arXiv:2303.08709v1 [cs.LO] 15 Mar 2023

通过两阶段 *ASP* 方法解决康复排程问题∗

MATTEO CARDELLINI
Polytecnic of Torino, Torino, Italy
University of Genova, Genova, Italy
PAOLO DE NARDI
ICS Maugeri, Italy
CARMINE DODARO*DeMaCS,*
University of Calabria, Rende, Italy
`GIUSEPPE
GALATA*SurgiQ srl, Italy*
ANNA GIARDINI
ICS Maugeri, Italy
MARCO MARATEA*DIBRIS,*
University of Genova, Genova, ItalyDeMaCS,
University of Calabria, Rende, Italy
IVAN PORRO
SurgiQ srl, Italy

submitted xx xx xxxx; revised xx xx xxxx; accepted xx xx xxxx

摘要

康复排程流程的核心环节之一，是为患者规划康复理疗治疗时段：在给定日的特定时间段内为其安排合适的操作人员，同时考虑多项法律、医疗和伦理要求及优化目标，例如患者偏好和操作人员工作均衡。高效解决这类问题至关重要，尤其是在显著增加康复需求的 COVID-19 疫情之后。

本文提出一种基于答案集编程的两阶段康复排程方案，该方法已被证明能够有效解决实际排程问题。我们首先介绍一种通用编码，然后加入领域特定优化。基于合成基准实例和真实基准数据集进行的实验结果（后者由 ICS Maugeri 提供）表明，该方案卓有成效，且领域特定优化也发挥了重要作用。本文正在《逻辑编程理论与实践》（TPLP）审稿中。

KEYWORDS：答案集编程、康复排程、医疗保健

∗本文是扩展并修订后的版本，其会议论文曾发表于 RuleML+RR 2021 大会论文集（Cardellini 等（2021））。

1 引言

康复排程流程主要包括在康复机构内规划每日患者的物理治疗时段，本文将其称为康复排程问题（RSP）（Huang 等人，2012年；Huynh 等人，2018年；Li 和 Chen，2021年；Schimmelpfeng 等人，2012年）。能够从此类排程中切实受益的医院，包括由 ICS Maugeri[1]，管理的医院（本文将以其提供的基准实例进行研究），需要为多达数百名患者安排仅由几十名物理治疗师组成的团队；因此，高效地将患者分配给操作人员（即物理治疗师）至关重要。Cieza 等人（2020年）近期的一篇文章指出，24.1亿人可能受益于康复服务。这意味着，全球目前近三分之一的人口会在人生某个阶段因疾病或受伤而需要康复；此外，鉴于当前人口结构和健康状况的变化，预计这一数字还将持续上升。除此之外，越来越多的证据表明，许多受到 COVID-19 疫情影响的人会留下长期后遗症，无论疾病严重程度如何，也无论住院时长如何，这进一步增加了全球对康复服务的需求。

康复排程问题受到多项约束的限制，即法律、医疗和伦理方面的约束。为了制定可行的日程，必须将这些约束纳入考量。例如，需要处理的主要约束包括康复健身房的最大容量、操作人员的法定工作时间和休息时间，以及物理治疗疗程的最短时长。此外，还应考虑多项偏好，例如，出于临床和组织原因，通常最好让患者尽可能多地由同一位操作人员在同一时间段接受治疗；同时，也需要充分考虑康复专业人员的工作量平衡。

本文提出了一种基于答案集编程（ASP）（Gelfond 和 Lifschitz，1991年；Niemel¨a，1999年；Baral，2003年；Brewka 等人，2011年）的康复排程问题解决方案。答案集编程已被证明是解决实际排程问题的有效工具（Gebser 等人，2018年；Ricca 等人，2012年；Dodaro 和 Maratea，2017年；Dodaro 等人，2021年），高效的 ASP 求解器也为此提供了支持。该方案采用两阶段编码（第 3 节）：第一阶段称为委员会，负责为每位患者分配一名物理治疗师，同时考虑物理治疗师的总工作时间以及康复治疗时段的最短规定时长。第二阶段称为日程，根据第一阶段确定的患者与物理治疗师分配结果，为每个康复治疗时段安排开始和结束时间。我们的两阶段方案无法保证找到全局最优解，但采用这种设计是因为：(*i*)它简化了整体编码及其实际应用；(*ii*)它模拟了 ICS Maugeri 迄今为止（以非自动化方式）制定日程的做法，并允许物理治疗师协调员根据需要进行人工调整。事实上，协调员特别要求能够在将委员会的输出发送至日程阶段之前，手动更改部分患者与操作人员的分配。虽然这种手动更改很少发生，但它能让协调员感到自己拥有掌控权，并可将人类知识和专业知识融入排程。需要说明的是，这款工具并未作为

[1] `https://www.icsmaugeri.it/`。

医疗器械进行宣传和销售，而是用于辅助协调员作出决策的工具。因此，法律要求协调员能够更细致地控制相关决策，并对其负责。我们首先在 ICS Maugeri 的真实场景中测试了编码（第 4 节）：这些场景涉及意大利北部两家康复机构中神经系统疾病患者的日常排程，分别位于热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多。在分析中，我们将 ASP 求解器 CLINGO（Gebser 等人，2012年）的运行时间限制设为仅 $30s$ （在实际应用中，截止时间设为 5 分钟）。如此严格的时间限制使我们能够运行更多实验，并更有意义地比较 CLINGO中的不同优化算法。随后，鉴于 ICS Maugeri 计划在热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多之外，也为其他可能规模更大的机构配备自动化技术，我们生成了一组规模庞大的合成基准数据集，其参数参考了真实数据。我们进行了大规模实验评估，并使用分类决策树方法（Quinlan，1986年）对合成数据和真实数据的结果进行统计比较，旨在预测我们的方案在这些更大型机构中的表现。结果显示准确率很高，因此这些合成基准数据集似乎能够有效指示其他机构在具有不同参数和相似特征时，真实数据可能呈现的行为。此外，这项分析还揭示了对结果影响最大的排程问题特征。最后，为了进一步改善结果并降低仍无法求解的实例比例，我们在编码中加入了领域特定优化（第 5 节）：改进后编码的结果表明，现在我们能够在时限内为每个实例找到一个解，尽管该解并非总是最优解。本文还在第 2 节对康复排程问题作了非正式描述，并在第 6 节和第 7 节分别讨论相关工作并给出结论。

2 问题描述

本节分四段介绍我们面临的问题。首先，我们概述问题，然后介绍问题主要要素的相关数据，接着说明各阶段的要求。最后一段给出一个日程解。

总体描述。康复服务的提供是一项复杂的工作，涉及许多医疗专业人员，例如医生、物理治疗师、言语治疗师、心理学家等。尤其是，物理治疗师是与患者相处时间最长的人员，其治疗时段构成了患者日常日程的核心，其他所有安排都围绕其展开。因此，本文聚焦于以最高效率安排物理治疗疗程，优化患者接受治疗所耗费的总时间。

物理治疗疗程的日程由物理治疗师协调员制定。为了考虑待治疗患者人数和类型以及可用操作人员数量的变化，这一过程每天都会重复。直到最近，这项工作一直由协调员手动完成，且没有任何决策支持。

通常的调度实践包含两个连续阶段，分别计算委员会和日程，现对此加以说明。简而言之，第一阶段称为

委员会，负责为每位患者分配一名物理治疗师，同时跟踪操作员的总工作时间以及康复治疗时段的最短规定时间。在第二阶段，即日程阶段，根据第一阶段确定的患者与操作人员之间的分配，计算每个康复治疗时段的开始和结束时间。

更具体地说，在排班板阶段，我们通过计算操作人员的总工作时间（以分钟计），并将患者分配给各操作人员，确保他们的工作时长得到遵守；分配后，每位操作人员所有治疗时段的累计时间不得超过其总工作时间。在此阶段，我们会尽可能考虑并遵循协调员在排程流程开始前提出的患者与操作员分配偏好。在日程安排阶段，根据委员会制定的分配方案，为每个患者与操作员的治疗时段安排开始和结束时间，同时遵守操作人员更细化的工作时间安排，以及患者无法接受治疗的时间段。此时还会考虑康复治疗时段的地点。根据患者的临床需求，为治疗时段安排一个地点，可以是健身房，也可以是患者的治疗室。选择健身房时，会考虑该健身房内允许同时进行的治疗时段数量上限；同时，必须从与患者治疗室位于同一楼层的健身房中选择，以免患者因乘坐电梯或走楼梯而感到不适，也避免因移动缓慢而迅速造成医院拥堵。在此阶段还会考虑每位患者的时间偏好：事实上，与其他方案相比，应优先选择治疗时段安排得更接近患者期望时间的方案。

