

DOI: 10.7652/xjtuxb201610011

面向医疗大数据的云雾网络及其分布式计算方案

何秀丽¹, 任智源¹, 史晨华¹, 丛犁²
(1. 西安电子科技大学 ISN 国家重点实验室, 710071, 西安;
2. 国网吉林省电力有限公司信息通信公司, 130000, 长春)

摘要: 针对云计算应用于医疗大数据场景时存在业务处理时延较高的问题,提出了一种基于边缘计算的新型云/雾混合网络架构,该架构利用医院中的路由器或交换机等边缘设备,在云服务器与医疗检测设备之间构建一个雾计算层,通过将云服务器中的医学影像等医疗大数据分析结果主动缓存至雾计算设备,并与雾设备上来自医疗检测终端的数据进行对比计算,得出诊断结果,达到降低业务处理时延的目的。考虑到边缘设备的计算能力较弱,进一步提出了一种多设备分布式计算方案,利用带约束的粒子群优化负载均衡(CPSO-LB)算法,达到任务处理时延最小的目标。仿真结果表明:基于 CPSO-LB 算法的云/雾混合网络能有效地降低医疗数据处理时延;当采用 10 个雾计算设备,处理的医疗数据量在 6~10 Gb 时,与云计算网络相比时延性能提升了 50.95%~37.37%。
关键词: 医疗大数据;云计算;云/雾混合网络;负载均衡
中图分类号: TP393.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2016)10-0071-07

A Cloud and Fog Network Architecture for Medical Big Data and Its Distributed Computing Scheme

HE Xiuli¹, REN Zhiyuan¹, SHI Chenhua¹, CONG Li²
(1. State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China;
2. State Grid Jilin Electric Power Company Limited Information Communication Company, Changchun 130000, China)

Abstract: A novel hybrid cloud and fog network architecture based on edge computing is proposed to solve the problem of high processing latency of the medical big data in cloud computing network. The architecture adds a fog computing layer between cloud servers and medical measurement devices by using edge devices such as routers or switches in a hospital. Fog computing devices proactively cache analysis results of medical images and other medical big data from cloud servers, and compare these data with the data from medical measurement devices to get the diagnostic results and reduce processing latency. Meanwhile, a multi device distributed computing scheme is proposed by considering the weak computing power of edge devices and a constrained particle swarm optimization load balancing (CPSO-LB) algorithm is applied to minimize the latency. Simulation results indicate that the novel network architecture with CPSO-LB algorithm decreases the latency effectively. A comparison with a cloud computing shows that it's latency performance increases by 50.95%-37.37% when 10 fog devices and processing 6-10 Gb medical data are used.
Keywords: medical big data; cloud computing; hybrid cloud/fog network; load balancing

在医患比例严重失调的当今社会,挖掘分析医疗大数据,利用获得的有价值的信息辅助医生诊断治疗疾病,提高医生诊断效率,成为了迫切需要解决的问题。云计算作为目前医疗大数据分析处理的支撑平台,为医院信息化建设提供了强大的技术支持^[1]。近年来,专家学者们基于云计算提出了医疗大数据挖掘平台及算法^[2-4]。但是,由于云服务器距离终端用户较远,超长距离的数据传输不仅会占用大量网络带宽而且会使传输时延增大,导致医生诊断效率降低,患者等待时间增加等问题,而且随着医疗数据量不断提升,基于云的服务会加重云端服务器的负担。

针对传统云计算架构的上述问题,思科于2012年提出了雾计算概念,引起了学者们的广泛研究。Bonomi等阐述了雾计算的定义和特点,讨论了雾计算的应用场景,分析了雾计算中存在的问题^[5]。随后,Sarkar等对雾计算架构进行了理论建模并分析了其应用在IoT中的时延和能耗性能^[6]。为了改善移动终端的性能,学者们将雾计算应用于计算卸载问题。Oueis等针对多用户请求的卸载问题提出了最小化通信能耗和最小化通信时延的雾集群建立策略和能耗、处理复杂度联合最优的无线电和计算资源分配方法^[7]。Hassan等研究了雾计算在支持移动应用卸载和存储扩展方面的潜能^[8]。目前,在医疗方面,Yi等研究了雾计算平台的初步实现和应用,提出病人可以利用雾节点存储和管理自己的医疗数据,但未解决医疗数据的计算服务^[9]。Gu等将雾计算与医学信息物理系统整合提出了基于雾计算的医学信息物理系统,并对该系统的成本效益进行了建模,提出利用基于两阶段启发式算法的线性规划降低计算复杂度^[10],但未提及医疗大数据的处理。Dubey等提出了一种面向服务的雾数据架构来处理远程医疗数据,可以减少数据存储和传输功耗^[11],但其研究的雾数据系统架构仅仅针对可穿戴医疗设备。

