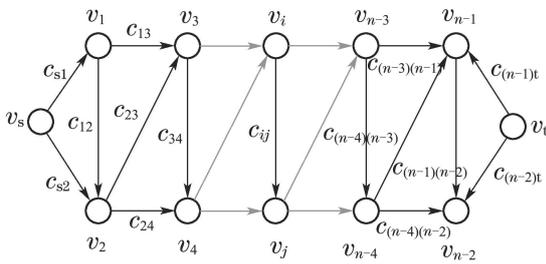


图 1 最大流最小割模型

Fig. 1 Maximum-flow minimum cut model

图 1 中只标识了一种方向, 而实际网络中, 数据的传输方向是随机的, EI 采用全双工通信, 所以弧  $(v_i, v_j)$  中还可能存在从节点  $v_j$  到节点  $v_i$  方向的链路, 这时, 相应的通信链路的最大通过能力用  $c_{ji}$  表示。

### 3 流量控制优化过程

#### 3.1 总体分析与策略

EI 是一类特殊的互联网, 是 EID 与互联网实时交互的产物。它将互联网的个体行为从人延伸到设备, 故 EI 描述了互联网最基本的物理单元层面的结构和行为。从另一角度来说, EI 是互联网的实时子集, 具有与互联网相似的拓扑结构特征, 如: 无尺度<sup>[18]</sup>、自复制<sup>[19]</sup>以及分形<sup>[20]</sup>等特征。由于 EID 的实时要求, 使得 EI 是一个确定的网络, 但随着应用行为的变化, 其整体性能表现出不可预见性, 不确定因素潜移默化地存在和影响着网络的生存状态, 当规模扩大到一定程度时, EI 拓扑的分形迭代将呈现混沌特征<sup>[21]</sup>。由此来看, EI 的生存发展是一个复杂的时空演化过程。EI 拓扑可复制性的演化特征使其必定存在能够复制的最小拓扑结构单元, 同时也是最小的分形网络拓扑结构。为简化运算, 可将 EI 演化机理运用到最小的物理网络拓扑结构中, 进而拓展到分形网络和混沌网络。因此, 采取分级策略对 EI 优化是一种有效的捷径, 其基本思想是: 将 EI 拓扑结构分为 3 个等级网络, 即最小的物理网络、由最小物理网络构成的分形网络和由分形网络迭代形成的混沌网络。同一级中相应类型的网络有很多, 下一级的网络均为上一级网络的组成单元。

#### 3.2 目标函数

由于 EI 采用全双工通信, 且传输单向控制信息, 故理论上 EI 是一个有向图, 可假设最小物理网络拓扑结构也是一个有向图。以最大流为优化目标, 设第  $m$  个最小物理网络拓扑单元中节点总数为  $k_m (k_m = 1, 2, \dots, N)$ ,  $N$  为网段微化的最大节点数,  $m = 1, 2, \dots, M$ ,  $M$  为分形网络中最小物理网络单元数目。设 EI 拓扑的最小物理网络拓扑结构的赋权图的容量矩阵为  $C_{n \times n}$ ,  $n$  为节点数,  $c_{ij}$  为任意节点  $i$  到节点  $j$  的最大流量, 两个节点间的实际流量记作  $f_{ij}$ 。给定最小物理网络拓扑结构中任意节点  $s$  和节点  $v, s, v = 1, 2, \dots, n$ , 则从节点  $s$  到节点  $v$  的最大流量的线性规划模型为

$$\text{决策变量: } x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{节点 } i \text{ 与节点 } j \text{ 连通,} \\ 0, & \text{节点 } i \text{ 与节点 } j \text{ 不连通.} \end{cases}$$

目标函数: 寻求 EI 拓扑结构的最小物理网络拓扑单元中一条节点  $s$  到节点  $v$  的最大流量的通路, 即  $\max Z = \text{flow}$ 。

1) 节点  $s$  流出的便是流量, 表示为

$$\text{flow} = \sum_{j=1, j \neq s}^n x_{sj}. \quad (1)$$

2) 节点  $v$  流入的也是流量, 表示为

$$\text{flow} = \sum_{i=1, i \neq v, i \neq s}^n x_{iv}. \quad (2)$$

3) 所有中间节点的约束条件: 流量的流入与流出相等, 即

$$\sum_{k=1}^n f_{ki} = \sum_{j=1}^n f_{ij}, \quad i = 2, 3, \dots, n-1. \quad (3)$$

4) 每个节点上的流量不超过容量

$$f_{ij} \leq c_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n. \quad (4)$$

5) 于是, 总的线性规划概念模型为

$$\max Z = \text{flow}, \quad (5)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{flow} = \sum_{j=1, j \neq s}^n x_{sj}, \\ \text{flow} = \sum_{i=1, i \neq v, i \neq s}^n x_{iv}, \\ \sum_{k=1}^n f_{ki} = \sum_{j=1}^n f_{ij}, \quad i = 2, 3, \dots, n-1, \\ f_{ij} \leq c_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n, \\ x_{ij} = 0 \text{ 或 } 1. \end{cases}$$

当  $M$  个最小物理网络拓扑结构复制成第  $q$  个分形网络后, 对  $M$  个最小物理网络单元的最大流优化目标函数为

$$\max Z_q(s, v) = \max_{m=1, 2, \dots, M} \{ \max Z_m(s, v) \}, \quad (6)$$

其中  $q = 1, 2, \dots, Q$ ,  $Q$  为混沌网络中分形网络数目. 对  $Q$  个分形网络的最大流优化目标函数为

$$\max Z(s, v) = \max_{q=1,2,\dots,Q} \{ \max Z_q(s, v) \}. \quad (7)$$

综合式(5)–(7)得出, 采用分级策略的EI拓扑的最大流优化目标函数为

$$\max Z(s, v) = \max_{q=1,2,\dots,Q} \{ \max_{m=1,2,\dots,M} \{ \text{flow}_m(s, v) \} \}, \quad (8)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{flow}_m(s, v) = \sum_{j=1, j \neq s}^{k_m} x_{sj}, \\ \text{flow}_m(s, v) = \sum_{i=1, i \neq v, i \neq s}^{k_m} x_{iv}, \\ \sum_{k=1}^{k_m} f_{ki} = \sum_{j=1}^{k_m} f_{ij}, \quad i = 2, 3, \dots, k_m - 1, \\ f_{ij} \leq c_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, k_m, \\ x_{ij} = 0 \text{ 或 } 1. \end{cases}$$

