

基于多属性决策模型的雾计算用户关联算法

申 滨, 刘笑笑, 黄晓舸

(重庆邮电大学 移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 针对密集异构蜂窝网络中的雾计算用户关联选择问题,提出一种基于多属性决策模型的雾计算用户关联算法。通过对关键性能指标的选取和建模以及对组合权重的设计,达到调节属性优先级的目的。同时,设计了综合评判指标,实现了对多个属性的联合优化。仿真结果表明,所提方案不仅能对用户体验的质量和系统性能进行权衡处理,还能够平衡业务流量的分配,有效降低关联时延和系统能耗。

关键词: 雾计算; 密集异构蜂窝网络; 用户关联; 多属性决策; 权衡

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

User Association Algorithm for Fog Computing Based on Multiple Attribute Decision Making Model

SHEN Bin, LIU Xiao-xiao, HUANG Xiao-ge

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Fog computing enabled heterogeneous cellular networks suffer from the high complexity issue of user associations. To solve the problem, a user association algorithm based on multi-attribute decision model is proposed. The proposed method adjusts the attribute priority by appropriately selecting key performance indicators (KPI), and designing models and the combination weights. Meanwhile, comprehensive evaluation indicator is designed to jointly optimize the six KPIs. Simulation results show that the proposed method can not only achieve a superior trade-off between quality of experience and system performance, but also effectively reduce the association delay and system energy consumption. Moreover, the proposed method also has advantages in load balancing.

Key words: fog computing; dense heterogeneous cellular network; user association; multiple attribute decision making; trade-off

将密集异构蜂窝网络架构与雾计算联合部署,能够满足用户设备(UE, user equipment)对于高质量通信以及超密集计算这两方面的多样化业务需求^[1]。与传统的蜂窝网络相比,支持雾计算的密集异构蜂窝网络的架构环境与资源配置变得更为复杂^[2],这时,位于多个雾节点-小基站(小小区基站与雾节点的共处体)重叠覆盖范围内的用户如何对

雾节点-小基站进行关联选择能够使用户体验质量(QoE, quality of experience)和系统性能得到提升,成为一个值得关注的问题。目前,第5代移动通信系统(5G, the fifth generation of mobile communications system)的研究所采用的用户关联准则可概括为三大类:1)辅助异构网络实现负载均衡和业务卸载的用户关联准则;2)运用随机几何理论对5G网

收稿日期: 2020-10-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(61831002)

作者简介: 申 滨(1978—),男,教授, E-mail: shenbin@cqupt.edu.cn.

络系统性能进行分析的用户关联准则;3) 面向特定异构环境,例如基于边缘计算的5G异构网络系统,针对系统性能及用户 QoE 的提升进行重点或联合优化的用户关联准则. 现有的与第1类和第3类用户关联准则相关的算法研究主要分为以下3类:效用函数最大化求解方法^[3-5]、匹配问题转化求解^[6-7]以及有效的启发式算法^[8-9]. 上述算法多侧重于面向用户 QoE 或者系统性能进行单方面优化,并未考虑针对所提2个方面的多个性能指标进行联合优化与权衡处理. 为解决上述问题,笔者着眼于考察多个衡量用户 QoE 与系统性能的关键性能指标(KPI, key performance indicator)对关联决策共同作用之后的综合影响,提出了一种基于多属性决策模型的用户关联算法. 仿真分析验证了所提算法的有效性.

1 系统模型

1.1 网络模型

考虑一个如图1所示的密集异构蜂窝网络雾计算系统,小小区集合表示为 S , 满足 $\text{card}(S) = J$, $[\text{card}(\cdot)]$ 表示集合 \cdot 的元素数量. 宏小区集合表示为 ψ , 满足 $\text{card}(\psi) = Z$. 因此,宏基站与雾节点的共处体(雾节点-宏基站)的个数为 Z , 小小区基站与雾节点的共处体(雾节点-小基站)的个数为 Y . 网络中的用户集合表示为 $\Gamma = \{u_1, u_2, \dots, u_l\}$, $\text{card}(\Gamma) = l$, 网络中所有服务范围覆盖到用户 u_i 的雾节点-小基站构成的集合表示为 $\Phi = \{k_1, k_2, \dots, k_j\}$, Φ 中可为用户考虑选择关联的雾节点-小基站构成的子集表示为 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_L\}$, $\text{card}(F) = L (L \leq Y)$. 假设用户 u_i 在关联选择后需要由其关联的雾节点-小基站执行一定的计算任务 $\vartheta_{u_i} = \{d_i, \varepsilon_i\}$, 其中 d_i 表示任务输入数据量的大小, ε_i 表示该任务所需的计算量.

