面向动态人机协作任务的人体工学角色分配框架

埃莱娜 梅洛[a, b, *]，埃多阿尔多 拉蒙[a, *]，法比奥富萨罗[a, c]，玛尔塔洛伦齐尼[a]，亚历山德罗 卡尔菲[b]，富尔维奥马斯特罗焦瓦尼[b] 和阿拉什阿朱达尼[a]

[a]人机接口与交互，意大利理工学院，热那亚，意大利[b]信息学、生物工程、机器人与系统工程系，热那亚大学，热那亚，意大利[c]电子、信息与生物工程系，米兰理工大学，米兰，意大利

文章信息

关键词：人机组队 人体工学 智能柔性制造 人因与人在回路

摘 要

将人体工学原理融入任务分配流程，有助于人机协作（HRC）框架预防工作相关肌肉骨骼疾病（WMSDs）。在此背景下，现有的离线方法未考虑人类动作和状态的多变性；因此，如何在人机团队中规划并动态分配角色仍是一项尚未解决的挑战。本研究旨在创建一个人体工学角色分配框架，以优化人机协作，同时考虑任务特征和人体状态测量。所提出的框架由两个主要模块组成：第一模块利用与或图（AOG）构建人机协作任务模型，并对其进行改进以解决分配问题；第二模块通过风险指标描述任务执行期间的人体工学风险评估，并更新与 AOG 相关的变量，以影响后续任务分配。该框架可与任何评估人类认知与身体负担的时变人体工学风险指标相结合。本研究在一个装配场景中测试了该框架，并引入了一种名为运动学磨损的风险指数。我们通过一项多受试者实验对整个框架进行了测试。任务分配结果和通过问卷测得的主观评价表明，高风险动作能够被正确识别并避免分配给人类，从而减少协作任务中的疲劳和挫折感。

arXiv:2301.07999v1 [cs.RO] 19 Jan 2023

1. 引言

研究人类与机器人共同合作以实现共同目标的协作过程，这一研究领域称为人机协作（HRC）。通过同时发挥人类和机器人的技能，人机协作能够改进工业制造和物流流程 [1, 2]。机器人平台易于快速重新配置，因此能够满足新产品的需求；对于生产线灵活多变的中小企业（SMEs）而言，这种特性尤其实用。此外，人机协作框架还可融入安全 [3, 4], 和人体工学 [5, 6] 原则。这有望回应减少工作相关肌肉骨骼疾病（WMSDs）的迫切需求，因为此类疾病是导致行业缺勤和生产力损失的主要原因 [7]。

为了向机器人提供有关工人人体工学风险的信息，细致监控其活动相关的生物力学风险至关重要。为此，文献中提出了许多方法。其中大多数只分析某个特定方面或特定活动：搬运与举起 [8], 推与拉 [9],高频率搬运轻载 [10], 姿势与动作 [11, 12,13]。在人机协作框架中，为了评估混合任务执行过程中的人体工学风险，主要采用基于姿势的指数 [14, 15, 16]。后者评估人类在执行任务时所采取的身体姿态，并根据相关关节的活动范围和动作类型（即弯曲、扭转等），为这些动作赋予生物力学风险。然而，选择最适合用于引导机器人行为的人体工学指标，应取决于任务特征。例如，如果要求人类代理操纵重物，基于姿势的指标就无法描述相关风险。在某些情况下，关于人体动力学（即人体内部产生的力矩和力）的信息是机器人进行自适应的关键需求[17, 18, 19, 20, 21]。另一方面，工作场所数字化可能导致工作强化和持续的时间压力，因此需要设计能够评估工人心理压力和额外认知负荷的指标[22, 23]。

鉴于协作解决方案在工作单元环境中的优势，研究人员一直试图通过关注人机接口、机器人控制模态、机器人智能以及机器人对人类心理生理状态的感知，来弥合工业需求与人机协作范式之间的差距，从而制定适当的协作计划。制定团队协作策略时，主要问题之一是如何在队友之间分配角色。文献将其称为角色分配问题。角色分配主要在多机器人系统的背景下进行研究 [24],，在此背景下，团队协调对于实现最终共同目标是必要的。典型方法是设计一些通常称为效用函数的函数，用于描述代理-任务配对的质量，并通过优化算法寻找最优解。计算智能体的效用并非易事，因为它取决于

*共同贡献。通讯作者：
edoardo.lamon@iit.it (E. Lamon) ORCID：

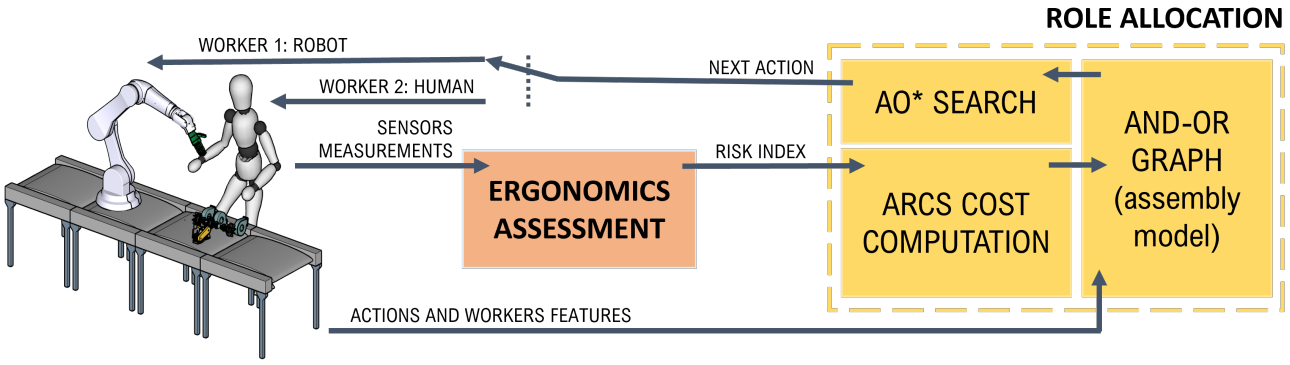

图 1： 该框架示意图突出了两个主要模块之间的区别。“人体工效学评估”模块在人体执行动作期间负责评估人体状态，并更新人体工学风险；风险的变化会改变每条与或图弧的成本。“角色分配”模块在每次迭代中提供下一组任务分配的工作者配对，该配对是通过对与或图结构进行 AO* 搜索得到的；该结构在建模时考虑了任务特征和工作者的状态。

智能体履行角色职责的能力、角色的优先级，以及团队当前和未来的需求。将多机器人场景推广到由智能体（机器人和人类）组成的混合智能体团队，需要为人类工人定义一个效用函数，使其与用于表明机器人是否适合特定角色的效用函数保持一致，即具有可比性。文献中的示例表明，这样的函数可以考虑诸多因素，其中包括完成活动所花费的时间 [25, 26], 如果要求人类工人从一个工作站移动到另一个工作站时所行进的距离[27], 完成任务所需的努力程度 [25]。

在建模时考虑任务特征的一种方法是采用与或图（AOG）结构 [28]。AOG 最初用于描述结构良好的任务及其分解为一系列动作的过程。它是状态转移图的一种高效表示形式，节点数量较少，便于搜索可行计划。 [29, 30] 的作者最近提出了两种基于 AOG 的不同离线优化方法，用于同时解决规划和角色分配问题。此外， [31] 提出了三个可量化指标，以更准确地描述智能体的运动学和动力学属性，从而实现能力感知分配。这三个指标通过加权求和相结合，为优化算法提供了适当的启发式。[32, 33]还提出了其他应对人体工学角色分配的方法。

然而，基于与或图的方法的主要局限之一在于，它们预先提供角色分配，即在协作开始前就将动作分配给智能体。因此，在整个团队协作过程中，这种分配始终保持不变，难以考虑人体状况的变化。鉴于这些考虑，本文旨在：

i. 设计一种基于人机协作 AND/OR 图的策略，考虑动态角色分配，即团队中的角色并非固定不变，而是根据特定的优化准则即时调整；并且

ii. 利用人体工效学风险模型评估智能体执行动作的适宜性，以避免将潜在的高风险动作分配给人类工人。

具体而言，系统采用人体监测系统，根据人体身体或认知负荷的测量结果，对工人的人体工效学状态进行在线评估。人体监测系统主要用于对人类工人进行人体工学评估，但不主动参与动作识别，因为这不在本文的研究范围内。因此，我们假设工人将执行分配的动作，并且已有一种机制可用于确定动作何时完成。为将人体工效学约束整合到与或图结构中，所提出的框架i）根据人体工效学风险模型动态更新与或图弧成本；ii）使用AO*搜索迭代寻找最优的动作—智能体配对。在 图1 中展示了所设计框架的示意图。

我们在轻质物体的简单装配任务中，测试了在线人机角色分配方法的运行情况。由于现有标准方法只能对任务进行整体粗略评估，且未将身体姿势的历史记录纳入考虑，因此我们提出了一种名为运动学磨损（KWear）的自定义人体工效学指标。该指标体现了受试者的人体工学历史，记录其在整个装配任务执行过程中每个关节的使用情况。不过，所提出的框架也可以与其他描述人体风险的指标结合使用。

