

一、 前期调研

移动通信网络中，业务不仅具有时域不均匀性，其用户需求也具有不均匀性，简单说，少数业务往往具有很高的用户需求，而大部分业务需求量很小，这被称为业务需求热度的幂律分布特性^{[1][2]}。基于该特性，针对部分热门网络业务，通过分析小区内部移动用户对该业务是否感兴趣，研究如何创造多播传输机会，实现“一次数据传输一组用户受益”，进一步挖掘认知 OFDM 系统的多播节能潜力。

在移动通信网络中，移动用户连接互联网要经过各类下层接入网（如蜂窝网），连接到网关上，用户的上网信息记录一般都存储在网关^[2]，因此可在网关处实现移动用户兴趣分析。当认知基站需要预推送某一业务（如热门视频、网页新闻等）时，基站向网关发送用户兴趣分析请求命令，网关处进行用户兴趣分析，并将分析结果——移动用户兴趣图谱发送给认知基站。认知基站利用得到的用户兴趣图谱，进行多播用户集合选择以及能量有效业务传输。

1) 移动用户兴趣图谱构建

移动用户兴趣图谱定义：假设在某一时刻，基站共接收到 M 种热门业务传输请求，其内部服务用户总数为 K ，则用户兴趣分析图谱 \mathbf{Q} 是一个 $K \times M$ 维矩阵，其中元素 $q_{k,m} \in [0,1]$ 表示用户 k 对业务 m 的兴趣程度， $q_{k,m}$ 数值越大表示用户对该业务兴趣越大，愿意（有偿）接收该业务的可行性越大。

为了构建用户兴趣图谱，本项目借鉴已有互联网（微博）用户兴趣分析模型^{[3][4]}的研究结果，设计如下移动用户兴趣分析模型：

假设网关处记录的用户数目 K_{tot} ，记录的所有用户浏览、订阅、关注业务个数为 M_{tot} ，这里 $K_{\text{tot}} \geq K$ ， $M_{\text{tot}} \geq M$ ，则整体移动用户兴趣分析模型为

$$\mathbf{I}^{\text{all}}(k) = \mathbf{I}(k) + \mathbf{I}^p(k), k = 1, 2, \dots, K_{\text{tot}},$$

式中 $\mathbf{I}^{\text{all}}(k)$ 是移动用户 k 对于不同业务的兴趣程度向量，为总的用户兴趣分析模型， $\mathbf{I}(k)$ 、 $\mathbf{I}^p(k)$ 分别表示移动用户 k 的个人业务分析模型以及基于社交关系的用户兴趣传播模型。

用户个人兴趣分析模型 $\mathbf{I}(k)$ ：用户个人兴趣分析模型一般是通过收集用户对该业务以及类似业务的浏览、订阅记录，推导出用户对该业务的兴趣程度，计算方法^[3]

$$\mathbf{I} = [\mathbf{I}(1), \mathbf{I}(2), \dots, \mathbf{I}(K_{\text{tot}})]^T = \mathbf{A} \times \mathbf{S},$$

其中 $\mathbf{A} \in R^{K_{\text{tot}} \times M_{\text{tot}}}$ 是用户对业务的点击矩阵，第 (k, m) 个元素 $a_{k,m}$ 表示用户 k 对业务 m 的点击强度， $\mathbf{S} \in R^{M_{\text{tot}} \times M_{\text{tot}}}$ 是业务相关性矩阵，第 (i, j) 个元素 $s_{i,j}$ 表示业务 i 与业务 j 间的相似程度，由他们的关注用户集合重叠程度决定。

用户间兴趣传播模型 $\mathbf{I}^p(k)$ ：在社交网络中，用户间存在关注与被关注关系，被关注用户的兴趣往往会影响关注用户的兴趣^[4]。基于这一观察，可将用户间兴趣传播模型建模为

$$\mathbf{I}^p(k) = \sum_{k' \in F(k)} \mathbf{I}(k') \times \text{IS}(k, k'), \quad k = 1, 2, \dots, K_{\text{tot}},$$

其中 $F(k)$ 表示用户 k 的关注用户集合， $\text{IS}(k_1, k_2)$ 表示用户 k_2 对用户 k_1 的相对影响力度，计算方式如下。

$$\text{IS}(k_1, k_2) = \frac{|F(k_1) \cap F(k_2)| + 1}{|F(k_1)|}$$

当认知基站向网关处发送用户兴趣分析请求时，网关调用用户兴趣分析算法，得出整体用户兴趣模型 $\mathbf{I}^{\text{all}} = [\mathbf{I}^{\text{all}}(1), \mathbf{I}^{\text{all}}(2), \dots, \mathbf{I}^{\text{all}}(K_{\text{tot}})]^T$ ，并依据认知基站服务的用户集合 ϕ 与待传业务集合，从 \mathbf{I}^{all} 中选择合适的行、列，组成原始用户兴趣图谱 \mathbf{Q}_{ini} ，进而得到归一化用户兴趣图谱 \mathbf{Q} 。