实例描述。 本段将更详细地介绍问题的主要要素，即患者、操作人员和治疗时段，以及委员会和日程安排阶段所涉及的约束与偏好。

患者。 患者的特征包括：

- 类型（神经科、骨科、新冠肺炎阳性、新冠肺炎阴性、门诊患者[2]），
- 辅助需求，即他们是否需要特定照护（例如，是否需要他人协助抬起），
- 付款状态（全额付费，或由国家医疗服务体系承担费用），
- 禁排时段，即患者无法安排日程的时间区间，
- 理想时长，即协调员指定的治疗时段偏好时间，
- 偏好操作员，即患者可分配给的物理治疗师名单，按优先级排序，
- 总体最短时长，即保证为患者安排的最短护理时间，
- 治疗时段，即待安排的治疗时段列表。

[2] 前往医院接受每日治疗，但不在医院过夜的人。

操作人员。物理治疗师，以下简称操作人员，其特征如下：

- 资质，即操作员能够治疗的患者类型，
- 工作时段，即操作员用于直接护理患者的工作时间部分。工作时段通常分为上午班次和下午班次。

此外，每位操作员能够治疗的特定类型患者人数都有上限。

治疗时段。协调员根据医师制定的康复计划，确定患者每天的活动。这些活动可安排在一个或两个治疗时段内进行；若安排两个时段，则一个排在上午，另一个排在下午班次。

每个治疗时段既可以为患者提供个性化治疗（“一对一”治疗时段），也可以由治疗师监督（即一位治疗师同时监督多位患者，每位患者独立进行自己的活动）。需要注意的是，操作人员在为一位患者提供一对一治疗时，也可以监督其他患者。当操作人员的日程特别满时，其一对一治疗时段可以部分转换为受监督的治疗时段。这些混合治疗时段可以先进行受监督的部分，再进行一对一部分；也可以反过来；还可以先后均为受监督的部分，中间安排一对一治疗时段。显然，只有当患者的治疗时段安排在同一地点时，操作员才能同时监督他们。在接下来的段落中，定义日程时，图1将以图示方式说明混合治疗时段的含义。

治疗时段的特征如下：

- 提供方式（一对一、受监督的），
- 一对一治疗最短时长，即保证以一对一方式提供的治疗时段的最短时长，
- 理想总时长，即治疗时段的总时长，包括一对一和受监督的部分，
- 可选状态，即在操作人员超额预订时，是否可以将该治疗时段从日程中省略，
- 指定时间，即必须安排该治疗时段的时间；如果为空，则尽可能将治疗时段安排在接近患者偏好时间的位置，
- 地点，即必须进行治疗时段的地点。

阶段的约束。 以下各小段将介绍这两个阶段所包含的要求。

委员会。 在排班板阶段，所有患者都会根据以下标准分配给可用的操作员：

- 患者与操作员之间的兼容性取决于患者类型和操作员资质、患者是否有指定时间，以及操作员工作时间；同时还要检查操作员是否有足够的时间，为每位患者和每个治疗时段提供保证的总体最短时长和一对一治疗最短时长，

证的总体最短时长和一对一治疗最短时长，

- 患者应根据类型、辅助需求和付款状态，在所有可用操作人员之间进行公平分配，

- 患者应分配给操作人员，并尽可能遵循其首选治疗师列表；该列表主要考虑协调员的选择，其次考虑过往分配记录。

日程。 委员会阶段的结果可以进行修订（例如，在特殊情况下，协调员可以覆盖首选治疗师列表，不顾其他所有因素，强制将患者分配给某位操作人员），并可在必要时由协调员手动修改。协调员对委员会的排班结果满意后，即可使用获批的排班结果作为输入，开始日程安排。日程安排阶段的标准如下：

- 若指定了治疗时段的指定时间，则须遵守，
- 同一患者的两个治疗时段必须安排在不同班次，
- 符合一对一治疗时段的最短时长要求，
- 分配给同一操作员的两个一对一治疗时段（或混合治疗时段中的一对一部分）不得重叠，
- 遵守各地点的最大容量限制（每间治疗室的容量为 1，健身房的容量则各不相同），

- 确保患者在所有治疗时段中接受治疗的累计时间达到最低要求，

- 遵守一对一治疗时段的最短时长要求，
- 遵守患者的禁排时段，
- 治疗时段只能安排在操作员的工作时间内，
- 每个治疗时段的开始时间应尽可能接近协调员指定的偏好时间，或根据之前的日程推断出的偏好时间，
- 对于混合治疗时段，应尽可能延长一对一部分，
- 应纳入尽可能多的可选场次，
- 总时长（混合治疗时段包括一对一部分和受监督的部分）应尽可能接近协调员指定的理想总时长。

排程示例。 如前所述，日程 阶段的输出是当天每个治疗时段的开始时间和持续时间。由于在 ICS Maugeri，排程原本就以 10 分钟为一个时间段进行，因此我们决定保留这种离散化方式。因此，治疗时段可以在医院的工作时间内每隔 10 分钟开始一次（上午 8 点至中午 12 点，下午 1:30 至 4 点），持续时间则为 10 分钟的整数倍。图1展示了热那亚内尔维医院真实场景下的日程排程。浅蓝色方格表示以个人方式进行治疗时段的时间单位，黄色方格表示患者在受监督模式下接受治疗时段的时间单位。图左侧的刻度标示了时段（上午 = 上午、下午 = 下午）以及分配给每个时间段的编号。如第一列所示，操作员1（OP1）以混合治疗时段的方式负责第一个治疗时段（S5）：治疗时段开始时采用个人一对一模式，操作员全神贯注于患者（P4）。经过 4 个时间段（即 40 分钟，这是治疗时段的最短时间）后，操作员将注意力转向另一位患者（P1，正在进行治疗时段 S1），与此同时，前一位患者在同一治疗室内独立完成治疗时段。具体而言，在最初的 40 分钟内，操作员帮助患者进行那些无法独自正确完成的练习。在剩余的 20 分钟内，患者进行能够独自完成的练习；这段时间仍对患者大有裨益，同时操作员则在为另一位患者提供帮助。由于身处同一治疗室，如果受监督的患者需要纠正，操作员仍可介入。有些治疗时段（例如患者 P13 上午由操作员 O4 负责的治疗时段 S17）完全以受监督的方式进行，因为这些是额外的次要治疗时段，虽对患者有医学益处，但并非必需（例如，患者 P13 已在下午由操作员 O4 以个人方式进行治疗时段 S16）。

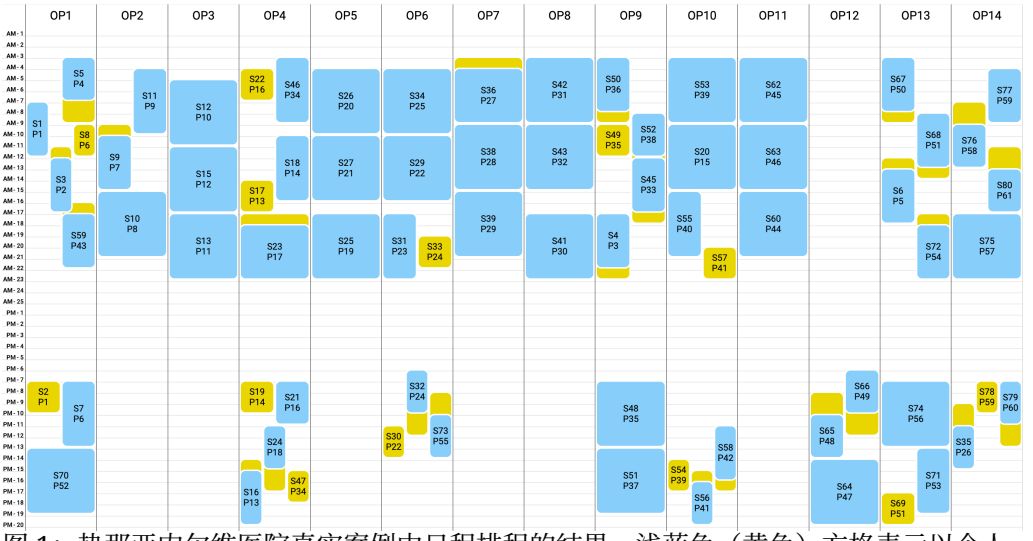

图 1：热那亚内尔维医院真实案例中日程排程的结果。浅蓝色（黄色）方格表示以个人（受监督）方式进行治疗时段所占用的时间单位。左侧的刻度标示了治疗时段开始或结束的时段（上午或下午）和时间段。