本研究的初步版本发表于 [34]，其中仅概述了人体工学角色分配框架。本文详细阐述了上述框架，并新增了全面的绩效测试，以及通过多名受试者评估在真实场景中进行的验证。具体而言，相较于 [34]，，本文的新贡献如下：

i. 一种基于与或图且采用连续超弧代价函数的改进型动态角色分配策略；

ii. 对稀疏连接和顺序连接的装配体情况下的计算复杂度进行研究；iii. 分析 KWear 作为角色分配框架指标在预测未来人体工程学风险方面的适宜性，并与静态人体工程学指标（RULA）进行比较；iv. 对我们的框架在工业环境中的可用性进行主观评估。

本文将详细介绍框架的每个模块。在第2节中，我们解释与或图结构如何通过嵌入工人特征来建模协作任务；在第3节中，我们介绍用于在每次迭代中检查图的搜索算法 AO*。在第4节中，我们阐述将风险指数映射为超弧代价所采用的规则；在第5节 中，我们重点讨论如何将人体工学整合到所提出的框架中，以及 KWear 指数的设计。在第6节中，我们给出角色分配算法的计算复杂度分析。在第7节中，我们首先概述用于测试 KWear 属性的实验分析，然后介绍通过包含 12 名受试者的概念验证装配对整体框架绩效进行评估的实验分析。最后，在第8节中提出未来的研究方向。

2. 用于角色与任务规划的与或图

表示结构良好的工业任务（例如装配）的一种方法是采用与或图。与或图是一种数据结构，能够以紧凑的表示形式对装配任务（或一般意义上的任何顺序任务）的所有可能组合序列进行建模。

2.1. 装配建模

与或图可简洁地描述由不同原子部件组成的某一产品的所有可能装配序列。与装配状态图等其他基于图的方法相比，使用这类图的优势在于节点更少，而且可依据图中每条弧所关联的权重，更简单地搜索最优装配方案 [28]。

给定由 M 个部件（$P=\{p_1,p_2,\dots,p_M\}$）构成的装配任务 P，其 P的一个构型 Θ 是由 P的若干子装配体组成的集合，且满足：

- Θ 中的每个子装配体均由物理上可行且稳定的连接构成；
- 每个 p_i 都属于 Θ的一个子装配体；
- 一个 p_i 不能同时属于 Θ的两个或更多子装配体。

装配方案可视为一系列 Θs，从 $\Theta_i=\{\{p_1\},\{p_2\},\dots,\{p_M\}\}$ 开始，以 $\Theta_f=\{\{p_1,p_2,\dots,p_M\}\}$结束；也就是说，从所有原子部件彼此分离（每个部件都是一个子装配体）的构型开始，最终到达唯一的最终子集，对应于所有部件均已装配完成的构型。将可行的子装配体视为节点，并将描述两个构型之间转移的装配操作视为边，就可以使用路径搜索算法找到一条从 Θ_i到 Θ_f 的路径。这些边称为超弧，是满足以下条件的配对：

- 第一个元素是一个单独的节点（父节点）；
- 第二个元素是一个节点集合（子节点）；子节点表示通过拆解父节点可获得的所有可能子装配体。对于装配任务，由于大多数装配操作都由连接两个子装配体构成，因此将超弧建模为二合一连接器。

因此，AND/OR 图由节点集合 $N=\{n_1,n_2,\dots,n_{|N|}\}$ 和超弧集合 $H=\{h_1,h_2,\dots,h_{|H|}\}$ 描述。每个节点 $n\in N$ 表示 P 的一个子装配体，而超弧定义装配操作，并可由不同的成本 [35] 来表征。由同一 h 连接的子节点之间是逻辑与关系，而具有相同父节点的不同超弧之间是逻辑或关系。通常，可以通过在不同子装配体之间执行装配操作来获得特定的装配配置 $\bar{\Theta}$。这些子装配体之间为与关系，而不同的装配操作则由处于或关系的超弧表示。例如，如图2所示，要完成装配 $ABCDEF$，可以将 ABC 与 DEF 连接（该装配操作由超弧 h_1 描述），也可以将 AB 与 $CDEF$ 连接，后者由 h_i 表示。因此， ABC 与 DEF 是与关系， AB 与 $CDEF$ 也是与关系，而 h_1 和 h_i 之间是逻辑或关系。唯一没有父节点的节点称为根节点。没有子节点的节点称为叶节点，其数量与装配零件的数量相同。

2.2. 角色分配

本研究旨在提出一种 AND/OR 图的表述形式，不仅能够给出装配操作序列，还能指出负责执行这些装配操作的智能体。为此，我们在标准 AND/OR 图定义的基础上扩充了两个补充集合：参与任务执行的工人集合 $W=\{w_1,w_2,\dots,w_{|W|}\}$ 以及需要执行的动作集合， $A=\{a_1,a_2,\dots,a_{|A|}\}$。为保证通用性，动作既表示实际装配（例如将两个零件互锁在一起），也表示宽松的装配（例如，将物体放在桌面上可视为该物体与桌子之间的一种装配）。通过将同一条超弧（描述某项装配操作）复制 $|W|$次，并为每条超弧赋予成本 $h_i\in H$，即$c_{h_i,\ w_j}$ 其中$i\in[1,|H|]$ 和 $j\in[1,|W|]$分别表示w_j 执行该装配操作的适宜性。若某项特定动作无法由参与其中的某个智能体执行，或执行起来不安全、耗时过长，为避免将该动作分配给该智能体，我们会剪除相应的超弧。最后，利用基于最优性的搜索算法，可以找到成本最低的路径（第3节）。不同于 [29], 中整个装配任务期间成本固定的做法，在我们的框架中，成本会根据监测到的人体状态进行更新

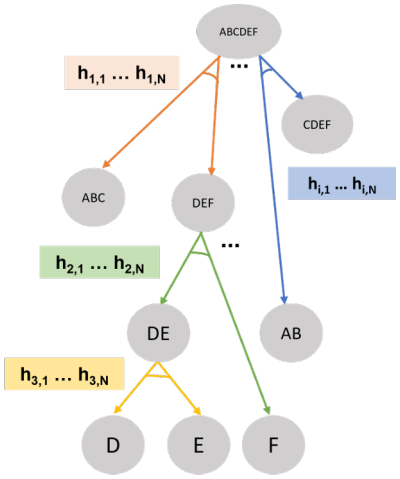

图2： 由六个零件 A、B、C、D、E 和 F 组成的装配体的通用 AND/OR 图。每条超弧采用不同颜色，代表不同的装配动作。每条超弧均复制一份，以表示每个智能体执行该动作的可行性。根据每个智能体执行相应动作的适宜性，每条弧的成本各不相同。

协作期间，确保在每个装配步骤都能实现最优角色分配。成本更新机制及监测变量的说明分别见第4节和第5节。

3. AO* 最优搜索

我们实现了一种定制的 AO*搜索，用于获取所需的装配序列和最优动作分配。该算法的灵感来自 A* [36],，并针对 AND/OR 图进行了改编。与标准 AO* 不同，标准 AO* 的目标是最小化从根节点到单个叶节点或一对叶节点的路径成本 [37],；我们的算法旨在检查叶节点，因为它们表示装配的初始配置Θ_i。因此，我们的 AO*搜索会持续进行，直至所有叶节点（即 Θ_i 中的所有装配零件）均已访问并纳入路径。

该算法利用辅助树数据结构(Z, E)，该结构在搜索过程中不断更新，并包含成本最低的已探索装配体。Z 是树的节点集合，其中每个节点都包含一个搜索状态。每个搜索状态 具有以下属性：(i) 一个装配配置 Θ，表示搜索算法当前步骤中的装配状态；(ii) 一个指向其父装配配置的指针，表示搜索算法前一步骤中的装配状态；(iii) 一个评分 c，表示到达 Θ 的成本。 E 是边的集合，它将包含第 l 层装配配置的搜索状态 与其位于第 l-1 层的父节点相连。每条边都关联一个成本，对应于 Θ 与其父节点之间转移的成本。该成本根据 AND/OR 图中连接 Θ 内子装配体与其父节点中相应结果子装配体的超弧推断得出。

搜索以自顶向下的方式进行，从包含装配配置 Θ_f 的搜索状态 （起始状态）开始，

算法 1 AO*搜索

要求： Θ_f， Θ_i

路径*opt_路径*
搜索状态*start*， *goal*
开始.setState(Θ_f)
目标.setState(Θ_i)
ADD(起点IN 开放列表)
当 ¬(开放列表.empty()) **执行**
    当前节点 ←MIN(Θ.*c*)
    如果 当前节点 ==目标 **则**
        跳出
    结束如果
    用于 θ_j IN Θ_{curr} **do**
        用于 边 *i* 连接到 *j* **do**
            搜索状态 后继
            后继 ← 当前
            $\Theta_{curr} \leftarrow \theta$ 由 *i*指向
            后继.父节点 ← 当前
            后继.*c* ← 当前.*c* +*i*.*c*
            如果后继 属于开放列表 ∧ 后继.*c* <开放列表。后继.*c* **那么**
                开放列表。后继 = 后继
            否则如果后继 属于关闭列表 ∧ 后继.*c* <关闭列表。后继.*c* **then**
                擦除(后继属于关闭列表)
                添加(后继属于开放列表)
            否则如果 ¬(后继节点 属于开放列表) ∧¬(后继节点 属于关闭列表) **则**
                添加(后继节点属于开放列表)
            结束条件判断
        结束循环
    结束循环
    删除(当前节点属于开放列表)
    ADD(当前节点IN 关闭列表)
结束循环
最优_路径.addEdge(getEdge(当前节点))
最优_路径.addNode(当前节点)
搜索状态临时变量 = 当前节点.父节点
当 ¬(临时变量 == 起始) **执行**
    优化_路径.addEdge(getEdge(临时变量))
    opt_path.addNode(*tmp*)
    tmp ← *tmp*.父节点
结束 while
最优_路径.addNode(开始)
返回*opt_path*