考虑到雾网络通常由一些零散的、计算能力较弱的交换机、路由器等网络设备组成,单个设备难以有效地处理大量数据,Shi等提出雾节点进行分布式计算来减小计算复杂度,提高计算速率^[12],但并未提出具体的分布式计算策略。为了能够将雾计算应用于医疗大数据领域,解决云中心带来的业务处理时延问题,本文针对医疗大数据场景提出一种基于边缘计算^[13]的新型云/雾混合网络架构及其分布式计算方案。在该架构中,利用医院中的路由器或

交换机等边缘设备在云服务器和终端之间构建一个雾计算层,通过将云上对医疗数据的计算服务移至雾设备上进行处理,降低了医疗业务处理时延,减轻了云端服务器计算负荷,提升了网络整体的鲁棒性。同时,在分布式计算方案中利用带约束的粒子群优化负载均衡(CPSO-LB)算法进一步减小雾网络处理医疗大数据的时延。仿真结果表明,本文提出的基于CPSO-LB算法的云/雾混合网络(CF-CPSO-LB)能有效地降低医疗数据处理时延、增强用户体验。

1 基于边缘计算的新型云/雾混合网络架构

在医院就诊时,患者希望尽快得知准确的诊断结果及最佳治疗方案,这就需要医疗工作者具有较高的工作效率。云计算凭借强大的计算和存储能力,能够将传送到云端的患者医疗检测数据与大数据分析挖掘结果进行对比计算,得出对医生具有重要参考价值的诊断结果,可提高医生的工作效率,减少患者等待时间。但是,由于云服务器距离医疗检测终端及用户终端较远,数据传输所产生的时延及通信开销较大;同时,大量的医疗终端及用户终端访问云服务器,使云服务器负载过重,网络整体的鲁棒性较差,网络易出现故障,可能导致医生的工作效率无法得到保障,患者的就诊等待时间也会增加。

为了解决传统云计算架构处理医疗大数据时存在的上述问题,本文提出了一种基于边缘计算的新型云/雾混合网络架构,如图1所示。

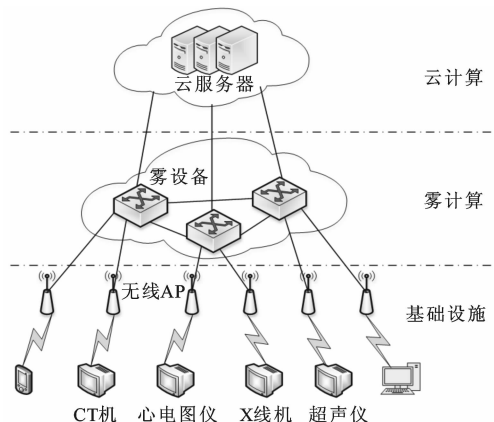


图1 基于边缘计算的新型云/雾混合网络架构

该网络架构主要分为3层:云计算层、雾计算层和基础设施层。其中,云计算层由高性能的服务器集群组成,具有强大的计算及存储能力,能够将采集的医疗大数据存储在云服务器上,经过计算挖掘得

出分析结果,并将其用于医疗诊断、制定治疗方案、进行医学研究等,提高了医疗工作者的工作效率及医疗服务的质量。

基础设施层由无线接入点和终端组成,无线接入点通过一跳无线链路与附近的医疗检测设备、电脑、手机等智能终端相连,提供了一个高容量、广覆盖的接入网络。用户利用终端接入网络后,可快速地获取云/雾层所提供的服务。

雾计算层由具有一定计算和存储能力的边缘计算雾网络设备(如交换机、路由器等)互连组成。雾设备部署在医院的各科室附近,与无线接入设备通过有线连接,配合无线接入设备进行快速的数据转发;同时,雾设备根据周围科室的特点,通过主动缓存的方式下载云服务器上医学影像等医疗大数据的分析结果,并存储经过其传输的医疗信息。此外,雾设备接收并存储来自医疗终端的医疗检测数据,根据其缓存的医学影像等大数据的分析结果对医疗数据进行对比计算,还可将其缓存的医疗信息及诊疗记录上传到云服务器上,实现全局信息共享。由于医疗检测信息如医学影像等数据量较大,边缘计算设备通过进行分布式计算均衡负载,可以在较短的时间内得出供医生参考的诊断结果,并迅速反馈给医生,大大减少了医生诊疗的时间及患者等待的时间。