2) 基于用户兴趣图谱的业务多播传输能效优化

以模型 OP_1 为参考模型，认知基站除了要进行子载波分配、功率分配外，还需要对每个业务，依据用户兴趣图谱，选择合适的传输用户集合，创造多播传输机会。对每个业务，设置合适的兴趣程度判决门限，以进行多播用户集合选择。假设业务 m 的兴趣程度判决门限为 χ_m ，则其接收用户集合 ϕ_m 可通过下式简单确定

$$\phi_m = \{k \in \phi \mid q_{k,m} \geq \chi_m\}。$$

同时，由于网关处用户兴趣分析存在一定误差，上述多播用户群划分未必完全合理，需要设计新的业务传输效率计算方式

$$R_{m,\text{tot}} = \sum_{k \in \phi_m} r_m \bar{\beta}_{k,m} - \sum_{k \notin \phi_m} g_m \bar{\beta}_{k,m}, \quad m = 1, 2, \dots, M,$$

其中 $\bar{\beta}_{k,m}$ 表示用户 k 愿意接收业务 m 的平均概率， g_m 表示对用户选择错误的惩罚，其取值与传输速率 r_m 相关，这里为了分析简单，项目将其设为固定值。 ω_m 、 r_m 分别为业务 m 的传输权重与传输速率。

业务传输的整体能效 η 需要改写为

$$\eta = \sum_{m=1}^M \omega_m R_{m,\text{tot}} / \left(\sum_{n=1}^N p_n + P_c \right),$$

基于用户兴趣图谱的业务多播传输能效优化问题可以建模如下

$$\begin{aligned} OP_4 : \quad & \max_{\{\rho_{m,n}, p_n, \chi_m\}} \eta \\ & \text{s.t. } C_1, C_2, C_3, C_4 \\ & C_6 : 0 \leq \chi_m \leq 1, \forall m \end{aligned}$$

解决思路：

问题 OP_4 的求解难度主要体现在概率 $\beta_{k,m}$ 的计算以及由此带来的最佳判决门限 χ_m 的设置。参考已有用户兴趣分析研究^{[3][4]}，根据网关处采用的用户兴趣分析算法，可以通过实际检测得出给定兴趣图谱 $q_{k,m}$ 下，用户 k 愿意接收业务 m 的概率 x 的概率分布

$$f(x|q_{k,m}) = \Pr\{\beta_{k,m} = x|q_{k,m}\},$$

可以得到平均概率 $\bar{\beta}_{k,m}$ 的计算公式

$$\bar{\beta}_{k,m} = E[f(x|q_{k,m})] = \int_x x f(x|q_{k,m}) dx。$$

基于上述分析，本项目拟设计如下解决方案：首先，针对不同移动互联网业务（如文献[2]列出的 12 种主要业务），对网关处采用的各类兴趣分析算法进行实际测量，得出给定用户兴趣图谱 $q_{k,m}$ 下，用户对业务 m 的愿意接收概率 x 的概率分布函数 $f(x|q_{k,m})$ 。

其次，针对给定分布函数 $f(x|q_{k,m})$ ，计算用户平均接收概率 $\bar{\beta}_{k,m}$ ，并联合用户信道增益分布，选择合适的判决门限 χ_m 。

最后，借鉴上面的理想业务能量有效多播资源分配研究，使用分式规划与对偶分解的方法，求解最佳功率分配与子载波分配，最终完成基于用户兴趣图谱的业务多播传输能效优化。

二、 研究方案汇总

依据上述前期研究工作调研，初步设计如下两种研究方案：

1) 基于固定定价的移动用户兴趣图谱分析+多播推送机制研究

本方案的研究思路与上述研究思路一脉相承，旨在通过网关处分析移动用户对给定热门业务的兴趣图谱，选择合适用户进行业务推送，并联合优化各业务的传输参数，最大化系统的能量利用效率。