算法 2 递归 AO*

要求： 根， 叶节点

路径最优_路径
目标 ←叶节点
当 (目标 ≠ 根) **执行**
    最优_路径 = AO*(根， 目标)
    下一个动作 = *opt*_路径.节点.动作
    下一个智能体 =*opt*_路径.边.智能体
    发送动作(下一个动作，下一个智能体)
    更新目标(目标)
结束循环

该状态表示所有部件均已组装完成，输入则是包含 Θ_i 的搜索状态（目标）以及彼此断开的叶节点。当搜索状态（当前状态）被访问时，树会通过创建

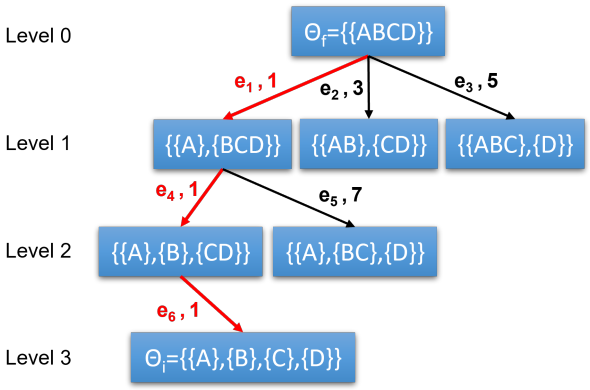

图 3： 一般装配 ABCD 的辅助树示例，突出显示从 Θ_f 到 Θ_i 的最优路径。节点为 AO* 搜索访问过的节点。

新的搜索状态来扩展。每个状态（后继状态）都包含一个可行配置 Θ，而当前状态是它们的父节点。后继状态的成本由当前状态的成本加上连接当前状态与后继状态的边代价得出。下一个要访问的新搜索状态当前状态，是评分最低的状态（见算法1）。到达搜索状态目标后，沿路径回溯至起点，即可得到最优路径（图 3）。所得路径使沿途边的成本总和最小。

虽然在成本固定时可以保证解的最优性，但如果任务执行期间成本发生变化，则应再次调用搜索算法。在这种情况下，算法应从包含 搜索状态的 Θ_f 开始，搜索缩减树，直至到达包含当前装配配置的 搜索状态（参见算法 2）。因此，每次调用 AO* 搜索时，搜索状态目标 Θ_i 的配置都包含当前装配配置。

4. 超弧代价计算

到目前为止，我们已经解释了如何将角色分配整合到装配任务的规划中，以及如何获取最优的智能体到任务的分配。然而，这种框架仍然具有通用性，可用于以不同方式优化人机协作场景。在此背景下，代价函数的设计至关重要。具体而言，本文聚焦于人体工学，因此将讨论如何将人体工学原则融入时变超弧代价中。这类代价应能够估计协作过程中任一时刻人类工人的人体工学风险，并预测未来动作的风险；当风险较高时，应将此类任务委派给机器人智能体。因此，我们提出了一种用于衡量人体工学风险的连续风险指标 $V(t) \in (0, V_{max})$，以及一种采用线性差分的预测模型：

$$\hat{V}(t_{k+1}) = \alpha_{k+1} V(t_k) + \beta_{k+1} \tag{1}$$

其中，$V(t_k)$ 是完成动作 a_k后（在时间 t_k）的风险指标，$\hat{V}(t_{k+1})$ 是完成动作 a_{k+1} 后（在时间 t_{k+1}）的估计风险指标，而 α_{k+1} 和 β_{k+1} 是调节 $V(t_k)$ 随时间上升的线性参数，仅取决于动作 a_{k+1}。计算$V(t)$ 并估计预测参数的适当方法将在第5节中详细说明。

因此，在执行动作 a_k后，当前的人体工学风险值 $V(t_k)$ 即可获得，且所有可能的未来装配操作的 $\hat{V}(t_{k+1})$ 均根据（a_{k+1} 1）计算得出。获知每个可能的未来动作的预测风险后，需要一条规则来更新超弧成本，以反映人体工学状况的变化。对于由相应的 a_{k+1} 建模的任意 h_j，执行该 a_{k+1} 会使人类工人付出成本（w_h）：

$$c_{a_{k+1},w_h} = c_{h_j,w_h} = \begin{cases} \hat{V}(t_{k+1}) & \text{if} \quad \hat{V}(t_{k+1}) < V_{th} \\ \hat{V}(t_{k+1}) + \Gamma & \text{if} \quad \hat{V}(t_{k+1}) \geq V_{th} \end{cases} \tag{2}$$

其中，V_{th} 表示一个阈值，其取值为 V_{max}（$V(t)$ 可达到的最大值）的一定百分比，而 $\Gamma > V_{max}$。Γ 的作用是增加超弧成本，从而使 AO* 在搜索最优路径时不倾向于选择该超弧。如第 1 节所述，对于混合人机团队，描述智能体对各项任务适宜性的函数必须具有可比性。为简单起见，将机器人作业者（w_r）动作成本设为常数值$c_{h,\ w_r}$，其量级与$c_{h,\ w_h}$ 相同，使得$V_{th} < c_{h,\ w_r} < V_{max} + \Gamma$。该值的具体选择决定了协作期间机器人活动所占的比例：$c_{h,\ w_r}$ 越低，该比例越高，反之亦然。

5. 人体工学评估

所提出的框架并未与任何特定指标绑定；因此，选择何种人体工学指标来评估工人执行任务时的人体状态，取决于具体任务。如第1节所述，对人体身体状态的描述可以是运动学的（仅考虑身体姿势）、动力学的（还评估过载力的影响），也可以是认知层面的（评估注意力、压力水平等）。例如，在搬运、举升和运输重物时，与运动学方法相比，基于人体动力学的评估方法更能捕捉人体工学风险。在此背景下，肌肉 [38] 和关节 [21, 31] 疲劳模型取决于肌肉激活和过载扭矩，是适用于 $V(t)$的计算模型。或者，如果任务要求高度专注和专业技能，同时监测生理压力和工人注意力也可能很有意义。例如，[23]提出了一种基于注视方向、头部朝向以及自我触摸等肢体语言活动来估算认知负荷风险的方法。相反，对于涉及大量轻质零件的装配任务，能够内在地评估工作频率的运动学指标，可以更精确地捕捉潜在的有害情形。其他可能相关的因素，例如待操作物体的重量、工作布局和组织方式，被认为与所述情境中的风险评估关联较小

。大多数标准风险评估方法要么只评估当前时刻的关节构型，而不考虑任务时长、重复次数和过去的活动 [13, 11],，要么纳入许多因素（动作频率、恢复时段、提取的力），只有在事先充分了解任务执行情况时，评估结果才准确，例如 OCRA [10]。而利用前文介绍的线性预测（1），即使其他因素未知，也能预测未来装配动作的人体工学风险。鉴于此，我们设计了一种新的风险指标 KWear（第5.1小节），该指标能够结合人体姿势与动作时长。具体而言，它着重考察过去的活动以及同一活动的重复执行如何影响未来动作的人体工学评估。

5.1. 运动学磨损指数

KWear设计的核心思想是构建一种指标，它不仅能够通过测量当前身体构型来描述当前风险，还能传达有关以往姿势危害的信息，并间接反映动作序列的重复情况，从而比RULA/REBA等传统运动学指标提供更准确的描述 [13, 11]。请注意，该指标并未明确涵盖其他可能相关的风险因素，这些因素在我们的评估中被忽略。

运动学磨损建模 关节层面的KWear指数采用RC电路建模：

$$\frac{dV_i(t)}{dt} = \begin{cases} (1 - V_i(t))\frac{|G_i(\mathbf{q}(t))|}{C} & wear \\ -V_i(t)\frac{r}{C} & recovery \end{cases} \tag{3}$$

其中，$V_i(t) \in [0, 1)$、C、r和 $G_i(\mathbf{q}(t))$ 分别表示时刻 t 的KWear水平、耐受能力、恢复率，以及通过快速上肢评估（RULA） [13]为第i个上肢关节分配的当前风险评分。该评分根据关节构型确定，关节构型以其绕主要笛卡尔坐标轴$\mathbf{q} = [q_x \ q_y \ q_z]$的旋转来表示。具体而言，RULA评估表所评估的关节包括肩部、肘关节、腕关节、躯干和颈部，且数值 $G_i(\mathbf{q})$ 属于 $[1, 6]$。文献中已有类似模型用于描述人体肌肉活动 [38]以及热机使用 [39]。因此，在每个时刻 t，KWear水平表示为：

$$V_i(t) = 1 - (1 - V_i(t_0))\, e^{-\int_0^t \frac{G_i(\mathbf{q}(\tau))}{C} d\tau} \tag{4}$$

