



SDN 中基于 KMOBPSO 的高可靠性控制器部署算法

徐璟庭¹, 曲桦¹, 赵季红^{1,2}

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049;

2. 西安邮电大学通信与信息工程学院 西安 710061)

摘要: 针对 SDN 中控制器系统的单节点故障问题, 兼顾系统成本和系统时延, 应用 $N+1$ 冗余备份模型来提高 SDN 控制器部署的可靠性, 并将其抽象为多目标优化问题。同时, 提出了一种融合 K -means 聚类算法和遗传算子的多目标二进制粒子群算法——KMOBPSO 算法, 以求解 SDN 控制器高可靠性部署问题的解。仿真结果表明, 所提算法具有求解精度高、分布均匀、沿 Pareto 前沿面覆盖广的特点, 能够显著提高 SDN 中控制器部署的可靠性。

关键词: SDN; 控制器部署; $N+1$ 冗余备份; 多目标优化; KMOBPSO; BPSO

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2015153

KMOBPSO-Based High Reliability Controller Placement Algorithm in SDN

Xu Jingting¹, Qu Hua¹, Zhao Jihong^{1,2}

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710061, China)

Abstract: $N+1$ redundancy backup model was applied to controller placement problem in SDN in order to solve single node failure problem and to improve system reliability with taking system cost and latency into consideration, and the problem was abstracted as a multi-objective optimization problem. Meanwhile, an algorithm called KMOBPSO was proposed to calculate the result of high-reliability controller placement in SDN merged with K -means clustering algorithm and genetic operators. Simulations show that the proposed algorithm who has high accuracy, uniform distribution and wide coverage of Pareto front, can significantly improve the reliability of controller placement in SDN.

Key words: SDN, controller placement, $N+1$ redundancy backup, multi-objective optimization, K -means multi-objective binary particle swarm optimization, binary particle swarm optimization

收稿日期: 2014-10-23; 修回日期: 2015-06-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61371087), 国家高技术研究发展计划 (“863”计划) 基金资助项目 (No.2014AA01A701)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61371087), The National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China (No.2014AA01A701)

论文引用格式: 徐璟庭, 曲桦, 赵季红. SDN 中基于 KMOBPSO 的高可靠性控制器部署算法. 电信科学, 2015153

Xu J T, Qu H, Zhao J H. KMOBPSO-based high reliability controller placement algorithm in SDN. Telecommunications Science, 2015153

1 引言

软件定义网络^[1](software defined networking, SDN)是一种能够有效解决当前网络系统所面临的扩展性和灵活性问题的基于软件的网络架构及技术。其最大的特点是松耦合的控制与数据平面、逻辑上的集中控制和对上层透明的底层网络。

随着 SDN 在实际大型网络中的不断应用,其控制器的部署方案正由中心式^[2]朝着分布式的方向发展,控制器的数量也随之增加,例如 HyperFlow^[3]和 Onix^[4]。因此,控制器部署问题逐渐成为 SDN 相关研究课题中的一个重点。SDN 控制器部署问题主要包括两方面:部署多少控制器;在哪些交换机节点上部署控制器。目前,以时延为代表的性能指标和以控制器个数为代表的成本指标,是研究得最为频繁的两大指标^[5],关系到 SDN 能否高效经济地投入实际应用场景。

此外,随着网络规模的扩大,SDN 的可靠性问题也逐渐受到重视。参考文献[5]引入平均时延和最坏情况时延两个指标,研究在 Internet2^[6]中控制器的部署问题。参考文献[7]从链路的可靠性入手,对 SDN 进行优化。因此,SDN 中针对时延、成本和可靠性的控制器部署具有现实意义。由于控制器的故障率比较低,控制器系统的可靠性主要取决于控制器的单点故障率。 $N+1$ 冗余备份模型作为经典的单点故障解决方案,能较好地解决该问题^[8]。

本文提出了一种采用 $N+1$ 冗余备份模型的控制器部署方法,希望在兼顾系统时延和控制器部署成本的同时,有效解决控制器系统的单节点故障问题,以提高控制器系统的可靠性。本文将使用一种融合 K -means 聚类算法和遗传算子的多目标二进制粒子群算法——KMOBPSO (K -means multi-objective binary particle swarm optimization) 算法进行多目标优化。