该方案的研究难点集中在：

- ✓ 针对移动用户，如何进行用户兴趣图谱分析？包括：（1）与互联网中用户兴趣分析的区别；（2）如何验证。
- ✓ 如何得到用户对给定业务兴趣的条件概率分布函数。在得到用户兴趣图片后，即得到每个用户关于每个业务的兴趣指数估计值后，如何得到该条件下用户对该业务实际感兴趣指数的概率分布函数。
- ✓ 对于给定用户兴趣分析图谱，如何进行业务多播推送用户集合选择与能效多播推送优化。具体包括：（1）判决门限 λ_m 选择；（2）收益函数与惩罚函数设计；（3）联合载波与功率分配的联合能效优化。

2) 联合考虑业务定价的用户兴趣图谱分析+多播推送机制研究

本方案在上一方案研究的基础上，进一步考虑网络断的业务定价对能效多播推送的影响。一方面，移动用户对业务兴趣需要受到业务定价的影响，一般来说，价格越高，用户愿意订阅该业务的可能越低，相应兴趣指数就越低；另一方面，通过定价，基站在一定程度上调整了用户的兴趣分布，可以让一些传输代价大的用户业务指定业务，减小业务传输成本。

该方案的具体研究模型有待进一步完善。

用户的场景：

在半径为500m的范围内均匀撒点。为什么是500m？基站的范围一般为500m~2km，我们仿真时一般使用500m即可。

500m之内用户的信道由小尺度衰减、阴影衰减和大尺度衰减叠加而成，其中小尺度衰减我们直接使用瑞利信道（Jakes模型考虑了时域相关性，我们这里可以不用考虑相关性），大尺度衰减（路损）和阴影衰减有计算公式。

N(子载波数)=128，K（用户数=20），LOOP（仿真次数）=1000

注意在计算衰减的时候需要判断用户到基站的距离，应该是在50m到500m之间，500m之外我们不撒点，50m之内衰减的计算公式就会不同。

三、 方案一：固定业务定价下考虑移动用户兴趣分析的能效多播推送研究

依据上述研究方案，这里我们进行具体的技术调研与解决方案设计。

3.1 移动用户兴趣图谱分析

仿真的时候兴趣图谱可以按均匀分布随机生成

这块不是项目的研究重点，我们假设通过移动用户兴趣分析与建模，网关处得到其覆盖范围内 K 个用户关于 M 个业务的兴趣图谱 $\mathbf{Q}=[q_{k,m}]_{1 \leq k \leq K, 1 \leq m \leq M}$ 。

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_{1,1} & q_{1,2} & \cdots & q_{1,M} \\ q_{2,1} & q_{2,2} & \cdots & q_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{K,1} & q_{K,2} & \cdots & q_{K,M} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中元素 $q_{k,i} \in [0,1]$ 表示用户 k 对业务 m 的归一化兴趣指数。

3.2 移动用户兴趣指数条件概率分布函数拟合

这块的研究重点是通过实际测量，得到不同移动用户兴趣分析模型下，给定用户 k 对业务 m 的兴趣指数分析值 $q_{k,i}$ 前提下，其实际兴趣指数的条件概率分布函数 $f_{k,m}(x|q_{k,m})$ 。

一般来说，该条件概率分布函数应该满足：

- 定义域为 $x \in [0,1]$ ： $f_{k,m}(x|q_{k,m}) > 0, 0 \leq x \leq 1$ ； $f_{k,m}(x|q_{k,m}) = 0, x < 0 \text{ or } x > 1$
- 存在一个极值点 $\mu_{k,m} = [q_{k,m} + \alpha_{k,m}]_0^1$ ，其中 $\alpha_{k,m}$ 为极值点与分析值 $q_{k,i}$ 间的偏差 $\alpha_{k,m}$ ，可正可负
- 从极值点往端点 $x=0$ 与 $x=1$ ， $f_{k,m}(x|q_{k,m})$ 应单调减小 ?
- 均值 $E_{k,m} = \int_{x=0}^1 x f_{k,m}(x|q_{k,m}) dx$ 逼近分析值 $q_{k,i}$?