### 3.3 优化算法

群体智能<sup>[22]</sup>是指一组相互间可直接或间接通信的群体, 在没有集中控制和全局模型的前提下, 能够合作求解复杂的分布式问题. 可见, 利用群集智能算法可解决网络中不同节点的流量分布问题. 粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)<sup>[23]</sup>是基于群体智能理论的优化算法, 通常引入到静态环境下的离散事件或动态环境下的连续事件来解决优化问题, 然而现实世界更多发生的是动态变化的离散事件. EI 中离散节点通过寻求最大流路由来发送数据包, 由于发送数据的节点和流量经常处于动态变化之中, 本文综合考虑标准粒子群优化算法在动态环境下的离散事件的路由寻优方式, 提出一种动态离散粒子群优化算法(DDPSO).

#### 3.3.1 动态环境检测策略

EI 中每个离散节点可看作是离散变量(粒子), 动态环境下的离散粒子是不断变化的, 优化结果也会随之改变. 动态环境的变化通常是由某一环境变化因素引起的, 使优化目标发生巨大改变. 常规检测环境的方法对环境变化的检测精确度略显不足<sup>[24]</sup>. 本文定义环境绝对值来判断动态环境是否发生改变.

**定义 5** 环境绝对值: 指任意粒子  $x_i$  的前后代适应值  $\Delta f(x_i)$ 、维数  $\Delta s$  和位置变化的绝对值  $\Delta x_i$ .

用数字表示离散粒子  $x_i$  的每一维. 那么, 当  $\Delta f(x_i) \neq 0$  时, 每一维的数字一定变化, 说明环境发生变化. 而当  $\Delta f(x_i) = 0$  时, 同时需要参照  $\Delta s$  的值来判断, 若  $\Delta s \neq 0$ , 即维数发生变化, 则环境一定变化; 若  $\Delta s = 0$ , 这时还需结合粒子  $x_i$  的位置变化情况, 一种情况是  $\Delta x_i \neq 0$ , 说明是不同的离散粒子, 环境一定改变; 另一种情况是  $\Delta x_i = 0$ , 说明是相同的粒子, 环境

不变. 反过来说, 如果环境发生变化, 那么  $\Delta f(x_i)$ ,  $\Delta s$  和  $\Delta x_i$  这三个值一定至少有一个是不等的. 由此得到, 动态环境的检测策略为:

**定理 3** 动态环境变化的充要条件是满足:

- 1)  $\Delta f(x_i) \neq 0$ , 2)  $\Delta s \neq 0$  和 3)  $\Delta x_i \neq 0$  中的任何一个.

在环境变化的情况下, 利用环境敏感度  $\eta$  和环境变化因子跟踪粒子的最优全局值并做出响应.

**定义 6** 环境敏感度  $\eta$ : 指粒子对环境变化的敏感程度, 由环境敏感函数来决定. 若环境的变化次数(环境变量)为  $s$ , 粒子群规模为  $m$ , 则第  $t$  代环境敏感函数  $\eta(s^t)$  表示为

$$\eta(s^t) = \frac{1}{m} \times \sum_{i=1}^m \sqrt{\sum_{k=1}^{s^t} (P_{ik}^t - \frac{1}{s^t} \sum_{k=1}^{s^t} P_{ik}^t)^2}, \quad (9)$$

其中:  $P_{ik}$  为第  $i$  个粒子的第  $k$  次变化的个体极值. 由式(9)得出, 如果  $\eta(s^t) > \eta(s^{t-1})$ , 说明粒子群对环境是敏感的, 反之, 如果  $\eta(s^t) \leq \eta(s^{t-1})$ , 说明粒子群对环境并不敏感. 在敏感的状态下, 需要重设粒子, 并令  $\eta = 1$ . 而在不敏感的状态下, 环境的变化对粒子本身没有影响, 它们仍然可以利用已有信息寻到最优解, 此时也不需要重设粒子, 并令  $\eta = 0$ .

#### 3.3.2 算法描述

针对离散变量的计算, 文献[25]提出了一种混合离散粒子群优化算法 (hybrid discrete particle swarm optimization, HDPSO), 该算法虽然对各符号算子重新给出了离散定义, 但不足的是算法中符号算子并不完全, 故 HDPSO 算法只适用于小规模旅行商问题 (traveling problem, TSP) 优化问题. 本文补充了离散粒子群优化算法 (discrete particle swarm optimization, DPSO) 的符号算子, 在动态离散粒子群优化算法 (DDPSO) 中新增变异算子 “ $\oplus$ ”, 用来表示对离散粒子集的融合操作. 同时, 重新定义原有离散粒子群优化算法中符号算子的功能, 即加号算子 “+”、减号算子 “-” 和乘号算子 “ $\times$ ” 分别表示对离散粒子集进行并集、交集和选取的操作. 于是, 定义 DDPSO 算法的粒子运动方程为

$$v_{ij}^{t+1} = c_1 \times v_{ij}^t \oplus [c_2 \times (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_3 \times (p_{gj}^t - x_{ij}^t)], \quad (10)$$

$$x_{ij}^{t+1} = (1 + \eta w) \times x_{ij}^t \oplus v_{ij}^{t+1}, \quad (11)$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, m$  为粒子数;  $j = 1, 2, \dots, s$  表示维数;  $t$  为迭代次数;  $\eta$  为环境敏感度;  $c_1, c_2$  和  $c_3$  是学习因子, 且  $c_1, c_2, c_3 \in (0, 1)$ ;  $w$  表示环境变化因子, 且  $w \in (-1, 0) \cup (0, 1)$ , 当  $w \in (-1, 0)$  的随机数时,  $w \times x_{ij}^t$  表示环境变化后, 通过删除变异将粒子更新成

一组合法的可行解的新集合; 当  $w \in (0, 1)$  的随机数时,  $w \times x_{ij}^t$  表示环境变化后, 通过添加变异将粒子更新成一组合法的可行解的新集合. 变异方法的选择视不同的优化目标而定.