2 SDN 中控制器 $N+1$ 冗余备份模型

在没有冗余备份的系统中,单节点故障即可导致整个系统的故障。而通常情况下多节点故障的概率是非常低的,在实际使用环境中,系统对于故障的处理能力主要是指系统对于单节点故障的处理能力。 $N+1$ 冗余备份主要用于解决单节点故障问题,其工作模式为:系统中存在 N 个工作节点和一个备份节点,当系统中的某个工作节点发生故障时,备份节点启动,临时代替故障节点工作,待故障节

点被修复恢复运行后,再重新作为备份节点。

在本文中,SDN 控制器系统的部署主要考虑成本、时延和可靠性。成本由控制器的数量体现,控制器越多,则成本越高;时延性能由交换机到控制器的平均最小时延体现,平均最小时延越小,则时延性能越优;可靠性由系统的故障率体现,故障率越低,则可靠性越高。

控制器通常部署在交换机所在的节点上,但并不是每个交换机节点上都部署控制器。设所有的交换机节点构成集合 $\{S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_{SN}\}$, 其中 $i \in \{1, 2, \dots, SN\}$, S_i 表示第 i 个交换机, SN 表示网络中交换机的总数,且 $SN \geq 2$ 。设第 i 种控制器的部署方案为 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iSN}\}$, 其中 $x_{ij} \in \{0, 1\}$, 0 表示第 i 种部署方案在第 j 个交换机节点上不部署控制器, 1 代表部署控制器。考虑到每个控制器都可能会出现故障,设 $fault_i \in (0, 1)$ 为第 i 个交换机节点上部署控制器时控制器的故障率,其中 $i \in \{1, 2, \dots, SN\}$ 。

3 基于 KMOBPSO 的高可靠性控制器部署算法

3.1 多目标优化模型

本文中所提及的多目标优化问题由 SN 个决策变量、3 个目标函数和 4 个约束条件构成,可以进行如下描述。

总优化目标函数为:

$$\min(F(X_i)) \quad (1)$$

其包含 3 个子优化目标函数,分别为:

$$F(X_i) = [f_1(X_i), f_2(X_i), f_3(X_i)] \quad (2)$$

第一个子目标函数计算控制器数量,用于衡量控制器系统部署的成本,表示为:

$$f_1(X_i) = \sum_{j=1}^{SN} x_{ij} \quad (3)$$

第二个子目标函数计算所有交换机到控制器的平均最小时延,用于衡量控制器系统的时延,表示为:

$$f_2(X_i) = \min_k plc_{ik}, x_{ik} = 1 \quad (4)$$

$$plc_{ik} = \frac{1}{SN} \sum_{i=1, x_{ik}=0}^{SN} (x_{ij} \min_k delay_{j,k}) \quad (5)$$

$$delay_{j,k} = delay_{k,j} = delay(j, k) \quad (6)$$

$$delay(j, k) = \sum_m link_m \quad (7)$$

其中, plc_{ik} 表示第 i 个方案中第 k 个控制器被设置为备份控制器时的系统平均时延, $delay_{j,k}$ 表示从节点 S_j 到节点 S_k 的平均时延, $delay(j, k)$ 表示经链路 $\{link_m\}$ 从节点 S_j 到



节点 S_k 的时延总和, $\{link_m\}$ 根据起始节点的不同, 由最短路径算法求得, $f_2(X_i)$ 表示取部署方案 X_i 时的系统最小平均时延。

第三个子目标函数计算控制器系统的故障率, 用于衡量控制器系统的可靠性, 表示为:

$$f_3(X_i) = 1 - f'_3(X_i) - f''_3(X_i) \quad (8)$$

$$f'_3(X_i) = \prod_{j=1}^{SN} (x_{ij}(1 - fault_{ij})) \quad (9)$$

$$f''_3(X_i) = \sum_{j=1}^{SN} (fault'_{ij} \prod_{k=ik \neq j}^{SN} correct_{ik}) \quad (10)$$

$$fault'_{ij} = x_{ij} fault_{ij} \quad (11)$$

$$correct_{ik} = 1 - fault'_{ik} \quad (12)$$

其中, $fault'_{ij}$ 表示第 i 种部署方案下第 j 个节点上的控制器故障率, 如果该节点上没有部署控制器, 则故障率为 0; $correct_{ik}$ 表示第 i 种部署方案下第 k 个节点上的控制器正常工作概率, 如果该节点上没有部署控制器, 则正常工作概率为 1; $f'_3(X_i)$ 表示所有控制器都正常工作的概率, $f''_3(X_i)$ 表示系统单节点故障的概率。

