

基于多目标进化的终端聚合选择算法研究

王灿如* 田辉 苗杰

(北京邮电大学无线新技术研究所 北京 100876)

摘要: 当单一终端业务能力受限时, 如何根据终端能力对异构终端进行有效聚合, 以支持内容丰富的业务应用成为一个非常重要的问题。该文提出一种基于多目标进化的终端聚合选择算法, 给出终端聚合的描述框架, 构建基于个体和协同能力的 0-1 规划模型, 包括多指标权重自动生成法, 减轻用户负担, 避免用户直接指定权重的困难。仿真结果表明, 算法能得到一个 Pareto 最优解集, 用户根据其个体和协同表现的个人偏好或实际业务应用需要选择最满意的方案聚合终端, 同时算法具有良好的可行性和有效性。

关键词: 无线通信; 终端聚合; 多目标进化; Pareto 最优

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)10-2340-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01445

Research on Terminal Aggregative Selection Algorithm Based on Multi-objective Evolutionary

Wang Can-ru Tian Hui Miao Jie

(Wireless Technology Innovation Institute, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: When the service capacity of a terminal is limited, how to aggregate heterogeneous terminals according to their capacity to support service application is a challenge. This paper proposes a terminal aggregative selection algorithm based on Multi-Objective Evolutionary (MOE), describes the framework of terminal aggregation and designs 0-1 programming model. The proposed algorithm determines automatically the weights of multi-index, avoiding the difficulty to specify the weights manually. Simulation results show that the proposed algorithm can produce a set of optimal Pareto solutions and the most approving solution is selected as the final decision according to preference and application requirements. Also the proposed algorithm provides an improvement to the feasibility and efficiency.

Key words: Wireless communication; Terminal aggregative; Multi-Objective Evolutionary (MOE); Pareto optimality

1 引言

随着无线通信技术迅猛发展和人们对业务需求不断增加, 终端的定义得到极大扩展, 各种终端具有不同的业务能力, 比如接入能力、计算能力和播放能力等, 因此终端的异构性将更加突出^[1]。终端发展的另一个趋势是泛在化, 即用户周边终端通过灵活的互联和协同技术实现交互, 为用户提供智能化业务^[2,3]。

由于受到硬件复杂度及能力受限的制约, 单一业务能力的终端不能最优支持所有类型的业务应用, 从而要求对异构终端进行有效聚合, 形成支持

内容丰富业务应用的高性能聚合终端群, 最大可能满足用户的业务应用需求。在此背景下, 如何应对终端业务能力异构性以实现其协同工作进而满足多样化的业务应用需求, 对聚合终端系统的有效性和高效性提出更高要求。

目前, 对于终端聚合的研究已经取得一些进展。其中 UST(Universal Service Terminal)^[4]通过聚合机制将分散隔离的终端协同成一个虚拟终端提供统一服务, 形成能够提供始终最佳体验^[5]的终端业务环境。文献[6-8]将多个决策因素线性加权转化为单目标函数, 将多目标优化转化为单目标优化, 不可避免地存在一些缺陷: (1)单目标优化只能产生满足约束条件的单目标最优解, 不能解决多目标问题, 并且确定决策因素权重需要用户具有一定先验知识, 特别是普通用户并不熟悉决策因素, 很难给出合理的权重; (2)单目标最优解是单一的, 用户没有其他

2010-12-31 收到, 2011-06-03 改回

国家 863 计划项目(2009AA1Z262), 国家自然科学基金(60971125)和国家科技重大专项(2009ZX03003-003-01, 2011ZX03005-004-02)资助课题

*通信作者: 王灿如 wangcanru@gmail.com

选择余地，因此在终端聚合执行过程中发生意外时没有其他可替代方案，通常情况下，用户更关心能否获得一组可以接受的最优非劣解，根据实际业务应用需求选择最满意的终端聚合方案。另外，现有的研究中，关于终端聚合大多仅考虑终端的个体能力，而缺乏考虑终端之间的协同能力，导致终端聚合整体效能下降。

为此，本文综合考虑终端个体能力和协同能力等多方面因素，设计一种基于多目标进化的终端聚合选择模型。针对当前实际可重构系统中终端聚合领域的课题展开研究，在国家 863 目标导向课题所搭建的平台上得到验证，并将进一步丰富该领域的已有理论，且有较好的应用前景。

