

【特别策划】

## 肌肉骨骼疾患风险评估方法趋势研究

张瑞秋, 李泽, 李育奇  
(华南理工大学, 广州 510006)

**摘要:** **目的** 肌肉骨骼疾患是与工作姿势有关的主要职业病, 不仅影响工人的健康, 而且对经济造成巨大的损失。而不良的工作姿势是引发肌肉骨骼疾患的主要原因。因此评估工作姿势所造成的肌肉骨骼疾患并采取科学的纠正措施逐渐成为相应领域研究的热点问题。基于现有对肌肉骨骼疾患风险评估方法的研究现状和未来趋势进行分析与展望。**方法** 通过对肌肉骨骼疾患、人因风险评估、人体姿态识别等核心概念的相关文献进行梳理和归纳, 论述了肌肉骨骼疾患风险评估的主要方法, 并重点分析了图像识别技术在肌肉骨骼疾患风险评估中的应用, 结合人体骨架与神经网络算法模型对作业姿势进行识别, 探讨了人工智能环境下, 基于图像识别的评估方法中待解决的难点问题, 对未来可能发展趋势进行预测。**结论** 将肌肉骨骼风险评估方法总结为三大类, 并分析其在现场评估应用过程中的优缺点; 结合图像识别技术的发展, 对肌肉骨骼风险评估提出了展望, 即智能化自动化评估、多评估方法融合、多通道特征识别。

**关键词:** 肌肉骨骼疾患; 人体姿态识别; 姿势风险评估; 神经网络

**中图分类号:** TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)14-0049-12

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.14.008

### Trends of Risk Assessment Methods for Musculoskeletal Diseases

ZHANG Rui-qiu, LI Ze, LI Yu-qi

(South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**ABSTRACT:** Musculoskeletal diseases are the main occupational diseases related to working postures, which not only affect the health of workers, but also cause huge losses to the economy. Poor working posture is the main cause of musculoskeletal diseases. Therefore, how to assess the musculoskeletal diseases caused by working posture and take scientific corrective measures has gradually become a hot issue in the corresponding field of research. Based on the existing research, the research status and trends of musculoskeletal disease risk assessment methods have been analyzed and prospected. By sorting out and summarizing the relevant literatures on the core concepts of musculoskeletal diseases, human-caused risk assessment, human posture recognition, etc., the main methods of musculoskeletal disease risk assessment were discussed and the application of image recognition technology in the risk assessment of musculoskeletal diseases was analyzed. Combined with human skeleton and neural network algorithm model, the working posture was identified, and the problems in the assessment method based on image recognition in AI environment were discussed, and the possible development trend in the future was predicted. The musculoskeletal risk assessment methods are summarized into three major categories, and their advantages and disadvantages in site assessment are analyzed. Combined with the development of image recognition technology, the prospect of musculoskeletal risk assessment is put forward, namely intelligent automated assessment, fusion of multiple assessment methods and multi-channel feature recognition.