2 云/雾型网络的分布式计算方案

2.1 云/雾型网络分布式计算理论模型

在医疗大数据场景下,考虑由 k 个雾计算设备($z_1, z_2, \dots, z_k$)组成的边缘计算云/雾混合网络,其网络结构如图 2 所示。

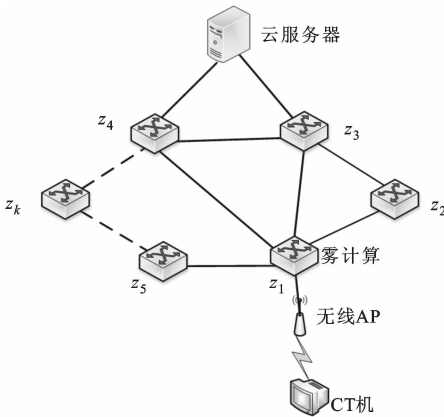


图 2 边缘计算云/雾混合网络的计算设备拓扑图

将上述网络中的雾网络节点抽象为带权无向图 $G=(V,E)$ 。其中, $V=\{z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_k\}$ 为顶点集, 顶点 z_i 表示雾计算设备, k 为雾计算设备的个

数; $E=\{e_{z_1, z_2}, \dots, e_{z_i, z_j}, \dots, e_{z_{k-1}, z_k}\}$ 为边集, 边 e_{z_i, z_j} 表示雾计算节点 z_i 和 z_j 之间的通信链路。边上的权重 τ_{z_i, z_j} 表示雾计算节点 $\{z_i, z_j\}$ 之间的通信时延。该无向图如图 3 所示。

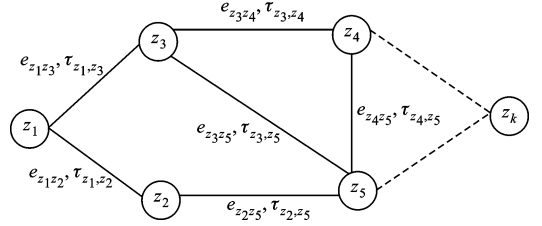


图 3 边缘计算云/雾混合网络中雾层计算设备无向图

图 3 中每个雾计算节点 z_i 的计算能力假设为 v_{z_i} 。任务执行过程中, 用户每次将计算任务 D 提交到其连接的雾计算设备 z_i , z_i 将任务 D 划分为满足 $d_i = \delta_i D$ 的若干子任务, 并分配给包括自己在内的计算节点进行计算。因此, 整个计算任务 D 在边缘计算雾型网络中处理的总时间 t 可以表示为

$$t(\delta_i) = \max \left\{ \frac{\delta_i D}{v_{z_i}} + \tau_{z_i, z_j} m_{z_i, z_j} \right\} \quad (1)$$

式中: $\delta_i D / v_{z_i}$ 表示计算设备 z_i 处理子任务 d_i 的时间; $\tau_{z_i, z_j} m_{z_i, z_j}$ 表示 $\{z_i, z_j\}$ 之间的通信开销, 其中 m_{z_i, z_j} 表示 $\{z_i, z_j\}$ 之间是否存在子任务分配关系, $m_{z_i, z_j} = 1$ 表示存在子任务分配关系, $m_{z_i, z_j} = 0$ 表示不存在子任务分配关系。

由于分布式计算总任务的总处理时间等于所有子任务中最大的计算时延, 因此为了达到处理时延最小的目标, 必须求一组最优的 δ_i , 使得目标函数 t 最小。综上所述, 整个过程可以建模如下

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \max \left[\frac{\delta_i D}{v_{z_i}} + \tau_{z_i, z_j} m_{z_i, z_j} \right] \right\}, \quad i, j = 1, 2, \dots, k \\ \text{s. t.} \quad & m_{z_i, z_j} = \begin{cases} 1, & \delta_i \neq 0 \\ 0, & \delta_i = 0 \end{cases}, \quad \sum_{i=1}^k \delta_i = 1 \end{aligned} \quad (2)$$