2 终端聚合问题描述

终端聚合首要问题是从不同业务能力的终端能力集中，分别选择数个终端聚合形成聚合终端群，考虑终端的个体能力(可用带宽、剩余能量、覆盖范围、通信费用等)与终端之间的协同能力(连接稳定性、协同功耗、系统容错性等)，同时要求聚合终端群具有最优非劣的个体和协同能力。

上述终端聚合问题可通过图 1 中的框架描述，总目标是聚合形成具有最优非劣的个体和协同能力的聚合终端群；同时考虑两个子目标：个体能力最优非劣和协同能力最优非劣。基于个体指标 I_1, I_2, \dots, I_l 衡量个体能力，基于协同指标 C_1, C_2, \dots, C_m 衡量协同能力，用户根据实际业务需求确定各指标。虚线表示不同终端能力集和终端之间的协同关系。

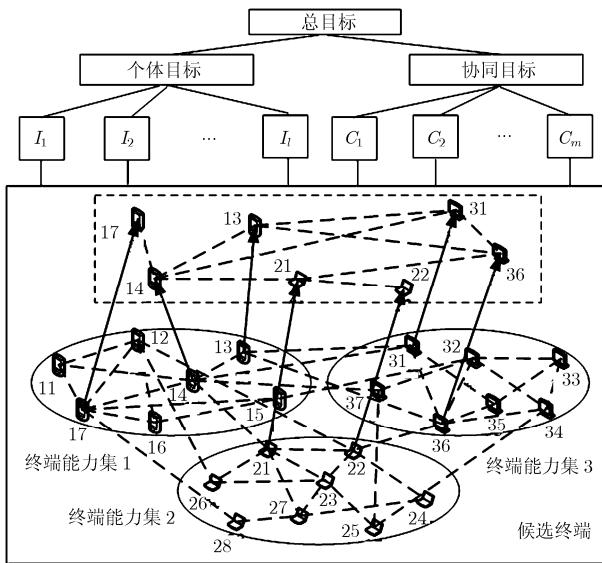


图 1 终端聚合的描述框架

3 终端聚合选择模型

令 $D = [d_{is}]_{n \times l}$ 为个体能力矩阵，其中 d_{is} 为终端 $T_i (i = 1, \dots, n)$ 在个体指标 $I_s (s = 1, \dots, l)$ 下的参数。为了相互比较不同指标参数，需根据参数特点设计一套规范化方法对其进行无量纲处理。通过下面的公式规范化 $D = [d_{is}]_{n \times l}$ 得到 $D' = [d'_{is}]_{n \times l}$ ，根据不同指标的取值特点， d'_{is} 的计算公式分成以下几类：

(1) 效益型参数：其取值越大越好，如覆盖范围，可用带宽等，计算公式如下：

$$d'_{is} = \begin{cases} \frac{d_{is} - d_s^-}{d_s^+ - d_s^-}, & d_s^+ - d_s^- \neq 0 \\ 1, & d_s^+ - d_s^- = 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中定义 $d_s^+ = \max\{d_{is} \mid i = 1, \dots, n\}$ 和 $d_s^- = \min\{d_{is} \mid i = 1, \dots, n\}$ 。

(2) 成本型参数：其取值越小越好，如通信费用、传输功耗等，计算公式如下：

$$d'_{is} = \begin{cases} \frac{d_s^+ - d_{is}}{d_s^+ - d_s^-}, & d_s^+ - d_s^- \neq 0 \\ 1, & d_s^+ - d_s^- = 0 \end{cases} \quad (2)$$

(3) 门限值参数：其取值具有强制性，即必须大于等于(或者小于等于)门限值 t ，如带宽需求，计算公式如下：

$$d'_{is} = \begin{cases} 1, & d_{is} \geq (\leq) t \\ 0, & d_{is} < (>) t \end{cases} \quad (3)$$

(4) 模糊型参数：其通常不便使用精确数值来描述，但可用言语变量描述为“很好”、“一般”、“差”等，如安全性等。引入模糊数学，采用重心法、最大最小值法等方法将其去模糊化，转化为清晰数值。

本文引入 TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution) 方法计算终端的综合能力，基本思想是先构架评价问题的正理想解和负理想解，然后计算各候选终端到理想终端的相对贴近度(综合能力)。