由此来看, 式(10)右边有3项组成, 分别表示3个部分: 第1项可作为“历史”部分, 用来说明过去对现在的影响; 第2项可看作“认知”部分, 反映粒子对自身历史经验的记忆或回忆, 代表粒子有向自身历史最佳位置逼近的趋势; 第3项可视为“社会”部分, 表示相邻粒子间的比较和模仿, 是粒子间合作与信息共享的过程, 代表粒子有向群体或领域历史最佳位置逼近的趋势. 于是, 进一步描述DDPSO算法的寻优过程: 当环境变化时, 粒子从更新成的新集合中学习并取优; 当环境不变时, 粒子依概率只从自身和邻居粒子的并集中学习并取优. 最后, 将所有信息融合成一组新的可行集合.

### 3.3.3 算法实现

依据EI的分级优化策略, 按照不同状态分别将不同等级的网络进行最大流量优化. 将每一等级网络的流量视为粒子, 为了减少计算复杂度, 采用逐渐扩大的方式以利于递归循环的计算. 根据流量控制模型的目标函数, 将不同状态下的不同等级网络的最大流量分别进行优化. 设定3个状态变量, 分别为  $state = 1$ ,  $state = 2$  和  $state = 3$ . 按照DDPSO算法, 首先, 在  $state = 1$  下随机产生一个规模为  $k_m$  的初始粒子群, 将第1级网络的最大流优化, 最终得到一个全局极值  $Z_1$ ; 接着, 将  $Z_1$  作为个体极值, 在  $state = 2$  下产生一个规模为  $M$  的初始粒子群, 将第2级网络的最大流优化, 最终得到一个全局极值  $Z_2$ ; 最后, 将  $Z_2$  作为个体极值, 在  $state = 3$  下产生一个规模为  $Q$  的初始粒子群, 将第3级网络的最大流优化, 最终得到EI拓扑全局极值  $Z_3$ . 运用DDPSO算法对每级网络优化的过程是一样的, 如图2所示.

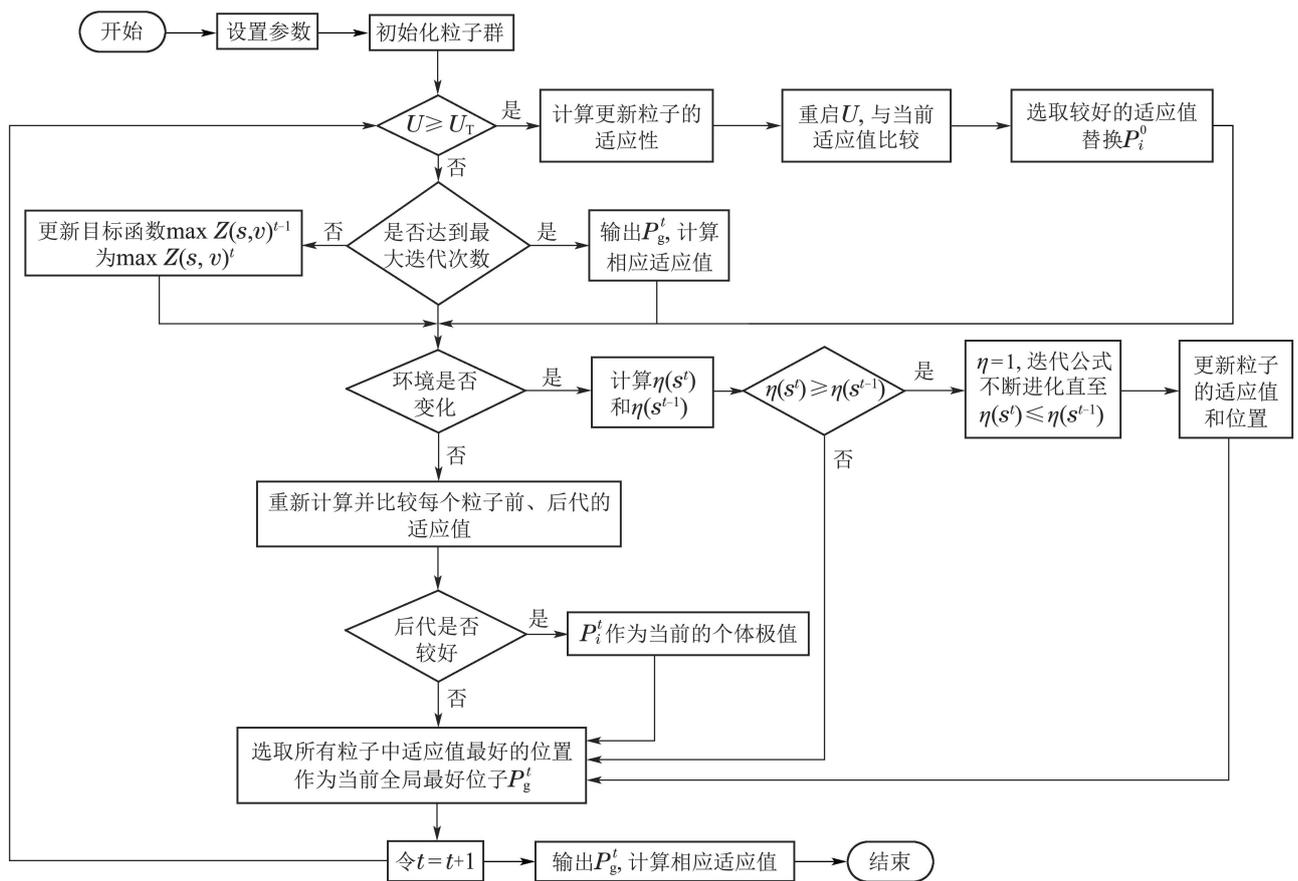


图 2 算法实现流程图

Fig. 2 The flow chart of algorithm implementation

具体描述如下:

**步骤 1** 设置参数. 如: 粒子群规模  $m$ 、迭代次数  $t$ 、异步更新周期  $U_T$  以及学习因子  $c_1$ ,  $c_2$  和  $c_3$  等;

**步骤 2** 初始化粒子群. 启动更新计时器  $U$ , 令

$t = 1$ , 计算初始粒子的适应值, 选取粒子初始全局极值和个体极值, 分别记为  $p_g^0$  和  $p_i^0$ .