1.2 通信模型

为便于分析,假设雾节点-宏基站与雾节点-小基站采用异频组网方式,考虑正交频分多址接入系统下,雾节点-小基站 $f_i (f_i \in F)$ 朝向用户 $u_i (u_i \in \Gamma)$ 的下行链路通信传输过程. 采用实际系统可达速率的上界,即香农容量作为参考指标,用户 u_i 从雾节点-小基站 f_i 上获得的传输速率为

$$r_{l,i} = W_l \log(1 + \gamma_{l,i}) / N \quad (1)$$

其中: W_l 为雾节点-小基站 f_i 的总带宽; N 为用户 u_i 的关联决策周期内,雾节点-小基站 f_i 已经关联的

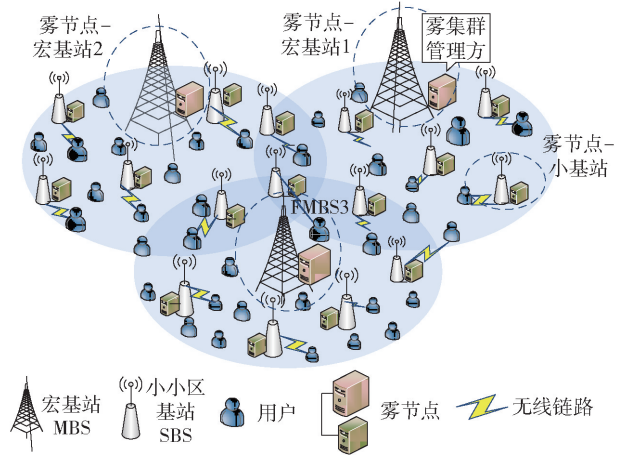


图1 密集异构蜂窝网络雾计算系统场景

用户总个数; $\gamma_{l,i}$ 为用户 u_i 使用雾节点-小基站 f_i 的信道资源时所获得的信干噪比, 表示为

$$\gamma_{l,i} = \frac{P_l G_{l,i}}{\frac{N_0 W_l}{N} + \sum_{f_m \in F, f_m \neq f_l} P_m G_{m,i}} \quad (2)$$

其中: P_i 和 P_m 分别表示雾节点-小基站 f_i 和 f_m 的功耗; N_0 为噪声功率谱密度; $G_{l,i}$ 和 $G_{m,i}$ 分别为雾节点-小基站 f_i 和 f_m 与用户 u_i 之间的信道增益.

1.3 计算模型

1) 时延

雾节点-小基站 f_i 处理用户 u_i 的计算任务所耗的计算时延为

$$T_{l,i}^{\text{exe}} = \frac{\varepsilon_i}{\zeta_l} \quad (3)$$

其中 ζ_l 为雾节点-小基站 f_i 的计算能力.

雾节点-小基站 f_i 将处理结果返还给用户 u_i 过程所耗的时延为

$$T_{l,i}^{\text{trans}} = \frac{d_i}{r_{l,i}} \quad (4)$$

由此,用户 u_i 与雾节点-小基站 f_i 关联对应的总处理时延为

$$T_{l,i}^{\text{all}} = T_{l,i}^{\text{exe}} + T_{l,i}^{\text{trans}} \quad (5)$$

2) 能耗

为便于分析,假设所有雾节点-小基站全部开启,并将雾节点-小基站 f_i 开启的固定功耗表示为 P_{on}^l [10]. 将雾节点-小基站 f_i 处理用户 u_i 的计算任务的能耗建模为与中央处理处(CPU, central processing unit)计算能力 ζ_l 相关的二次函数,表示为

$$E_{l,i}^{\text{exe}} = \kappa_l \varepsilon_i \zeta_l^2 \quad (6)$$

其中 κ_l 的取值与 CPU 芯片结构有关^[11].