在本文所提及的场景中, 该多目标优化模型还有如下限制。

每个交换机节点上最多仅能部署一个控制器, 即:

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (13)$$

系统内控制器总量不小于 2 (1 工作, 1 备份), 且不可能超过交换机总数, 即:

$$2 \leq \sum_{i=1}^{SN} x_{ij} \leq SN \quad (14)$$

系统平均时延受物理限制, 非负, 即:

$$f_2(X_i) \geq 0 \quad (15)$$

每个节点上部署的控制器皆有故障率, 即:

$$\forall i, 0 < fault_i < 1 \quad (16)$$

3.2 KMOBPSO 算法

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法, 又称微粒群算法, 于 1995 年由 James Kennedy 和 Russell Eberhart 首次提出^[9]。1997 年又提出了二进制版本的 BPSO 算法^[10]。2002-2004 年, Coello 等提出一种多目标粒子群 (MOPSO) 算法^[11,12], 采用一个归档集保存搜索过程中找到的非支配解, 用自适应网格法从归档集中选择全局引导, 并引入变异算子来加强算法的局部搜索能力。该算法收敛性能好、求解速度快, 但在解的多样性方面表现不佳。2012 年, 仇晨晔提出了 KMOPSO 算法^[13], 采用 K-means 聚类算法作为全局引导策略, 该算法能有效改善解的多样

性。PSO 算法由于具有操作简单、收敛速度快的特点, 受到广泛重视, 已成功应用于图像处理、智能调度、路径规划等诸多领域。

迄今为止, 多目标 PSO 算法的研究主要针对连续值域, 而二进制 PSO 算法的研究则大多针对单目标优化问题, 多目标二进制 PSO 算法的研究很少, 仅有 Mandal^[14]与 Jin^[15]等人研究。为了解决本文中 SDN 控制器的高可靠性部署问题, 本文提出了一种融合 K-means 聚类算法和遗传算子的多目标二进制粒子群算法——KMOBPSO 算法。

KMOBPSO 算法主要包括 3 个方面: 非支配解的归档及剪枝、全局引导策略和多样性的保持。非支配解的归档及剪枝用于保留精英解并控制解的数量; 全局引导策略用于控制种群的进化方向和速度; 多样性的保持用于跳出局部最优解, 防止算法的早熟。

(1) 非支配解的归档及剪枝

归档集大小固定; 确保归档集内的解互为非支配解; 当归档集大小超过阈值时, 采用 K-means 聚类算法, 剔除密度最大处的一个解。

(2) 全局引导策略

采用 K-means 算法对归档集内的解进行聚类操作, 并根据每个聚落内解的数量 num_i , 采用式 (17) 所计算出的概率进行全局引导解 g_{best} 的选取。

$$p_i = \frac{num_i^{-1}}{\sum_{i=1}^K num_i^{-1}} \quad (17)$$

(3) 多样性的保持

采用单点交叉算子和均匀变异算子, 用以保证种群的多样性, 防止算法的早熟。

3.3 算法步骤

算法主要步骤如下。

(1) 初始化算法, 如种群大小 $PopSize$ 、粒子的位置矩阵 X 和速度矩阵 V 、时延矩阵 L 、故障率矩阵 F 、交叉概率、变异概率 pm 、迭代次数 $loop=0$ 、最大迭代次数 $MaxLoop$ 等。