每个雾计算节点上应处理的子计算任务为 $d_i = \delta_i D$, 则 k 个雾计算节点上分别处理的计算子任务可构成一个 k 维向量 $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_k]^T$ 。考虑到具体情况, 计算任务 D 可能来自任意一个节点, 假设来自节点 z_1 , 由式(1)可知, 在边缘计算雾型网络中处理计算任务 D 的总时间 t 可以表示为

$$t(\mathbf{d}) = \max \left\{ \frac{d_1}{v_{z_1}} + \tau_{z_1, z_1} m_{z_1, z_1}, \dots, \frac{d_k}{v_{z_k}} + \tau_{z_1, z_k} m_{z_1, z_k} \right\} \quad (3)$$

因此, 对雾型网络中每个计算节点上应处理的计算任务 d_i 的求解, 即对任务向量 $\mathbf{d}$ 的求解, 可归结为如下优化问题

$$\begin{aligned} d &= \arg \min_{d \in I} \{t(d)\} \\ \text{s. t. } d_i &\geq 0, \sum_{i=1}^k d_i = D \end{aligned} \quad (4)$$

上述优化问题的搜索空间 I 为

$$I \triangleq \prod_{i=1}^k [D_{\min}, D_{\max}] = \prod_{i=1}^k [0, D] \quad (5)$$

2.2 CPSO-LB 算法

由于粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[14] 具有全局搜索能力强、收敛速度快、易编程实现的优点, 因此本文在医疗大数据场景下采用粒子群优化算法解决上述优化问题。

采用 PSO 算法求解式(4)中的优化问题时, 粒子群 $\{\mathbf{X}^l(i)\}_{i=1}^s$ 在搜索空间 I 内移动以寻找最优位置 $\mathbf{X}$, 其中 s 为粒子群的规模, $l \in \{0, \dots, L_{\max}\}$ 为迭代次数, $L_{\max}$ 为迭代次数的最大值。第 i 个粒子的位置和速度可表示为

$$\mathbf{X}_i^l = [x_{i1}^l, x_{i2}^l, \dots, x_{ik}^l] \quad (6)$$

$$\mathbf{v}_i^l = [v_{i1}^l, v_{i2}^l, \dots, v_{ik}^l] \quad (7)$$

式中: $\mathbf{v}_i^l \in \mathbf{M}$, $\mathbf{M} \triangleq \prod_{i=1}^k [-v_{\max}, v_{\max}]$, $v_{\max} = \frac{1}{2}(D_{\max} - D_{\min})$ 。

由于式(4)中的优化问题为带约束的优化问题, 因此本文采用 CPSO-LB 算法来求解, 定义适应度函数 $f(\mathbf{X})$ ^[15] 如下

$$f(\mathbf{X}) = \begin{cases} t(\mathbf{X}), & \mathbf{X} \in \mathbf{F} \\ t(\mathbf{X}) + r \sum_{j=1}^{k+1} t_j(\mathbf{X}) + \varphi(\mathbf{X}, l), & \mathbf{X} \in \mathbf{I} - \mathbf{F} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{F}$ 表示搜索空间中的可行域, r 为惩罚因子; $t_j(\mathbf{X})$ 为非可行粒子对第 j 约束的约束违背测度; $\varphi(\mathbf{X}, l)$ 表示在算法执行的 l 代对于非可行粒子的附加启发式值^[15]。 $t_j(\mathbf{X})$ 和 $\varphi(\mathbf{X}, l)$ 的表达式分别为

$$t_j(\mathbf{X}) = \begin{cases} \max(0, -\mathbf{X}(j)), & 1 \leq j \leq k \\ \left| \sum_{i=1}^k \mathbf{X}(i) - D \right|, & j = k+1 \end{cases} \quad (9)$$

$$\varphi(\mathbf{X}, l) = C(l) - \min_{\mathbf{X} \in \mathbf{I} - \mathbf{F}} \left\{ t(\mathbf{X}) + r \sum_{j=1}^{k+1} t_j(\mathbf{X}) \right\} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X}(j)$ 为粒子第 j 维的位置, 控制参数 $C(l)$ 跟踪记录了算法进化到第 l 代所获得的具有最大适应度值的可行粒子, 该值在迭代过程中确保所有可行粒子优于所有非可行粒子。其表达式为

$$C(l) = \max\{C(l-1), \max_{\mathbf{X} \in \mathbf{F}} [t(\mathbf{X})]\} \quad (11)$$

执行 CPSO-LB 算法时, 根据如下迭代公式来更新粒子 i 的速度和位置^[16]