**KEY WORDS:** musculoskeletal diseases; human posture recognition; posture risk assessment; neural network

收稿日期: 2020-05-01

作者简介: 张瑞秋 (1972—), 男, 广东人, 博士, 华南理工大学教授, 主要研究方向为产品设计、工程图学、计算机图学。

通信作者: 李育奇 (1983—), 男, 台湾人, 博士, 华南理工大学副教授, 主要研究方向为人因工程、人体计测、产品设计与评估。

肌肉骨骼疾病 (Musculoskeletal Disorders, MSDs) 已成为全球关注的职业健康问题之一, MSDs 是与工作相关的肌肉骨骼负荷不当的最严重后果, 其症状定义为一个或多个身体区域的疼痛, 而反复长期与工作有关的负荷所造成的轻伤累积可被视为 MSDs 的主要原因, 其中疾病最常见的部位为颈部、背部、手腕和腿部。研究表明, 煤矿工人的 MSDs 患病率处于较高水平, 其中腰背发病率高达 62.90%<sup>[1]</sup>, 某汽车公司铸造厂企业工人的腰部以及颈部的患病率分别为 58.9%、54.0%<sup>[2]</sup>。此外, 建筑行业、医护人员、手工业、制造业等均属于 MSDs 高风险行业和相关人群。因为 MSDs 前期的不表现性和延迟性, 患病工人前期与健康正常工人并无差异, 导致 MSDs 容易被人们忽视<sup>[3]</sup>, 而工人长期处于 MSDs 损伤中, 不仅导致工作效率低下, 也容易引发重大安全事故, 造成巨大的社会经济损失。同时研究人员发现 MSDs 是由多种潜在的危险因素所引发, 例如与工作姿势、负荷等相关的生物力学因素; 与噪声、气味、温湿度等相关的工作场所环境因素; 与作业时间、作业频率等相关的劳工组织因素; 以及与工作节奏、家庭生活压力等相关的社会心理因素。其中不良的作业姿势、长时间的重复作业以及不合理的受力负荷与劳工组织是 MSDs 发生的主要因素, 例如, 手部的长期弯曲导致汽车工人的腕管综合症, 长期的腰部弯曲与不合理的搬运姿势导致建筑工人的躯干疾病等。如何预防劳动工人的 MSDs 已成为健康、安全管理和人机工程学的热点问题, 基于此, 本文对 MSDs 风险评估方法研究现状进行了归纳, 分析了人体骨骼关节识别方法的关键理论与算法, 并结合社会与科技发展趋势, 提出了作业姿势风险评估方法中待解决的难点问题。合理地使用或开发工具来评估潜在的 MSDs 风险, 可有效地提高工人的健康水平。

## 1 MSDs 评估方法

### 1.1 基于自我报告的评估方法

自我报告的评估方法是调查分析 MSDs 的常用方法。其主要通过分析工人工作日志, 进行访谈记录和问卷调查等方式来收集工作场所中暴露的对工人身体及其社会心理不利的因素<sup>[4]</sup>。通常, 数据收集是通过书面形式, 利用纸笔进行记录的, 但发展到现在, 数据收集更多地使用基于网络的互联网调查问卷或对工作现场视频进行研究。自我报告的评估方法主要通过肌肉骨骼症状或主观疲劳等相关的调查表收集数据, 进而利用统计学的相关知识分析出工人 MSDs 的患病状况。

调查表中最为著名是 1987 年 Kuorinka 等人<sup>[5]</sup>开发的北欧肌肉骨骼问卷 (Nordic Musculoskeletal Questionnaire, NMQ)。NMQ 是多年来国际上常用的 MSDs 调查表, João 等人<sup>[6]</sup>使用北欧肌肉骨骼问卷

(NMQ) 对巴西博图卡图的 17~59 岁工人进行了研究, 发现上肢和脊柱肌肉骨骼症状的自我报告与工作相关的事故有关。通过不断扩展开发出的 NMQ-E 已经是一个简单易用的单页问卷, 可在短时间内获得九个身体部位肌肉骨骼症状的广泛信息。该问卷的有效性和可靠性已经得到了验证, 其不仅适合中年人, 也适合年轻人群<sup>[7]</sup>。但是, NMQ 仅询问 MSDs 的肢体部位是否疼痛或不舒服等表现症状。而荷兰肌肉骨骼疾患调查表<sup>[8]</sup> (Dutch Musculoskeletal Questionnaire, DMQ) 调查范围更加广泛, 其既包括肌肉骨骼疾患的表现症状, 也调查了搬举、作业姿势等多项 MSDs 的风险因素。在国内杨磊等人<sup>[9]</sup>将这两份调查表进行了整合, 并结合我国成年人人体尺寸与工作经验进行了修正, 大多数指标仅用“是”或“否”进行简单作答即可。杜巍巍等人通过对冶金、化工、服装、教育等八个行业的 12098 名作业人员进行了调查<sup>[10]</sup>, 采用因子分析、协方差分析、多元 logistic 回归等统计学分析方法评价问卷的可信度, 分析了各行业 MSDs 的特征, 证明了该 NMQ 结合 DMQ 的修正问卷对于我国而言是一个较为可靠、有效的测量工具。