(2) 计算粒子的适应度矩阵 FN 。

(3) 计算种群中的非支配解, 并将其存入归档集 $Archive$ 。

(4) 初始化粒子的个体历史最优解矩阵 $P_{best}=X$ 。

(5) 从归档集 $Archive$ 中获得种群的全局引导解 g_{best} 。

(6) 迭代计数器累加 $loop=loop+1$ 。

(7) 更新种群中粒子的速度 V 和位置 X 。

(8) 更新粒子的适应度矩阵 FN 。

(9)将种群 X 与归档集 $Archive$ 中的粒子进行交叉操作,产生交叉种群 CO ,并将其与现有种群 X 合成中间种群 $TEMP$ 。

(10)计算中间种群 $TEMP$ 中的非支配解,并将其存入归档集 $Archive$ 。

(11)对种群 X 进行变异操作,并重新计算适应度。

(12)更新个体历史最佳矩阵 P_{best} 和种群的全局引导解 g_{best} 。

(13)如果迭代次数 $loop < MaxLoop$,则返回(6);否则,算法结束,输出结果。

算法伪代码如图 1 所示。

```

BEGIN
    loop = 0;
    (X, V) = InitPop(PopSize);
    FN = EvaluateFitness(X, L, F);
    ND = getNonDominatedResult(X, FN);
    Archive = saveToArchive(X, Archive);
    Pbest = X;
    gbest = getGBest(Archive);
    while (loop < MaxLoop do
        loop = loop + 1;
        V = UpdateSpeed(X, V);
        X = UpdatePosition(X, V);
        FN = EvaluateFitness(X, L, F);
        CO = crossover(X, Archive, pc);
        TEMP = CO + X;
        FNT = EvaluateFitness(TEMP, L, F);
        ND = getNonDominatedResult(TEMP, FNT);
        Archive = saveToArchive(ND, Archive);
        X = mutate(X, pm);
        Pbest = updatePBest(Pbest, X);
        gbest = getGBest(Archive);
    end
END

```

图 1 KMOBPSO 算法伪代码

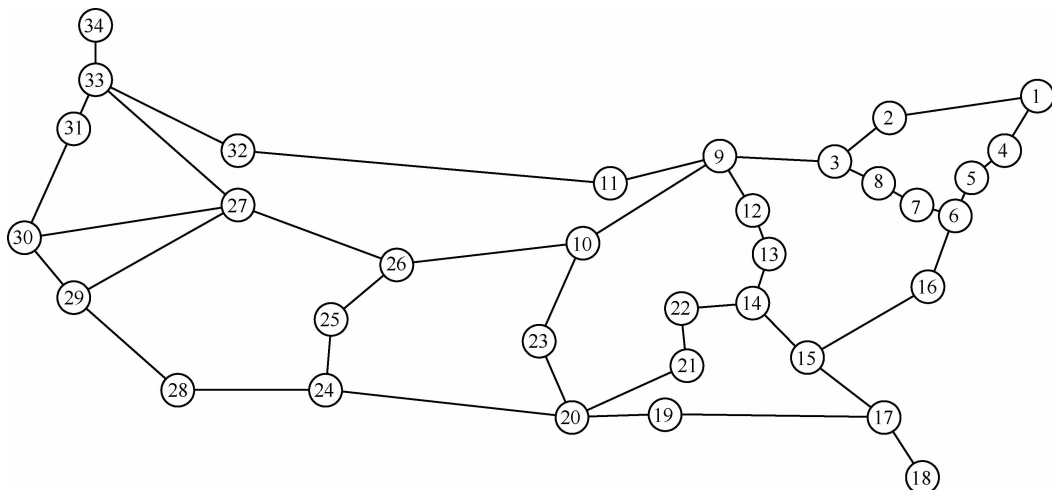


图 2 Internet2 拓扑结构

4 仿真实验

4.1 仿真拓扑

为了提高仿真实验的真实性、可信性,特选用 Internet2 的真实拓扑作为仿真拓扑,其拓扑结构如图 2 所示。该拓扑由 34 个节点构成,粒子的维度为 34 维,网络内共有交换机 $SN=34$ 台,最大控制器个数 $CN_{max}=34$,时延矩阵 L 为 34×34 的矩阵,故障率矩阵为 1×34 的矩阵。

4.2 参考算法及参数选定

为了验证本文中所提出的 KMOBPSO 算法的优劣,特选取非支配排序粒子群(NSPSO)算法^[16]、第二代非支配排序遗传(NSGA-II)算法^[17]、基于拥挤距离的多目标微粒群(MOPSO-CD)算法^[18]和基于 K-means 全局引导策略的多目标微粒群(KMOPSO)算法与其进行比较。

具体实验参数主要参考文献[11,13,16~18]进行选定。考虑到不同算法间的可比性,实验尽量选取相同的参数。

各个算法的参数选定见表 1。

各个算法的相同参数:根据参考文献,种群大小 $PopSize$ 一般选为粒子维数的 2.5~3 倍,本实验中选为 100;最大迭代次数 $MaxLoop$ 选为 100,以确保基本收敛;归档集大小 $PepSize$ 等于种群大小,过大不利于剔除劣解,过小不利于保留足够的非劣解。