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i^{l+1} &= \omega \mathbf{v}_i^l + \xi c_1 (\mathbf{p}_i^l - \mathbf{X}_i^l) + \\ &\quad \xi c_2 (\mathbf{g}^l - \mathbf{X}_i^l) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\mathbf{X}_i^{l+1} = \mathbf{X}_i^l + \mathbf{v}_i^{l+1} \quad (13)$$

式中: ω 为惯性权重; ξ 为均匀分布于区间 $[0, 1]$ 的随机数; c_1 和 c_2 为 2 个加速因子, 它们分别是粒子飞向局部和全局最好位置的速度权重; $\mathbf{p}_i^l$ 表示在第 l 代粒子 i 在搜索空间中经历的最优位置; $\mathbf{g}^l$ 表示在第 l 代整个群体经历的最优位置。CPSO-LB 算法求解云/雾混合网络中最佳任务分配方式 $\mathbf{d}$ 的具体实现步骤如下。

(1) 初始化。设置粒子群规模 s , 最大迭代次数 $L_{\max}$, 粒子的最大速度 $v_{\max}$, 控制参数 $C(0)$ 。在搜索空间 I 内随机初始化粒子群位置为雾计算设备的当前负载 $\{\mathbf{X}_i^0\}_{i=1}^s$, 速度为 $\{\mathbf{v}_i^0 = 0\}_{i=1}^s$; 初始化每个粒子的最优经历位置及群体最优经历位置分别为 $\{\mathbf{p}_i^0 = \mathbf{X}_i^0\}_{i=1}^s$, $\mathbf{g}^0 = \arg \min_{\{\mathbf{X}_i^0\}_{i=1}^s} t(\mathbf{X}_i^0)$ 。

(2) 根据式(12)和式(13)更新粒子的速度和位置。根据搜索空间 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{I}$, 判断粒子的速度和位置是否超出边界值, 如果超出则用边界值代替。

(3) 根据式(8)~式(11)计算每个粒子的适应度值。

(4) 比较粒子的适应度值和它的最优适应度值, 如果优于它的最优适应度值, 则将当前粒子位置作为 $\mathbf{p}_i$ 。

(5) 比较粒子最优适应度值和群体最优适应度值, 如果优于群体最优适应度值, 则将当前粒子位置作为 $\mathbf{g}$ 。

(6) 如果迭代次数达到最大值 $L_{\max}$ 则停止迭代, 获得粒子的最优位置即最佳任务分配方式 $\mathbf{d} = \mathbf{X} = \mathbf{g}^{L_{\max}}$, 否则转到步骤 2 继续执行。

3 仿真结果与分析

为了验证本文提出的基于 CPSO-LB 算法的云/雾混合网络 (CF-CPSO-LB) 在降低医疗大数据处理时延方面的有效性, 本节对比 CF-CPSO-LB 与云计算网络和单个雾节点在处理医疗大数据任务时的时延性能, 分析总任务 D 中必须串行执行的任务与总任务之比 α 对 CF-CPSO-LB 网络业务处理时延的影响, 并且将 CPSO-LB 算法与加权轮转法 (WRR)^[17]、Pick-KX 算法^[18]、贪婪负载均衡算法 (GreedyLB)^[19] 等经典的负载均衡算法进行比较。

实验平台采用 MATLAB,实验计算机 CPU 为 Intel i5-4590,内存为 4 GB。实验中雾计算设备和云服务器的计算能力和通信时延均参照文献[9]设置。实验中的医疗数据任务量均为仿真设置。雾层计算节点个数 k 为 10,默认设备 z_1 为接收任务并对任务进行分配的节点, z_1 与云服务器之间的通信时延设置为 0.7 s, z_1 与终端之间的通信时延设置为 0.04 s,云服务中心可以用来处理医疗业务的云服

表 1 10 个雾计算节点的参数

参数	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	z_7	z_8	z_9	z_{10}
v_{z_i}/GHz	2	1	3	0.5	0.4	0.7	0.6	0.3	0.5	1
$\tau_{z_1,z_i}/\text{s}$	0	0.1	0.09	0.12	0.08	0.09	0.07	0.06	0.11	0.14

3.1 CF-CPSO-LB 的时延性能分析

为了验证本文提出的 CF-CPSO-LB 网络的有效性,比较了本文网络与传统的云计算网络和单个雾节点的业务处理时延。实验模拟真实的网络环境,基于第 2 节中的网络模型进行了仿真,其中选取的单个雾节点为接收任务的节点 z_1 , α 取 0,比较结果如图 4 所示。