**步骤 3** 当  $U \geq U_T$  时, 计算更新粒子的适应值. 之后重新启动更新计时器  $U$ , 并与当前适应值进行比

较, 选取较好的适应值替换  $p_g^0$ , 否则执行步骤4;

**步骤4** 若达到最大迭代次数, 则输出  $p_g^t$ , 并计算相应适应值. 否则更新目标函数  $\max Z(s, v)^{t-1}$  为  $\max Z(s, v)^t$ ;

**步骤5** 判断环境是否发生变化. 如果环境发生了变化, 计算  $\eta(s^t)$  和  $\eta(s^{t-1})$ , 同时比较它们的大小. 当  $\eta(s^t) > \eta(s^{t-1})$  时,  $\eta = 1$ , 用 DDPSO 算法的迭代公式不断进化直至  $\eta(s^t) \leq \eta(s^{t-1})$ , 同时更新粒子的适应值和位置. 当环境不变时, 重新计算并比较每个粒子前后代的适应值, 若后代较好, 则作为当前的个体极值  $p_g^t$ ;

**步骤6** 选取所有粒子中适应值最好的位置作为当前全局最好位置  $p_g^t$ , 同时令  $t = t + 1$ , 执行步骤3;

**步骤7** 输出  $p_g^t$ , 计算相应的适应值.

### 3.3.4 收敛性分析

在粒子系统进化的过程中,  $p_i$  和  $p_g$  是经常更新的. 由 DDPSO 算法的速度式(10)和位置式(11)得出, 每一维的更新是相互独立的. 故可省略下标  $j$ , 对 DDPSO 算法收敛性的分析过程可以简化至一维进行. 设离散粒子群中只改变第  $i$  个粒子, 其他粒子仍为原有的状态, 这时省略下标  $i$ . 将式(10)和式(11)变形为关于  $t$  的二阶差分方程

$$x(t) + \rho_1 x(t-1) + \rho_2 x(t-2) = \rho_3, \quad (12)$$

其中:  $\rho_1 = c_2 + c_3 - \eta w - c_1 - 1$ ,  $\rho_2 = c_1$ ,  $\rho_3 = c_2 p_0 + c_3 p_g$ . 设  $p_0$  为粒子自身的极值. 由 DDPSO 算法知式(12)描述了一个离散时间系统, 显然有  $x(-1) = x(-2) = \dots = x(-N) = 0$ , 求其零状态响应. 由式(12)的系统特征方程得特征根为

$$\begin{cases} a_1 = \frac{-\rho_1 + \sqrt{\rho_1^2 - 4\rho_2}}{2}, \\ a_2 = \frac{-\rho_1 - \sqrt{\rho_1^2 - 4\rho_2}}{2}. \end{cases} \quad (13)$$

1) 若  $a_1 \neq a_2$ , 设齐次解为  $C_1 a_1^t + C_2 a_2^t$ , 特解为  $D$ . 由于  $x(0) = \rho_3$ ,  $x(1) = \rho_3(1 - \rho_1)$ , 得出系统的零状态响应为

$$x(t) = C_1 a_1^t + C_2 a_2^t + D, \quad (14)$$

其中

$$\begin{aligned} D &= \frac{\rho_3}{1 + \rho_1 + \rho_2}, \\ C_1 &= -\frac{\rho_3(1 - \rho_1 - a_2) + D(a_2 - 1)}{a_2 - a_1}, \\ C_2 &= \frac{\rho_3(1 - \rho_1 - a_1) + D(a_1 - 1)}{a_2 - a_1}. \end{aligned}$$

2) 当  $|a_1| < 1$ ,  $|a_2| < 1$  时, 有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |x(t) - D| = \lim_{t \rightarrow \infty} |C_1 a_1^t + C_2 a_2^t| = \xi, \quad (15)$$

其中  $\xi > 0$ . 那么, 对于  $\forall \varepsilon > \xi > 0$ ,  $\exists N$ , 当  $t > N$  时,  $\lim_{t \rightarrow \infty} |x(t) - D| < \varepsilon$ ,  $x(t)$  收敛,  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = D$ , 收敛条件为  $-1 - \rho_2 < \rho_1 < 1 + \rho_2$ ,  $\rho_1^2 - 4\rho_2 > 0$ .

3) 当  $|a_1| > 1$ ,  $|a_2| > 1$  或者  $|a_1| = 1$ ,  $|a_2| > 1$  或者  $|a_1| > 1$ ,  $|a_2| = 1$  时,  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = \infty$ ,  $x(t)$  发散.

4) 若  $a_1 = a_2 = -\frac{\rho}{2}$  是特征方程的二重根, 则  $\rho_1^2 = 4\rho_2$ , 系统的零状态响应为

$$x(t) = C_1 a_1^t + C_2 a_2^t + D, \quad (16)$$

其中

$$\begin{aligned} C'_1 &= \frac{\rho_1 \rho_2 - 2\rho_3(1 - \rho_1) - (\rho_1 + 2)D}{\rho_1}, \\ C'_2 &= \rho_2 - D. \end{aligned}$$

故, 当  $|a_1| < 1$  时,  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = D$ , 收敛条件为  $-2 < \rho_1 < 2$ ,  $\rho_1^2 = 4\rho_2$ . 当  $|a_1| \geq 1$  时,  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = \infty$ , 此时  $x(t)$  发散.

由于  $c_1, c_2, c_3 \in (0, 1)$ ,  $w \in (-1, 0) \cup (0, 1)$ , 则  $0 < \rho_2 < 1$ .

综上, DDPSO 算法收敛条件满足

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} x(t) &= \frac{\rho_3}{1 + \rho_1 + \rho_2}, \\ 0 < \rho_2 < 1, \quad -2\sqrt{\rho_2} &\leq \rho_1 \leq 2\sqrt{\rho_2}, \end{aligned} \quad (17)$$

等价于

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} x(t) &= \frac{c_2 p_0 + c_3 p_g}{c_2 + c_3 \pm \eta w}, \\ (1 - \sqrt{c_1})^2 &\leq c_2 + c_3 \pm \eta w \leq (1 + \sqrt{c_1})^2. \end{aligned} \quad (18)$$

收敛域如图3所示.