第一治疗时段（S5）以混合治疗时段的方式进行：治疗时段开始时采用个人一对一模式，操作员全神贯注于患者（P4）。经过 4 个时间段（即 40 分钟，这是治疗时段的最短时间）后，操作员将注意力转向另一位患者（P1，正在进行治疗时段 S1），与此同时，前一位患者在同一治疗室内独立完成治疗时段。具体而言，在最初的 40 分钟内，操作员帮助患者进行那些无法独自正确完成的练习。在剩余的 20 分钟内，患者进行能够独自完成的练习；这段时间仍对患者大有裨益，同时操作员则在为另一位患者提供帮助。由于身处同一治疗室，如果受监督的患者需要纠正，操作员仍可介入。有些治疗时段（例如患者 P13 上午由操作员 O4 负责的治疗时段 S17）完全以受监督的方式进行，因为这些是额外的次要治疗时段，虽对患者有医学益处，但并非必需（例如，患者 P13 已在下午由操作员 O4 以个人方式进行治疗时段 S16）。

3 用于康复排程问题的两阶段 ASP 编码

以下假定读者熟悉 ASP 的语法和语义。基于上一节的规范，本节介绍一种 ASP 编码，该编码以 CLINGO 的输入语言为基础（Gebser 等，2016）。有关 ASP 程序语法和语义的详细信息，请参阅（Calimeri 等，2020）。

3.1 棋盘编码

数据模型。 输入数据通过以下原子进行指定：

```
1 {assignment(OP, PAT) : operator(OP)} = 1 :- patient(PAT).
2 uniqueLocationLength(OP,PAT,DUR) :- assignment(OP,PAT),
  patient_session(PAT,_,LOC), patient_data(PAT,_,DUR)                    ,
  #count{ID:patient_session(ID,_,LOC), assignment(OP,ID)} < 2.
3 sameLocationLength(OP,PAT,DUR) :- assignment(OP,PAT),
  patient_session(PAT,DUR,LOC), #count{ID:patient_session(ID,_,LOC), assignment(OP,ID)} > 1.
4 :- operator_contract(OP,TIME,_)  #sum{U,PAT:uniqueLocationLength(OP,PAT,U); S, , ,
       PAT:sameLocationLength(OP,PAT,S)} > TIME.
5 :- operator_contract(OP,_,N)
                                #count{PAT:assignment(OP,PAT)} > N. ,
6 :- operator_limit(OP,T,N)

                              #count{PAT:assignment(OP,PAT), patient_data(PAT,T,_} > N.
7 :~ #sum{W, PAT:assignment(OP,PAT), patient_preference(PAT,OP,W)} = N. [N@3]
8 :~ #count{PAT: assignment(-1, PAT)} = N. [N@2]
9 :~ #sum{W, PAT:assignment(OP,PAT), history_preference(PAT,OP,W)} = N. [N@1]
```

图 2：排班问题的 ASP 编码。

- patient(P)、operators(O) 和 type(T) 的实例分别表示患者、操作人员以及可接诊的不同类型患者的标识符，其中 P 和 O 为数字，而 T 的形式为 value-needs-status；value 可以是神经科、骨科、新冠病毒检测阳性、新冠病毒检测阴性或门诊患者；needs 可以是需搬抬 或无需搬抬，status 可以是付费 或免费。例如，neurologic-lifter-payer 表示患者需要接受神经科治疗、需要搬抬，且治疗费用必须支付。此外，所有操作人员的列表中还包含一名 ID 为 -1 的虚拟操作员，用于接收所有无法分配给其他操作人员的患者（如兜底项 [3]）。

- operator contract(ID,TIME,MAX) 的实例表示标识符为 ID 的操作员合同，其中包括操作员每日工作的时间数量（以时间单位计，TIME），以及操作员一天内可接诊的患者人数上限（MAX）。

- operator limit(ID,T,VALUE) 的实例表示标识符为 ID 的操作员最多可以接诊的 T 类型患者数量（VALUE）。标识符为 -1 的操作员没有患者数量限制。

- patient data(ID,T,DUR) 的实例表示与标识符为 ID 的患者相关的数据，包括患者类型（T）以及该患者在当天所有治疗时段的最短累计时间（DUR）。

- patient session(ID,MIN,LOC) 的实例表示标识符为 ID 的患者当天需要进行的康复治疗时段。该治疗时段由其最短时长（以时间单位计）（MIN）和地点（LOC）定义。

- patient preference(ID,OP,W) 的实例表示标识符为 ID 的患者希望由标识符为 OP 的操作员进行治疗的偏好，其中 W 指定该偏好的权重。

- 同样，history preference(ID,OP,W) 的实例表示患者基于前几日之前治疗时段的历史偏好。

输出是由形如 assignment(OP, PAT) 的原子表示的分配，表示患者 PAT 将由操作员 OP 治疗。

[3] 这是因为，出于实际原因，我们始终希望能找到一个解。

编码。 相关编码如图 2 所示，具体说明如下。为简化描述，将图 2 第 i 行出现的规则记为 r_i。规则 r_1 确保每位患者恰好分配给一名操作员。规则 r_2 和 r_3 用于定义患者与操作员之间的治疗时段是由患者在单一地点单独进行（r_2），还是与另一治疗时段在相同地点进行（r_3）；这通过创建两个辅助原子 uniqueLocationLength(OP,PAT,DUR) 和 sameLocationLength(OP,PAT,DUR) 实现，它们分别表示操作员 OP 与患者 PAT 在单一地点或相同地点进行治疗时段的时长 DUR（以时间段为单位），并在下一条规则中使用。规则 r_4 确保分配给某位操作员的患者所需时间不超过其合同规定的最长时间。规则 r_5 确保每位操作员在一天内探访的患者人数不超过上限。规则 r_6 与上一条规则类似，但此处的限制是根据患者类型设定的。

随后使用从 r_7 到 r_9 的弱约束，为不同的分配提供偏好。具体而言， r_7 用于最大化满足每位患者偏好的分配数量。接着， r_8 用于尽量减少分配给虚拟操作员的患者数量。最后， r_9 用于最大化保留由之前治疗时段历史所决定的分配的解。

3.2 议程编码

数据模型。 以下原子构成输入数据:

- patient(ID,MIN) 的实例表示一位由 ID 标识的患者，以及该患者在当天必须接受的康复治疗时段的最短时长 MIN（以时间单位计）。
- period(PER,OP,STA,END) 的实例定义时段 PER 内的开始时间单位（STA）和结束时间单位（END）；该时段可以是上午 或下午，并对应于标识符为 OP 的操作员的班次。
- time(PER,OP,T) 的实例定义了操作员 OP 在时段 PER 工作的时间段 T。具体而言，T 的范围为 STA 到 END，这由上述原子定义，即时间定义为 `time(PER,OP,STA..END):-period(PER,OP,STA,END)`。
- location(ID,CAP,PER,STA,END) 的实例表示一个地点（即健身房或治疗室），其标识符为 ID，最大容量为 CAP，并且在时段 PER 期间从时间单位 STA 开放至 END。
- macro location(MLOC,LOC) 的实例定义了地点 LOC 位于宏位置 MLOC 内（即某一楼层）。
- session(ID,PAT,OP) 的实例表示患者 PAT 与操作员 OP 之间的一个治疗时段，其来源是排班板阶段的 assignment(OP,PAT) 输出，并附加了唯一标识符 ID（用于区分上午和下午班次）。
- 会话类型（ID,OP,TYPE）的实例表示：标识符为 ID、分配给操作员 OP 的治疗时段属于 TYPE 类型（可以是个人或受监督的）。
- 会话宏位置(ID,MLOC)的实例表示，标识符为 ID 的治疗时段必须在宏位置 MLOC 举行。

- 会话时长(ID,MIN,IDEAL)的实例表示，治疗时段 ID 必须由个人执行的最短时长为 MIN，而理想时长为 IDEAL；达到理想时长对患者有益，但并非强制要求。

- mandatory session(ID) 和 optional session(ID) 的实例分别表示必选和可选的治疗时段。
- forbidden(PAT,PER,STA,END) 的实例表示患者 PAT 在时段 PER 内，从时间单位 STA 到 END 期间无法接受治疗。
- session preference(ID,PER,START,TYPE) 的实例表示患者的偏好，即治疗时段应安排在时段 PER 内，并且必须从时间单位 START 开始；TYPE 表示该偏好是高还是低。

输出由 start(ID,PER,T)、length(ID,PER,L) 和 sessionlocation(ID,LOC) 这些原子表示，分别指明每个治疗时段的开始时间、时长和地点。