为此，项目拟使用高斯分布来模拟该条件概率分布函数，具体表达式如下

$$f_{k,m}(x|q_{k,m}) = \frac{1}{S} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{k,m}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu_{k,m})^2}{2\sigma_{k,m}^2}\right\} \quad (2)$$

其中 $\mu_{k,m} = [q_{k,m} + \alpha]_0^1$ 是设置的极值点， $\sigma_{k,m}$ 式设置的标准差， $S = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{k,m}} \int_{x=0}^1 \exp\{-(x-\mu_{k,m})^2/2\sigma_{k,m}^2\} dx$ 为归一化参数。

在该拟合条件概率函数中，参数 $\mu_{k,m}(\alpha_{k,m})$ ， $\sigma_{k,m}$ 是需要优化的变量。项目拟通过实际测量进行参数优化，具体步骤如下。

1. 根据业务特征将业务分为 m 类，根据用户特征将用户分为 n 类

我们假设同一类型的用户对同一类型的业务的兴趣指数条件分布具有类似特征，这样简化了拟合工作量，只需要拟合 $n \times m$ 种条件概率分布函数。

2. 测试集获取

在完成移动用户兴趣分析建模后，邀请不同类型用户对不同类型业务进行兴趣打分，获取测试参数集合。

3. 参数优化

针对不同 n ， m 以及 $q_{k,m}$ ($q_{k,m}$ 离散化处理)，统计属于用户类型 n 的用户对业务类型 m 的兴趣打分，并利用 MMSE 准则，优化条件概率模型中的参数进行优化。

为了简化优化工作量，可以做一些假设，如条件概率的极值点与分析值的偏差 $\alpha_{k,m}$ 可以设为常数或者简单分段设置。

3.3 能效多播推送方案设计

目标： 给定业务集合 $\mathcal{M}_{\text{tot}} = \{1, 2, \dots, M\}$ 以及用户集合 $\mathcal{K}_{\text{tot}} = \{1, 2, \dots, K\}$ ，基于上述移动用户分析模型(包括移动用户兴趣图谱 $\mathbf{Q} = [q_{k,m}]$ 以及实际兴趣指数条件概率分布 $f_{k,m}(x|q_{k,m})$)，针对每个业务，选择合适的多播推送用户集合 $\mathcal{K}_m \subseteq \mathcal{K}_{\text{tot}}$ ，并联合进行基站端资源分配，最大化系统业务传输效率。

3.3.1 模型与思路

1) 模型设计

假设系统采用 OFDM 频谱接入方式，子载波带宽为 Δf H 组，集合为 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ ，基站端的子载波分配与功率分配分别为 $\rho_{m,n}$ ， p_n 。

此时，多播业务 m 的传输速率为

$$R_m = \Delta f \sum_{n=1}^N \rho_{n,m} \log_2(1 + p_n \min_{k \in \mathcal{K}_m} \gamma_{n,k}) \quad (3)$$

其中 $\gamma_{n,k} = \frac{H_{n,k}}{\sigma_{n,k}}$ 。

N0的参数设置：

因为阴影衰落和小尺度衰落的影响有限，主要考虑大尺度衰减模型 $(P_{\text{max}}/N) \cdot (P/N_0)$ 要维持实际当中的信噪比，0~30dB。

子载波带宽：

LTE 15kHz (180kHz?) 子载波数量为1024个，子载波数量太多，仿真的时候收敛太困难，所以我们一般使用WiMAX的参数，带宽0.3125MHz，子载波数量为64个。

在计算的时候我们直接代入0.3125，而不考虑M的数量级，原因是在计算最后的

$P_n = [(\dots)^* f / (t + \lambda) * \ln 2]$ 时，如果 $f = 0.3125 * 10^6$ 那么 λ 就会很大，最后调收敛的时候就不容易调，所以计算的时候我们直接使用0.3125

系统的收益取决于两个因素：1) 接收业务的用户数目，2) 业务的传输速率，显然接收业务用户数越多，业务传输速率越大，系统收益越多。这里我们简单使用所有用户的和接收速率来表示系统的收益。

这样，业务 m 进行多播推送传输的平均期望收益可以表示为

$$U_m = R_m E[\sum_{k \in K_m} s_{k,m}] = R_m \sum_{k \in K_m} \varepsilon_{k,m} \quad (4)$$

其中 $s_{k,m} \in \{0,1\}$ 分别表示用户 k 是否愿意（有偿）接收业务 m ， $E[\bullet]$ 表示期望运算，

$\varepsilon_{k,m} = E[s_{k,m}] = \int_{x=0}^1 x f_{k,m}(x|q_{k,m}) dx$ 为用户 k 对业务 m 的兴趣指数条件期望值。

Remark 1: 这里看似我们选择的多播推送集合越大越好，其实不然，因为有的用户信道差，将其加入多播推送集合会增加传输代价或者说降低单位代价可得到的收益。这点与多描述多播类似，不同的是每个用户关于业务接收都有一个兴趣指数分布函数。