其中，$V_i(t_0)$ 表示初始时刻t_0的 KWear 水平。在动作执行过程中，第i 个关节运动会使 RULA 评分发生变化 $G_i(\mathbf{q}(t))$，进而提高相应的 $V_i(t)$，其斜率与新姿势的风险等级成正比：姿势风险越高，KWear 的变化趋势越陡。此外，如果人体处于休息状态，即保持舒适的关节构型，则每个关节的 KWear 水平都会按照恢复函数（RC 电路放电）下降：

$$V_i(t) = V_i(t_0)\, e^{-\frac{r}{C}t}. \tag{5}$$

根据 [13], 在静态构型下，受试者可以施加较小的力，持续 $T_{max} = 240\ s$ 直至感到身体不适。因此，选择容量值 C 使每个关节磨损逐渐接近渐近值$V(T_{max}) = 1$，其初始值为 $V(0) = 0$。通过对（4）进行反演可得该值 C，其中 $V_i(t) = 0.993 = V_{max}$（对应五个时间常数），RULA 的平均评分为 $G_{avg} = 3$。因此，C 所有关节的该值均相同：

$$C = -G_{avg}\, \frac{T_{max}}{\ln(1 - V_{max})} = -3\, \frac{240}{\ln(0.007)}. \tag{6}$$

关于恢复率 r，可通过对（5）求逆得到，并令恢复时间（放电）与磨损时间（充电）相匹配，即关节可以在 T_{max}的时间内完全恢复。因此，我们有：

$$r = -\frac{C}{T_{max}}\, \ln\left(\frac{1 - V_{max}}{V_{max}}\right), \tag{7}$$

在第 7.1 小节的实验测试中，验证了采用所选参数值时 KWear 的行为。不过，这些参数可以优化，以适配受试者特定的生物力学特征。

此时，将（4）与（1）结合，即可得到 KWear预测模型：

$$\hat{V}_i(t_{k+1}) = 1 - \alpha_{k+1,i}(1 - V_i(t_k)) \tag{8}$$

其中

$$\alpha_{k+1,i} = e^{-\int_0^{t_{k+1}} \frac{G_i(\tau)}{C} d\tau}$$

and

$$\beta_{k+1,i} = 1 - e^{-\int_0^{t_{k+1}} \frac{G_i(\tau)}{C} d\tau} = 1 - \alpha_{k+1,i}$$

是调节 KWear 随时间增长的参数，对应第 i 个关节。这些参数体现了第 i 个关节在动作 a_k 中的参与程度，因此应通过校准程序进行离线估计。

由于每个监测关节的 KWear 均独立计算，为了得到动作相关风险的整体指标，（2）变为：

$$c_{a_{k+1},w_h} = c_{h_j,w_h} = \sum_{i=1}^{m} \gamma_i, \tag{9}$$

其中 m是监测关节的数量，且 d

$$\gamma_i = \begin{cases} \hat{V}_i(t_{k+1}) & \text{if} \quad \hat{V}_i(t_{k+1}) < V_{th,i} \\ \hat{V}_i(t_{k+1}) + \Gamma & \text{if} \quad \hat{V}_i(t_{k+1}) \geq V_{th,i}. \end{cases} \tag{10}$$

校准程序 需要通过校准程序估计每个动作 a_k 和每个关节 i 的 KWear预测模型参数 $\alpha_{k,\,i}$（进而估计 $\beta_{k,\,i}$），这些参数仅取决于 k-th 任务。其思路是离线记录多次相同装配动作执行过程中的关节角度（和 RULA评分），计算$\alpha_{k,\,i}$ 并对其求平均，以获得一个能够近似表示任务标准执行情况的值。这意味着，我们的方法可能无法在线适应工人解决任务方式的变化，例如因疲劳程度增加而产生的变化。

在本研究中，我们假设任务的不同次执行均在校准程序中完成。为设计必要的执行次数η ，以确保预测误差$\tilde{V}_{i,des}(t_{k+1})$最大不超过规定值，可以采用以下策略。首先，确定目标最大预测误差 $V_{i,des}(t_{k+1})$ 。该值代表我们期望系统在风险预测阶段估计 KWear 时达到的准确度水平。其次，在初始条件为零的情况下执行该动作 $\eta=\eta_0$ 次，其中 $\eta_0 \geq 2$ 表示包含该动作可能存在的不同执行方式的最小重复次数。然后，将均值 $\alpha_{k,i,\eta}$ 代入模型（8），以获得$\tilde{V}_{i,\eta}(t_{k+1})$。随后，可将该值与所有 η 次执行中记录的实际 $V_{i,l}(t_{k+1})$ 值进行比较，其中 $l \in [1,\eta]$，从而得到预测误差 $\tilde{V}_{i,l,\eta}(t_{k+1})$。如果$\tilde{V}_{i,l,\eta}(t_{k+1}) > V_{i,des}(t_{k+1})$ 至少对于某个 l 成立，则应使用另一次任务执行（$\eta=\eta+1$）重新进行计算，直至每个 $\tilde{V}_{i,l,\eta}(t_{k+1}) < V_{i,des}(t_{k+1})$，或达到最大 η_{max}。

请注意，每当有新工人参与协作时，都必须重新进行校准阶段。这是因为预测参数必须能够描述当前工人执行每个特定动作的方式。在实际应用中，如果同一任务分配给多名工人，为了更准确地进行风险预测，使用针对个人的模型参数会更合适。一种可行的解决方案是创建一个数据库，其中包含所有受试者与参数的对应关系，并在工人更换时选择正确的参数。另一种方法是在在线任务执行过程中估计参数，并通过加权平均进行更新，以优先采用 $\alpha_{k,\,i}$ 上次执行动作 a_k 时计算出的参数。这样，系统就能学会每位工人习惯如何执行每个动作。

6. 计算复杂度评估

我们对角色分配算法的计算复杂度进行了测试，以评估所提出方法的绩效。我们在一台配备 Intel Xeon W-2245 3.9 GHz 16 核处理器和 64 GB 内存的桌面计算机上进行了仿真。软件架构基于运行于 Ubuntu 18.04 上的 ROS Melodic。

我们的算法主要包含三个计算模块：人体工学评估，用于返回每个监测关节处的 KWear 等级；超弧代价计算，用于更新相应超弧的动作成本；以及 AO*，用于返回下一步动作的指令。具体而言，人体工学评估过程和超弧代价更新过程在 Python 中实现为节点，而 AOG 库和 AO* 算法则编写为 C++ 节点，以加快算法所需的大量计算。

与前两个过程不同，前两个过程会在整个任务时长内以高频率（20赫兹）持续执行，而 AO*搜索 仅在动作 a_k 完成时才会被调用，并根据当前的人体工效状态更新超弧代价。因此，为了评估该框架的计算复杂度，我们将重点考察 AO* 在不同条件下的绩效。

为全面描述任务，我们评估了两种不同的任务表示，它们在部件之间的互连方式上有所不同 [40]:

- 其中一种情况是由顺序连接的原子部件组成的装配体，N 个部件之间有 N-1 个连接，第 i 个连接将部件 p_i 和 p_{i+1} [28] 相连。钢笔装配是这种任务模型的一个示例，其中 4 个原子部件（笔帽、笔芯、笔身和笔底）中的每一个，都可以与序列中前一个或后一个部件进行装配，且两种方式等效。

- 另一种情况是由连接稀疏的原子部件构成的装配，其中 N 个部件彼此之间没有直接连接，而只与某个特定子装配相连。第二类装配的一个例子是桌子（桌面和 4 条桌腿）：桌腿不能彼此装配，只能与桌面装配。

此外，我们通过增加以下数量来测试搜索：

i. 叶节点，从 2 增至 20，代表原子装配零件（智能体数量固定为 2）；ii. 智能体，将参与协作的智能体数量从 2 增至 30（装配零件数量固定为 10）。

图4（桌面）中的结果呈现出不同的曲线。对于顺序连接的装配体，趋势呈指数级增长；而对于连接稀疏的情况，趋势则较为平缓，复杂度为对数线性。这是因为在后一种情况下，随着零件数量 M 增加，节点和超弧呈线性增长，而非像第一种情况那样呈指数级增长（见图 4（笔底））。关于计划生成的完备性和复杂度的深入分析，请参阅 [40]。另一方面，图 5中的曲线在两种情况下均呈线性趋势。这是因为零件数量增加会同时导致超弧和节点数量增加，而智能体数量增加则只会使超弧数量增加。在顺序连接的情况下，由 20 个零件和 2 个智能体组成的装配体对应的 AND/OR 图包含 200 多个节点和 2500 多条超弧。因此，在这样的图上进行最优搜索是一项规模相当大的任务。另一方面，如果该装配体属于连接稀疏的类别，且原子组件数量相同，则节点数为 39，超弧数为 38，AO* 的表现与零件较少时相当。可以看出，由连接稀疏和顺序连接部分组成的通用装配体，其结果会落在两条曲线之间的灰色区域。这意味着，对于零件数量较多的装配体（> 20），合理的做法是减少可行装配方案的数量，以确保 AO* 能及时给出结果。例如，如果某项动作会给人类工人带来较高风险，则可以从 AND/OR 图中剪除相关超弧