自我报告的评估方法具有明显的优点, 简单易用, 适用于广泛的工作环境, 能够以较低的成本调查大量对象, 易于管理。这类方法在工厂、学校、医院等不同领域以及不同人群被证明是一种调查分析 MSDs 的有效易用的工具。但自我报告方法需要具备专业知识技能才能准确地发现藏于解释数据中的问题, 并且大样本量的数据, 仅能代表所调查的职业群体的疾患特征, 无法直接对单一的工人或作业岗位进行人体工程学干预和作业姿势矫正, 适合于调查 MSDs 的表征症状。其次这类方法有一定的主观性, 所调查的工人群体对问卷内容的认识可能是不准确和不可靠的<sup>[11]</sup>。并且工人们由于文化水平差异较大, 对自我报告的内容可能产生不同水平的理解。

### 1.2 基于直接测量的评估方法

基于直接测量的方法依赖于直接连接到对象的传感器来测量工作中的不良危险因素。这类方法通常通过收集与作业相关的人体生物电信号或作业姿势数据, 通过分析其变化情况的对比, 来确定该作业的 MSDs 风险水平。直接测量方法中有一些已经成熟并广泛使用在科研当中的, 其代表有人体生物电信号测量系统, 包括体表肌电测量仪与脑电测量仪; 运动姿态测量系统, 包括手指运动测量以及光学运动捕捉仪等。这些设备与其配套的软件一起使用, 可以实时记录身体相关参数的变化情况。

文献中<sup>[12]</sup>设计并开发了一套完整的人因综合仿真分析平台, 通过肌电测试系统测量人体肌肉表面肌电信号 (surface electromyography, sEMG) 来评估乘车动作的肌肉张力状态与负荷大小。肖赛等人<sup>[13]</sup>采用脑电采集系统收集驾驶员在模拟驾驶状态下的  $\alpha$ 、 $\beta$ 、

$\theta$  和  $\delta$  这四种脑电波功率，将脑电功率谱比值  $R = (\alpha + \theta) / \beta$  作为脑电信号的主要指标，并通过 matlab 软件进行数据处理后能够很好地评估身体疲劳状态。

运动捕捉系统已经广泛应用于人体运动分析、步态分析、虚拟现实等方面的研究<sup>[14]</sup>，该技术依赖于在测试人员身体特定关节上附着的光学、机械式、电磁标记或声音式传感器，并与相应的信号捕捉装置一起使用，用以追踪身体标记点的位置和运动情况，使用专业的系统软件进行数据处理，得到所有身体标记点的三维坐标  $(x, y, z)$ <sup>[15]</sup>。该系统目前最常用的是光学式运动捕捉，通过多个不同角度的捕捉摄像头将标记球的位置与运动情况以图像序列的形式保存下来，然后再使用专业的处理软件进行分析，识别标记点，并计算标记点空间位置及其变化情况。从先前的文章中可以看出，这类方法更多应用于实验室内的任务模拟研究，不适合现场评估使用，因此研究者们向着手持式、轻型便携设备与新的数据分析方法发展，并通过使用上述的设备作为校准工具，研发新的直接测量产品或方法。

文献<sup>[16]</sup>研究开发了一种实时运动预警的个人防护装备，该轻型个人防护设备类似于安全服，是将智能手机贴在两肩胛骨中间，见图 1，可记录躯干位置、速度和加速度的三维分量的连续数据，以供计算机随后进行分析。当躯干弯曲角度较大并且保持较长时间时，该装备会发出警报声提醒工人注意并变更工作姿势。另外，此类方法也已开发出能够在手臂，足部等部位使用的功能，可以直接测量关节运动情况。此类设备也可确定作业工人在工作期间以不同姿势度过的时间。