在上述模型中，基站传输业务 m 换取的收益取决于多播推送集合中用户实际愿意接收该业务创造的收益。从收益最大化角度出发，多播推送用户集合越大，收益越大。另一方面，传输业务 m 的成本只与一个因素有关，就是多播推送用户集合中用户的最差信道接收条件。

这样，综合考虑收益与成本，可以得到如下多播推送用户集合设置原则：

多播推送用户的选择只与用户的信道条件相关，与用户对业务的兴趣指数无关。换言之，最佳的多播推送用户集合一定是信道条件最好的前 k ($1 \leq k \leq K$) 的用户集合。

这显然与实际情况不符合，造成这一现象的原因是上述模型没有考虑：基站向对业务不感兴趣的用戶发送该业务造成的效益损失。该损失从基站角度是近乎没有的（因为基站使用多播传输机制，额外增加一个接收用户不会急剧增加业务传输成本）。但是，这种失败的业务推送会通过用户对用户造成影响，间接造成系统性能损失，具体包括

- **用户物理资源消耗:** 消耗用户的接收功率，减小用户设备的寿命，并占据用户的存储空间
- **系统潜在收益损失:** 即使用户及时删除业务，也会造成用户对于系统用户兴趣分析算法准确性以及业务推送机制必要性的怀疑，降低用户对业务推送机制的好感，造成用户抵制系统的业务推送机制，严重降低系统的未来收益。

为此，我们对系统的收益函数进行适当修正，

$$U_m = R_m E[\sum_{k \in K_m} s_{k,m}] - \beta_m E[\sum_{k \in K_m} (1 - s_{k,m})] = \sum_{k \in K_m} [R_m \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m})] \quad (5)$$

其中 β_m 是由多播推送集合中用户不愿意接收该业务造成的收益损失，与上述业务接收功率消耗，存储消耗以及系统潜在收益损失相关。为了建模简单，这里将其设为常数。

这样，系统的整体收益为

$$U_{\text{tot}} = \sum_{m=1}^M U_m = \sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} [R_m \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m})] \quad (6)$$

于此同时，对 M 个业务进行多播推送需要的系统功耗与基站端业务传输功耗、固有功耗以及用户端业务接收固有功耗相关，可以表示为

$$P_{\text{tot}} = \sum_{n=1}^N p_n + P_{\text{fix}}^{\text{BS}} + P_{\text{fix}}^{\text{UE}} \sum_{k=1}^K I(k \in \bigcup_{m=1}^M \mathcal{K}_m) \quad (7)$$

其中 $P_{\text{fix}}^{\text{BS}}$ 为基站端电路固有功耗， $P_{\text{fix}}^{\text{UE}}$ 为用户端电路固有功耗（这里我们假设所有用户的电路固有功耗相同）， $I(x)$ 为判决函数，当 x 为真时， $I(x)=1$ ，否则， $I(x)=0$ 。

综上，系统的整体能量利用效率为

$$\eta = \frac{U_{\text{tot}}}{P_{\text{tot}}} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} [R_m \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m})]}{\sum_{n=1}^N p_n + P_{\text{fix}}^{\text{BS}} + P_{\text{fix}}^{\text{UE}} \sum_{k=1}^K I(k \in \bigcup_{m=1}^M \mathcal{K}_m)} \quad (8)$$

这样，基于移动用户兴趣分析的能效多播推送问题建模如下

Pmax设置为1W
宏基站的功率在现实中应该是4W左右，但是Pmax设置的过大，比如4W仿真的时候，由于功率很多，就会导致大部分数据都以高速率传输，那么仿真的意义就不大。Pmax设置的过小，导致数据没办法发出去

$$\begin{aligned} \text{OP1: } \max_{\mathcal{K}_m, \rho_{n,m}, p_n} \eta &= \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} [R_m \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m})]}{\sum_{n=1}^N p_n + P_{\text{fix}}^{\text{BS}} + P_{\text{fix}}^{\text{UE}} \sum_{k=1}^K I(k \in \mathcal{K})} \\ \mathcal{C}_1: \mathcal{K}_m &\subseteq \mathcal{K}, \forall m \\ \mathcal{C}_2: \rho_{n,m} &\in \{0,1\}, \forall n, m; \sum_{m=1}^M \rho_{n,m} \leq 1, \forall n \\ \mathcal{C}_3: p_n &\geq 0, \forall n; \sum_{n=1}^N p_n \leq P_{\text{max}} \\ \mathcal{C}_4: R_m &\geq R_{m,\min}, \forall m \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $\mathcal{K} = \bigcup_{m=1}^M \mathcal{K}_m$ 表示所有业务的接收用户集合， P_{max} 表示基站端的最大发送功率， $R_{m,\min}$ 是业务 m 的最小传输速率。