假设个体指标权重为 $V = (v_1, \dots, v_l)$ ，对个体能力矩阵 $D' = [d'_{is}]_{n \times l}$ 进行加权得到矩阵 $R = [r_{is}]_{n \times l}$ ，其中 $r_{is} = v_s \times d'_{is}$ 。构建评价问题的正理想解 $R^+ = (r_1^+, \dots, r_l^+)$ 和负理想解 $R^- = (r_1^-, \dots, r_l^-)$ ，其中

$$r_s^+ = \max\{r_{is} \mid i = 1, \dots, n\} = v_s \max\{d'_{is} \mid i = 1, \dots, n\} = v_s d_s'^+ \quad (4)$$

$$r_s^- = \min\{r_{is} \mid i = 1, \dots, n\} = v_s \min\{d'_{is} \mid i = 1, \dots, n\} = v_s d_s'^- \quad (5)$$

根据式(4)和式(5)分别计算终端 T_i 与正理想解 R^+ 和负理想解 R^- 的距离 y_i^+ 和 y_i^- ，进而根据式(8)

计算终端 T_i 的综合个体能力 φ_i 。

$$y_i^+ = \sum_{s=1}^l (r_{is} - r_s^+)^2 = \sum_{s=1}^l v_s^2 (d'_{is} - d_s^+)^2 \quad (6)$$

$$y_i^- = \sum_{s=1}^l (r_{is} - r_s^-)^2 = \sum_{s=1}^l v_s^2 (d'_{is} - d_s^-)^2 \quad (7)$$

$$\varphi_i = y_i^- / (y_i^+ + y_i^-), \quad i = 1, \dots, n \quad (8)$$

从式(8)可以看出, 综合个体能力 φ_i 是衡量选定终端与理论最优解贴近程度以及理论与最差解远离程度的变量。在仅考虑个体能力时, φ_i 越大则终端 T_i 的能力越强。

在已有参考文献中都是用户指定权重, 然而普通用户因缺少背景知识难以完成。本文提出一种多指标权重自动生成法可有效解决上述问题, 减轻用户负担。在本文中, 个体指标权重由式(9)确定

$$v_s = \frac{1}{\sum_{s=1}^l \frac{1}{\sum_{i=1}^n (d'_{is} - d_s^+)^2}} \quad (9)$$

其中个体指标权重的合理性证明略。

令 $\mathbf{A} = [a_{ij}^k]_{n \times n}$ 为协同能力矩阵, 其中 a_{ij}^k ($i \neq j$) 为在协同指标 C_k ($k = 1, \dots, m$) 下终端 T_i 协同 T_j 的能力参数。一般情况下, 不考虑终端自身协同, 即 $a_{ii}^k = 0$ 。还有终端不能协同, 可认为其协同能力为 0。根据类似于个体能力参数的归一化公式处理 $\mathbf{A} = [a_{ij}^k]_{n \times n}$ 得到 $\mathbf{A}' = [a'_{ij}^k]_{n \times n}$, 在此其计算公式不再详述, 其中定义 $a_k^+ = \max\{a_{ij}^k \mid i, j = 1, \dots, n; i \neq j\}$ 和 $a_k^- = \min\{a_{ij}^k \mid i, j = 1, \dots, n; i \neq j\}$ 。

假设协同指标权重为 $\mathbf{W} = (\omega_1, \dots, \omega_m)$, 对协同能力矩阵 $\mathbf{A}' = [a'_{ij}^k]_{n \times n}$ 进行加权得到矩阵 $\mathbf{Q} = [q_{ij}^k]_{n \times n}$, 其中 $q_{ij}^k = \omega_k \times a'_{ij}^k$ 。构建评价问题的正理想解 $\mathbf{Q}^+ = (q_1^+, \dots, q_m^+)$ 和负理想解 $\mathbf{Q}^- = (q_1^-, \dots, q_m^-)$, 其中

$$q_k^+ = \max\{q_{ij}^k \mid i, j = 1, \dots, n; i \neq j\} \\ = \omega_k \max\{a'_{ij}^k \mid i, j = 1, \dots, n; i \neq j\} = \omega_k a_k^+ \quad (10)$$

$$q_k^- = \min\{q_{ij}^k \mid i, j = 1, \dots, n; i \neq j\} \\ = \omega_k \min\{a'_{ij}^k \mid i, j = 1, \dots, n; i \neq j\} = \omega_k a_k^- \quad (11)$$