编码。 图 3 展示了日程的编码。规则 r_1 和 r_2 为每个治疗时段分配开始时间：对于可选治疗时段，开始时间原子可以不赋值。规则 r_3 为所有治疗时段定义时长：治疗时段时长不得短于其最短时间，也不得长于其理想时长。规则 r_4 为每个治疗时段分配地点。规则 r_5 和 r_6 为每个治疗时段预留其开始前和结束后的时间段，在这些时段内可以以受监督的方式进行治疗。

接着，规则 r_7 和 r_8 定义辅助原子 extstart(ID,PER,TS) 和 extlength(ID,PER,TS)，分别表示为治疗时段标识符 ID 在时段 PER 预留的、用于开始时间和时长扩展的 TS 个时间段。规则 r_9 定义形如 individual session location(ID,LOC,OP,MIN,IDEAL) 的辅助原子，表示地点 LOC 的个体治疗时段 ID 分配给操作员 OP，且其最短时长和理想时长分别为 MIN 和 IDEAL。规则r_{10} 定义 session time(ID,OP,PL,PER,T)，表示在时段 PER 的时间 T，操作员 OP 正在执行治疗时段 ID。

规则 r_{11} 规定两个个体分配不得重叠。规则 r_{12} 规定每位患者在每个时段至多分配到一个治疗时段。规则 r_{13} 至 r_{15} 规定，将可选的个体时间（即治疗时段的最短时长与计划时长之差）公平地分配给所有个体治疗时段，并优先分配给时长较短的时段。规则 r_{16} 规定，操作员在每个时间段内不得同时出现在两个不同地点。规则 r_{17} 规定必须为患者预留其最短时间。规则 r_{18} 限制对容量有限的地点的并发使用。规则r_{19} 至 r_{21} 规定治疗时段不得安排在禁用时段。规则 r_{22}避免同一宏观地点内每对地点之间的治疗时段分配在某个时间段内有失公平（即一个地点满负荷，而另一个地点空置）。

弱约束 r_{23} 规定，每个治疗时段的时长应尽可能接近理想时长。规则 r_{24} 和 r_{25} 尽量缩短优先级高 的治疗时段实际开始时间与首选开始时间之间的差距。规则 r_{26} 则最大化



图 3：议程问题的 ASP 编码。

排程中包含的可选场次数量。规则 r_{27} 和 r_{28} 分别与r_{24} 和 r_{25}类似，但适用于优先级低 的治疗时段。

4 实验分析

本节介绍对两种编码所进行的分析。分析的第一部分基于来自热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多研究机构的真实数据；随后，为了评估该方法的可扩展性，并分析在具有类似特征的大型研究机构中该方法的解会有怎样的表现，我们针对规模逐渐增大的合成实例进行了分析，同时采用真实参数。对真实实例与合成实例的比较验证了该方法——

表 1：ICS Maugeri 研究机构的规模。

研究机构	操作人员数量	患者数量	密度	楼层数	健身房数量
热那亚内尔维	[9,18]	[37,67]	[2.4,5.2]	1	1
卡斯泰尔戈弗雷多	[11,17]	[51,78]	[3.5, 6.4]	2	3

表 2：ICS Maugeri 研究机构的结果。

	分支定界 + RoM				不可满足核			
	热那亚内尔维		卡斯特尔戈弗雷多		热那亚内尔维		卡斯特尔戈弗雷多	
	董事会	议程	董事会	议程	董事会	议程		
% 最优值	35%	0%	0%	0%	22%	45%	0%	0%
% 可满足	65%	100%	100%	67%	78%	55%	100%	70%
% 未知	0%	0%	0%	33%	0%	0%	0%	30%
优化平均时间	1.1s	-	-	-	10s	0.01s	-	-
平均时间 上次 SM	1.3s	30s	5.2s	30s	12.1s	21.3s	10.4秒	30s

了该方法，并表明合成实例能够合理地模拟当前问题。这三部分内容分别在第一小节的独立段落中介绍，第二小节则用于与其他基于逻辑的形式体系进行比较。实验中使用的编码和基准实例可见：http://www.star.dist.unige.it/~marco/RuleMLRR2021TPLP/material.zip。

4.1 编码结果

真实数据。ICS Maugeri 使用一款名为 QRehab 的网络软件（Saverino 等人（2021）），该软件基于指定的编码构建。因此，我们可以分析来自热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多研究机构的真实数据。这两个机构分别从 2020 年年中和 2021 年年初开始测试并使用该软件。由此，我们获得了热那亚内尔维的 290 个实例和卡斯泰尔戈弗雷多的 100 个实例。表 1 概述了两个研究机构实例的规模，包括物理治疗师人数、每日患者人数、每位操作员负责的患者密度、楼层数（即宏观地点数）以及健身房总数（请注意，健身房是可并行安排多个治疗时段的地点）。表 2 按实例百分比呈现两种编码所取得的结果：计算得出最优解、可满足解或无解的实例比例，这三种结果也对应于实际应用中使用我们方案时所关注的三种情况。最后两行分别报告最优求解实例的平均时间，以及所有可满足实例中最后一个已计算解的平均时间。排程使用 ASP 求解器 CLINGO （Gebser 等人，2012）执行，截止时间为 $30s$，并采用两种不同的优化方法：第一种是默认的分支定界（BB）优化方法（Gebser 等人，2015），并启用 --restart-on-model 选项；第二种则采用不可满足核（USC）算法（Andres 等人，2012），并启用 CLINGO 选项 --opt-strategy=usc,k,0,4 和 --opt-usc-shrink=bin（分别用于启用该算法 k （Alviano 和 Dodaro（2020））以及不可满足核的收缩（Alviano 和 Dodaro（2016））。截止时间 $30s$ 的选择旨在确保能在总体合理的时间内分析大量实验；事实证明，这段时间足以获得有意义的结果。ICS Maugeri 日常使用的软件将截止时间设为 $300s$，以便求解最难的

实例，同时每天运行的实例数量有限。如表 2 所示，结果各有优劣：USC 算法在议程编码方面表现更好，而 BB 算法在病区排程方面表现更佳；此外，100% 的病区实例均已求解，而卡斯泰尔戈弗雷多约三分之一的议程实例未能找到解。考虑到这些是真实且难度较高的实例，并且截止时间有限，这些结果仍然是积极的，且深受 ICS Maugeri 成员认可。

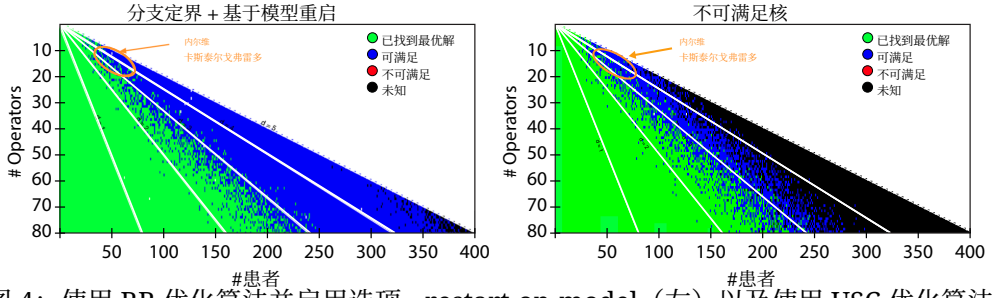

图 4：使用 BB 优化算法并启用选项 --restart-on-model（左）以及使用 USC 优化算法（右）在委员会的合成基准实例上的结果。

合成数据。 为了了解我们的解如何扩展到具有相似特征的大型研究机构，需要采用模拟方法。因此，我们开发了一种生成器，能够生成与真实医院特征尽可能接近的随机实例。所用真实数据的一些示例包括：个人治疗时段和受监督治疗时段的比例、操作人员班次的平均时长、患者禁用时段的出现情况，以及治疗时段的理想时长。对于每个新建实例，每项特征都从随机分布中抽取，该分布依据医院提供的真实数据或机构管理人员和经理的知识建立。图 4 展示了根据合成数据计算得出的棋盘编码排程结果。x 轴表示患者人数，y 轴表示操作人员人数；白线表示密度为整数的点。图中的每个像素表示在相应患者人数和操作人员人数下执行 5 次模拟所得结果的众数，截止时间为 $30s$，左侧使用 BB 优化算法，右侧使用 USC 优化算法。因此，像素颜色表示具有相应操作人员人数和患者人数的实例中，多数实例的结果为：(i) 已找到最优解，表示找到了最优稳定模型；(ii)可满足，表示至少找到一个次优稳定模型，但无法保证该解为最优；(iii) 未知，表示在截止时间前未能找到稳定模型；或 (iv) 不可满足，表示不存在能够满足所有约束的稳定模型。从图中可以看出，排程结果与密度（即每名操作人员平均负责的患者人数）直接相关；当密度达到约 2.4 名患者/操作人员时，结果从已找到最优解 变为可满足 。值得注意的是，尽管使用了随机实例，但没有实例的结果为不可满足 ，因为虚拟操作员总能接收无法分配给任何操作人员的患者