用户 u_i 与雾节点-小基站 f_l 关联对应的通信传输功耗为

$$P_{l,i}^{\text{trans}} = \frac{P_l}{\delta_l} \quad (7)$$

其中 δ_l 为雾节点-小基站 f_l 对应的功率放大系数。

综上所述,用户 u_i 与雾节点-小基站 f_l 关联对应的系统总能耗 $E_{l,i}^{\text{all}}$ 表示为

$$E_{l,i}^{\text{all}} = T_{l,i}^{\text{all}} P_{\text{on}}^l + T_{l,i}^{\text{trans}} P_{l,i}^{\text{trans}} + E_{l,i}^{\text{exe}} \quad (8)$$

3) 成本

假设用户 u_i 与雾节点-小基站 f_l 关联对应的支付费用为

$$\Theta_{l,i}^{\text{all}} = \chi_l d_i \quad (9)$$

其中 χ_l 为用户 u_i 享受雾节点-小基站 f_l 服务需要支付的单位资费。

2 基于多属性决策模型的雾计算用户关联算法

2.1 用户关联多属性决策问题模型

1) 关联决策者与决策方案

用户 u_i 需要在雾节点-小基站待选集合 F 中选择合适的雾节点-小基站进行关联,因此,将用户 u_i 作为决策者,待选的 L 个雾节点-小基站作为备选方案即关联决策方案。

2) 关联决策属性集

除了保留传统关联算法所考虑的参考信号接收功率(RSRP, reference signal receiving power)外,另外选取任务处理时延、系统能耗、用户支付成本、雾节点-小基站的剩余通信容量、雾节点-小基站的剩余计算容量,共6个KPI构建用户关联决策属性集。其中,RSRP、任务处理时延与用户支付成本3个属性用于衡量所提场景模型下的用户QoE,剩余3个属性则用于衡量系统的性能。在6个KPI中,RSRP、雾节点-小基站的剩余通信容量、计算容量为表征雾节点-小基站资源强度的物理量,无需复杂的建模设计,分别用 R^{ref} , $C^{\text{trans_rest}}$ 及 $C^{\text{exe_rest}}$ 表示,具体数值在仿真设置的取值范围内随机生成。

3) 关联决策矩阵与规范化

假设网络中雾节点-小基站的属性集共包含 M 个属性。将用户 u_i 待选的 L 个雾节点-小基站对应到决策矩阵的行向量,将 M 个属性的属性值对应到矩阵的列向量,则用户关联决策矩阵 $\mathbf{A}_{L \times M}$ 为

$$\mathbf{A}_{L \times M} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1M} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{L1} & a_{L2} & \cdots & a_{LM} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中:元素 a_{lm} ($l=1,2,\dots,L; m=1,2,\dots,M$) 为雾节点-小基站待选集合 F 中第 l 个雾节点-小基站的第 m 个属性值。

采用极差变换法对属性值进行规范化处理,包括以下3个步骤。

步骤1 在所选6个属性中,RSRP、雾节点-小基站的剩余通信容量、雾节点-小基站的剩余计算容量为效益型属性。效益型属性按式(11)进行规范化处理:

$$r_{lm}^+ = \frac{a_{lm} - \min_l a_{lm}}{\max_l a_{lm} - \min_l a_{lm}} \quad (11)$$

步骤2 与效益型属性反之,成本型按式(12)进行规范化处理。

$$r_{lm}^- = \frac{\max_l a_{lm} - a_{lm}}{\max_l a_{lm} - \min_l a_{lm}} \quad (12)$$

其中: $\min_l a_{lm}$ 为 $\mathbf{A}_{L \times M}$ 第 m 列属性最小的属性值, $\max_l a_{lm}$ 则为 $\mathbf{A}_{L \times M}$ 第 m 列中属性最大的属性值。

步骤3 属性规范化处理后得到规范化的关联决策矩阵为

$$\mathbf{R}_{L \times M} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1M} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{L1} & r_{L2} & \cdots & r_{LM} \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中元素 r_{lm} 为规范化后的各个属性值。

4) 组合权重设计

步骤1 主观权重获取。主观权重由用户偏好以及雾节点-小基站计算资源的使用情况等主观因素来确定。将各个属性的主观权重值表示为 ω_m^s , 构成主观权重向量 $\boldsymbol{\omega}^s$, 有

$$\boldsymbol{\omega}^s = [\omega_1^s, \dots, \omega_m^s, \dots, \omega_M^s]^T \quad (14)$$

其中:上角标 s 为表示主观权重的主观标识, m 为权重向量 $\boldsymbol{\omega}^s$ 中第 m 个权重值元素的索引。

步骤2 采用熵权法获取属性的客观权重。将客观权重向量表示为 $\boldsymbol{\omega}^o = [\omega_1^o, \dots, \omega_m^o, \dots, \omega_M^o]^T$ 。应用熵权法确定客观权重值 ω_m^o 包括2个步骤。