在多播推送传输中，由于可以提前进行用户兴趣分析与业务推送，可以灵活选择传输周期以及断点续传，所以最小传输速率 $R_{m,\min}$ 往往很低。

2) 求解思路

上述问题 OP1 可以利用分式规进行求解，首先引入辅助变量 t 将原始分式形式目标函数转变为减式形式目标函数，

仿真时应设置 R_{\min} $R_m/2$

R_{\min} 如果比较大，那么每次传输的速率就会比较大，但是我们有功率约束，所以不可能每次都以高速率传输，两者相矛盾。

R_{\min} 如果比较小，那么为了达到能效的最优，仿真时就会把传输数据的时间拉长，每次只以低速率传输很少的数据量，不符合实际。

仿真时应设置 $P_{\text{BS_fix}}$ 为 1%~5% 的 P_{max}

如果 $P_{\text{BS_fix}}$ 过大，那么优化情况应该是尽量不发数据，因为每次发送都会有相当大的基站功率损耗。

如果 $P_{\text{BS_fix}}$ 过小，比如 1%，不符合实际情况。

$$\tilde{\eta} = \sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} [R_m \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m})] - t \left[\sum_{n=1}^N p_n + P_{fix}^{BS} + P_{fix}^{UE} \sum_{k=1}^K I(k \in \mathcal{K}) \right] \quad (10)$$

这样问题 OP1 求解拆分为以下两步：

1) 给定辅助变量 t ，问题 OP2 求解

对于给定辅助变量 t ，转换后的优化问题为

$$\text{OP2:} \quad \begin{aligned} & \max_{\mathcal{K}_m, \rho_{n,m}, p_n} \tilde{\eta} \\ & \mathcal{C}_1 \sim \mathcal{C}_4 \end{aligned} \quad (11)$$

其求解思路可以参考多描述编码多播求解方案进行。

2) 等价转换辅助变量 t 求解

问题 OP1 转换为 OP2 并不是等价转换，需要找出使得问题转换是等价转换的辅助变量 t ，可以通过如下更新得到。

$$t(l+1) = \eta(l) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} [R_m(l) \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m})]}{\sum_{n=1}^N p_n(l) + P_{fix}^{BS} + P_{fix}^{UE} \sum_{k=1}^K I(k \in \mathcal{K})} \quad (12)$$

其中 $p_n(l)$ 、 $R_m(l)$ 分别为第 l 次迭代 ($t = t(l)$) 时，问题 OP2 求解得到的最佳功分与业务 m 的最佳传输速率。

3.3.2 具体算法设计

这里，我们针对给定辅助变量 t ，设计问题 OP2 的具体求解算法。我们先从简单的单业务多播推送 ($m=1$) 情形入手，再研究多业务多播推送 ($m>1$) 的情形。

➤ **Case 1: $m=1$**

此时为了表达方便，我们省去表示业务的下标 m 。问题 OP2 简化为

$$\begin{aligned} \text{OP3:} \quad & \max_{\mathcal{K}, p_n} \tilde{\eta} = \sum_{k \in \mathcal{K}} [R \varepsilon_k - \beta (1 - \varepsilon_k)] - t \left[\sum_{n=1}^N p_n + P_{fix}^{BS} + P_{fix}^{UE} \sum_{k=1}^K I(k \in \mathcal{K}) \right] \\ & \mathcal{C}_1: \mathcal{K} \subseteq \mathcal{K}_{tot} \\ & \mathcal{C}_2: p_n \geq 0, \forall n; \sum_{n=1}^N p_n \leq P_{max} \\ & \mathcal{C}_3: R \geq R_{min} \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $R_m = \Delta f \sum_{n=1}^N \log_2(1 + p_n \gamma_n)$, $\gamma_n = \min_{k \in \mathcal{K}} \frac{H_{n,k}}{\sigma_{n,k}}$ 。

我们的目的是设计低复杂度最优算法：？？？？？

➤ **Case 1: $m > 1$**

我们的目的是设计低复杂度次优算法，核心思想是采用（迭代）分步优化方法。

1) **迭代优化方法 1: 多播推送用户集合选择 + 子载波与功率联合分配**

该方案的迭代环节分为两步:

(1) 给定多播推送用户集合下，子载波与功率联合分配算法

此时，问题 OP2 简化为

$$\begin{aligned} \text{OP4:} \quad & \max_{\rho_{n,m}, p_n} \sum_{m=1}^M \omega_m R_m - t \sum_{n=1}^N p_n - \delta_1 \\ & \mathcal{C}_2: \rho_{n,m} \in \{0,1\}, \forall n, m; \sum_{m=1}^M \rho_{n,m} \leq 1, \forall n \\ & \mathcal{C}_3: p_n \geq 0, \forall n; \sum_{n=1}^N p_n \leq P_{\max} \\ & \mathcal{C}_4: R_m \geq R_{m,\min}, \forall m \end{aligned}$$

其中 $\omega_m = \sum_{k \in \mathcal{K}_m} \varepsilon_{k,m}$, $\delta_1 = \sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m}) + t \left[P_{\text{fix}}^{\text{BS}} + P_{\text{fix}}^{\text{UE}} \sum_{k=1}^K I(k \in \mathcal{K}) \right]$ 是固定常数。

上述问题 OP4 可以使用对偶分解+子梯度进行求解，求解过程略。

(2) 给定子载波分配与功率分配下，多播推送用户集合选择

此时问题简化为

$$\begin{aligned} \text{OP5:} \quad & \max_{\mathcal{K}_m} \tilde{\eta} = \sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} \left[R_m \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m}) \right] - t P_{\text{fix}}^{\text{UE}} \sum_{k=1}^K I(k \in \mathcal{K}) - \delta_2 \\ & \mathcal{C}_1: \mathcal{K}_m \subseteq \mathcal{K}, \forall m \\ & \mathcal{C}_2: R_m \geq R_{m,\min}, \forall m \end{aligned}$$

其中 $\delta_2 = t \left[\sum_{n=1}^N p_n + P_{\text{fix}}^{\text{BS}} \right]$ 目标函数。为此，我们设计如下多播推送用户选择方案。

首先，定义矩阵收益矩阵 $\mathbf{A} = [a_{k,m}]$ ，其中 $a_{k,m}$ 初始定义为

此处添加一个 (k, m) $a_{k,m} = \Delta f \sum_{n \in \phi_m} \log_2(1 + p_n \min(\gamma_{n,m}, \gamma_{n,k})) - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m}) - t P_{\text{fix}}^{\text{UE}}$ (14)

此处可以增加一个"1"，方便后面程序的更新判断，同时也与优化的目标函数形式对称

其中 $\phi_m = \{n | \rho_{n,m} = 1\}$ ， $\gamma_{n,m}$ 是多播推送用户集合 \mathcal{K}_m 中最差接收 SINR。

其次，我们依据收益矩阵进行多播推送用户选择。我们将之命名为**基于收益矩阵更**

和速率

惩罚函数

终端功耗

初始化的时候
选择最大的那
一个，后面再
逐次分配时更
新

新的多播推送用户选择算法。注意有两个集合 K_m 和 $K(a, m)$ ， K_m 中是存放计算后分配到多播组 M 的集合， $K(a, m)$ 只是初始化集合，方便计算

初始化:

1> 初始业务多播推送集合 $K_m = \emptyset, \forall m$ ，每个集合中初始最差接收 SINR

$\gamma_{n,m} = \min_{k \in K_{tot}} \gamma_{n,k}$ ，初始收益矩阵 $\mathbf{A} = [a_{k,m}]$ 。

2> 初始化每个多播业务的最大可选推送用户集合 K_m^a

$$K_m^a = \{k \in K \mid R_{k,m} = \Delta f \sum_{n \in \phi_m} \log_2(1 + p_n \gamma_{n,k}) \geq R_{m,min}\}。$$

迭代用户选择:

1> 选择收益最大的用户—业务对 (k^*, m^*) ，即 $(k^*, m^*) = \arg \max_{k \in K_m^a, 1 \leq m \leq M} a_{k,m}$

2> 若 $a_{k^*, m^*} > 0$ ，将用户 k^* 加入业务 m^* 的多播推送用户集合，即 $K_{m^*} = K_{m^*} \cup \{k^*\}$ ；否则，用户选择结束。

3> 更新多播推送用户集合中最差接收 SINR 以及收益矩阵:

- 令 $\gamma_{n,m^*} = \min(\gamma_{n,m^*}, \gamma_{n,k^*})$ ， $a_{k,m^*} = \Delta f \sum_{n \in \phi_{m^*}} \log_2(1 + p_n \min(\gamma_{n,m^*} + \gamma_{n,k})) - \beta_{m^*}(1 - \varepsilon_{k,m^*}) - tP_{fix}^{UE}$ ， $\forall k \neq k^*$
- 令 $a_{k^*, m^*} = 0$ ，且若 $k^* \notin \bigcup_{m \neq m^*} K_m$ ，更新 $a_{k^*, m} = a_{k^*, m} + tP_{fix}^{UE}$ ， $\forall m \neq m^*$ ，并跳转到步骤 1>。