（这些患者是由于所有操作人员都已达到满负荷而无法分配的）。热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多医院的位置以圆圈标出。从图中可以看出，BB 的结果优于 USC：在截止时间前，BB 能够为密度较高的实例找到至少一个次优稳定模型，而 USC 算法对这些实例则返回未知。

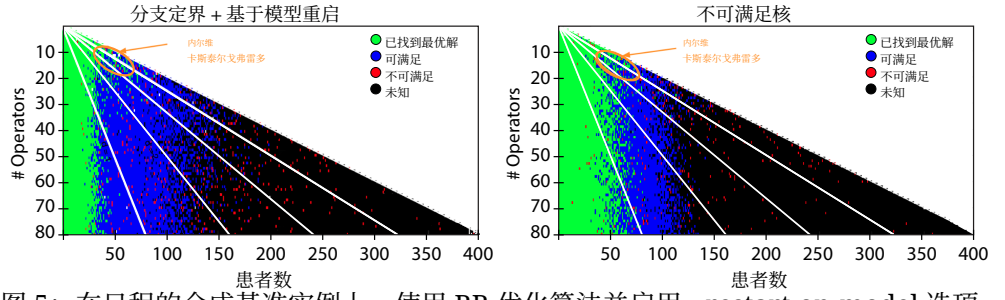

图 5：在日程的合成基准实例上，使用 BB 优化算法并启用 --restart-on-model 选项（左），以及使用 USC 优化算法（右）的结果。 CLINGO

图 5 以与前一个实验相同的格式展示了议程编码的结果，其中日程分别采用 BB 算法（左）和 USC 算法（右）生成。本实验使用的实例与前一个实验相同，但增加了通过 CLINGO 使用棋盘编码找到的患者与操作人员之间的分配，以及其他必要参数。如前所述，每个像素代表 5 个实例，其颜色表示 CLINGO 结果的众数。这里可以注意到两点：（i）与棋盘编码的结果不同，后者显示出与密度成正比的关系，而这些结果只与患者人数相关；（ii）图中散布的一些红点表明，某些实例的结果为不可满足：这是因为随机数据可能生成一些具有特定特征、导致日程无法安排的实例。使用 BB 优化算法时，已找到最优解 与可满足性 结果之间的转折点位于约 40 名患者处，而可满足性 与未知 结果之间的转折点则位于约 120 名患者处。如图 5（右）所示，USC 算法的表现更好，将已找到最优解 与可满足 结果之间的转折点从 40 名患者推移至 60 名患者；但另一方面，可满足 与未知 结果之间的转折点略有下降，从 120 名患者降至 110 名患者。已找到最优解 与可满足 结果之间转折点的改善对我们的场景非常重要，因为热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多都处于这一区域，这也印证了表 2 中所示的改进。

合成实例的验证。为了了解模拟实例是否能够正确代表真实数据，并因此能否用于预测具有相似特征的大型研究机构中的系统行为，需要比较真实实例和合成实例所得的结果，以进行验证。直观而言，我们考虑了表 2 中的数据，并将其与图4和图5中热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多周围圆圈内实例的结果进行了比较，以检查两者是否“吻合”。为此，我们训练了一棵决策树，数据集包含模拟实例的所有特征，其中一些已在上一段中列出。

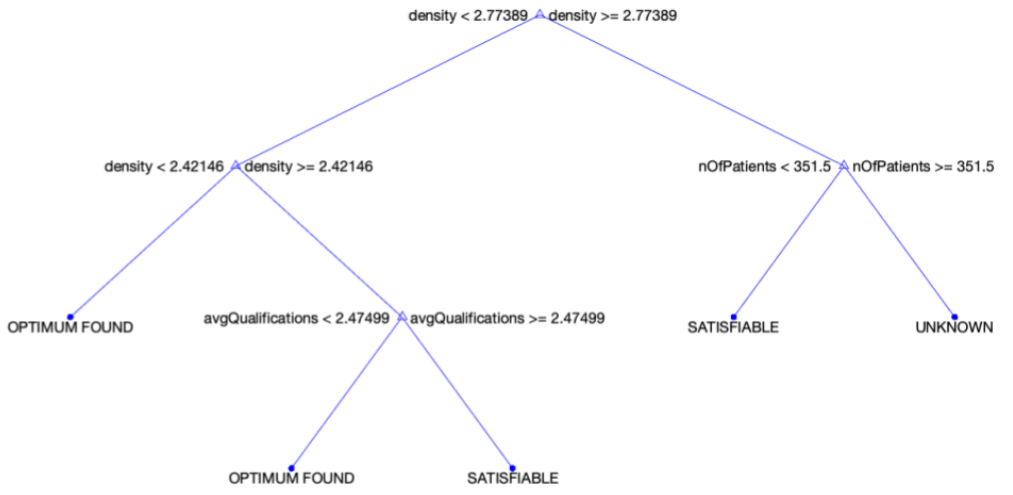

图 6：基于 CLINGO使用 BB+RoM 算法在真实数据上得到的结果训练的决策树的可视化表示。树节点表示实例的特征（密度和平均资质），叶节点表示由 CLINGO 给出的结果（找到最优解、可满足、不可满足、未知）。

随后，我们构建了一个测试数据集，其中包含从真实实例中提取的特征，并将其作为输入提供给决策树；接着，将预测结果与 CLINGO在真实实例上得到的结果进行比较。图6以可视化形式展示了使用 BB+RoM 方法，根据 CLINGO 在真实数据上获得的结果训练出的决策树。树节点表示决策树方法识别出的最重要特征，这些特征能够正确分类 CLINGO的结果，分类结果显示在叶节点中。图中展示的特征包括：(i) 密度，即患者/操作人员比例，以及 (ii) 平均资质数量，即患者的类型（骨科、神经科、新冠阳性等）。随后，我们将合成资源作为新数据输入决策树，并将决策树的输出与 CLINGO给出的实际结果进行比较。事实上可以看到，图6中的决策树能够解释图4（左）所示合成实例的结果：绿色（表示最优性）确实只能根据患者/操作人员密度（即白色对角线）进行分类；正如决策树根据真实数据分类的那样，当密度接近 2.4 时，两种结果之间便会发生转换。当密度介于 2.42 和 2.77 之间时，可以看出，平均资质数量（图4中未明确显示）会导致结果在最优与次优之间有所不同（操作人员越专业，规划器可供选择的患者就越少）。测试表明，对于棋盘编码，两个研究机构的所有真实实例结果都与预测结果一致；而议程编码在热那亚内尔维的 93% 和卡斯泰尔戈弗雷多的 67% 案例中得出了相同结果。这表明，总体而言，合成数据的表现与真实数据相似，可用于预测大型研究机构中实例的行为

表3：委员会和日程安排阶段的替代性基于逻辑的形式体系比较。

	委员会						日程				
	BB+RoM	USC	MaxHS	OpenWBO	RC2	Gurobi	USC	MaxHS	OpenWBO	RC2	Gurobi
第一	58%	41,7%	0,3%	-	-	-	77,1%	15,6%	7,3%	-	-
第二	41,7%	58,3%	1%	-	-	-	14,7%	54,2%	29,4%	-	-
第三	0,3%	-	10,3%	-	-	-	6,4%	28,4%	61,5%	-	-
求解器超时	-	-	9,3%	20,9%	20,9%	100%	1,8%	1,8%	1,8%	100%	100%
Pypblip 超时	-	-	79,1%	79,1%	79,1%	-	-	-	-	-	-

具有相似特征的研究机构。最后，通过检查图表所计算出的决策树也证实了上述最相关的特征。事实上，如果增加决策树的高度，预测准确率并不会提高太多，这表明图6中展示的特征足以解释 CLINGO 的结果差异。

4.2 与其他基于逻辑的形式体系进行比较

下文将对基于ASP的解决方案与其他基于逻辑的方法进行实证比较，这些方法是通过对ASP编码进行自动转换得到的。具体而言，使用了ASP 求解器 WASP (Alviano 等人 2019)，并启用选项 --pre=wbo，该选项可将基面ASP实例转换为wbo格式的伪布尔实例（Olivier Roussel 和 Vasco Manquinho，2012年）。随后，使用工具 PYP-BLIB (Ans´otegui 等人，2019)将wbo实例编码为最大可满足性实例。此外，鉴于其他形式体系无法处理多层优化，为了进行公平比较，使用 WASP处理ASP实例，并启用选项 --pre=lparse，以指数权重将所有弱约束层合并为一个层。通过这种方法，可以直接比较不同方法得到的成本。