首先,第 m 个属性的熵值 e_m 表示为

$$e_m = -\ln(L)^{-1} \sum_{l=1}^L p_{lm} \ln p_{lm} \quad (15)$$

其中 $p_{lm} = r_{lm} / \sum_{l=1}^L r_{lm}$;

其次,基于熵值 e_m ,第 m 个属性的客观权重为

$$\omega_m^o = \frac{1 - e_m}{\sum_{m=1}^M (1 - e_m)} \quad (16)$$

步骤3 确定组合权重. 依据最小鉴别信息的原理,构建求解组合权重值 ω_m 的目标函数为

$$\begin{aligned} \min_{\omega_m} F = \min_{\omega_m} & \left\{ \sum_{m=1}^M \omega_m \left(\ln \frac{\omega_m}{\omega_m^s} \right) + \sum_{m=1}^M \omega_m \left(\ln \frac{\omega_m}{\omega_m^o} \right) \right\} \\ \text{s. t. C1: } & \sum_{m=1}^M \omega_m = 1 \\ & \text{C2: } \omega_m > 0 \end{aligned} \quad (17)$$

其中: ω_m 为关联方案第 m 个属性的组合权重;约束条件 C1 为所有属性对应的组合权重之和为 1, C2 为每个组合权重为非负. 构造关于目标函数的与 ω_m 有关的拉格朗日函数,表示为

$$\begin{aligned} L(\omega_m, \xi_1, \xi_2) = & \sum_{m=1}^M \omega_m (2 \ln \omega_m - \ln \omega_m^o \omega_m^s) + \\ & \xi_1 \left(\sum_{m=1}^M \omega_m - 1 \right) + \xi_2 (-\omega_m) \end{aligned} \quad (18)$$

其中: ξ_1 和 ξ_2 分别是与约束条件 C1 和 C2 相对应的拉格朗日乘子. 对拉格朗日函数进行求解即可得到组合权重,有

$$\omega_m = \frac{(\omega_m^s \omega_m^o)^{1/2}}{\sum_{m=1}^M (\omega_m^s \omega_m^o)^{1/2}} \quad (19)$$

5) 决策矩阵加权

将规范化关联决策矩阵 $R_{L \times M}$ 中的属性值 r_{lm} 与其对应组合权重值 ω_m 相乘,即可得到加权规范化决策矩阵 $U_{L \times M} = [u_{lm}]_{L \times M} = [\omega_m r_{lm}]_{L \times M}$,即

$$U_{L \times M} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1M} \\ u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{L1} & u_{L2} & \cdots & u_{LM} \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中元素 u_{lm} 为加权规范化后的各个属性值.

2.2 最佳关联方案

综合考虑优劣解距离法和灰色关联度分析方法,基于上述对于用户关联问题的多属性决策模型相关设计,构建评价待选雾节点-小基站优劣的相对贴合度 C_l ,步骤如下.

步骤1 确定所有关联方案的正理想解与负理想解. 正理想解为设想的最优方案^[12],负理想解为设想的最劣方案. 选取的属性个数 $M = 6$. 假设控

制单元构建属性集时,将 3 个效益型属性对应到决策矩阵前 3 列,剩余 3 个成本型属性对应到后 3 列,用户关联方案的正理想解 u^+ 和负理想解 u^- 分别为

$$\begin{aligned} u^+ = & \\ & [\max_{1 \leq l \leq L} u_{l1}, \max_{1 \leq l \leq L} u_{l2}, \max_{1 \leq l \leq L} u_{l3}, \min_{1 \leq l \leq L} u_{l4}, \min_{1 \leq l \leq L} u_{l5}, \min_{1 \leq l \leq L} u_{l6}] \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} u^- = & \\ & [\min_{1 \leq l \leq L} u_{l1}, \min_{1 \leq l \leq L} u_{l2}, \min_{1 \leq l \leq L} u_{l3}, \max_{1 \leq l \leq L} u_{l4}, \max_{1 \leq l \leq L} u_{l5}, \max_{1 \leq l \leq L} u_{l6}] \end{aligned} \quad (22)$$

步骤2 计算各关联方案与理想解之间的欧氏距离. $U_{L \times M}$ 中第 l 个关联方案 $u_l = [u_{l1}, u_{l2}, \dots, u_{l6}]$ 与正理想解 u^+ 和负理想解 u^- 的欧氏距离分别为

$$D_l^+ = \|u_l - u^+\|_2 \quad (23)$$

$$D_l^- = \|u_l - u^-\|_2 \quad (24)$$

步骤3 计算各关联方案与理想解之间的灰色关联度.