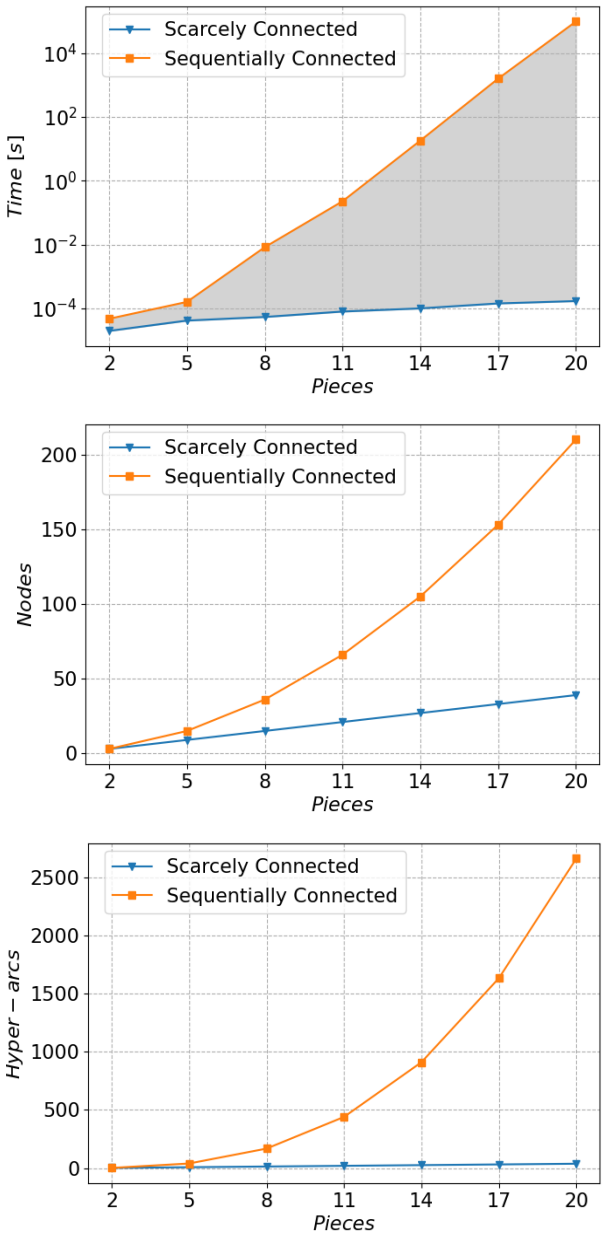

图 4： （顶部）在顺序连接和稀疏连接装配两种情况下，随着待装配零件数量增加而得到的 AO* 对数尺度计算时间。（中部）节点复杂度。（底部）超弧复杂度。

，确保该动作分配给机器人。此外，还应注意，动作完成后，搜索算法会在规模更小的 AND/OR 图上运行；因此，迭代生成解所需的时间会迅速减少。

7. 实验评估

所提出的框架通过两项不同的实验进行了评估，实验内容均为协作概念验证任务：(i)

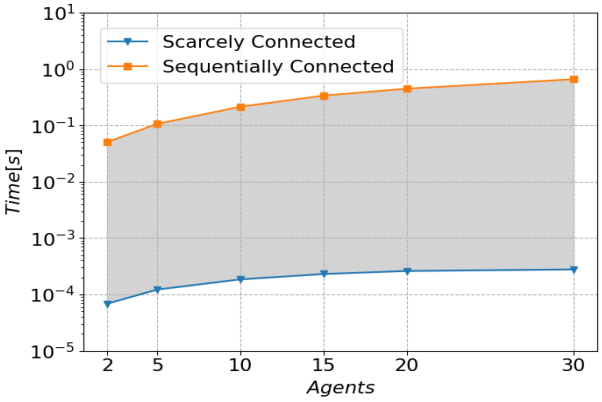

图 5： 在顺序连接和稀疏连接装配两种情况下，随着智能体数量增加而得到的 AO* 对数尺度计算时间。

KWear 的验证，以及 (ii) 人体工学角色分配的评估。在这两种情况下，协作任务都是装配一个角接头 (J)，该接头由三根铝型材组成，即两根侧边型材 (S_1，S_2) 和一根支腿 (L)。型材 S_1和 S_2 长度相同，而 L 较短。每根型材都嵌入角接头 J 上预先设定的空腔中，如图 6 （右）所示。通过惯性式动作捕捉系统（Xsens 动作捕捉服）测量人体上身主要关节（躯干、颈部、肩部，以及优势手臂的肘关节和腕关节）的构型，实现了在线人体工学评估。

7.1. 运动学磨损验证

本实验旨在展示 KWear 根据关节配置历史识别人体工学危险情形的潜力。实验要求一名右利手受试者在人机协作场景中重复执行上述装配任务。智能体的角色由所提出的框架分配，预测参数则已在校准阶段预先估计。

实验设置与方案实验设置如图6（左）所示。要求受试者穿戴 Xsens 动作捕捉服，并执行 4 次（rp_1、rp_2、rp_3和rp_4）装配任务。选用 Franka Emika Panda 机械臂作为机器人协作者，并配备 Robotik 两指夹爪。该任务的原子动作顺序固定为：（a_1）拾取角接头 J，并将其从初始位置放到靠近人类操作员的工作台上；（a_2）拾取并插入 L 到操作员右侧 J 的中空部分；（a_3）拾取并插入 S_1 到 J的上方中空部分；（a_4）拾取并将 S_2 装配到操作员左侧 J 的中空部分；（a_5）拾取完整装配体，并将其放到架子的另一层搁板上。选择这些特定动作和物体位置的原因，是通过使某些关节接近关节活动范围（RoM）极限，诱发高风险姿势，即根据 RULA 评估具有较高风险等级。校准程序

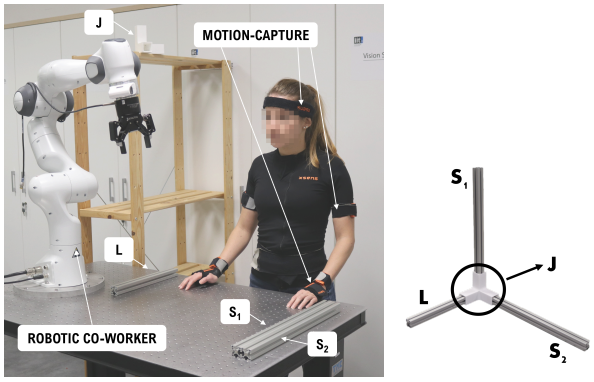

图6：（左）KWear 验证实验的实验设置。工作站由人类操作员前方的工作台和其右侧的架子组成；工作台由人类操作员与机器人协作者共用。受试者佩戴运动捕捉系统以记录关节角度。（右）完整装配体。

人体工学风险

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5
RULA	5	3	3	4	4

分配结果

K Wear	rp_1	H	H	H	H	H
	rp_2	R	H	H	H	R
	rp_3	H	H	H	R	H
	rp_4	H	R	H	H	H
RULA		H	H	H	H	H

表1
（上）根据 RULA评估表计算的各动作人体工学风险评分。（下）根据 RULA评分与 KWear 数值对分配结果进行比较。由于 KWear 能够考虑与过去配置相关的风险，因此分配方案会随着重复次数而变化 rp_i。

在第5节中进行了实验，以估计 KWear 预测模型的参数。超弧成本按照第5节所述进行分配，其中 $\Gamma = 100$, $V_{th,\,i} = 0.8\ \forall i$ 被选为 KWear 最大值的 80%，以及 $c_{h,\,w_r} = 50$。最后，将分配结果与基于 RULA 的角色分配结果进行比较；其中，第 k 个动作 $G(a_k)$ 相关的人体工学风险依据标准方法 [13] 离线计算；分配给 $a_1, \ldots, a_5$ 的评分见表1（顶部）。在这种情况下，当动作相关评分高于最大 RULA 评分（G_{max}=9）的 80%，即 G_{th}=7.2 时，该动作将分配给机器人，这与 KWear 阈值的设定类似。

结果 通过改变斜率的陡峭程度，KWear 可以根据 RULA 评分描述不同的风险等级。具体而言，图7 展示了 KWear 在以下任务动作中的趋势 a_1, a_2 和 a_5。第一个动作（a_1）要求受试者抬起手臂，去拿 J 架子桌面上的物体，因此根据 RULA 评估表，肩部处于风险最高的构型。第二个动作（a_2）显示颈部参与程度更高，因为受试者必须弯曲颈部，以定位并拿取离自己更近的物体 L。最后一个动作（a_5）主要涉及躯干，因为要求人体扭转躯干，从而达到 RULA 中高风险的区域。

在表1中，我们列出了任务 4 次重复过程中人机协作的智能体分配结果。在rp_1期间，所有关节的人体工学风险均低于阈值，因此整个任务都分配给了工人。相反，从 rp_2开始，风险水平有所上升，部分动作开始分配给机器人。值得注意的是，当某个动作分配给机器人时，受试者可以休息；这段恢复时间使 KWear 降低，从而降低了后续动作的人体工学风险基线。