删除已经选择过的用户

如果该业务是第一次被推送业务
(其他业务没有推送到该设备)

那么我们将在第一次推送完业务后，去掉设备端的耗能部分（也就是说接受业务时的设备端耗能只用计算一次）

2) 分步优化方法 2: 多播推送用户集合选择与子载波分配 + 功率分配

该方案的迭代环节分为两步:

(1) 给定多播推送用户集合与子载波分配下，功率分配算法

此时，问题 OP2 简化为

$$\begin{aligned} \text{OP6:} \quad & \max_{P_n} \sum_{m=1}^M \omega_m R_m - t \sum_{n=1}^N p_n - \delta_1 \\ & C_1: p_n \geq 0, \forall n; \sum_{n=1}^N p_n \leq P_{\max} \\ & C_2: R_m \geq R_{m,min}, \forall m \end{aligned}$$

其中 $\omega_m = \sum_{k \in K_m} \varepsilon_{k,m}$ ， $\delta_1 = \sum_{m=1}^M \sum_{k \in K_m} \beta_m(1 - \varepsilon_{k,m}) + t \left[P_{fix}^{BS} + P_{fix}^{UE} \sum_{k=1}^K I(k \in K) \right]$ 是固定常数。

上述问题 OP4 可以使用对偶分解+子梯度进行求解，求解过程略。

(2) 给定功率分配下，多播推送用户集合选择与子载波分配

此时问题简化为

$$\begin{aligned}
\text{OP7:} \quad & \max_{\mathcal{K}_m} \tilde{\eta} = \sum_{m=1}^M \sum_{k \in \mathcal{K}_m} [R_m \varepsilon_{k,m} - \beta_m (1 - \varepsilon_{k,m})] - t P_{fix}^{\text{UE}} \sum_{k=1}^K I(k \in \mathcal{K}) - \delta_2 \\
& \mathcal{C}_1 : \mathcal{K}_m \subseteq \mathcal{K}, \forall m \\
& \mathcal{C}_2 : \rho_{n,m} \in \{0,1\}, \forall n, m; \sum_{m=1}^M \rho_{n,m} \leq 1, \forall n \\
& \mathcal{C}_3 : R_m \geq R_{m,\min}, \forall m
\end{aligned}$$

目前，想到的方法是参考文献[5]中给出的二进制量子行为粒子蜂群 BQPSO 算法，将多播推送用户选择与子载波分配表示为如下位置向量

$$\boldsymbol{\theta} = [c_{1,1}, c_{1,2}, \dots, c_{1,K}, \dots, c_{M,1}, c_{M,2}, \dots, c_{M,K}, d_{1,1}, d_{1,2}, \dots, d_{1, \log_2 M}, \dots, d_{N,1}, d_{N,2}, \dots, d_{N, \log_2 M}] \quad (15)$$

然后使用 BQPSO 进行最佳向量搜索。

3.3.3 模型二

参考文献

- [1] Xia Feng, Asabere Nana Yaw, Ahmed Ahmedin Mohammed, Li Jing, Kong Xiangjie, Mobile Multimedia Recommendation in Smart Communities: A Survey, IEEE Access, vol.1, pp.606-624, 2013
- [2] Zhao Guofeng, Lai Wenjing, Xu Chuan, Tang Hong, Analysis of User Behavior in Mobile Internet Using Bipartite Network, 2012 Eighth International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks (MSN), 2012.12.14-16, pp.38-44, Chengdu China, 2012
- [3] Xing Xing, Zhang Weishi, Zhang Xiuguo, Xu Nan, SocItemRec: A Framework for Item Recommendation in Social Network, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, vol.48, no.3, pp.1492-1497, 2013
- [4] Xing Xing, Zhang Weishi, Jia Zhichun, Zhang Xiuguo, Xu Nan, Interest Propagation Based Recommendations in Social Networks: A Case Study, 2012 4th Electronic System- Integration Technology Conference (ESTC), 2012.09.17-20, pp.415-418, Amsterdam Netherlands, 2012
- [5] Quansheng Xu, Xi Li and Hong Ji, et al., "Energy-Efficient Resource Allocation for Heterogeneous Services in OFDMA Downlink Networks Systematic Perspective," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 63, no. 5, pp: 2071-2082, 2014.