总体来说，直接测量方法可以提供一系列与 MSDs 相关人体参数的高精度数据。在病理机制与实验室研究上有很大的优势，可以作为其他评估系统验证的标准。但传感器直接固定在受试者身上可能会导

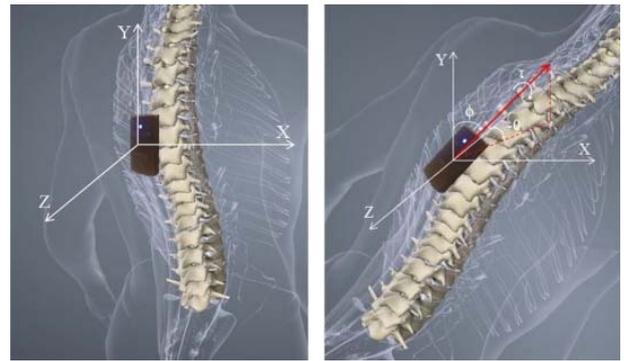


图 1 基于智能手机的躯干数据测量<sup>[16]</sup>

Fig.1 Trunk data measurement based on smartphone<sup>[16]</sup>

致不适，并使其工作行为发生变化。直接测量系统需要大量的费用投资来购买以及维护设备，其数据分析和处理过程也较为繁琐，需要聘请训练有素的熟练技术人员以确保其有效运行。

### 1.3 基于作业观察的评估方法

研究证实，与作业相关的姿势、负荷和持续时间与 MSDs 之间有着很大的关系<sup>[17]</sup>。这也就意味着适当调整工作量可有效减少 MSDs 的风险。而工作相关的姿势和负荷是与工作场所有关的最重要的记录因素，因此评估作业的外部负载亦能反映 MSDs 的风险水平<sup>[18]</sup>。观察评估方法通常采用纸笔的方式对工作场所中存在的因素进行观察记录。这类方法目前更加广泛地应用在工业当中，其中较为典型的，如快速全身评估 (Rapid Entire Body Assessment, REBA)、Ovako 工作姿势分析系统 (Ovako Working Posture Analysis System, OWAS)、NIOSH 手工提举方程等。不同的方法之间也有着差异，有的主要评估上半身，有的主要评估负荷，有的则评估搬运过程，本文列举了国内外常用的几种观察评估方法，见表 1。

表 1 常见的观察评估方法  
Tab.1 Common observation and assessment methods

方法	特点	主要评估因素
OWAS <sup>[19]</sup>	对身体每个部位的姿态形式进行编码，并由编码序列来区分风险等级	颈部、腰部、手臂、腿部、负荷
REBA <sup>[20]</sup>	依据身体各部位姿势角度，分别给予不同得分，根据扭转等情况进行修正，得到风险水平	躯干、颈部、腿部、手臂、上臂、手腕、频率、抓握、负荷
RULA <sup>[21]</sup>	依据身体各部位姿势的角度，对其进行分类评分，经过修正后得到 MSDs 风险水平	躯干、颈部、手臂、上臂、手腕、频率、抓握、负荷
NIOSH <sup>[22]</sup>	对手工搬运过程多个因素进行测量采集，计算搬运抬升风险。	搬运距离、高度、速度等
SI <sup>[23]</sup>	对工作任务中的六个任务变量进行测量或估算，SI 值则是这六个变量值修正后的乘积	任务强度、周期、消耗、手腕姿势、速度、持续时间
QEC <sup>[24]</sup>	对身体各部位进行反应测试，由测试结果评定各部位的得分与风险水平	颈部、肩部、背部、手腕、工作节奏、职业紧张
Checklist <sup>[25]</sup>	使用评估风险因素的清单，评估工人处于潜在的周期性有害姿势中	下肢、躯干、颈部
LUBA <sup>[26]</sup>	对关节角度偏离正常值和不适感进行分类	主要评估受力后的上半身肢体