根据式(10)和式(11)分别计算终端 T_i 与 T_j 的协同能力与正理想解 \mathbf{Q}^+ 和负理想解 \mathbf{Q}^- 的距离 b_{ij}^+ 和 b_{ij}^- , 进而根据式(14)计算终端 T_i 与 T_j 的综合协同能力 ϕ_{ij} 。

$$b_{ij}^+ = \sum_{k=1}^m (q_{ij}^k - q_k^+)^2 = \sum_{k=1}^m \omega_k^2 (a_{ij}^k - a_k^+)^2 \quad (12)$$

$$b_{ij}^- = \sum_{k=1}^m (q_{ij}^k - q_k^-)^2 = \sum_{k=1}^m \omega_k^2 (a_{ij}^k - a_k^-)^2 \quad (13)$$

$$\phi_{ij} = b_{ij}^- / (b_{ij}^+ + b_{ij}^-), \quad i, j = 1, \dots, n; i \neq j \quad (14)$$

协同指标权重由式(15)确定

$$\omega_k = \frac{1}{\sum_{k=1}^m \frac{1}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n (a_{ij}^k - a_k^+)^2}} \quad (15)$$

其中协同指标权重的合理性证明略。

根据综合个体能力 φ_i 和综合协同能力 ϕ_{ij} , 可得到下面的双目标 0-1 二次整数规划模型:

$$\left. \begin{aligned} \text{Max } Z_1 &= \sum_{i=1}^n \varphi_i x_i \\ \text{Max } Z_2 &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n \phi_{ij} x_i x_j \\ \text{s.t. } \sum_{i \in n_z} x_i &= p_z, \quad z = 1, \dots, h \\ x_i &\in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中 $\sum_{z=1}^h p_z = p$, p_z 为终端能力集 z 中的需要聚合终端数, p 为需要聚合终端的总数, x_i 为决策变量, $x_i = 1$ 表示终端 T_i 被选中, 否则 $x_i = 0$, n_z 为终端能力集 z 中的终端总数, 且 $\sum_{z=1}^h n_z = n$ 。

对于多个不同终端能力集, 可对按照上述模型判决出满足用户业务需求的终端进行聚合控制。

4 多目标进化算法

针对上述模型的特点, 本文设计一种多目标进化(MOE)算法, 其具体过程如下:

(1)个体编码和种群初始化 采用二进制编码, 每个个体基因共 n 位, 其中 1 代表被选中, 0 代表未被选中。值为 1 的基因个数为 p , 表示 p 个终端被选中。一个染色体被划分为 h 个基因片段, 在基因片段 z , 值为 1 的基因数为 p_z 。依此编码规则, 根据预先定义好的 n 和 p 随机产生多个可行个体, 从而构成初始种群。

(2)选择决策 采用锦标赛选择策略, 每次均匀地从种群中选出两个个体进行比较, 适应度好的个体将被选为生成子代的个体。

(3)交叉算子 采用双节点交叉, 首先在两个父代个体随机产生两个交叉点, 然后交换父代双亲节点之间的基因产生子代。但是该方法可能产生非可行解。采用修复策略处理非可行解: 假设交叉产生的子代 1 基因片段 z 中值为 1 的基因数为 \hat{p}_z , 若 $\hat{p}_z = p_z$ 则说明子代是可行解, 不需要修复。当 $\hat{p}_z > p_z$ 时, 在子代 1 基因片段 z 中值为 1 的基因位随机产生 $\hat{p}_z - p_z$ 个值为 0 的基因, 子代 2 中则相反。当 $\hat{p}_z < p_z$ 时, 在子代 1 基因片段 z 中值为 0 的基因位随机产生 $p_z - \hat{p}_z$ 个值为 1 的基因, 子代 2 中则相

反，从而保证解的可行性。

(4)变异算子 采用逆转变异法，在基因片段中随机选择两点，逆转两点之间的基因。只改变基因顺序，并不影响基因值，不会产生非可行解。

(5)适应度和拥挤度计算 采用非劣快速排序法计算个体适应度。在目标空间中基于 Pareto 支配关系^[9]将个体按其目标函数进行两两比较，靠前的前沿中的个体优于靠后的，从而将个体分成多个依次支配的前沿。记第 1 前沿为 F_1 ，第 2 前沿为 F_2 ，依此类推。

定义拥挤度为在种群中给定点周围的个体密度。拥挤度小表示个体周围有较多的点，其分布较密集。在每个前沿 F_i 中根据拥挤度再进行优劣划分。拥挤度越大的个体越优。其中计算拥挤度采用如下的步骤：

(a)计算基因距离：设任意两个个体 i 和 j 的染色体分别为 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$ 和 $x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm}]$ ，则两个个体的基因距离 $X_{ij} = \sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}|$ 。

(b)比较基因距离：比较个体 i 与其他个体的所有基因距离，将其中最小距离 $\min X_{ij}$ 作为个体 i 的拥挤度。

上述方法与文献[10]提出的 NSGA-II 中的拥挤度计算方法相比，不必计算每个个体的目标函数，降低算法计算复杂度，同时也除去解空间中位于稠密区域的个体，更好地保持解的多样性。