首先, u_l 与正理想解 u^+ 和负理想解 u^- 关于第 m 个属性的灰色关联度系数 g_{lm}^+ 和 g_{lm}^- 分别为

$$g_{lm}^+ = \frac{\min_l \min_m |u_m^+ - u_{lm}| + \eta \max_l \max_m |u_m^+ - u_{lm}|}{|u_m^+ - u_{lm}| + \eta \max_l \max_m |u_m^+ - u_{lm}|} \quad (25)$$

$$g_{lm}^- = \frac{\min_l \min_m |u_m^- - u_{lm}| + \eta \max_l \max_m |u_m^- - u_{lm}|}{|u_m^- - u_{lm}| + \eta \max_l \max_m |u_m^- - u_{lm}|} \quad (26)$$

其中, u_m^+ 与 u_m^- 分别为正理想解 u^+ 与负理想解 u^- 中第 m 个属性的元素值, u_{lm} 为第 l 个关联方案 u_l 的第 m 个属性的元素值, η 是分辨系数,取值范围为 $0 < \eta < 1$,依据经验通常取 0.5 ^[13].

其次, u_l 与正理想解 u^+ 和负理想解的灰色关联度系数 g_l^+ 和 g_l^- 分别为

$$g_l^+ = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M g_{lm}^+ \quad (27)$$

$$g_l^- = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M g_{lm}^- \quad (28)$$

步骤4 构建评价关联方案优劣的相对贴合度.

首先,对欧氏距离以及灰色关联度按照式(29)进行量纲归一化处理:

$$\alpha'_l = \frac{\alpha_l}{\max_{1 \leq l \leq L} \alpha_l} \quad (29)$$

其中 α_l 可分别代入 D_l^+ , D_l^- , g_l^+ 和 g_l^- .

其次,定义综合二者的正负评判指标分别为

$$Q_l^+ = \xi D_l^- + (1 - \xi) g_l^+ \quad (30)$$

$$Q_l^- = \xi D_l^+ + (1 - \xi) g_l^- \quad (31)$$

其中 ξ 为偏好参数.

最后,根据 Q_l^+ 和 Q_l^- 构建相对贴合度为

$$\mathcal{C}_l = \frac{Q_l^+}{Q_l^+ + Q_l^-} \quad (32)$$

雾节点-小基站关联决策矩阵中 \mathcal{C}_l 最大的雾节点-小基站即为用户可选择的最佳关联方案.

2.3 基于多属性决策模型的雾计算用户关联算法

步骤1 雾节点-宏基站收到用户的关联决策请求,利用控制单元事先收集的属性相关信息,计算并生成网络中所有雾节点-小基站的 M 个属性值信息,并根据式(33)从所有雾节点-小基站中,选择出满足容量和时延约束的雾节点-小基站,构建雾节点-小基站关联决策集合 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_L\}$.

$$\left. \begin{aligned} \varepsilon_i &\leq C_j^{\text{exe_rest}} \\ d_i &\leq C_j^{\text{trans_rest}} \\ T_{j,i}^{\text{all}} &\leq T_i^{\text{max}} \end{aligned} \right\} \quad (33)$$

其中: $C_j^{\text{exe_rest}}$ 为雾节点-小基站 k_j ($k_j \in \Phi$) 的剩余计算容量; $C_j^{\text{trans_rest}}$ 为雾节点-小基站 k_j 的剩余通信容量, $T_{j,i}^{\text{all}}$ 为用户 u_i 与雾节点-小基站 k_j 关联对应的时延; T_i^{max} 为用户 u_i 的计算任务能够容忍的最大时延.

步骤2 利用式(10)计算关联决策矩阵 $\mathbf{A}_{L \times M}$, 根据式(11)和式(12)对 $\mathbf{A}_{L \times M}$ 当中的各个属性值进行规范化处理,通过式(13)生成规范化关联决策矩阵 $\mathbf{R}_{L \times M}$.