观察评估方法仅通过观察作业过程,并记录相关必要数据来完成对作业姿势的评估。观察评估方法可以针对作业个人进行 MSDs 风险评估,也可以在统计学下对整体作业岗位进行评估,本文以 REBA 方法为例介绍观察评估方法的应用流程。REBA 方法是 Hignett 等人在 2000 年提出的快速全身评估方法,主要用于评估上下肢协同作业时的工作姿势。REBA 通过分析工作过程中的一系列影响因素,例如身体姿势、力与负荷、抓握工具、活动频率等,对照评分表得到各项影响因素的对应得分,最后得出 REBA 总分(1~15 分),进而评估为五个风险水平,风险水平越高,表明该工作作业姿势的危害程度越高,见表 2。REBA 方法具体评估流程如下,首先观察工人作业,并记录与作业姿势相关的肢体角度等信息。其中肢体角度主要包含躯干、颈部、左右腿部、左右上臂、左右下臂及左右手腕六个部位,十组角度值。肢体特殊状态包括:腰部与头部是否发生扭转、腿部为单腿支撑还是双腿支撑、双肩是否太高以及是否有作业辅助工具等。作业相关信息包括与作业相关受力负荷,既包括上肢负荷也包括下肢负荷、描述工具手柄符合人机工程学程度的抓握舒适性得分以及描述作业任务的重复性的作业频率得分。然后根据肢体角度大小与肢体特殊状态查询肢体得分图,得到肢体各部位得分,并将其分类为 A(颈部得分,腰部得分与腿部得分),B(上臂得分,下臂得分与手腕得分)两组,分别查询表 A 和表 B,并经过受力负荷得分与抓握得分修正后得到姿势得分 A 和姿势得分 B。最后根据姿势得分 A 和姿势得分 B 查询表 C,并经过作业频率得分修正后得到最终的 REBA 得分,最后根据表 2 中总分与风险水平的关系,评估出工人作业姿势的危害程度。本段介绍中涉及的肢体得分图,表 A,表 B 与表 C 均可在文献<sup>[20]</sup>中查询。

文献<sup>[27]</sup>使用 OWAS 和 RULA 等观察评估方法对电商物流自提点手工作业的风险进行了综合分析。首先通过观察调查分析将自提点作业任务分为分拣、归类、上架等主要工作,选定八名主要工作人员作为调查对象,规定工作时段为一个工作日内。其次收集一个工作日内八名员工共计九百张作业姿势图像,并使用 OWAS 和 RULA 方法分析静态姿势的风险水平。最后利用统计学分析作业姿势中风险水平占比,风险极值等情况,总结出分拣作业中员工弯腰前倾抓取包裹的动作具有一定的风险,需要进一步改善。

观察评估方法的优点是适用面广,可广泛用于各种工作场所,并且对工人的观察并不会直接的影响工人的正常工作。遇到难以直接长时间观察的问题时,Matteo 等人<sup>[28]</sup>也利用录像机记录工作视频,通过分帧截取作业中的危险动作图像,来完成分析过程。在工作期间实时记录工人的姿势变化情况,并同时分析多个关节部位,确定如运动距离,角度变化,速度和

表 2 REBA 得分、风险水平以及风险描述  
Tab.2 REBA score, risk level and risk description

REBA 得分	Risk 风险水平	REBA 风险描述
1	1	无风险
2~3	2	低风险水平,通过观察姿势变化情况做相应改变
4~7	3	中等风险水平,若持续时间较长时需要更改
8~10	4	高风险水平,需要进行更深入调查,并立即更改姿势
11+	5	非常高的风险水平,需要立即更改姿势

加速度等信息。观察评估方法能够针对个人或单个作业岗位进行 MSDs 风险的评估,并结合具体的风险部位对作业岗位或姿势做出人机工程学干预与矫正。但评估过程较为繁琐,并且每次只评估一个工人的一个姿势,因此当评估需要的数据量较大的作业岗位时,容易产生疲劳而发生失误。其次,由于工人作业所暴露的风险水平会随着时间发生一定的变化,不同时间段对工人观察的结果可能不一致,因此在使用该方法的过程中需要收集较多较广的作业数据,进行对比分析,尽可能地消除观察者误差。这些方法的学习门槛并不高,并且经过专业的培训后,观察者和观察者之间差异并不大,如 REBA 方法和 RULA 方法,Adam 等人<sup>[29]</sup>在研究中培训了八人,并对他们的评估结果进行了统计分析,其中 ICC=0.98,证明了经过培训的观察人员具有较高可靠性。