各个算法的特殊参数:NSGA-II 算法的变异概率选为 0.05,经验值不超过 0.1,过大的变异概率将导致算法无法收敛。交叉概率取 0.95,鼓励种群内基因交流,加速收敛。



表 1 各算法的实验参数

算法	相同参数	特殊参数
NSGA-II	最大迭代次数 100, 种群大小 100; 归档集大小 100	交叉概率 0.95, 变异概率 0.05
NSPSO		线性递减权重, 最大 0.9, 最小 0.4
MOPSO-CD		无遗传算子
KMOPSO		变异概率 0.3
KMOBPSO		交叉概率 0.9, 变异概率 0.3

4 种 PSO 算法均选取相同的权重 w , 权重 w 最大为 0.9, 最小为 0.4, 随迭代次数 $loop$ 的线性递减, 有利于算法的收敛。因为 PSO 算法具有优良的收敛性, 易收敛于局部, 所以变异概率取 0.3 远大于 NSGA-II, 用以鼓励变异, 突破局部最优。交叉概率取 0.9, 加速算法收敛。

4.3 算法衡量指标

多目标算法在衡量与评估时, 考虑以下几点。

- 收敛性: 求解得到的 Pareto 前沿面是否靠近真实 Pareto 前沿面。其衡量的是解与真实 Pareto 前沿面的距离。
- 多样性: 为了使获得的解更具有实际价值, 要求解尽量分布均匀, 可供决策者挑选, 而不是集中在某一局部。
- 覆盖性: 要求解集尽量覆盖整个真实 Pareto 前沿面。其衡量的是解的覆盖范围大小。

针对上述要点, 有以下衡量指标。

(1) GD (generational distance)

用于衡量求得的解与真实 Pareto 前沿面的距离, 定义为:

$$GD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n d_i^2}}{n} \quad (18)$$

其中, d_i 表示第 i 个解到前沿面的距离, GD 越接近 0 越好。

(2) S (spacing)

用于衡量求得的解在真实 Pareto 前沿面是否分布均匀, 定义为:

$$S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2} \quad (19)$$

其中, d_i 表示第 i 个解到 Pareto 前沿面的距离, $\bar{d}$ 表示所有解到 Pareto 前沿面的平均距离, S 越接近 0 越好。

(3) MS (maximum spread)

用于衡量求得的解对真实 Pareto 前沿面的覆盖程度,

定义为:

$$a_i = \min(f_i^{\max}, F_i^{\max}) \quad (20)$$

$$b_i = \max(f_i^{\min}, F_i^{\min}) \quad (21)$$

$$c_i = F_i^{\max} - F_i^{\min} \quad (22)$$

$$MS = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{a_i - b_i}{c_i}} \quad (23)$$

其中, M 是目标数量, $f_i^{\max}$ 和 $f_i^{\min}$ 表示所求得解在第 i 个目标上的最大值和最小值, $F_i^{\max}$ 和 $F_i^{\min}$ 表示 Pareto 前沿面在第 i 个目标上的最大值和最小值, MS 越接近 1 越好。

(4) D (diversity)

综合衡量多样性的度量, 定义为:

$$D = \frac{\sum_{i=1}^M (f_i^{\max} - f_i^{\min})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2}} \quad (24)$$

由其定义不难看出, D 度量是综合 S 度量和 MS 度量的综合考量多样性的度量, D 越大代表多样性越好。

4.4 真实 Pareto 前沿面的估计

因为本文中所要解决的是二进制的多目标优化问题, 针对连续多目标优化问题的测试集无法应用于 KMOBPSO 算法的验证。又因为真实的 Pareto 前沿面是计算上述 4 种度量的必要条件, 本文中设计了一种方法来近似获得真实 Pareto 前沿面。

实验中从上述 5 种算法计算出的解中筛选出唯一解合并, 并从中计算出非劣解, 即近似 Pareto 前沿面是各个算法计算出的解中最优的那一部分。因为 d_i 是解到真实 Pareto 前沿面的最短距离, 与 Pareto 前沿面上点的分布状况无关, 可以认为近似 Pareto 前沿面是有效的。

4.5 算法对比

本文使用 Mac OS X 10.9 系统下的 MATLAB R2009b 作为仿真实验工具, 计算机配备双核 2.3 GHz 的 CPU、8 GB 的内存。实验结果见表 2~表 4。