本文考察了三种最先进的最大可满足性求解器，分别是 MAXHS (Saikko等人，2016年)、 OPEN-WBO (Martins等人，2014年)和 RC2 (Ignatiev等人，2019年)，以及用于求解优化问题的工业工具 GUROBI (Gurobi Optimization, LLC，2021)，该工具能够处理 wbo格式的实例。对于 CLINGO，本文使用了前文介绍的 BB+RoM 和 USC 算法。后者支持使用算法 OLL (Morgado等人，2014年)，该算法与最大可满足性求解器 RC2 所采用的算法相同。

这些实验使用的 ASP 编码，源自前文介绍的热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多医院的真实实例。实验按以下方式进行：首先，将合并了弱约束的 ASP 编码转换为 WBO 和最大可满足性格式，然后调用所有求解器，并设置 $30s$ 的截止时间（与其他所有实验使用的截止时间相同）。随后，针对每种形式体系记录以下指标：是否找到最优值、最终成本和计算时间。根据这些指标，可以按结果从优到劣对形式体系进行排序：找到最优解优于未声明最优的解；如果两者都不是最优解，则成本较低者更优；如果两者都是最优解，则用时较短、较快声明最优性的形式体系更优。表3展示了各形式体系的排名。对于每种形式体系，该表显示了其排名第一、第二或第三的次数占比。

。求解器超时 表示求解器在截止时间前未能找到解的情况（未知）。*Pypblib* 超时 表示工具 PYPBLIB 未能在 $60s$ 的截止时间内将 WBO 实例编码为最大可满足性实例。对于棋盘编码，列出了 CLINGO的 USC 和 BB+RoM 两种算法，因为它们的结果相近；而对于议程编码，仅列出 USC 算法，因为它在先前的测试中优于 BB+RoM。

结果表明，对于棋盘编码， CLINGO 是性能最佳的算法，在几乎所有实验中都名列第一。具体而言， CLINGO 结合 BB+RoM 优化算法的性能优于采用不可满足核策略的算法，这与针对 ASP 编码多级版本开展的实验结果一致。对于这种编码，可以看出，在数量较多的实例中（约占 80%），工具 PYPBLIB 无法在截止时间内对 MaxSAT 实例进行编码。尽管如此，在剩余的 20% 中， CLINGO 仍然是性能最佳的算法。对于议程编码， CLINGO 仍是最佳求解器，但求解器之间的排名更为清晰：MaxHS 位列第二，OpenWBO 位列第三。值得注意的是，对于这两种编码，RC2 和 Gurobi 始终无法在截止时间内找到解。

5 领域特定优化

受上一节分析的启发——在该分析中，答案集编程在对翻译后的公式（最大可满足性和伪布尔公式）求解时优于其他形式体系——我们对 ASP 编码应用领域特定优化，旨在进一步缩短求解时间，并逐步求解规模更大的实例。第 4 节介绍了委员会阶段和日程安排阶段的基准实例，结果因所选优化算法（即 BB+RoM 或 USC）而异。领域特定优化主要用于减少基化，从而缩短规划时间；如前所述，其目标是能够在更大的实例中找到最优解，例如可能对应于规模更大的医院。这些优化仅针对议程编码进行介绍，因为这是两个阶段中较复杂的一个，而且通过修改编码仍有很大的改进空间。所有这些修改都依赖于对康复排程问题领域的了解，以及在实例化过程中剪除不可能解的能力，从而避免在搜索中浪费时间。本节分为两个小节：第一小节介绍对先前议程编码所做的修改和改进，第二小节则着重介绍结果。

5.1 优化编码

接下来的两段将介绍所引入的具体领域优化。

剪枝治疗时段的开始时间。如图 3 所示，在规则 r_1 和 r_2 中，会话开始时间通过原子 time(PER,OP,TS) 表示，并在操作员班次内所有可能的时间段中进行猜测。可以通过以下约束减少可能开始治疗时段的时间段数量，从而改进这些猜测规则：

```
29 forbiddenRange(ID,PER,XSTA,END) :- forbidden(PAT,PER,STA,END), session(ID,PAT,_),
       session_length(ID,MIN,_), XSTA = STA - MIN + 1.
30 forbiddenSlot(ID,PER,STA..END-1) :- forbiddenRange(ID,PER,STA,END).
31 allowedTime(ID,PER,T) :- time(PER,OP,T), session(ID,_,OP), session_length(ID,MIN,_),
       period(PER,OP,_,END), T <= END - MIN, not forbiddenSlot(ID,PER,T).
32 1 {start(ID,PER,TS) : allowedTime(ID,PER,TS)} 1 :- session(ID,_,OP), mandatory_session(ID).
33 0 {start(ID,PER,TS) : allowedTime(ID,PER,TS)} 1 :- session(ID,_,OP), optional_session(ID).
```

图 7：用于剪枝治疗时段开始时间的优化编码

1. 治疗时段不能在接近操作员班次结束的时间段开始。这是因为考虑到班次结束时间，无法满足治疗时段规定的最短时长；2. 如果患者有禁用时段（即患者无法安排治疗的时间区间），则治疗时段不能在禁用时段内开始。此外，应预先排除禁用时段之前的一些时段，因为如果治疗时段在这些时段开始，就无法在禁用时段开始之前结束。

图 7 展示了用于剪枝治疗时段开始时间的答案集编程编码。在 r_{29} 中定义了一个新原子 forbiddenRange，用于扩展禁用时段的起始范围，将那些无法让治疗时段在禁用时段开始前结束的时间段也包括在内。规则 r_{30} 将 forbiddenRange 扩展到范围内的所有时间段（forbiddenSlot）。在规则 r_{31} 中，定义了一个新原子 allowedTime，表示操作员班次内不属于 forbiddenSlot、且允许时长为 MIN 的治疗时段在班次结束时间 END 之前结束的时间段。在规则 r_{32} 和 r_{33} 中，原子 allowedTime 替换了治疗时段开始时间猜测规则中范围更广的原子 time。在优化编码中，r_{29} 至 r_{33} 的规则取代了原始编码（图 3）中的 r_1 和 r_2 规则。

治疗时段延长的剪枝。 如第2节所述，议程编码依赖两个辅助原子（extstart 和 extlength），用来为每个治疗时段预留其开始前和结束后的时间段，以便以受监督的方式进行治疗。开始前（结束后）的这些时间段由图 3 的规则 r_5 （r_6）中针对 before（after）原子的猜测规则确定。可以通过以下方式改进这些原子的定义，从而减少基实例化的数量：

1. 如上一段所述，治疗时段的延长部分不能在禁用时段开始；2. 开始前和结束后的时段不能长于治疗时段理想时长与最短时长之间的差值。由于弱约束会使治疗时段的最终时长与其理想时长之间的差值最小化，因此后者构成了治疗时段时长的上界；3. 如果治疗时段开始前已经有延长时间，则该治疗时段延长后的时长不能超过其理想时长。

图 3 所示议程编码中的规则 r_5、r_6、r_7 和 r_8 可以由图 8 所示的编码替代。规则 r_{34} 说明，可以通过计算治疗时段的开始时间与允许的

```
34 1 {before(ID,NL): allowedTime(ID,PER,T), T<=TS, NL=TS-T, NL<=IDEAL-MIN} 1 :- start(ID,PER,TS)、
session(ID,_,OP)                                                                                  、                                  session_length(ID,MIN,IDEAL). 、
                                                                                                    35 extstart(ID,PER,TS-LB) :- start(ID,PER,TS)
 before(ID,LB).36 1 {after(ID,NL): time(PER,OP,T), T>=TS+LEN, NL=T-TS-LEN, NL<=IDEAL-MIN} 1 :- start(ID,PER,TS)、
length(ID,PER,LEN)  session(ID,_,OP)                                                              、  session_length(ID,MIN,IDEAL).
37 extlength(ID,PER,LEN) :- length(ID,PER,L)、 after(ID,LA)、 before(ID,LB)、 session(ID,_,_)、
session_length(ID,_,IDEAL)  LEN=L+LA+LB                                                  、                                                  LEN <= IDEAL. 、
                                                                                                    38 :- start(ID, _, _)  not extlength(ID, _, _).
```

图 8：用于剪枝会话延伸的优化编码

表 4：真实实例上的基化对比：Basic 编码与优化编码，实例来自 Maugeri 医院。

	Basic		优化	
	Nervi	C.G.	Nervi	C.G.
平均基化时间	8.3s	11.5秒	0.7s	0.9s
平均变量数 323k		587k	51k	59k
平均规则数	3.8M	11.4M	177k	327k