以上三类方法均具有各自的特点,至此本文对上述三类方法的评估所需费用、时间以及其适用性、准确性和评估能力对比总结,见表 3。

三类方法中,观察评估方法既可以评估个体的风险,也可以扩展数据量进行整体工作场所或作业岗位的评估,通过进行人体工程学纠正与干预,可有效地降低工人的 MSDs 风险水平。近几年随着人工智能发展,图像识别在人体姿态骨架估计上有了较大的发展,因此借助图像识别的方法来解决观察评估方法的数据收集问题,并由此开发出整套 MSDs 风险评估系统已成为目前跨学科研究的主流。

## 2 图像识别在姿势评估上的应用

最近的研究提出了依赖于计算机视觉和机器学习技术的自动化人体工程评估方法<sup>[30]</sup>,将图像识别技术应用于观察评估方法中,以解决观察评估方法的主要问题。以图像识别技术为辅助的观察评估方法主要是用来分析评估静态作业姿势,并通过开发整套系统实现自动化的人因风险评估。其主要的系统流程见图 2,分为四大模块。

表 3 自我评估方法、直接测量方法以及观察评估方法对比  
**Tab.3 Comparison of self-assessment, direct measurement, and observation and assessment methods**

项目	自我评估方法	直接测量方法	观察评估方法
费用	最低	设备购买及使用成本高	较低
评估能力	评估范围面广，可研究职业性、地域性肌肉骨骼疾患特征	评估范围面小，可针对人体局部部位进行数据采集，并分析其局部部位的风险水平	评估范围面较小，通常以多个身体部位的综合情况反映单个个体的 MSDs 风险。当数据量大时，利用统计分析也能发现职业性、地域性的特征
适用性	适用于大数据量的特征分析调查	适用于实验室内的模拟研究	适用于现场使用的个人或单个工位评估
准确性	较差	高	较高
时间消耗	通常需要几个月	通常需要几周	通常需要几天
主要问题	时间周期长，评估问题广泛	操作繁琐，易影响工人的正常工作行为	数据量大时，数据采集与评估过程易发生失误