由表 2 可以看出, KMOBPSO 算法求出的解均为唯一

表 2 各算法非劣解的数量与唯一解的数量

算法	解的数量	唯一解数量
NSPSO	100	51
NSGA-II		83
MOPSO-CD		100
KMOPSO		97
KMOBPSO		100

表 3 近似 Pareto 前沿面解的构成

算法	数量	比例	总数
NSPSO	2	0.013	148
NSGA-II	52	0.351	
MOPSO-CD	6	0.041	
KMOPSO	6	0.041	
KMOBPSO	82	0.554	

表 4 各算法解与近似 Pareto 前沿面计算后的度量值

算法	<i>GD</i>	<i>S</i>	<i>MS</i>	<i>D</i>
NSPSO	0.014 0	0.013 6	0.85	200
NSGA-II	0.003 5	0.003 3	0.74	782
MOPSO-CD	0.014 0	0.013 6	0.88	222
KMOPSO	0.009 0	0.008 6	0.89	383
KMOBPSO	0.000 8	0.000 8	0.92	4 526

解,不存在重复解,这一点优于除 MOPSO-CD 外的其他参考算法。

表 3 表明,KMOBPSO 算法明显优于除 NSGA-II 外的其他参考算法。这主要是因为这几种参考算法在二进制的条件下,无法有效跳出局部最优解,算法易于早熟。

由表 4 可以看出,KMOBPSO 算法在各个度量方面都明显优于其他的参考算法,具有求解精度高、分布均匀、沿 Pareto 前沿面覆盖广的特点。

4.6 网络可靠性的前后变化

为了证明 $N+1$ 冗余模型确实能提高可靠性,实验中对无备份方案和 $N+1$ 冗余备份方案分别使用 KMOBPSO 算法进行多目标优化,实验结果如图 3 和图 4 所示。

由图 3 和图 4 可知,使用 $N+1$ 冗余备份方案后,系统平均时延小幅增加,系统故障率大大减小。由此可见, $N+1$ 冗余备份方案是有效并且切实可行的。

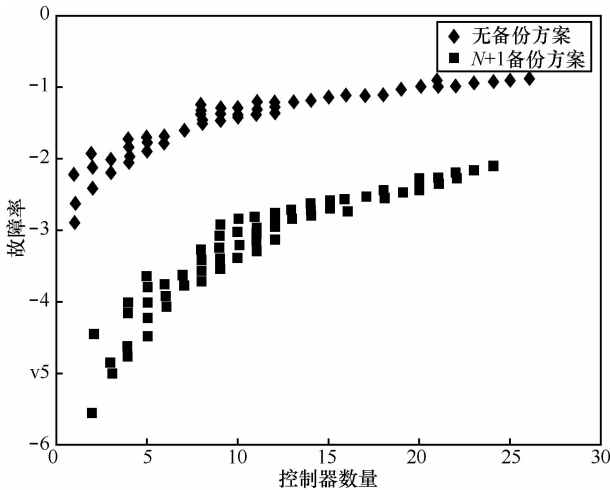


图 3 系统故障率比较(取对数)

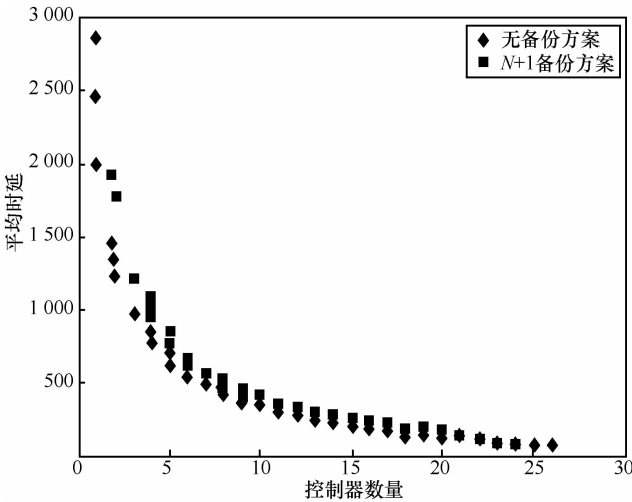


图 4 系统平均时延比较

5 结束语

本文提出将 $N+1$ 冗余备份模型应用到 SDN 控制器部署问题中,以提高 SDN 控制器系统的可靠性。同时,提出一种将 K -means 聚类算法作为全局引导策略和归档剪枝策略,并引入交叉和变异算子的多目标二进制粒子群算法——KMOBPSO 算法,用以解决 SDN 控制器部署时的多目标优化问题。通过与 NSPSO、NSGA-II、MOPSO-CD 以及 KMOPSO 算法的对比实验表明,KMOBPSO 算法具有求解精度高、分布均匀、沿 Pareto 前沿面覆盖广的优点。通过有无 $N+1$ 冗余备份方案的对比实验表明, $N+1$ 冗余备份方案有效且切实可行。