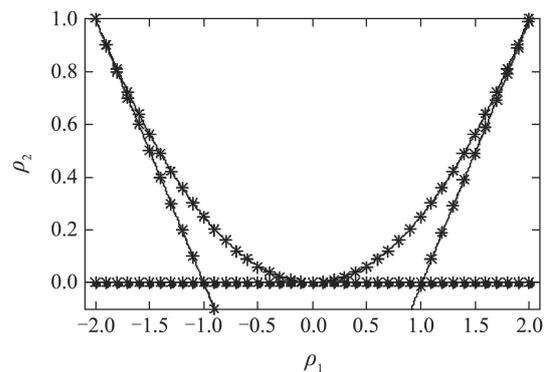


图3 DDPSO算法的收敛域

Fig. 3 The convergence domain of DDPSO algorithm

对于 DDPSO 算法, 在环境不变的情况下, 参照  $c_2$  和  $c_3$  的概率, 粒子最终收敛到的极值是由粒子自身和全局确定的. 反之, 当环境发生变化时, 粒子必须保持自身的多样性以适应变化的环境, 在选择更新粒子的极值时还需参照  $w$  概率, 才能收敛至新极值.

对式(12)的差分方程描述的粒子轨迹进行仿真, 采用离散系统单位响应求解方法, 设  $f(k)$  表示适应值函数,  $k$  为离散采样时间点, 且  $k > 0$ .  $f(k)$  是离散时间信号. 于是得到离散系统的差分方程

$$\sum_{i=0}^N a_i x(k-t) = \sum_{j=0}^M b_j f(k-j). \quad (19)$$

用向量  $\mathbf{A}$  和向量  $\mathbf{B}$  表示该离散系统, 即有  $\mathbf{A} = [a_N \ a_{N-1} \ \dots \ a_0]$ ,  $\mathbf{B} = [b_M \ b_{M-1} \ \dots \ b_0]$ , 其中缺项用 0 表示. 设仿真的初始条件为  $x(0) = 1$ ,  $b = 0$ ,  $t = 50$ . 仿真结果如图 4 和图 5 所示.

图 4(a) 和 (b) 为静态环境的收敛轨迹. 从两个分图中看到, 当环境不发生变化时  $\eta = 0$ , 对于由粒子自身

和全局组成的离散并集, 若粒子从中可选取不同元素的概率越小, 则越易寻取最优解. 图 4(c) 和 (d) 为动态环境下添加变异的收敛轨迹. 当环境变化时  $\eta = 1$ , 若粒子做添加变异  $w > 0$ , 则添加不同元素的概率越小越易寻取最优解. 图 4(e) 和 (f) 为动态环境下删除变异收敛轨迹.  $w$  前的负号仅表示删除含义, 从两个图中看到, 当环境变化时,  $\eta = 1$ , 删除相同元素的概率越小越易寻取最优解. 对比分图(a)(c)和(e)发现, 在同等概率寻优的条件下, 粒子在变化的环境中会产生更多的扰动, 但是仍能保持很好的收敛性, 这是  $w$  的随机性作用的结果. 因此, DDPSO 算法的性能受收敛区间内各参数的不同设置的影响, 可通过设定最佳参数值满足实际算例的不同需求, 体现了算法的灵活性.