(6)精英策略 为避免算法早熟或陷入局部最优，确保搜索方向朝着真正的 Pareto 最优，本文采用一种精英策略，如图 2 所示。首先对父代种群 $P(t)$ 和子代种群 $\hat{P}(t)$ 合并后的新种群进行非劣快速排序得到第 1 前沿 F_1 ，即 Pareto 解，并非把所有 Pareto 解填充到 $P(t+1)$ 中，而是适当地“遗弃”个体。本文采取每级前沿“遗弃”一个个体的策略，经过多级排序并填充，直到第 i 级时，前沿大于剩余的填充空间，则经过拥挤度计算，先填充拥挤度较大的个体。整个过程中小部分精英被遗弃，如此不但保证绝大部分精英留在 $P(t+1)$ 中，也避免全部精英参与到 $P(t+1)$ 中，从而可防止种群提前收敛或陷入局部最优。

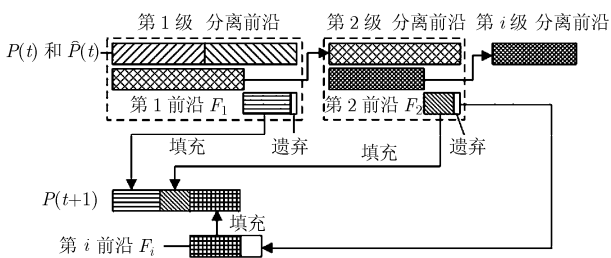


图 2 精英策略示意图

(7)算法流程 综合上述，算法主要步骤总结如下：

步骤 1 参数设定：设定种群进化代数 Gen，种群大小 Size，交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 等。随机产生初始化种群 $P(t)$ ， $t = 0$ ，确定个体适应度。

步骤 2 选择、交叉和变异：根据个体适应度和拥挤度使用锦标赛选择策略从 $P(t)$ 选择个体。在给定的 p_c 和 p_m 下进行交叉和变异，产生子代种群 $\hat{P}(t)$ 。

步骤 3 种群合并：非劣快速排序 $P(t)$ 和 $\hat{P}(t)$ 合并后的新种群并计算拥挤度。

步骤 4 基于精英策略选取下一代种群：首先选取第 1 前沿 F_1 ，遗弃一个个体后填充到 $P(t+1)$ 中；接着选取后面的前沿，当选取到 F_i 时， $P(t+1)$ 的个数超过 Size 时，选取拥挤度大的个体优先填充，从而产生由较优的 Size 个个体组成的 $P(t+1)$ 。

步骤 5 算法停止判定：如果迭代次数超过 Gen，则停止，将 $P(t+1)$ 中的解和目标函数值作为 Pareto 最优解和 Pareto 最优前沿返回，否则返回步骤 2。

5 仿真结果及分析

5.1 仿真实例

假设从两个终端能力集(接入能力集 S_1 和播放能力集 S_2)中的 6 个终端选择 3 个终端(S_1 中选择两个终端， S_2 中选择 1 个终端)形成聚合终端群，终端分布情况如下：

$$S_1 = \{T_1, T_2, T_3, T_4\}, S_2 = \{T_5, T_6\}$$

用户使用 3 个个体指标和 2 个协同指标选择终端，如图 3 所示。终端初始个体能力参数和协同能力参数，如表 1 和表 2 所示。

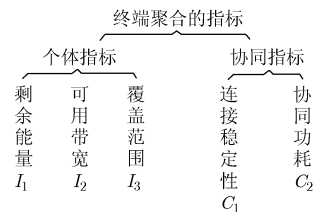


图 3 终端聚合指标

表 1 初始化的个体能力参数

候选终端	指标			候选终端	指标		
	I_1	I_2	I_3		I_1	I_2	I_3
T_1	15	3	7	T_4	8	8	7
T_2	10	8	4	T_5	12	7	6
T_3	16	3	8	T_6	8	6	8

表 2 协同指标 C_1 和 C_2 下的初始参数

	协同指标 C_1						协同指标 C_2					
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
T_1		8	2	6	3	9		4	8	2	5	1
T_2	8		7	5	3	2	4		5	3	9	2
T_3	2	7		0	1	6	8	5		0	1	6
T_4	6	5	0		4	3	2	3	0		3	7
T_5	3	3	1	4		0	5	9	1	3		0
T_6	9	2	6	3	0		1	2	6	7	0	