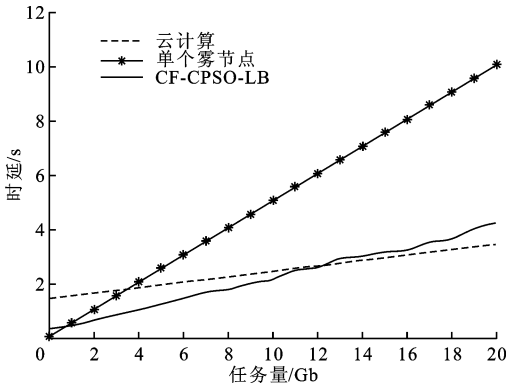


图 4 CF-CPSO-LB 与云计算网络和单个雾节点的任务处理时延比较

当任务量 D 趋近于 0 时,由于通信链路开销的存在,因此仍存在一定的任务处理时延。图 4 仿真结果表明,任务量小于 1 Gb 时,由于在单个雾节点上处理任务不会产生节点之间的通信开销,因此将任务放在接收该任务的单个雾节点上进行处理可以得到较小的时延。同时,虽然云计算网络的性能比雾设备更优,但由于云服务器距离终端较远,通信开销较大,所以业务处理时延高于 CF-CPSO-LB。随着任务量的不断增加,由于单个雾节点的计算能力有限,因此表现出较差的时延性能;同时,存在一个阈值,使得雾型网络分布式计算的时延不再优于云计算网络,即当 $D>12.78$ Gb 时,云计算网络凭借

务器的计算能力设置为 10 GHz,每个雾计算节点的计算能力和单程通信时延如表 1 所示,其中 $i=1,\dots,10$,通信时延只考虑接收任务的设备与任务分配设备之间的通信时延,任务初始化均采用随机分配方式。CPSO-LB 算法的基本参数为:种群规模 $s=50$,最大迭代次数 $L_{\max}=1\,000$,加速因子 $c_1=c_2=1$,惯性权重 $\omega=1.2$,惩罚因子 $r=10$,控制参数 $C(0)=10^6$ 。

其强大的计算性能,有效地减少了任务处理的时间,使其时延性能优于 CF-CPSO-LB。因此,将适量任务用 CF-CPSO-LB 处理比只用传统的云计算网络可以更有效地降低业务处理时延。

3.2 串行任务百分比 α 对任务处理时延的影响

由于并不是任务 D 的所有部分都可以进行分布式计算,因此需要研究总任务 D 中必须串行执行的任务与总任务之比 α 对 CF-CPSO-LB 的任务处理时延的影响,仿真结果如图 5 所示。

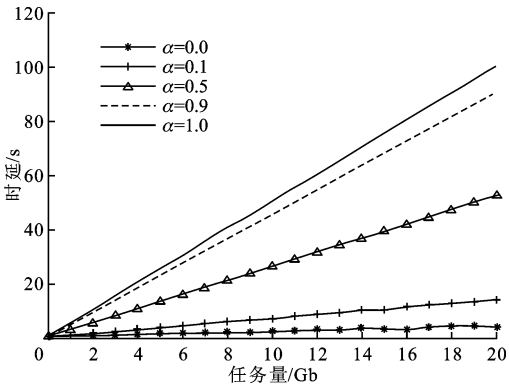


图 5 α 对 CF-CPSO-LB 任务处理时延的影响

图 5 表明, α 越小,即总任务 D 中必须串行执行的比率越小,CF-CPSO-LB 处理任务的时延就越小。同时,图 5 的仿真结果也证明了分布式计算在降低业务处理时延方面的高效性。

此外,本文对云计算网络与带参数 α 的雾型网络的时延性能进行了比较,结果如图 6 所示。

图 6 表明,当任务量在一定范围内时,要使雾型网络的时延性能完全优于云计算网络,在雾型网络执行的任务中串行任务所占的比率 α 有一定的范围限制。如图 6 所示,当任务量小于 1.8 Gb 时,只有在 α 小于 0.1 时雾型网络的时延才完全小于云计算