步骤3 根据式(14)、式(16)、式(18)计算 $\mathbf{R}_{L \times M}$ 中每个属性值 r_{lm} 对应的组合权重 ω_m .

步骤4 利用式(19)计算属性值 r_{lm} 被 ω_m 加权后的加权规范化决策矩阵 $\mathbf{U}_{L \times M}$.

步骤5 通过式(22)、式(23)计算各个关联方案与正、负理想解的欧氏距离,利用式(24)~(27)计算各个关联方案与正、负理想解的灰色关联度.

步骤6 根据式(28)对 D_l^+ , D_l^- , g_l^+ 和 g_l^- 进行归一化处理,利用式(29)、式(30)计算综合欧式距离和灰色关联度的正负评判指标 Q_l^+ 和 Q_l^- .

步骤7 通过式(31)计算评价关联方案优劣性的最终评判指标 \mathcal{C}_l ,并利用式(34)选择出性能最佳的雾节点-小基站的索引指标 l^* ,雾节点-宏基站将此结果反馈给用户,用户选择雾节点-小基站 f_{l^*} 进行关联.

$$l^* = \arg \min_{l \in \{1, 2, 3, \dots, L\}} (\mathcal{C}_l) \quad (34)$$

3 仿真验证与分析

3.1 仿真场景与仿真参数设置

仿真场景包含3个宏小区以及6个小小区.雾节点-宏基站与雾节点-小基站的覆盖半径分别设置为500 m和50 m,3个雾节点-宏基站放置在边长为800 m \times 800 m正方形区域的3个顶点,同时每6个雾节点-小基站根据齐次泊松点过程随机分布在其所属雾节点-宏基站的仿真区域内,用户均匀分布在雾节点-小基站的覆盖范围内.仿真使用的路径损耗因子参考3GPP协议标准^[14],其他仿真参数如表1所示.所有仿真结果均取自1 200次独立仿真数据的平均值.

表1 仿真参数

参数	取值
SBS 带宽/MHz	20
SBS 最大发送功率/dBm	23
雾节点-小基站固定损耗功率/dBm	20
雾节点-小基站计算能力/(Hz \cdot 周期 $^{-1}$)	$3 \times 10^9 \sim 5 \times 10^9$
噪声功率谱密度 N_0 /(dBm \cdot Hz $^{-1}$)	-174
任务输入量大小 d_i /KB	500 ~ 1 800
任务完成所需 CPU 周期/Hz	$0.4 \times 10^9 \sim 1.2 \times 10^9$
任务容忍最大时延 T_i^{max} /s	1 ~ 2.5
κ_l	$[3.5 \times 10^{-16}, 4.5 \times 10^{-16}]$
χ_l	[8, 12]
RSRP R^{ref} /dBm	-75 ~ -65
剩余通信容量 $C^{\text{trans_rest}}$ /bit	$8 \times 10^5 \sim 9 \times 10^7$
剩余通信容量 $C^{\text{exe_rest}}$ /Hz	$8 \times 10^8 \sim 9 \times 10^{10}$

3.2 仿真性能分析

为便于仿真结果的对比与分析,设置以下3个方案.

方案1 所提基于多属性决策模型的雾计算用户关联算法.

方案2 所提系数可调的基于匈牙利算法的用户关联方案,该算法优化目标为通信负载均衡^[6].

方案3 所提时延最小化用户关联算法^[7].

图2所示为用户数量为100,主观权重向量 ω^s 设置为 $[0.1, 0.1, 0.1, 0.4, 0.2, 0.1]^T$ 时,不同宏小区的覆盖范围下,单个用户的时延概率累积分布.其中,时延的主观权重值为0.4.由图2可见,在任

意宏小区内,所提算法的单用户时延均低于另外2个方案。

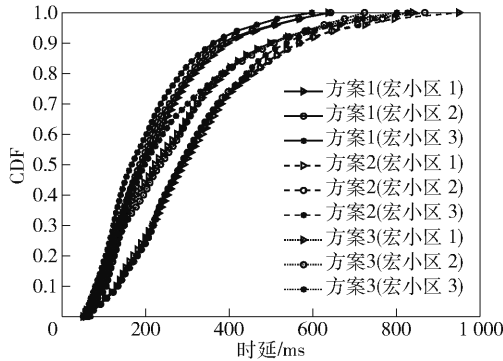


图2 单个用户的时延概率累计分布

图3所示为 ω^s 设置为 $[0.15, 0.1, 0.1, 0.1, 0.4, 0.15]^T$ 时,系统总能耗与网络用户数量的关系。其中,能耗的主观权重值设置为0.4。由图3可见,在不同用户数量的条件下,所提方案的能耗最低,且能耗增长的趋势更缓慢。这是因为所提方案通过将系统能耗作为关联决策的成本型属性之一,使得能耗成为关联决策的优化目标之一,做到了对能耗的直接优化。