关于采用基于 RULA 的角色分配所获得的分配结果，由于五个动作的 RULA 值均保持不变且低于阈值，因此每次重复执行时，整个任务都分配给人类工人。

讨论 结果表明：(i) 关节角度值的风险越高，K Wear 的增幅越大；(ii) 动作持续时间越长，KWear 值越高。因此，该模型可用于描述关节随时间的使用情况。例如，a_1 肩部承受了较大压力，a_2 颈部也承受了较大压力，且a_5 躯干同样如此（图7）。尽管该指标的设计灵感源于肌肉疲劳的充放电行为，但其所承载的信息与这些生物力学模型截然不同。不过，结果凸显了所提出指标在评估瞬时人体工学风险和预测未来风险方面的潜力，旨在预防可能对工人造成的伤害。

7.2. 多受试者评估

本实验旨在通过一项大规模多受试者人体研究检验完整框架。研究邀请了 12 名健康受试者（2 名女性、10 名男性，28±3 岁，均为右利手）分别独立完成装配任务（仅人类），并与机器人协作完成装配任务（人机协作）。其中 10 名受试者此前体验过人机交互应用，但所有受试者都不了解实验目的。所有实验均在意大利理工学院（IIT）的人机接口与物理交互（HRII）实验室进行，实验方案经热那亚地方卫生局（ASL）第 3 伦理委员会批准（方案 IIT_HRII_ERGOLEAN 156/2020）。

实验设置与方案实验设置如图8所示。受试者穿着 Xsens 动作捕捉服，在每种条件下完成装配10次，条件分别为仅人类操作员 和人机协作，其中人类操作员与Franka Emika Panda机械臂协作。为避免偏差，一半受试者先进行人机协作模式，另一半则先进行仅人类操作员模式。完成一次重复所需的五个动作依次为：（a_1）在装配区域取放 J；（a_2）取起并插入 L 上方空腔；（a_3）取起并插入 S_1 左侧空腔；（a_4）取起并插入 S_2 右侧空腔；（a_5）移开整个装配件。具体而言，最后一个动作是将整个装配件交接给另一位

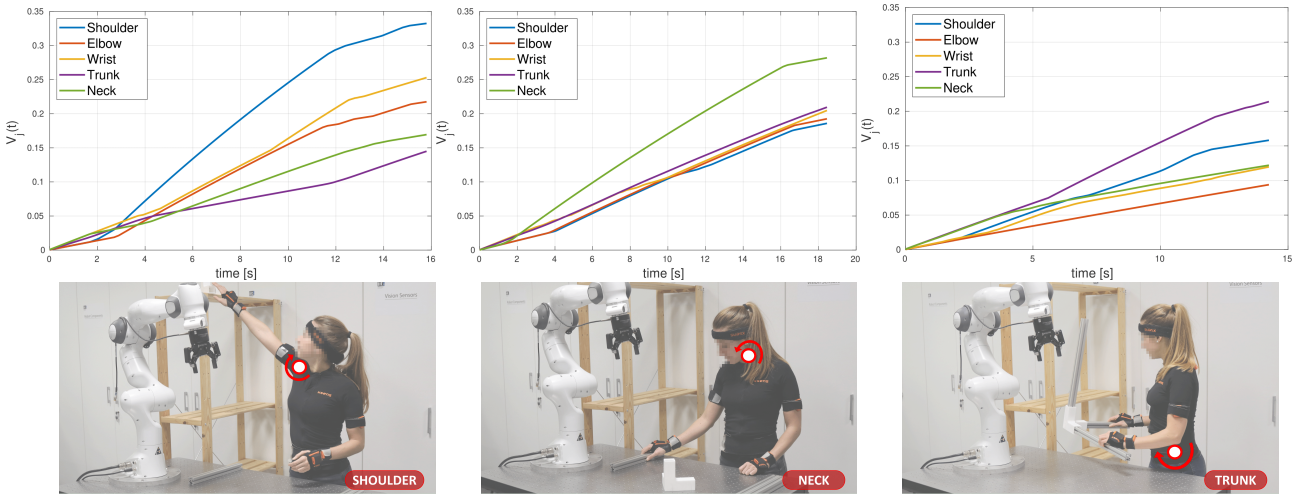

图7： 从零初始条件开始，在执行 a_1、 a_2、 a_5期间所有监测关节的 KWear 趋势（上）；展示特定关节参与度较高的相应动作画面（下）。

人类操作员，由其负责拆解最终产品，并将零件放回原位，以模拟工业传送辊。机器人需要处理的装配零件位置以及交接位置（选择该位置是为了使交接尽可能自然）均已预先规划。从通过RULA评估表评估的人体工学风险来看，动作 a_2由于需要抓取位于距人类最远处的物体，并将其插入 J的上方空腔，使肩部在整个动作过程中面临较高风险（$G(a_2)$ =5）；而动作 a_3 和 a_4 需要处理靠近工人的物体（$G(a_3) = G(a_4) = 3$），因此风险较低。动作 a_1 和 a_5 的评分为 $G(a_1) = G(a_5) = 4$。实验前，执行了第5节所述的校准程序。受试者需将任务中的每个动作重复次，以确保，$_{des}(t_{k+1}) < 10^{-3}$，并依据所述策略选择，$\eta_0$=2。为模拟工业环境中生产线的时间限制，我们引入了节拍时间，即根据生产需求完成装配所需的总时间。本实验中，我们将 T_{takt}=38s 设定为机器人以保守速度 0.05 m/s完成整个装配所需的平均时间。

与之前的实验不同，动作序列并非固定不变。只有动作 a_1 和 a_5 固定为装配序列的首个和最后一个动作，其余三个动作的顺序由 AO* 在线确定。每个动作都可以分配给人或机器人，但最后一个动作始终分配给人。超弧代价按照第5节所述进行更新，同时调整机器人超弧的成本，以平衡协作中的人类和机器人活动，具体而言，$c_{h,\ w_r}$=2.5。

在人机协作中，人类按照分配监视器上显示的指令，在机器人的协助下完成任务（见图 8）。如果该动作分配给人类，他们便拿起并放置指定物体（见图 9（桌面））。否则，机器人会抓取该物体并将其递给人类搭档（见图 9（笔底））。

在仅人类条件下，人类必须在没有机器人帮助的情况下完成10次重复，并通过每次选取一件零件来选择装配方案。为满足节拍时间约束，人类使用计时器，每隔 T_{takt}开始新一轮重复。

每次执行结束后，受试者均需针对每种模态填写一份 NASA任务负荷指数（NASA-TLX）问卷 [41]，其中包含一个部分，用于评估各项因素在完成任务中的重要性。为评估两种任务模式之间是否存在显著差异，我们还进行了 Wilcoxon 符号秩统计检验，这是一种非参数统计假设检验[42]。根据受试者人数和所选显著性水平 $\alpha = 0.05$，该检验所得的临界值为 $W_{crit} = 13$。最后，我们使用 G*Power [43]进行了事后功效分析：经验法则是，统计功效应大于或等于 80%，以确保检验能够正确地拒绝原假设，即两种模态之间不存在差异。

此外，志愿者需填写一份定制的 7点李克特量表问卷（从“完全不” –3 到“极其”3），以评估我们人机协作 框架的三个主要方面，即角色分配算法的效率、感知到的人体工程学条件，以及所提出方法在工业环境中的可用性。需要评分的陈述如下：

1. 当任务分配给机器人时，我很乐意休息一下。2. 机器人妨碍了我完成任务。3. 我很容易理解何时需要采取动作。4. 我疲劳时，机器人无法介入。5. 与机器人协作时，我感到安全。

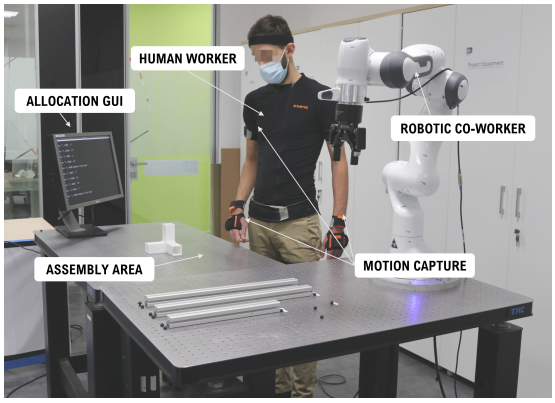

图 8： 实验设置。装配零件放置在操作者和机器人协作者的左侧；装配区域和用于查看角色分配结果的显示器位于人类操作者前方。操作者佩戴了动作捕捉系统，用于记录关节角度。

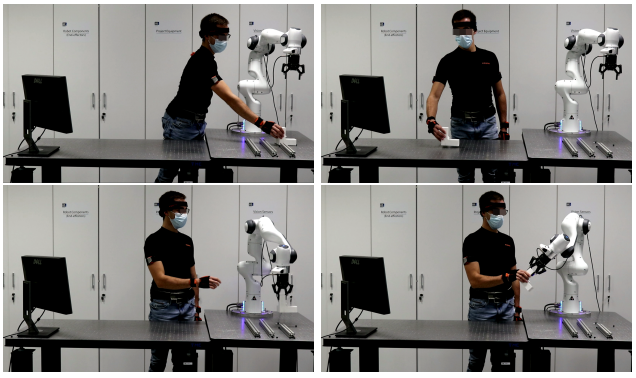

图 9： （桌面）分配给人类工人的抓取并放置物体 J 动作。（笔底）分配给机器人的抓取并放置物体 J 动作。

6. 机器人能够正确判断哪些动作对我来说过于费力。7. 我会建议在这类任务中使用机器人。8. 机器人的帮助让我在任务结束时感觉没那么疲劳。9. 我不得不等待系统告知我下一个任务。