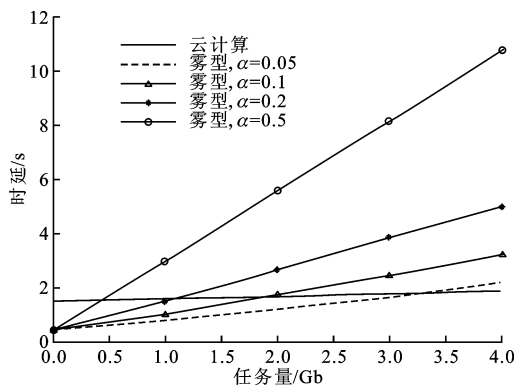


图6 云计算网络与带参数 α 的雾型网络时延性能对比

网络,也就意味着当任务 D 中串行比率低于0.1时,使用雾型网络能够有效地降低时延。

3.3 CPSO-LB 算法与一些经典负载均衡算法的时延性能比较

为了测试 CPSO-LB 算法在降低业务处理时延方面的性能,本文将该算法与加权轮转法(WRR)、Pick-KX 算法、贪婪负载均衡算法(Greedy-LB)3种负载均衡算法进行了比较, α 取0,仿真结果如图7所示。

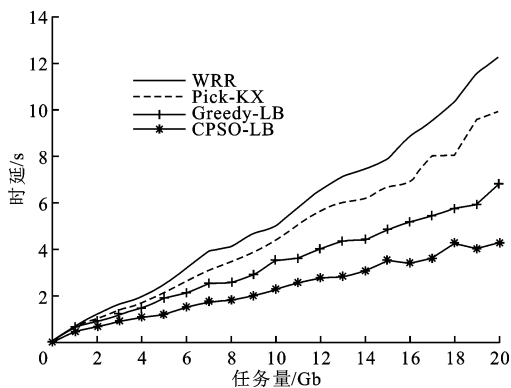


图7 CPSO-LB算法与经典负载均衡算法的时延性能对比

图7表明,需要处理的任务量较小时,4种算法之间的时延区别并不明显,随着任务量的不断增加,CPSO-LB算法的优势逐渐体现,任务量为6 Gb时,已经明显优于WRR算法、Pick-KX算法和Greedy-LB算法。当任务量为20 Gb时,WRR, Pick-KX, Greedy-LB, PSO的任务处理时延分别为12.277、9.944、6.808和4.277 s, CPSO-LB算法的时延性能相比于其他3种算法分别提升了65%、56%和37%。充分说明将CPSO-LB算法应用于新型云/雾混合网络比应用其他几种负载均衡算法能更有效地降低业务处理时延,增强用户体验。

4 结论

本文针对传统云计算网络架构应用于医疗大数据场景时的不足,提出了一种新型云/雾混合网络架构,并研究了可以应用于该架构并能有效降低业务处理时延的一种多设备分布式计算方案。仿真结果表明,本文提出的基于CPSO-LB算法的云/雾混合网络能有效地降低业务处理时延,增强用户体验。由于粒子群算法本身稳定性较弱,容易陷入局部最优,因此,如何改进CPSO-LB算法、提高其应用于新型云/雾混合网络架构的性能将是下一步研究重点。

参考文献:

- [1] 孙瑛, 朱刘松. 浅析云计算在医院信息化建设中的应用[J]. 解放军医院管理杂志, 2014, 21(7): 660-662. SUN Ying, ZHU Liusong. Brief analysis on the application of cloud computing in the construction of hospital information technology [J]. Hospital Administration Journal of Chinese People's Liberation Army, 2014, 21(7): 660-662.
- [2] 高汉松, 肖凌, 许德玮, 等. 基于云计算的医疗大数据挖掘平台[J]. 医学信息学杂志, 2013, 34(5): 7-12. GAO Hansong, XIAO Ling, XU Dewei, et al. Medical data mining platform based on cloud computing [J]. Journal of Medical Informatics, 2013, 34(5): 7-12.
- [3] 王达明. 基于云计算与医疗大数据的Apriori算法的优化研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2015: 33-42.
- [4] ZHANG Haolan, ZHAO Yali, PANG Chaoyi, et al. Splitting large medical data sets based on normal distribution in cloud environment [EB/OL]. (2015-07-29) [2016-01-25]. <http://dx.doi.org/10.1109/TCC.2015.2462361>.
- [5] BONOMI F, MILITO R, ZHU J, et al. Fog computing and its role in the internet of things [C]// Proceedings of the 1st ACM Mobile Cloud Computing Workshop. New York, USA: ACM, 2012: 13-15.
- [6] SARKAR S, MISRA S. Theoretical modelling of fog computing: a green computing paradigm to support IoT applications [J]. IET Networks, 2016, 5(2): 23-29.
- [7] OUEIS J, STRINATI E C, BARBAROSSA S. The fog balancing: load distribution for small cell cloud computing [C]// IEEE Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 1-6.