根据规范公式对初始化信息进行规范化, 使用式(9), 式(15)得到个体指标权重 $V = \{0.236, 0.278, 0.486\}$ 和协同指标权重 $W = \{0.4, 0.6\}$, 从而得到个体和协同能力的综合值, 如表 3 所示。主对角线元素为综合个体能力 φ_i , 非主对角线元素为综合协同能力 $\phi_{ij}(i \neq j)$ 。

表 3 个体能力和协同能力综合值

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
T_1	0.57	0.69	0.16	0.73	0.40	0.93
T_2	0.69	0.34	0.48	0.62	0.13	0.56
T_3	0.16	0.58	0.72	0.54	0.25	0.73
T_4	0.73	0.62	0.60	0.64	0.58	0.27
T_5	0.40	0.13	0.58	0.56	0.58	0.60
T_6	0.93	0.56	0.47	0.27	0.60	0.60

于是根据模型式(16)得到仿真实例中的终端聚合模型如下:

$$\begin{aligned} \text{Max } Z_1 &= 0.57x_1^2 + 0.34x_2^2 + \dots + 0.6x_6^2 \\ \text{Max } Z_2 &= 0.69x_1x_2 + 0.16x_1x_3 + \dots + 0.6x_6x_5 \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^4 x_i &= 2, \quad \sum_{i=5}^6 x_i = 1 \\ x_i &\in \{0,1\}, \quad i = 1, \dots, 6 \end{aligned}$$

设定种群数 Size=50; 迭代次数 Gen=20; 交叉概率 $p_c=0.95$; 变异概率 $p_m=0.05$ 。仿真环境为主频 Intel P4, CPU 2.93 G, 内存 1 G, Windows XP 和 Matlab 2008a。仿真 5 次得到 4 个 Pareto 最优解, 平均运算时间为 0.1236 s。在表 4 中, Z_1 和 Z_2 分别表示个体目标和协同目标下 Pareto 最优值。从单目标准则来看, 这些解不是最优的; 但是综合考虑个体和协同能力, 这些解是最优非劣的。用户根据其个体和协同能力的重视程度选择满意方案进行终端聚合控制, 其他没有被选用的可作为备选方案,

表 4 Pareto 最优解以及 Pareto 最优值

Pareto 最优解	Z_1	Z_2
1,0,0,1,0,1	1.8103	3.8662
0,0,1,1,0,1	1.9612	2.8699
1,0,1,0,0,1	1.8895	3.3763
0,0,1,1,1,0	1.9477	3.1186

当终端聚合发生意外时启用。而现有的全局最优算法大都是基于单目标, 只能产生单一最优解, 因此不具备上述能力。

5.2 计算复杂度分析

对于基于多目标进化的终端聚合模型, 其解空间是关于 n 和 p 的函数, 令 Ω 表示解空间中解的个数, 则可能解的数量为

$$\Omega = C_{n_1}^{p_1} C_{n_2}^{p_2} \dots C_{n_h}^{p_h} \leq [C_{n/h}^{p/h}]^h$$

根据组合的性质, 当 $p/h \ll n/h$ 时, Ω 可以近似处理为

$$\begin{aligned} \Omega &\leq [C_{n/h}^{p/h}]^h \leq \{(n/h) \dots [(n/h) - (p/h) + 1]\}^h \\ &\leq (n/h)^p \end{aligned}$$

通过上述分析可知, 解空间随着 p 的增长呈指数增长。当规模较小时, 即 p/h 和 p 较小时, 传统穷举法比较好, 而规模较大时, 本文所设计的 MOE 算法是可行的。

本文给出 6 个仿真实验, 通过 CPU 开销来验证算法计算复杂度。假设终端的综合个体能力和综合协同能力均符合 $U(0,1)$ 标准正态分布, 相关参数见表 5, 每个实验均运行计算 200 次取平均运行时间。从图 4 可以看出, 算法平均运行时间跟参数 Size, Gen 和 n 有关。当它们增大时, 运行时间增加。当其他变量固定而 p 增大时, 运行时间反而稍微缩短。这表明算法运行时间不会随解空间的级数增长而快速增加。其原因在于 p 值决定解空间, 当 p 增大时,