结果 角色分配结果如下：在总计 480 个待分配动作中（12 名受试者 $\times$10每名受试者的重复次数 $\times$4 每次重复的动作数），179 个分配给了机器人（38%），301 个分配给了工人（62%）。具体而言，逐个考察动作时，a_1 的情况下动作被分配给机器人， 51% 的情况下分配给工人；a_2 78%、 a_3 以及 $a_4$10%。

受试者对 NASA-TLX问卷的回答结果如图 10所示，仅人类操作者 以蓝色表示，人机协作 以橙色表示。每个柱上方的百分比表示受试者认为该特定方面与任务完成相关的程度。总体而言，在两项实验中，这些评分相近。

仅人类 模式的身体需求（PD）更高。此外，根据Wilcoxon符号秩检验，两种条件之间的差异具有统计显著性。比较两种实验条件下 PD 的 p 值为 $p < 0.01$，检验统计量为 $W_{stat} = 1.5$。由于 $W_{stat} < W_{crit}$，我们有统计显著性证据。统计功效为 94%。对于绩效（P），由于任务较为简单，所有受试者都对自己在两种条件下的表现感到满意（柱形越低，绩效越高）。不过，为了达到相同的绩效水平，受试者认为自己在仅人类 模式下完成任务时付出了更多努力，这一点也反映在努力程度（E）列具有统计显著性的结果中（$p < 0.01$, W_{stat} =7。5，统计功效为 78%）。协作模式下略有下降的指标是心理需求（MD）和时间需求（TD）。然而，这种差异并未达到统计显著性。具体而言，预期 TD 的评分相近，因为我们为两种实验条件设定了相同的节拍时间 T_{takt}。最后，仅人类模式下的挫折感（F）更高。

定制问卷的结果见图 11，结果显示，受试者认为该框架在人体工学（问题 1、4、6、8）和可用性（问题 2、3、5、7）方面都有益处。受试者没有反映因算法计算时间而导致等待时间过长（问题 9），也没有反映机器人参与任务执行带来不便（问题 2、4、5、6、7、8）。

讨论身体需求和努力程度方面均发现了统计学差异，且仅人类条件的评分较差；再结合最具挑战性的动作 a_2 （78% 的时间）反复被分配给人类工人这一情况，表明我们的框架有望改善人类工效学。此外，功效分析证实，评估 12 名受试者的绩效足以发现两种实验模式在身体需求方面的差异（94% > 80%），在努力程度方面也几乎足够（78% ≈80%）。此外，从定制问卷结果可见，当任务分配给机器人时，受试者乐于借此休息。这表明，与完全手动操作相比，任务结束时的疲劳程度可能更低。一名受试者认为，在仅人类模式下自己的效率更高，这是因为任务简单且重复次数有限。我们认为，在由更多零件组成且执行时间更长的真实工业装配中，所提出框架的优势会更加显著。

心理需求因素在人机协作模式下略有降低。根据受试者的体验，基于显示器的用户界面在直观呈现分配任务的结果方面存在局限。不过，可以采用更直观的界面，例如基于增强现实的界面 [44]。无论如何，如何向人类传达分配结果不属于本研究的主要目标。

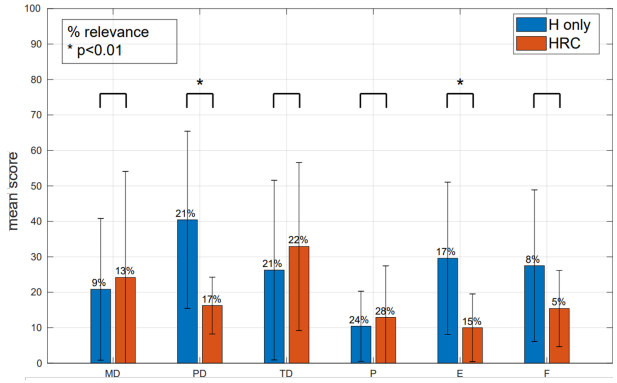

图10：通过收集受试者对NASA任务负荷指数（TLX）问卷的回答得出的结果。柱形高度对应受试者对各任务方面评分的平均值，误差线表示标准差。评估方面包括：心理需求（MD）、身体需求（PD）、时间需求（TD）、绩效（P）、努力程度（E）和挫折感（F）。两组对应的柱形分别表示仅有人类参与的*Honly*（蓝色）模式和人机协作（红色）模式下的实验结果。每个柱形上方的百分比表示受试者认为该方面与完成任务相关的程度。

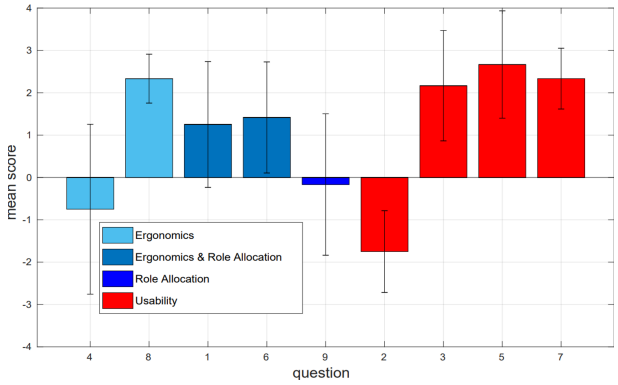

图 11：通过收集受试者对定制问卷的回答得出的结果。 x 轴表示问题编号， y 轴表示平均评分。正分表示肯定回答，反之亦然。问题旨在评估该框架所提供的人体工学、角色分配效率和可用性。

相反，机器人辅助会降低挫折感。在我们看来，这也与任务时间要求有关。在人机协作模式下，装配节奏由机器人执行所决定；而没有协作者时，人类完成一轮重复操作后，必须等到 T_{takt} 经过才能开始新一轮。这种等待可能会让受试者感到恼火或烦躁。另一方面，正如预期的那样，以稳定节奏工作能减少挫折感。最后，计算结果以及受试者对系统响应能力的感知表明，该算法不会在任务执行过程中引入等待时间，因此生产力水平能够保持较高。

8. 结论

本文提出了一种用于工业装配任务的动态人机角色分配方法，该方法集成了对人体工学风险的在线评估。通过调整人机团队中的角色分配，我们旨在利用机器人，防止工人在重复执行高强度任务时可能受到的伤害。

通过为每个动作引入与参与工人数目相同的超弧，采用一种改进的与或图结构来建模协作装配任务。每条超弧还带有一个成本，用以表示各执行主体对所建模动作的适宜性。我们的框架可根据任务执行期间的人体状态变化动态更新这些成本。通过 AO*搜索返回最优分配方案。该算法在最坏情况下具有指数复杂度，但文中讨论了一些能够大幅减少任务模型连接的规则，从而达到准线性复杂度。经过此类简化后，AO*返回方案所需的计算时间应足以让工人在一般工业装配场景中，不间断地按照工作流程执行任务。基于与或图的任务建模存在一个缺点：无法引入并行性，即分配算法无法将两个（或多个）参与的执行主体同时执行的两个（或多个）动作作为解决方案返回。

尽管该框架具有通用性，并设想了采用不同人体工效学指标的可能性，但本研究设计并采用了运动学磨损。与大多数传统人体工学指标不同，它能够借助适当的校准程序，对人类工人关节磨损的历史进行建模并预测未来磨损。尽管这一运动学指标已被证明是评估人体工学风险随时间变化的一种有前景的方法，但仍需借助生理和临床数据进行验证，这将是后续研究的重点。

尽管如此，多受试者实验取得的有希望的结果表明，该框架在技术上具有可接受性，并有潜力改善重复性工业装配中的人体工学。未来的改进将为任务模型引入并行性，并使人类工人能够与机器人协商任务分配。

利益冲突声明

作者声明，他们不存在已知的可能影响本文所报告工作的经济利益冲突或个人关系。

致谢

本研究部分ได้รับ欧盟研究委员会（ERC）启动基金 Ergo-Lean（GA850932）的资助，部分获得欧盟地平线 2020研究与创新计划 CONCERT（GA 101016007）的资助。