参考文献

1 Greene K. Software-defined networking. <http://www.technologyreview>.



- com/read_article.aspxch=specialsections&sc=tr10&id=22120, 2009
- 2 Levin D, Wundsam A, Heller B, *et al.* Logically centralized: state distribution trade-offs in software defined networks. Proceedings of the First Workshop on Hot Topics in Software Defined Networks, Chicago, IL, 2012: 1~6
 - 3 Tootoonchian A, Ganjali Y. HyperFlow: a distributed control plane for OpenFlow. Proceedings of the 2010 Internet Network Management Workshop/Workshop on Research on Enterprise Networking (INM/WREN), San Jose, 2010
 - 4 Koponen T, Casado M, Gude N, *et al.* Onix: a distributed control platform for large-scale production networks. Proceedings of the 9th USENIX Conference on Operating Systems Design and Implementation (OSDI), Vancouver, 2010: 1~6
 - 5 Heller B, Sherwood R, McKeown N. The controller placement problem. Proceedings of the SIGCOMM 2012 Workshop on Hot Topics in Software Defined Networking (HotSDN), Helsinki, 2012: 7~12
 - 6 Internet2 open science, scholarship and services exchange. <http://www.internet2.edu/network/ose/>, 2010
 - 7 刘娟, 黄韬, 魏亮. SDN 中基于可靠性优化的控制器放置算法研究. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201312-161>, 2013
Liu J, Huang T, Wei L. Controller placement algorithms based on reliability optimization in SDN. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201312-161>, 2013
 - 8 刘涛, 王贤峰. 宽带远程接入服务器冗余热备份技术在 IP 城域网中的应用. 电信科学, 2013, 29(9): 132~136
Liu T, Wang X F. Application of redundancy and standby technology for BRAS in the metropolitan area network. Telecommunications Science, 2013, 29(9):132~136
 - 9 Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization. Proceedings of International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995: 1942~1948
 - 10 Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. Proceedings of ICSMC, Orlando, USA, 1997: 4104~4108
 - 11 Coello C A C, Lechuga M S. MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization. Proceedings of the IEEE World Congress on Computational Intelligence (CEC'02), Honolulu, Hawaii, 2002: 1051~1056
 - 12 Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3):256~279
 - 13 仇晨晔, 王春露, 左兴权等. 基于 K-means 全局引导策略的多目标微粒群算法. 北京邮电大学学报 (自然版), 2012, 35(5): 49~53
 - Qiu C Y, Wang C L, Zuo X Q, *et al.* Multi-objective particle swarm optimization based on a k-means guide selection strategy. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications (Natural Edition), 2012, 35(5):49~53
 - 14 Monalisa M. A graph-theoretic approach for identifying non-redundant and relevant gene markers from microarray data using multiobjective binary PSO. PLoS One, 2014, 9(3)
 - 15 Jin N, Rahmat-Samii Y. Real-number and binary multi-objective particle swarm optimizations: aperiodic antenna array designs. Proceedings of 2006 IEEE AP-S Int Symp Dig, San Antonio, 2006: 3523~3526
 - 16 Li X. A non-dominated sorting particle swarm optimizer for multiobjective optimization. Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2003), Berlin, Germany, 2003:37~48
 - 17 Deb K, Pratap A, Agarwal S, *et al.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2):82~197
 - 18 Raquel C R, Naval P C. An effective use of crowding distance in multiobjective particle swarm optimization. Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2005), Washington DC, USA, 2005:257~264

[作者简介]



徐璟庭,男,西安交通大学硕士生,主要研究方向为软件定义网络中的控制器部署问题。



曲桦,男,西安交通大学博士生导师,主要研究方向为移动互联网、网络的管理与控制、自适应网络以及智能光纤网络。

赵季红,女,西安交通大学博士生导师,西安邮电大学兼职教授,多年来主要从事宽带通信网络的基础理论研究及应用开发工作。