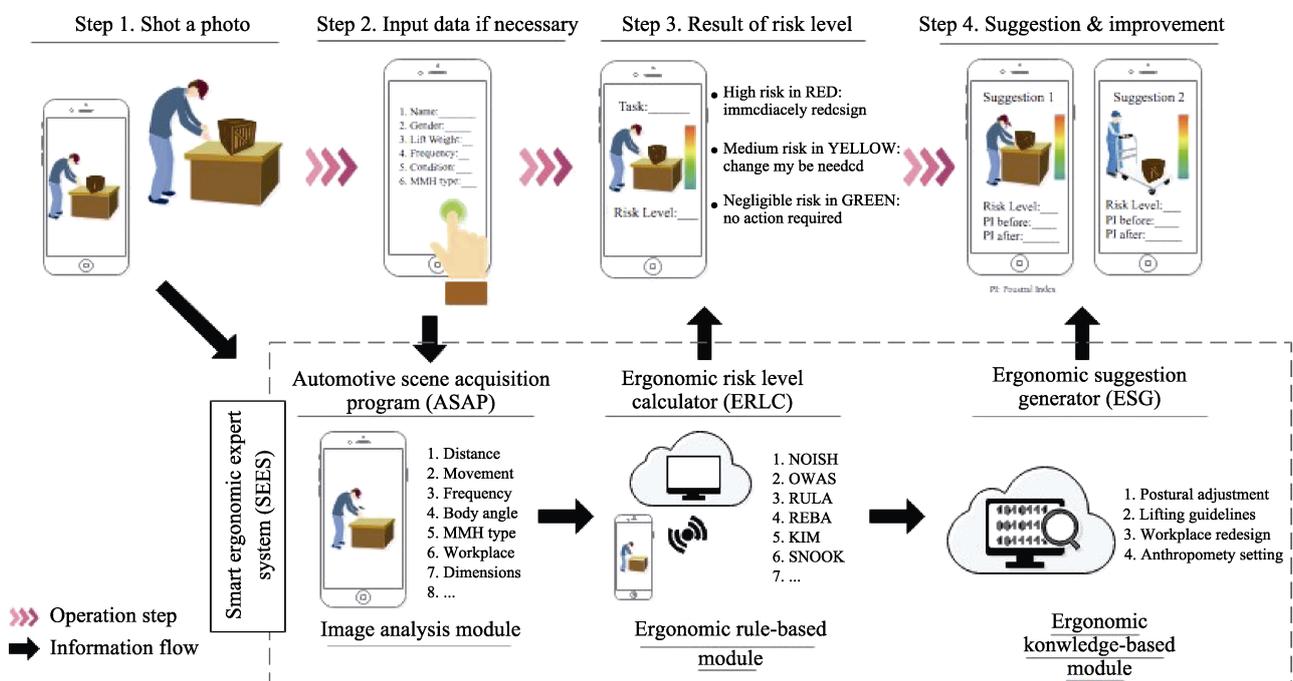


图 2 基于图像识别技术的评估系统流程

Fig.2 Assessment system flow based on image recognition technology

1) 数据收集模块。通常收集具有代表性姿势的二维或三维图像，例如搬运作业过程中的弯腰搬取、搬运行走以及弯腰堆放等姿势，利用智能手机或录像设备收集二维图像数据，或利用 Kinect 等深度相机收集三维图像数据；收集作业频率、负荷大小以及工具的人机工程学适应程度等与作业相关的数据。

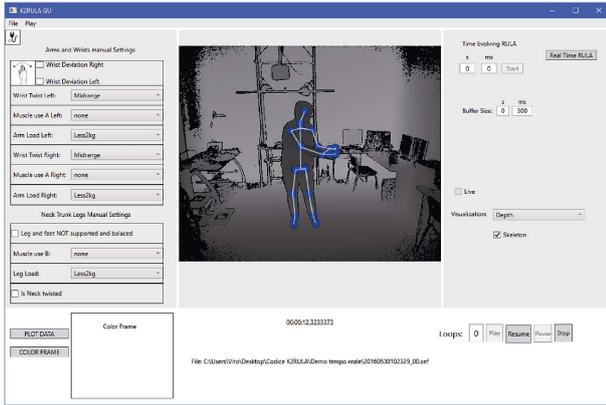
2) 人体骨架预测模块。此阶段是图像识别技术应用的关键，自动提取图像中的相关参数，如工作台高度、搬运距离以及人体姿势骨架，计算与 MSDs 风险评估相关的作业姿势的各肢体角度，包含头颈部、躯干、上肢、腿部等。

3) 人因风险计算模块。将前两个阶段中记录与计算的肢体角度以及作业相关参数共同输入到该模块中，该模块中已利用电脑将 MSDs 风险评估的观察

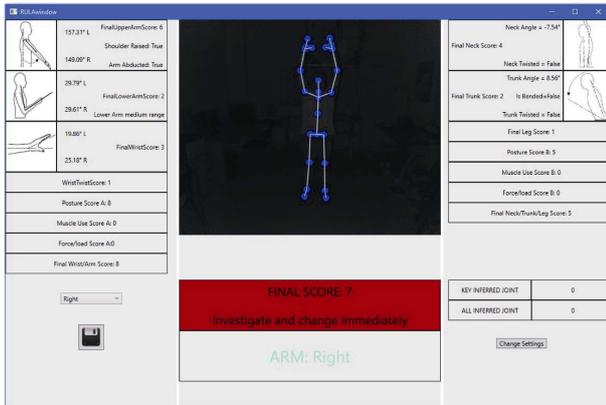
评估方法程序化，建立一套基于观察评估方法的自动化 MSDs 风险计算模块，最终计算 MSDs 风险水平值。