表 5 6 个仿真实验的相关参数

序号	n	p	$[n_1, n_2, n_3]$	$[p_1, p_2, p_3]$	Size	Gen	p_c	p_m	解空间 Ω
1	12	3	[4,4,4]	[1,1,1]	60	60	0.95	0.05	$O(4^3)$
2	15	3	[5,5,5]	[1,1,1]	80	120	0.95	0.05	$O(5^3)$
3	18	3	[6,6,6]	[1,1,1]	100	120	0.95	0.05	$O(6^3)$
4	18	6	[6,6,6]	[2,2,2]	100	120	0.95	0.05	$O(6^6)$
5	18	9	[6,6,6]	[3,3,3]	100	120	0.95	0.05	$O(6^9)$
6	21	9	[7,7,7]	[3,3,3]	100	120	0.95	0.05	$O(7^9)$

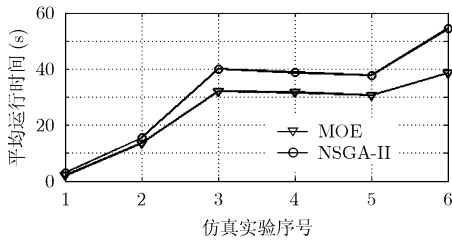


图 4 MOE 和 NSGA-II 的平均运行时间

解空间会变大；但随着 p 增加，非劣快速排序得到的前沿会变小，拥挤度的计算和排序时间会缩短。MOE 的运行时间略低于 NSGA-II，是因为 MOE 在计算拥挤度时不必计算每个个体的目标函数，降低算法计算复杂度。

5.3 有效性分析

该仿真实验是用于验证算法找到 Pareto 最优解的有效性。作比较的一种方法是穷举法(EAM)，即穷举出满足约束条件和 Pareto 最优的终端聚合方案。采用 Fieldsend 等人^[1]提出的 C 指标¹⁾来比较算法收敛速度。相关参数见表 5，每个实验均运行计算 200 次得到优化指标的统计值。图 5(a)表明一般情况下随着解空间的增大，Pareto 非劣解个数也增加，并且 MOE 算法相对于 NSGA-II 能够搜索到数目更多的非劣解。图 5(b)，图 5(c)和图 5(d)表明随着解空间的增大，相对于穷举法，搜索到的非劣解集趋近全局非劣最优区域程度变差，且非劣解命中率降低，同时存在优化指标穷举最优的非劣解数目也减少，这是因为解空间变大，算法搜索的非劣解集覆盖目标解空间的相对范围变小。从优化指标

可以看出 MOE 算法优于 NSGA-II，能搜索到质量较好的 Pareto 非劣解。前者采用基于精英策略的种群选择，避免全部精英参与到进化，有效地防止算法陷入局部最优，而且由于采用不同的拥挤度计算方法，除去解空间中位于稠密区域的个体，搜索到的非劣解集覆盖目标空间的范围更大，更好地保持解的多样性，得到的非劣解的质量较好，用以解决基于个体和协同能力的终端聚合问题是有效的。

由算法描述和仿真结果可知，MOE 算法的优点在于：(1)MOE 能有效解决基于个体和协同能力的终端聚合问题，得到一个 Pareto 最优解集，更好地满足用户的实际业务需求；(2)与单目标优化算法相比，MOE 在算法过程中不需要人为设置各个指标的权重，因而也就不需要用户对问题有一定先验知识，算法的适用性比较好，减轻用户负担；(3)与现有的确定性算法相比，MOE 算法性能稳定，从而保证算法的鲁棒性。

6 结束语

无线通信技术的迅猛发展导致终端的异构性更加突出，同时单一终端能力有限带来一个新的问题：面对内容更加丰富的业务应用，如何从具有不同业务能力的终端能力集中有效地聚合异构终端形成高性能的聚合终端群，满足用户的业务应用需求。针对上述问题，本文分析基于个体和协同能力的终端聚合问题，设计一般的问题描述框架，构建了基于个体和协同能力的终端聚合的 0-1 规划模型，针对该模型设计一种多目标进化算法，其有效性强，可有效支持终端聚合问题，用户根据其对个体表现和协同表现的偏好或者实际业务需要选择最满意的方案聚合终端。

¹⁾ Fieldsend 等人采用 C 指标来比较两个集合的收敛速度。设 A 、 B 是两个待比较的集合， C 的定义为 $C(A, B) = \frac{|\{b \in B; \exists a \in A, a > b\}|}{|B|}$ ，其中 $C \in [0, 1]$ ，表示 B 的非劣解被 A 的非劣解支配的个数占 B 的非劣解总数的比率。