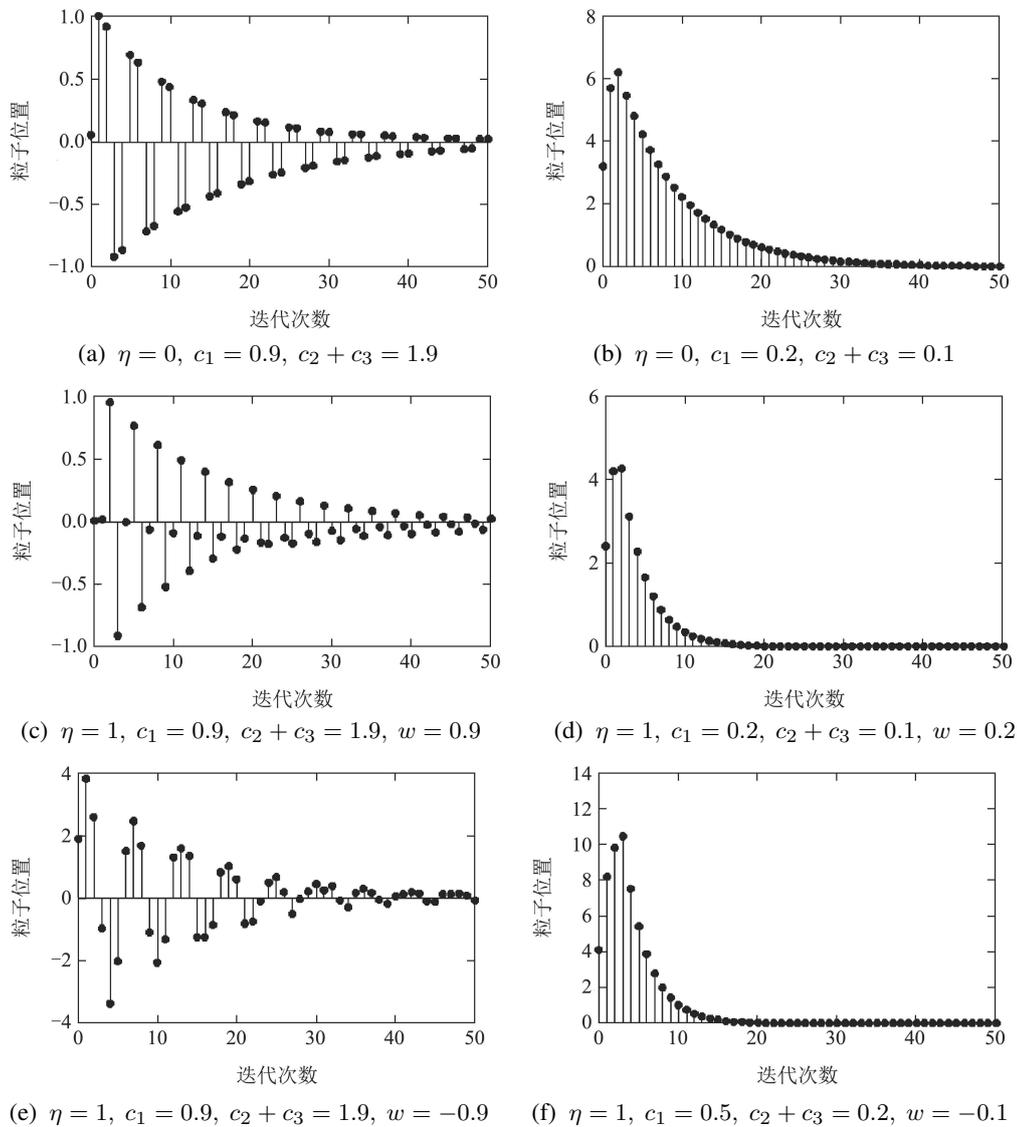


图 4 收敛轨迹

Fig. 4 Convergence trajectory

图 5(a) 和 (b) 为静态环境下的发散轨迹. 在环境不变的情况下, 即  $\eta = 0$ , 统计集合中元素不相同的概率, 如果超过 100%, 那么在目标区域中粒子将一直处于

徘徊不定的状态; 而如果集合中的所有元素完全相同, 那么粒子只停留在已搜索到的极值, 不会再进行搜索. 子图(c)和(d)所示为动态环境下添加变异的发散轨迹.

当环境变化时 $\eta = 1$ ,更新粒子做添加变异,并将结果与历史融合集合取并集,然后统计集合中元素不相同的概率,若结果超过100%,则粒子会在目标区域一直处于振荡的状态,无法收敛;若结果未超过100%,但由于粒子还会通过自身和全局不断地进行学习,也会使概率超过100%,所以粒子依然无法收敛.子图(e)和(f)为删除变异的发散轨迹.当环境变化时 $\eta = 1$ ,更新粒子做删除变异,并将结果与历史融合集合取并集,

然后统计集合中元素不相同的概率,若结果超过100%,则粒子会在目标区域中一直处于振荡状态,无法收敛;若结果未超过100%,但由于粒子还会通过自身和全局不断地进行学习,在某一时刻达到某一程度时,所有元素完全相同,此时粒子停留并保持不变的状态,不过这样的状态不会持续太长时间,随着不同元素的不断增加,且由于缺乏自身和全局经验,导致搜索到的极值不断变化,粒子发散.

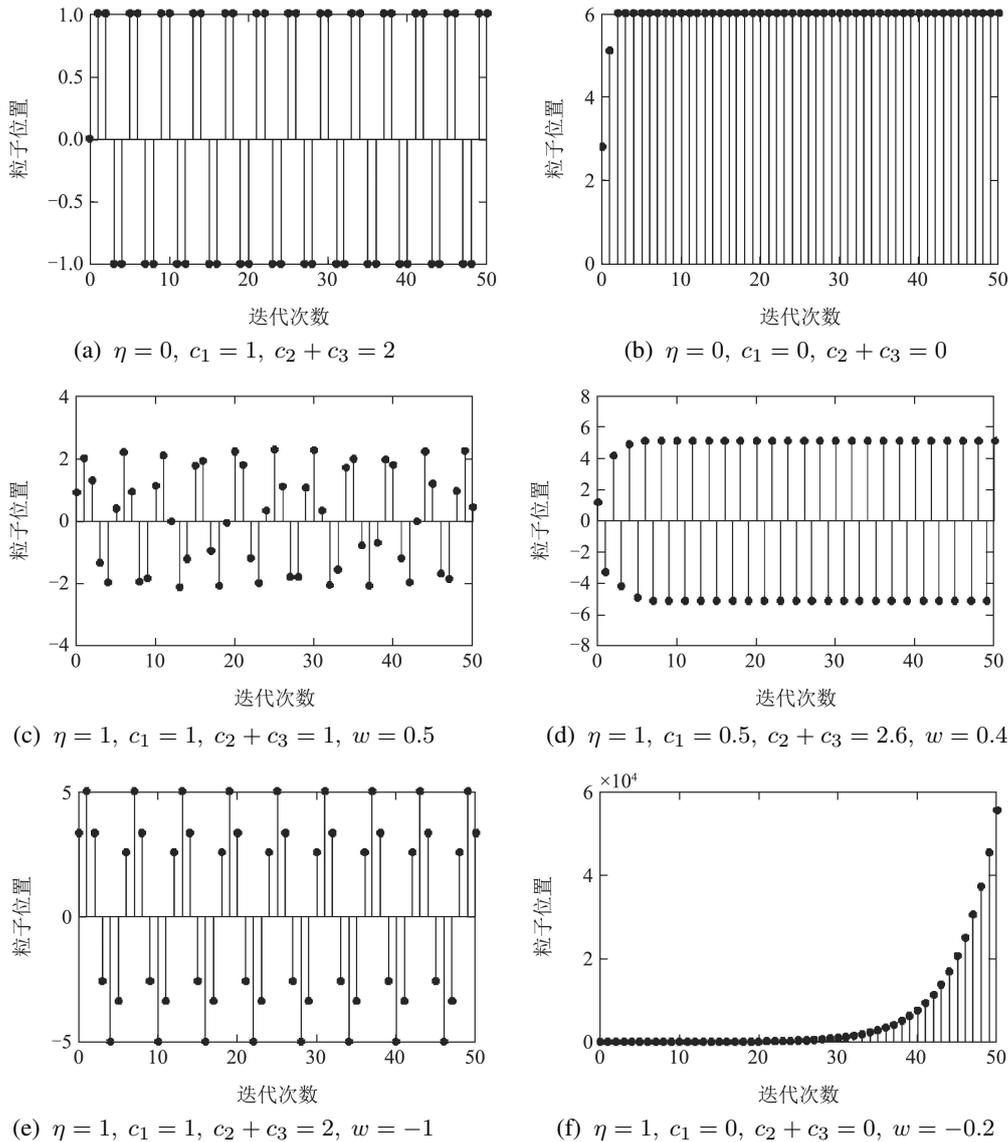


图5 发散轨迹

Fig. 5 Divergent trajectories

基于以上分析,不同的优化目标对DDPSO算法中各参数的设置是不同的.面对实际优化的问题,关键是要对这些参数进行合理配置,使其工作在收敛域内.对于DDPSO算法来说,只要不超过收敛域,就能够达到最佳优化效果.