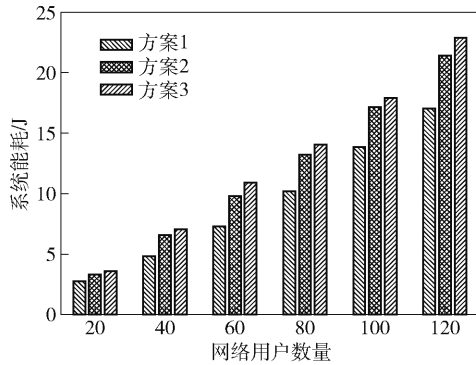


图3 系统总能耗与用户数目关系

图4和图5所示分别为用户数量为100, ω^s 设置为 $[0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.4, 0.25, 0.05]^T$ 时,从3个宏小区覆盖区域选取的6个雾节点-小基站的通信负载和计算负载的对比。其中,剩余计算容量与剩余通信容量的主观权重值均设置为0.1。由图4和图5可见,所提方案对于负载分流的优化效果最明显。

图6和图7所示分别为主观权重向量 ω^s 的取值不同时,所提算法的平均时延与系统总能耗随用户数量变化的关系。由图可见,在任何用户数下,不管是平均时延还是系统能耗,均随相应时延和能耗

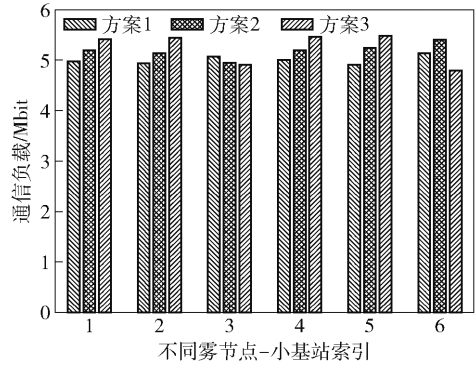


图4 不同雾节点-小基站通信负载对比

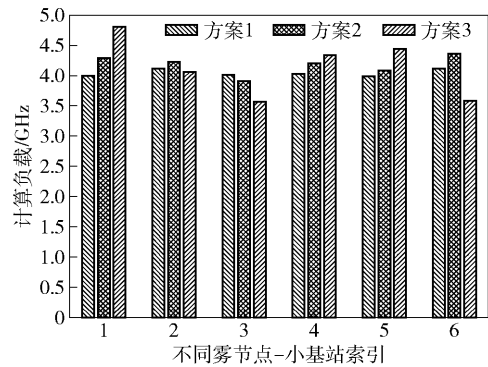


图5 不同雾节点-小基站计算负载对比

的主观权重值的增加而降低。虽然仅评估了方案1所选6个属性中较为重要的2个属性的变化情况,但足以说明所提算法能够通过控制各属性的主观权重值大小,达到控制属性优先级的目的,进而实现对于用户QoE和系统性能之间的权衡。