- [8] HASSAN M A, XIAO M, WEI Q, et al. Help your mobile applications with fog computing [C] // 2015 12th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking-Workshops. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 49-54.
- [9] YI Shanhe, HAO Zijiang, QIN Zhengrui, et al. Fog computing: platform and applications [C] // Proceedings of 3rd Workshop on Hot Topics in Web Systems and Technologies. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 73-78.
- [10] GU L, ZENG D, GUO S, et al. Cost-efficient resource management in fog computing supported medical CPS [EB/OL]. (2015-12-17) [2016-01-25]. <http://dx.doi.org/10.1109/TETC.2015.2508382>.
- [11] DUBEY H, YANG J, CONSTANT N, et al. Fog data: enhancing telehealth big data through fog computing [C] // Proceedings of the ASE Big Data and Social Informatics 2015. New York, USA: ACM, 2015: a14.
- [12] SHI Y, DING G, WANG H, et al. The fog computing service for healthcare [C] // 2015 2nd International Symposium on Future Information and Communication Technologies for Ubiquitous Healthcare. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 1-5.
- [13] ISMAIL B I, GOORTANI E M, KARIM M B A, et al. Evaluation of docker as edge computing platform [C] // 2015 IEEE Conference on Open Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 130-135.
- [14] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [15] 李相勇, 田澎, 孔民. 解约束优化问题的新粒子群算法 [J]. 系统管理学报, 2007, 16(2): 120-129.
LI Xiangyong, TIAN Peng, KONG Min. A new particle swarm optimization for solving constrained optimization problems [J]. Journal of Systems & Management, 2007, 16(2): 120-129.
- [16] 赵建华, 张陵, 孙清. 利用粒子群算法的传感器优化布置及结构损伤识别研究 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(1): 79-85.
ZHAO Jianhua, ZHANG Ling, SUN Qing. Optimal placement of sensors for structural damage identification using improved particle swarm optimization [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(1): 79-85.
- [17] RADOJEVIC B, ZAGAR M. Analysis of issues with load balancing algorithms in hosted (cloud) environments [C] // Proceedings of the 34th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 416-420.
- [18] 王霜, 修保新, 肖卫东. Web 服务器集群的负载均衡算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(25): 78-80.
WANG Shuang, XIU Baoxin, XIAO Weidong. Research on dynamic load-balancing algorithm for web-service cluster system [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(25): 78-80.
- [19] SAHOO B, KUMAR D, JENA S K. Performance analysis of greedy load balancing algorithms in heterogeneous distributed computing system [C] // 2014 International Conference on High Performance Computing and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1-7.

[本刊相关文献链接]

- 李谦, 伍卫国, 曹莹方, 等. 面向能耗优化的云渲染系统任务调度策略. 2016, 50(2): 1-6. [doi:10.7652/xjtuxb201602001]
- 周墨颂, 朱正东, 董小社, 等. 采用资源划分的云环境下 Hadoop 资源许可调度方法. 2015, 49(8): 69-74. [doi:10.7652/xjtuxb201508012]
- 郑鹏飞, 尤佳莉, 王劲林, 等. 一种多租户云的内部网络共享策略. 2014, 48(8): 54-59. [doi:10.7652/xjtuxb201408010]
- 马莉, 唐善成, 王静, 等. 云计算环境下的动态反馈作业调度算法. 2014, 48(7): 77-82. [doi:10.7652/xjtuxb201407014]
- 熊金波, 姚志强, 马建峰, 等. 云计算环境中的组合文档模型及其访问控制方案. 2014, 48(2): 25-31. [doi:10.7652/xjtuxb201402005]
- 庄威, 桂小林, 林建材, 等. 云环境下基于多属性层次分析的虚拟机部署与调度策略. 2013, 47(2): 28-32. [doi:10.7652/xjtuxb201302005]
- 李健, 黄庆佳, 刘一阳, 等. 云计算环境下的大规模图状数据处理任务调度算法. 2012, 46(12): 116-122. [doi:10.7652/xjtuxb201212020]
- 傅欢, 梁力, 王飞, 等. 采用局部凸性和八叉树的点云分割算法. 2012, 46(10): 60-65. [doi:10.7652/xjtuxb201210011]

(编辑 刘杨)