#### 4 仿真结果

基于以上对流量控制优化模型和DDPSO算法的

分析,将其应用于网络化POS机进行仿真测试,参数设置如表1所示,结果如图6-8所示.

从图6-8中可知,在最大流最小割模型中,不论是静态环境还是动态环境,运用DDPSO算法都能寻找到网络中的最大流最小割路径.当流量不变时,利用DDPSO算法可快速搜索到离散节点的最优解,之后收敛到一定值;当网络流量变化时,流量的新增或减少

会对网络产生扰动, 使离散节点的最大流量发生改变, 直到网络流量不再新增或减少( $\eta = 0$ )才能搜索到新的最大流最小割路径; 而若网络流量的增加或减少带有突发性, 这时 $w$ 过大, 则节点不停地搜索及更新目标, 直到流量保持稳定( $w = 0$ )时才能再次找到最大流最小割路径. 因此, 不论网络流量是否发生变化, DDPSO算法总能够为EID找到一条最大流最小割路径, 保证EI中节点的实时性以及网络的可用性.

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参 数	值
最小物理网络节点数 $k_m$	50
最小物理网络数 $M$	100
分形网络数 $Q$	200
异步更新周期 $U_T$	0.01s
学习因子 $c_1$	0.4
学习因子 $c_2$	0.3
学习因子 $c_3$	0.2
实验次数 $n$	1000
最大迭代次数 $t$	1000

分析算法的时间复杂度, 当粒子群规模为 $m$ , 最大迭代次数为 $t$ , 其时间复杂度为 $O(mt)$ . 将DDPSO算法与DPSO算法和HDPSO算法进行对比, 当 $m = 200$ ,  $t = 10000$ 时, 实验结果如表2所示.

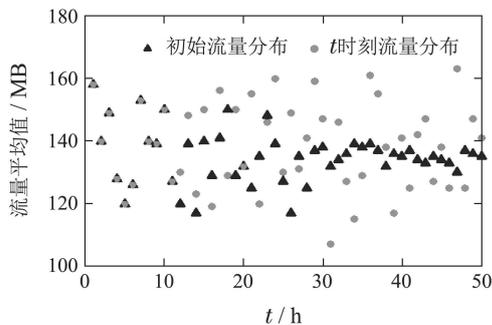


图 6 流量分布

Fig. 6 Flow distribution

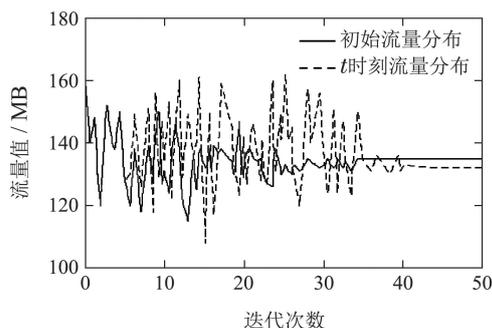
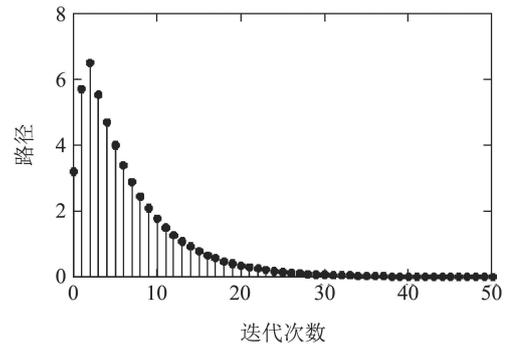
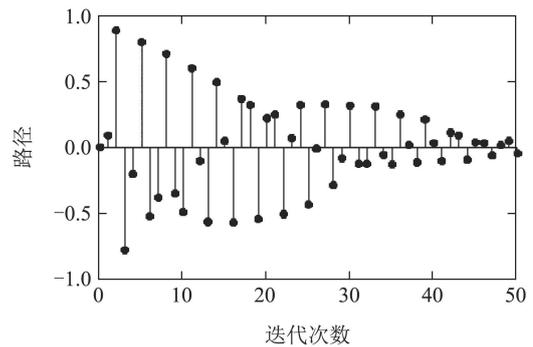


图 7 优化效果

Fig. 7 Optimization effect



(a) 流量分布不变



(b) 流量分布变化

图 8 寻优轨迹

Fig. 8 Optimal trajectory

表 2 3种算法时间复杂度的对比

Table 2 Comparison of the time complexity among the three algorithms

算法	$O(mt)$		
	最小值/s	平均值/s	最大值/s
DPSO	299	442	562
HDPSO	217	364	496
DDPSO	161	323	473

从表2中的统计结果来看, DDPSO算法的平均时间复杂度 $O(\bar{m}t) = 323$  s, 小于DPSO算法和HDPSO算法, 可见, 通过添加变异算子对算法的寻优效率得到有所改善. 但随着网络规模的不断增大, 粒子群规模不断增加, 须划分更多的子群和父群, 使得计算量也逐渐增加. 因此, 对于一定规模的网络, DDPSO算法简单、易行且有效, 对于类似的动态环境的离散优化问题具有一定应用价值. 结合流量控制模型的寻优轨迹来看, 只要在计算机有效计算能力下, 总可以牺牲时间代价来换取所需的求解结果.

## 5 结语

面对EID接入互联网实时性的流量分布的影响, 依据图论理论的最大流最小割定理, 建立流量控制模型. 将EI分为3个等级的网络, 即最小的物理网络、由最小物理网络构成的分形网络和由分形网络迭代形

成的混沌网络. 构建最大流优化目标函数, 并提出DDPSO流量控制优化算法, 采用分级策略实现EI中网络流量的控制与优化. 通过对算法收敛域的分析说明其定义域内具有较好的优化效果. 最后通过实验仿真验证该网络流控制优化机制在一定规模的基础信息中能够解决网络流量分布的不均衡问题, 可为EI与互联网接入的实时性受限问题提供了一种解决方案.