与治疗时段的理想时长和最短时长之差相距不超过该差值的时间段。规则 r_{35} 通过先前猜测的 before 原子定义辅助原子 extstart。规则 r_{36} 以与 before 原子相同的方式，确定治疗时段之后需要预留的时长。规则 r_{37} 定义辅助原子 extlength，并将其限制在理想时长以内。规则 r_{38} 规定治疗时段必须具有延长后的时长（如果不需要监督时间，该时长可以对应个人时长）；这样做是为了避免规划器将治疗时段前后的延长时间都增加到最大值，以此作为捷径，使规则 r_{37} 的所有实例都因延长后的时长不小于理想时长而无法成立。

5.2 优化编码的结果

接下来的两个段落分别介绍优化编码在真实实例和合成实例上的性能。

真实数据。 表 4 和表 5 展示了针对热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多医院真实实例的优化编码结果。表 4 对两种编码的基化进行了比较，显示优化编码在时间、变量数量和规则数量方面带来了显著减少。表 5 随后展示了第 3.2 节中介绍的 Basic 议程编码在 BB+RoM 和 USC 两种算法下的结果（表格的这部分摘自表 2）。

表 5：优化议程编码在真实实例上的结果

	Basic+BB+RoM		Basic+USC		Opt+BB+RoM		Opt+USC	
	内尔维	C.G.	Nervi	C.G	内尔维	C.G.	Nervi	C.G.
% 最优值	0%	0%	45%	0%	0%	0%	82%	74%
% 可满足	100%	67%	55%	70%	100%	100%	18%	26%
% 未知	0%	33%	0%	30%	0%	0%	0%	0%
优化平均时间	-	-	0.01s	-	-	-	0.01s	4.7s
平均时间 上次 SM	30s	30s	21.3秒	30s	19.6秒	20s	20.4秒	8.0s

表格的另一半展示了上一小节中介绍的优化编码在这两种算法下的结果。如所见，优化编码提升了性能，尤其是与 USC 算法结合使用时。比较这两种编码，首先可以注意到，优化编码能够为每个实例找到一个解。此外，还可以看出：

- 即使在热那亚内尔维，BB 算法的百分比保持不变，输出最后一个稳定模型所需的平均时间也有所减少。
- 使用优化编码的 USC 算法，在热那亚内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多的大多数实例中，都能找到最优解。

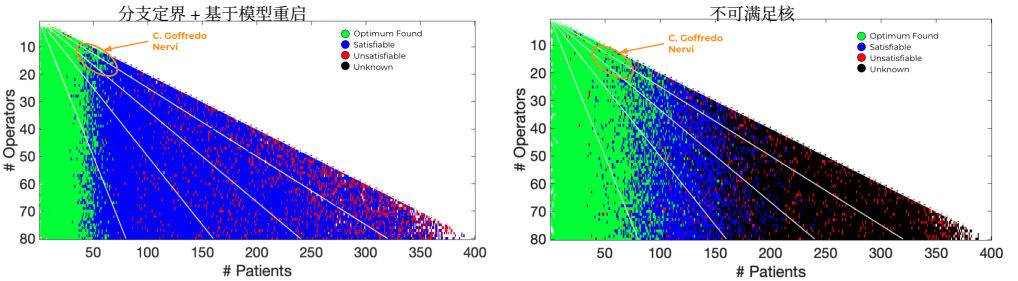

图 9：使用 CLINGO 优化编码生成的日程合成基准数据集结果

合成数据。 如第 4 节中所述，在合成生成的实例上测试编码，对于了解我们的解如何扩展到具有类似特征的大型研究机构至关重要。图 9 展示了使用新的优化编码进行可扩展性测试的结果，其中颜色、坐标轴和线条的含义已在第 4 节中解释。左侧是使用 CLINGO 并采用 BB+RoM 设置运行优化编码的结果；右侧则是利用 USC 算法对优化编码进行求解的结果。比较图 9（优化编码，Opt）与图 5（基础编码，Basic），可以发现显著改进：

- 比较效果最佳的组合，即 Basic+USC 和 Opt+BB+RoM，可以看出，在患者人数接近 50 时，从已找到最优解 过渡到可满足的情况大致保持不变，但不再出现未知结果，这意味着在 $30s$ CLINGO 的截止时间内可以找到次优解。事实上，优化的目标是尽可能缩短实例化时间，因此现在 $30s$ 截止时间的大部分都可用于实际求解。

- 聚焦于 Opt，Opt+BB+RoM 和 Opt+USC 的结果表明，USC 算法具有优越性。

着眼于优化算法，从图中可以看出，这些基准实例的结果与使用真实数据得出的结果相当：实际上，使用 BB+RoM 算法时可以注意到，具有以下特征的图表区域

表6：优化议程阶段中不同基于逻辑的形式体系的比较。

	日程				
	USC	MaxHS	OpenWBO	RC2	Gurobi
第一	94,2%	3,1%	0,0%	-	-
第二	3,1%	72,3%	21,5%	-	-
第三	0,0%	21,5%	75,5%	-	-
求解器超时	2,7%	3,1%	3,0%	100%	100%
Pypblip 超时	-	-	-	-	-

与内尔维和卡斯泰尔戈弗雷多医院相似的实例（橙色圆圈）中，大部分区域呈蓝色（表示可满足的结果），只有对于简单实例才能找到最优解；同样，使用 USC 方法时可以看到，圆圈内的大多数解都已找到最优解，从而证实了真实实例上的结果。事实上，对比 Basic+USC 和 Opt+USC 的结果可以发现，现在能够以最优性求解的实例数量确实有所增加：此前，采用 Basic+USC 方法时，已找到最优解与 可满足 之间的分界线约在 50 名患者处，而现在已接近 90 名患者。

最后，我们还使用相同的评估指标和呈现方式，将我们的方法与算法 USC（分析表明该算法表现最佳）以及表3中已采用的其他基于逻辑的形式体系进行了比较。由表6可见，即使考虑优化编码，答案集编程方法仍然表现最佳。

6 相关工作

本文是 Cardellini 等（2021）的扩展和修订版本，主要新增内容如下：(*i*) 在真实实例上与其他基于逻辑的形式体系进行比较（第 4.2 小节）；(*ii*) 定义两种领域特定优化，并对其进行相关实验评估（第 5 节）。

文献中针对康复排程的研究尝试并不多，因为大多数医院仍采用手动方式进行排程。在自动化解决方案中，通常会使用真实世界数据。然而，这些方案的结果无法与我们的结果直接比较，因为它们的约束和目标函数与我们和 ICS Maugeri 的物理治疗师及管理人员会面后确定的内容不同。具体而言，据我们所知，其他方案都没有考虑治疗时段排程中的偏好时间，以及患者分配给操作员时的偏好等多个方面。Huang 等（2012年）开发了一个配备图形用户界面的系统，能够为康复患者生成最优日程，以缩短等待时间，从而提高康复机构的服务质量和整体资源利用效率。近来，Huynh 等人（2018年）进一步改进了该算法，开发出一种结合遗传算法（GA）与模拟退火（SA）的混合遗传算法（GASA）。最近，Li 和 Chen（2021）设计了一种基于等待时间优先算法（WTPA）的遗传算法，并在一个康复科进行了测试。Schimmelpfeng 等（2012年）开发了一种基于混合整数线性规划（MILP）的排程决策支持系统，用于确定康复医院患者的预约安排，并考虑实践中常见的众多约束。我们在引言中已经提到

答案集编程（ASP）已成功用于解决多个研究领域中的应用问题（例如，Gebser 等（2016年）研究了无人驾驶运输车辆路径规划，Ricca 等（2012年）研究了团队排程，Erdem 等（2016年）则提供了概述），其中也包括医疗保健领域的排程问题（例如，Alviano 等人（2020年）提供了相关综述）。与医疗保健领域以往的论文不同，本文聚焦于康复排程问题；此前尚未有人使用ASP研究这一问题。本文采用两阶段编码，而非通常使用的直接编码，并在真实基准数据集上评估所得解。在实验分析方面，与 Dodaro 等人（2021年）类似，本文将基于ASP的解决方案与其他基于逻辑的方法进行了比较。

最后，Saverino 等人（2021）报告了对该工具在热那亚内尔维医院使用情况的分析，时间跨度约为 6 个月。例如，文中记录了我们通过答案集编程编码所安排的治疗时段统计数据，以及这些治疗时段在医院实际使用中的时长。正如论文所示，报告的治疗时段时长与计划时长相近；在所考察时段的 95% 中，这两个数值的比率介于 0.95 和 1.05 之间。