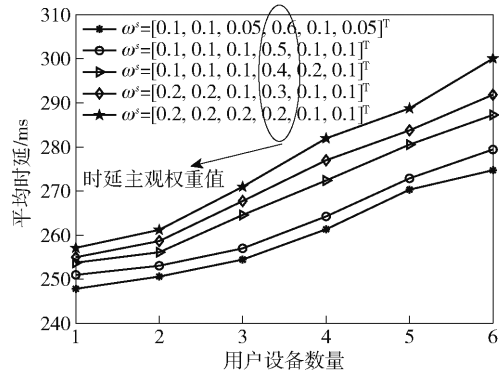


图6 不同主观权重向量取值下的平均时延

4 结束语

针对密集异构蜂窝网络雾计算系统下,位于多个雾节点-小基站重叠覆盖范围的用户对雾节点-小基站的关联选择问题,提出了一种基于多属性决

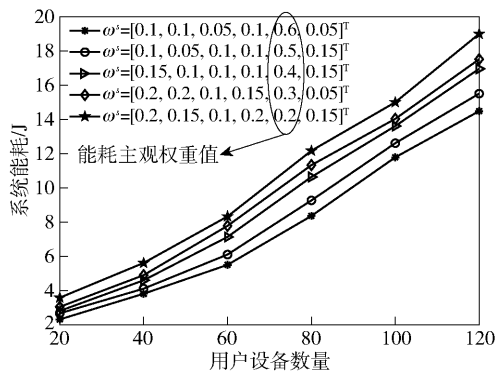


图7 不同主观权重向量取值下的系统总能耗

策模型的用户关联算法。为了能够做到对用户 QoE 和系统性能的同时提升和权衡处理,选取了面向用户 QoE 和系统性能的 6 个 KPI,构建了关联决策属性集,并设计了结合主观权重与客观权重的组合权重以及评价关联方案优劣程度的相对贴合度,从而确定用户可选择关联的最佳雾节点-小基站。仿真实验结果表明,所提算法与其他考虑方向或因素较为单一的关联算法相比,实现了面向多个 KPI 的联合优化,从而能够在权衡用户 QoE 和系统性能的同时对业务负载进行合理分流,有效降低关联时延和系统能耗。

参考文献:

- [1] Habibi P, Farhoudi M, Kazemian S, et al. Fog computing: a comprehensive architectural survey [J]. IEEE Access, 2020, 8: 69105-69133.
- [2] Mouradian C, Naboulsi D, Yangui Sami, et al. A comprehensive survey on fog computing: state-of-the-art and research challenges [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(1): 416-464.
- [3] Ye Qiaoyang, Rong Beiyu, Chen Yudong, et al. User association for load balancing in heterogeneous cellular networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(6): 2706-2716.
- [4] Shen Kaiming, Yu Wei. Downlink cell association optimization for heterogeneous networks via dual coordinate descent [C] // 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Canada: IEEE Press, 2013: 4779-4783.
- [5] Prasad N, Arslan M, Rangarajan S. Exploiting cell dormancy and load balancing in LTE HetNets: optimizing the proportional fairness utility [J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(10): 3706-3722.
- [6] 苏恭超, 陈彬, 林晓辉, 等. 异构蜂窝网络中一种基于匈牙利算法的用户关联方法 [J]. 电子科技大学学报, 2017, 46(2): 346-351.
Su Gongchao, Chen Bin, Lin Xiaohui, et al. User association in heterogeneous cellular networks via the Hungarian method [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2017, 46(2): 346-351.
- [7] Fan Qiang, Ansari N. Towards workload balancing in fog computing empowered IoT [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2020, 7(1): 253-262.
- [8] Sudibyo M M N, Aziz N. MIMO neural Wiener based model predictive control (NWMP) for MTBE reactive distillation using simulated annealing-particle swarm optimization (SA-PSO) [M] // 12th International Symposium on Process Systems Engineering and 25th European Symposium on Computer Aided Process Engineering. Amsterdam: Elsevier, 2015: 1631-1636.
- [9] Chen Yichao, Sun Enchang, Zhang Yanhua. Joint optimization of transmission and processing delay in fog computing access networks [C] // 2017 9th International Conference on Advanced Infocomm Technology (ICAIT). [S.l.]: IEEE Press, 2017: 155-158.
- [10] 陈登昭. 异构蜂窝网络下基站节能技术研究 [D]. 吉林: 吉林大学, 2016.
- [11] Zhang Yazhou, Dong Xinsong, Zhao Yinna. Decentralized computation offloading over wireless-powered mobile-edge computing networks [C] // 2020 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Information Systems (ICAIS). Dalian: IEEE Press, 2020: 137-140.
- [12] Tian Guangdong, Zhang Honghao, Zhou Mengchu, et al. AHP, gray correlation, and TOPSIS combined approach to green performance evaluation of design alternatives [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(7): 1093-1105.
- [13] Almutairi A F, Landolsi M A, Al-Hawaj A O. Weighting selection in GRA-based MADM for vertical handover in wireless networks [C] // 2016 UKSim-AMSS 18th International Conference on Computer Modelling and Simulation (UKSim). Cambridge: IEEE, 2016: 331-336.
- [14] 3GPP. 3GPP TS 36. 814—2012. Further advancements for evolved universal terrestrial radio access (E-UTRA) physical layer aspects (Release 9) [S]. Valbonne: 3rd Generation Partnership Project Technical Specification Group Radio Access Network, 2012.