### 参考文献:

- [1] PANG Y J, WANG J, WEI L F. Research of embedded Internet technology for Internet of things. *Applied Mechanics and Materials*, 2011, 55/56/57: 2153 – 2156.
- [2] XU Y, ZHAO H. On an Internet interface in an embedded POS system for Internet of things. *Applied Mechanics and Materials*, 2010, 44/45/46/47: 3333 – 3337.
- [3] GUBBI J, BUYYA R, MARUSIC S, et al. Internet of things (IoT): Avision, architectural elements, and future direction. *Future Generation Computer Systems*, 2013, 29(7): 1645 – 1660.
- [4] CHEN Z G, TIAN L Q, CHUANG L. Trust model of wireless sensor networks and its application in data fusion. *Sensors*, 2017, 17(4): 703.
- [5] QURESHI T N, JAVAID N, KHAN A H, et al. BEENISH: Balanced energy efficient network intergrated super heterogeneous protocol for wireless sensor networks. *Procedia Computer Science*, 2013, 19(3): 920 – 925.
- [6] LEE B, LEE J H. Blockchain-based secure firmware update for embedded devices in an Internet of things environment. *Journal of Supercomputing*, 2017, 73(3): 1 – 16.
- [7] ZHANG D G, DONG D C, PENG H T. Research on development of embedded uninterruptable power supply system for IoT-based mobile service. *Computers and Electrical Engineering*, 2012, 38(6): 1377 – 1387.
- [8] GIACOMO C. On resilient control of dynamical flow networks. *Annual Reviews in Control*, 2017, 43(3): 80 – 90.
- [9] YUSUF S, LUK W, SLOMAN M, et al. Reconfigurable architecture for network flow analysis. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2008, 16(1): 57 – 65.
- [10] HAN Zhong, GAO Jianmin, CHEN Fumin, et al. Network flow based optimal allocation for complex systems' safety. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2011, 17(9): 2085 – 2091. (韩中, 高建民, 陈富民, 等. 基于网络流的复杂系统安全最优配置. 计算机集成制造系统, 2011, 17(9): 2085 – 2091.)
- [11] HAN S, PENG Z, WANG S. The maximum flow problem of uncertain network. *Information Sciences*, 2014, 265(5): 167 – 175.
- [12] WU X Y, GU R T, PAN Z Y, et al. Structural modeling and characteristics analysis of flow interaction networks in the Internet. *Chinese Physics Letters*, 2015, 32(6): 068901.
- [13] SHI G, SHENG Y, DAN A R. The maximum flow problem of uncertain random network. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2017, 8(5): 667 – 675.
- [14] LUO Guilan. *TResearch on macroscopic topology and characteristic of statistical time for embedded InternetX*. Shenyang: Northeastern University, 2009. (罗桂兰. 嵌入式互联网宏观拓扑结构及统计时间特征研究. 沈阳: 东北大学, 2009.)
- [15] TUTTE W T. *Graph Theory*. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.
- [16] ZHANG L. The concept of max-flow and its properties in dynamic networks. *Pattern Recognition & Artificial Intelligence*, 2013, 26(7): 609 – 614.
- [17] GAO Suixiang. *Graph Theory and Network Flow Theory*. Beijing: Higher Education Press, 2009. (高随祥. 图论与网络流理论. 北京: 高等教育出版社, 2009.)
- [18] ZHANG L M, DENG X H, YU J P, et al. Degree and connectivity of the Internet's scale-free topology. *Chinese Physics B*, 2011, 20(4): 558 – 579.
- [19] LIU Xiao, ZHAO Hai, LI Shaofeng, et al. Vital signs of Ipv4/Ipv6 macroscopic Internet topology. *Journal of Computer Research and Development*, 2016, 53(4): 824 – 833. (刘晓, 赵海, 李少锋, 等. 互联网(IPv4/IPv6)宏观拓扑结构生命特征. 计算机研究与发展, 2016, 53(4): 824 – 833.)
- [20] LI Hequn, XU Jiuqiang, WANG Jinfa, et al. Research on fractal property of Internet. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2016, 37(12): 1691 – 1695. (李鹤群, 徐久强, 王进法, 等. Internet分形特征研究. 东北大学学报(自然科学版), 2016, 37(12): 1691 – 1695.)
- [21] MA J H, ZHANG Q. Study on the topology structure and evolvement analysis of nonlinear model under superharmonic resonance. *Applied Mechanics and materials*, 2011, 58/59/60: 73 – 78.
- [22] TIAN D, HU J J, SHENG Z G, et al. Swarm Intelligence algorithm inspired by route choice behavior. *Journal of Bionic Engineering*, 2016, 13(4): 669 – 678.
- [23] CHEN H, LI S, LIU J, et al. PSO algorithm for exact stochastic ML estimation of DOA for incoherent signals. *The 15th International Symposium on Communications and Information Technologies*. Nara, Japan: IEEE, 2015, 189 – 192.
- [24] SIKDER S, BARARI A, KISHAWY H A. Global adaptive slicing of NURBS based sculptured surface for minimum texture error in rapid prototyping. *Rapid Prototyping Journal*, 2015, 21(6): 649 – 661.
- [25] WANG Wenfeng, LIU Guangyuan, WEN Wanhui. A hybrid discrete particle swarm optimization for TSP. *Journal of Southwest University (Natural Science)*, 2007, 29(1): 85 – 88. (王文峰, 刘光远, 温万惠. 求解TSP问题的混合离散粒子群算法. 西南大学学报(自然科学版), 2007, 29(1): 85 – 88.)

### 作者简介:

田鹤 讲师, 硕士, 研究方向为复杂网络、嵌入式系统, E-mail: tianher@sina.cn;

赵海 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为复杂网络、嵌入式系统、普适计算、数据融合、物联网, 传感器网络, E-mail: zhaohai@ise.neu.edu.cn;

邵士亮 助理研究员, 博士研究生, 研究方向为嵌入式系统、传感器网络, E-mail: shaoshiliangswu@163.com.