7 结论

本文介绍了一种用于解决康复排程问题的两阶段答案集编程编码。我们从一个通用解出发，随后加入领域特定优化。我们使用 clingo 以及真实和合成基准数据集对该解进行了测试：前者由 ICS Maugeri 提供，后者则根据真实参数生成，用于了解该解在未来将采用该方案的研究机构中可能呈现的表现。目前，该解在已采用方案的研究机构中取得了令人满意的结果，也为 ICS Maugeri 计划在未来部署该方案的研究机构提供了一些参考。领域特定优化进一步提升了结果，同时减少了无法在短时间内找到解的实例数量。未来的研究将对该解进行更细致的分析，例如结合不同优化算法的优势，进一步分析编码的其他维度（如合成基准数据集中的楼层数和健身房数），并分别评估所引入的领域特定优化的影响。

利益冲突：作者声明不存在任何利益冲突。

参考文献

Alviano, M., Amendola, G., Dodaro, C., Leone, N., Maratea, M., and Ricca, F. WASP 中析取程序的评估。载于 *LPNMR 2019* 2019, *LNCS* 第 11481 卷，第 241–255 页。施普林格。Alviano, M., Bertolucci, R., Cardellini, M., Dodaro, C., Galatà, G., Khan, M. K., Maratea Mochi Morozan Porro and Schouten , M., , M., , V., , I., , M.医疗保健领域的答案集编程：扩展综述。载于 *Joint Proceedings of the 8th IPS Workshop and the 27th RCRA Workshop co-located with AIxIA 2020* 2020 2745 *CEUR Workshop Proceedings* , 第 卷。CEUR-WS.org。

Alviano, M. and Dodaro, C. 2016。通过不可满足核缩减实现 anytime答案集优化。 *Theory and Practice of Logic Programming*, 16, 5-6, 533–551。Alviano, M. and Dodaro, C. 2020。用于最优稳定模型搜索的不可满足核分析与聚合。 *Fundamenta Informaticae*, 176, 3-4, 271–297。Andres, B., Kaufmann, B., Matheis, O., and Schaub, T. clasp 中基于不可满足性的优化。载于 *Technical Communications of the 28th International Conference on Logic Programming. ICLP 2012* 2012 17 *LIPIcs* 211 221 , , 第 卷, 第 – 页。Schloss Dagstuhl - Leibniz信息学中心。Ansótegui, C., Pacheco, T., and Pon, J. 2019。Pypblib。Baral, C. 2003。 *Knowledge Representation, Reasoning and Declarative Problem Solving*。剑桥大学出版社。Brewka, G., Eiter, T., and Truszczynski, M. 2011。一览答案集编程。 *Communications of the ACM*, 54, 12, 92–103。Calimeri, F., Faber, W., Gebser, M., Ianni, G., Kaminski, R., Krennwallner, T., Leone, N. Maratea M. Ricca F. and Schaub T. 2020 2 , , , , , 。ASP-Core 输入语言格式。 *Theory and Practice of Logic Programming*, 20, 2, 294–309。Cardellini, M., Nardi, P. D., Dodaro, C., Galatà, G., Giardini, A., Maratea, M., and Porro I. 。用于求解康复排程的两阶段 ASP 编码。载于 Moschoyiannis S. Peñaloza R. Vanthienen J. Soylu A. and Roman D. , , , , , , , , , , 编者, *Proceedings of the 5th International Joint Conference on Rules and Reasoning (RuleML+RR 2021)* 2021, *Lecture Notes in Computer Science* 第 12851 卷, 第 111–125 页。施普林格。Cieza, A., Causey, K., Kamenov, K., Hanson, S. W., Chatterji, S., and Vos, T. 2020。基于2019年全球疾病负担研究对康复需求的全球估算：针对2019年全球疾病负担研究的系统分析。 *The Lancet*, 396, 10267 2006 2017, –。出版商：爱思唯尔。Dodaro, C., Galatà, G., Grioni, A., Maratea, M., Mochi, M., and Porro, I. 2021。化疗治疗排程问题的基于ASP的解决方案。 *Theory and Practice of Logic Programming 21* 6 835 851 , , , –。Dodaro, C. and Maratea, M. 。通过答案集编程实现护士排班。载于 Balduccini, M. and Janhunen T. , , 编者, *Proceedings of the 14th International Conference on Logic Programming and Nonmonotonic Reasoning (LPNMR 2017)* 2017 10377 *Lecture* , 第 卷, 第 – 页。施普林格。Erdem, E., Gelfond and Leone *AI* , M., *Notes in Computer Science* 301 307 *Magazine 37* 3 53 68 N. 2016。答案集编程的应用。 , , , –。Gebser, M., Kaminski, R., Kaufmann, B., Ostrowski, M., Schaub, T., and Wanko, P. 。使用 clingo 5 Carro King Saeedloei and 轻松进行理论求解。载于 , M., A., N., , 编者, *Proceedings of ICLP (Technical Communications)* 2016, *OASICS* 第 卷, 第 2:1–2:15 页。Schloss Dagstuhl - Leibniz信息学中心。Gebser, M., Kaminski, R., Kaufmann, B., Romero, J., and Schaub, T. 。clasp 第 3 系列的进展。载于 *LPNMR* 2015, *LNCS* 第 9345 卷, 第 368–383 页。施普林格。Gebser, M., Kaminski, R., Kaufmann, B., and Schaub, T. 2012。冲突驱动的答案集求解：从理论到实践。 *Artificial Intelligence*, 187, 52–89。Gebser, M., Obermeier, P., Schaub, T., Ratsch-Heitmann, M., and Runge, M. 2018。通过答案集编程规划汽车装配中的无人驾驶运输车辆路径。 *Theory Vos M. D. 52 Vos M. D. Practice of Logic Programming 18* 3 4, 520 534 , , – –。Gelfond, M. and Lifschitz, V. 1991。逻辑程序与析取数据库中的经典否定。 *New Generation Computing*, 9, 3/4, 365–386。Gurobi Optimization, LLC 2021。《Gurobi优化器参考手册》。Huang, Y.-C., Zheng, J.-N., and Chien, C.-F. 2012。用于康复排程的决策支持系统，以提升服务质量并提高医院资源管理的效率。 *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers*, 29, 348–363。

Huynh, N.-T., Huang, Y.-C., and Chien, C.-F. 2018. 基于二维编码的混合遗传算法，用于康复患者排程。 *Computers & Industrial Engineering*, 125 221 231, – .Ignatiev, A., Morgado, A., and Marques-Silva, J. 2019. RC2：一种高效的最大可满足性求解器。*Journal of Satisfiability, Boolean Modeling, and Computation*, 11, 1, 53–64.Li, X. and Chen, H. 2021. 基于改进遗传算法的住院患者物理治疗排程。 *Journal of Physics: Conference Series*, 1848, 1, 012009.Martins, R., Manquinho, V. M., and Lynce, I. Open-wbo：一种模块化最大可满足性求解器。载于 *SAT 2014* 2014，第 *LNCS*卷（8561），第438–445页。施普林格。Morgado, A., Dodaro, C., and Marques-Silva, J. 带软基数约束的核引导最大可满足性。载于 *Proceedings of Principles and Practice of Constraint Programming - 20th International Conference CP 2014* 2014 564 573, ，第–页，法国里昂。施普林格。Niemelä, I. 1999. 稳定模型语义逻辑程序作为一种约束编程范式。 *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 25, 3-4, 241–273.
Olivier Roussel and Vasco Manquinho 2012. 伪布尔求解器竞赛的输入/输出格式和求解器要求。
Quinlan, J. R. 1986. 决策树的归纳。 *Machine learning*, 1, 1, 81–106.Ricca,
F. Grasso G. Alviano M. Manna M. Lio V. Iiritano S. and Leone N. , , , , , , , 2012
, , , , , . 在焦亚陶罗港使用答案集编程进行团队组建。 *Theory and Practice of Logic Programming 12* 3 361 381 , , , – .
Saikko, P.,
Berg and Järvisalo *SAT* , J., , *2016* 2016 9710 *LNCS* 539 546
M. LMHS：一种SAT-IP混合最大可满足性求解器。载于，第卷（），第–页。施普林格。Saverino,
A. Baiardi P. Galata G. Pedemonte G. Vassallo C. and Pistarini C. , , , , , , , 2021 19
, , . 新冠疫情期间康复服务重组的挑战：一个支持团队规划和提供安全、高质量护理的新型数字化人工智能平台。 *Frontiers in neurology*, 12, 643251.Schimmelpfeng, K., Helber, S., and Kasper, S. 2012. 康复医院排程的决策支持。 *OR Spectrum*, 34, 2, 461–489.