参考文献

[1] A. Ajoudani、A. M. Zanchettin、S. Ivaldi、A. Albu-Schäffer、K. Ko- suge 和 O. Khatib，《人机协作的进展与前景》，《自主机器人》，第42卷，第5期，第957–975页，2018年。[2] P. M. Fitts、M. Viteles、N. Barr、D. Brimhall、G. Finch、E. Gardner、W. Grether、W. Kellum 和 S. Stevens，《面向高效航空导航与交通管制系统的人类工程学》，1951年。[3] S. Haddadin、A. Albu-Schäffer 和 G. Hirzinger，《安全机器人的要求：测量、分析与新见解》，《国际机器人研究杂志》，第28卷，第11–12期，第1507–1527页，2009年。[4] A. D. Santis、B. Siciliano、A. D. Luca 和 A. Bicchi，《物理人机交互图谱》，《机构与机器理论》，第43卷，第3期，第253–270页，2008年。[5] P. Maurice、V. Padois、Y. Measson 和 P. Bidaud，《协作机器人的以人为本设计》，《国际工业人体工学杂志》，第57卷，第88–102页，2017年。[6] W. Kim、M. Lorenzini、P. Balatti、P. D. Nguyen、U. Pattacini、V. Tikhanoff、L. Peternel、C. Fantacci、L. Natale、G. Metta 等，*et al.*，《用于人机协作的自适应工作站：改善工人人体工学与生产力的可重构框架》，《*IEEE*机器人与自动化杂志》，第26卷，第3期，第14–26页，2019年。[7] R. Govaerts、B. Tassignon、J. Ghillebert、B. Serrien、S. De Bock、T. Ampe、I. El Makrini、B. Vanderborght、R. Meeusen 和 K. De Pauw，《21世纪欧洲第二产业中与工作相关的肌肉骨骼疾病的患病率与发病率：系统综述与荟萃分析》，《*BMC*肌肉骨骼疾病》，第22卷，第1期，第1–30页，2021年。[8] T. R. Waters、V. Putz-Anderson 和 A. Garg，《修订版NIOSH提举方程应用手册》，1994年。[9] S. Snook 和 V. Ciriello，《人工搬运任务的设计：最大可接受重量和力的修订表》，《人体工学》，第34卷，第9期，第1197–1213页，1991年。[10] E. Occhipinti，《OCRA：评估上肢重复性动作暴露情况的简明指标》，《人体工学》，第41卷，第9期，第1290–1311页，1998年。[11] S. Hignett 和 L. McAtamney，《快速全身评估（REBA）》，《应用人体工学》，第31卷，第2期，第201–205页，2000年。[12] O. Karhu、R. Härkönen、P. Sorvali 和 P. Vepsäläinen，《观察工业工作姿势：OWAS应用示例》，《应用人体工学》，第12卷，第1期，第13–17页，1981年。[13] L. McAtamney 和 E. N. Corlett，《RULA：调查与工作相关的上肢疾病的一种方法》，《应用人体工学》，第24卷，第2期，第91–99页，1993年。[14] B. Busch、G. Maeda、Y. Mollard、M. De mangeat 和 M. Lopes，《面向人体工学人机交互的姿势优化》，载于*2017*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），第2778–2785页，IEEE，2017年。[15] M. Faber、A. Mertens 和 C. M. Schlick，《用于自优化装配单元中符合人体工学且高效的人机协作的认知增强型装配序列规划》，《生产工程》，第11卷，第2期，第145–154页，2017年。[16] G. Van de Perre、I. El Makrini、B. Van Acker、J. Saldien、C. Vergara、L. Pintelon、P. Chemweno、R. Weuts、K. Moons、R. Dewil 等，*et al.*，《提高装配中的生产力与工人工作条件：第1部分：协作架构与任务分配》，2018年。[17] L. Peternel、N. Tsagarakis 和 A. Ajoudani，《基于人体感觉运动信息的人机共同操作方法》，《*IEEE*神经系统与康复工程汇刊》，第25卷，第7期，第811–822页，2017年。[18] W. Kim、J. Lee、L. Peternel、N. Tsagarakis 和 A. Ajoudani，《通过预测性机器人辅助预防人机协作中的人体关节静态过载》，《*IEEE*机器人与自动化快报》，第3卷，第1期，第68–75页，2017年。[19] S. Parastegari、B. Abbasi、E. Noohi 和 M. Zefran，《人与人之间物体交接中的人体伸手阶段建模及其在机器人向人交接中的应用》，载于国际会议论文集智能机器人与系统（*IROS*），（温哥华，加拿大），第3597–3602页，电气电子工程师学会，2017年。[20] A. G. Marin、M. S. Shourijeh、P. E. Galibarov、M. Damsgaard、L. Fritzsch和F. Stulp，“优化人机交互中的情境人体工学模型”，载于国际智能机器人与系统会议（*IROS*）论文集，（马德里，西班牙），第1–9页，电气电子工程师学会，2018年。[21] M. Lorenzini、W. Kim、E. D. Momi和A. Ajoudani，“一种用于人体工学风险评估的新型过载疲劳模型及其在人机协作中的应用”，载于*2019*年国际机器人与自动化会议（*ICRA*），第1962–1968页，2019年。[22] A. Rajavenkatanarayanan、H. R. Nambiappan、M. Kyrarini和F. Makedon，“面向工业人机协作的实时认知负荷评估系统”，载于*2020*年第*29*届*IEEE*机器人与人类交互通信国际会议（*RO-MAN*），第698–705页，电气电子工程师学会，2020年。[23] M. Lagomarsino、M. Lorenzini、E. De Momi和A. Ajoudani，“用于工业任务认知负荷评估的在线框架”，机器人与计算机集成制造，第78卷，第102380页，2022年。[24] A. Farinelli、L. Iocchi和D. Nardi，“多机器人系统：聚焦协调的分类”，*IEEE*系统、人类与控制论汇刊*B*辑（控制论），第34卷，2028，2004 5，2015第期，第–页。[25] M. Pearce、B. Mutlu、J. Shah和R. Radwin，“在制造流程中集成协作机器人时优化完工时间与人体工学”，*IEEE*自动化科学与工程汇刊，第15卷，第4期，第1772–1784页，2018年。[26] F. Fusaro、E. Lamon、E. De Momi和A. Ajoudani，“一种利用行为树规划复杂协作与自主任务的人类感知方法”，载于*2020*年*IEEE-RAS*第*20*届人形机器人国际会议（*Humanoids*），第522–529页，电气电子工程师学会，2021年。[27] T. Bänziger、A. Kunz和K. Wegener，“利用基于标准化作业描述的仿真工具优化人机任务分配”，智能制造杂志，第1–14页，2018年。[28] L. H. De Mello和A. C. Sanderson，“装配计划的与/或图表示”，*IEEE*机器人与自动化汇刊，第6卷，第2期，第188–199页，1990年。[29] L. Johannsmeier和S. Haddadin，“面向协作工业装配流程任务分配的分层人机交互规划框架”，*IEEE*机器人与自动化快报，第2卷，第1期，第41–48页，2016年。[30] K. Darvish、F. Wanderlingh、B. Bruno、E. Simetti、F. Mastrogiovanni和G. Casalino，“用于辅助车间任务的灵活人机协作模型”，机电一体化，第51卷，第97–114页，2018年。[31] E. Lamon、A. De Franco、L. Peternel和A. Ajoudani，“面向工业装配任务的能力感知角色分配方法”，*IEEE*机器人与自动化快报，第4卷，第4期，第3378–3385页，2019年。[32] I. El Makrini、K. Merckaert、J. De Winter、D. Lefeber和B. Vanderborght，“通过改善人体工学的人机协作装配任务分配”，交互研究，第20卷，第1期，第102–133页，2019年。[33] I. El Makrini、M. Omidi、F. Fusaro、E. Lamon、A. Ajoudani和B. Vanderborght，“基于分层有限状态机的人机协作装配任务分配框架”，载于*2022*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*），电气电子工程师学会，2022年，已录用。[34] E. Merlo、E. Lamon、F. Fusaro、M. Lorenzini、A. Carfì、F. Mastrogiovanni和A. Ajoudani，“基于人体工学风险预测与机器人动作适应的动态人机角色分配”，载于*2022*年国际机器人与自动化会议（*ICRA*），第2825–2831页，电气电子工程师学会，2022年。[35] C. Chang和J. Slagle，“一种用于与或图搜索的可采纳最优算法”，人工智能，第2卷，第2期，第117–128页，1971年。[36] P. E. Hart、N. J. Nilsson和B. Raphael，“最小代价路径启发式确定的形式基础”，*IEEE*系统科学与控制论汇刊，第4卷，第2期，第100–107页，1968年。

[37] A. Martelli和U. Montanari，“加法和/或图”，载于第*3*届人工智能国际联合会议论文集，第1–11页，1973年。[38] L. Ma、D. Chablat、F. Bennis、W. Zhang和F. Guillaume，“一种新型肌肉疲劳与恢复模型及其在人体仿真中的人体工学应用”，虚拟与实体原型设计，2010年。[39] J. Urata、T. Hirose、Y. Namiki、Y. Nakanishi、I. Mizuuchi和M. Inaba，“大功率人形机器人的电动机热控制”，载于*2008*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议，第2047–2052页，2008年9月。[40] L. Homem de Mello和A. Sanderson，“一种用于生成机械装配序列的正确且完备的算法”，*IEEE*机器人与自动化汇刊，第7卷，240，1991 2，第228–页。

[41] S. G. Hart 和 L. E. Staveland，“NASA-TLX（任务负荷指数）的开发：实证与理论研究结果”，载于心理学进展，第 52 卷，第 139–183 页，爱思唯尔，1988 年。[42] R. F. Woolson，“Wilcoxon符号秩检验”，*Wiley*临床试验百科全书，第 1–3 页，2007 年。[43] F. Faul、E. Erdfelder、A. Buchner 和 A.-G. Lang，“使用 G*Power 3.1 进行统计功效分析：相关性与回归分析检验”，行为研究方法，第 41 卷，1160，2009 年 4，1149号，第 – 页。[44] A. De Franco、E. Lamon、P. Balatti、E. De Momi 和 A. Ajoudani，“用于人机协作中任务调度、监控和工作绩效提升的直观增强现实界面”，载于*2019*年*IEEE*生物启发智能国际工作会议*(IWOBI)*，第 75–80 页，2019 年。