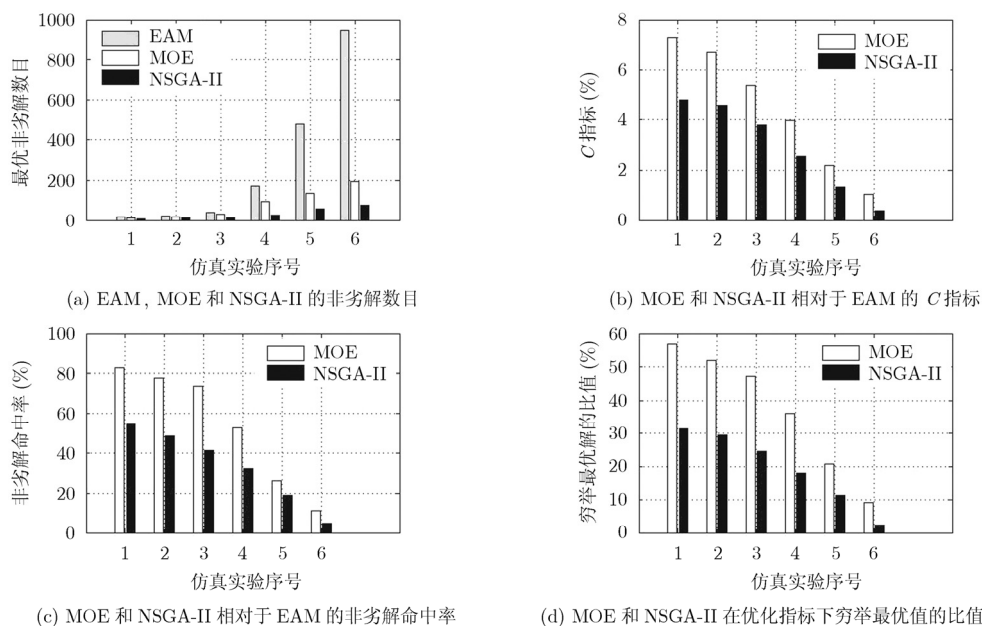


图5 MOE 和 NSGA 优化指标对比图

参考文献

- [1] Etoh M. Trends in mobile multimedia and networks[C]. Proceedings of Web Technologies and Applications: 5th Asia-Pacific Web Conference (APWeb), Xi'an, China, 2003: 1-9.
 - [2] Javad V, Mohamed G H, Ramin H, *et al.* Design of dependable personal networks[C]. Proc. of the International Workshop on Adaptive and Dependable Mobile Ubiquitous Systems, London, 2009, 7: 1-6.
 - [3] Lu W, Gu Y, Niemegeers M, *et al.* A self organized personal network architecture[C]. Proc. 3rd International Conf. on Networking and Services, Martinique, 2007: 36-44.
 - [4] Wang X, Ji Y, and Zhang P. Universal Service Terminal: evolving towards the TSE in MUSE[C]. Proc. of World Wireless Research Forum, Norway, 2004, 11: 42-47.
 - [5] Zhang P, Ji Y, Zhang Y J, *et al.* MUSE: a vision of service and architecture for beyond 3G networks[C]. Proc. of the International Symposium on Autonomous Decentralized Systems, Chengdu, China, 2005: 109-115.
 - [6] Karmouch E and Nayak A. A distributed constraint satisfaction problem for virtual device composition in mobile Ad hoc networks[C]. Proc. of the IEEE Global Communications, Hawaii, 2009: 1-7.
 - [7] Karmouch E and Nayak A. Capability reconciliation for virtual device composition in Mobile Ad hoc networks[C]. Proc. of the 6th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications, Canada, Oct. 2010: 27-34.
 - [8] Su W T, Liao I H, Lee K R, *et al.* Service oriented device composition in resource constrained ubiquitous environments [C]. Proc. of Wireless Communications and Networking Conference, USA, 2008: 3110-3115.
 - [9] Yang L G and Li H M. Based on Pareto strength value of the multi-objective optimization evolutionary algorithm[C]. 2010 3rd IEEE International Conference, Computer Science and Information Technology, Chengdu, China, 2010, 3: 634-638.
 - [10] Deb K, Pratap A, Agarwal S, *et al.* A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
 - [11] Fieldsend J E, Everson R M, and Singh S. Using unconstrained elite archives for multi-objective optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2003, 7(3): 305-323.
- 王灿如: 男, 1987年生, 硕士生, 研究方向为异构网络融合与终端协同。
- 田辉: 女, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为自治组织网络。
- 苗杰: 男, 1983年生, 博士生, 研究方向为异构网络融合。