4) 报告或预警模块。依据 MSDs 风险水平值以及肢体得分中最差的项目进行专家改善建议，提供可行的改善方案，或进行实时预警。

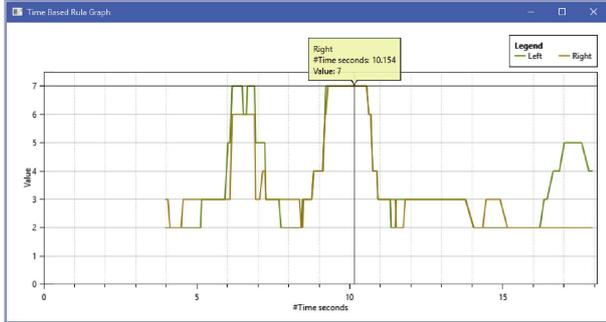
Manghisi 等人<sup>[38]</sup>使用 C#和.NET 框架在 Microsoft Kinect SDK 2.0 开发了一套基于视觉图像识别的 RULA 评估系统程序，命名为 K2-RULA。该系统程序的主要界面见图 3，通过 Kinect 相机收集作业姿势的三维图像数据，开发界面选项收集作业相关信息与作业姿势的特殊状态；利用 Kinect SDK 2.0 中随机深林算法对收集的三维图像进行人体骨架识别，并计算其各肢体角度等数据，完成人体骨架预测任务；将肢体角度数据与作业相关信息数据得分输入基



(a) K2-RULA 使用界面



(b) K2-RULA 评分结果界面



(c) RULA 得分离线数据

图3 K2-RULA 系统界面<sup>[38]</sup>  
Fig.3 K2-RULA system interface<sup>[38]</sup>

于 RULA 评估规则的人因风险计算模块中，计算作业姿势的 MSDs 风险水平；最后以在线评估界面与离线评估报告的形式展示 K2-RULA 的评估结果。图 3 (a) 界面中央显示了 K2-RULA 程序在实时评估时识别的人体骨架，其蓝色点表示直接识别的可视关节点，具有较高的可靠度，红色点表示经过预测的被遮挡关节点，可靠性稍低；左侧提供了一些系统暂时无法判断的特殊状态选项，包含负荷大小选项，手腕扭转等。图 3 (b) 界面两侧显示了身体两组肢体的得分、计算出的角度、负荷和总分等，并将报告保存在文本文件中。MSDs 风险级别以颜色编码的背景显示，当 RULA 的总分在 1~6 时为绿色，当总分大于等于 7 时为红色，表示较大风险。图 3 (c) 界面显示了

K2-RULA 的另一个功能是保存连续处理标准 Microsoft 格式 (.xef) 的记录文件。软件计算每个帧的总分，并生成一个报告，可在可视化交互式时间线图的同时导出每一个瞬间的 RULA 得分。通过点击图中的一个点，弹出的标签显示该瞬间的 RULA 总分。此功能允许系统程序能够持续评估作业过程并发现关键的危险状态。K2-RULA 具有实时人体姿势检测并进行 RULA 评估的功能，可实现作业现场的实时评估，并提供了保存记录文件可供后续的离线分析，作进一步的调查。虽然 K2-RULA 在实验中表现出了不错的评估得分精度，但其核心的人体骨架预测算法在高噪声与遮挡环境下稳定性不够。

图像识别技术在人因风险评估系统中应用的核心部分是人体姿态骨架预测。人体骨架预测是计算机视觉与图像识别中的基础问题，主要对姿势的关键部分比如头、腰部、手臂等位置进行预测，目前该领域内将人体骨架预测任务分为单人姿态估计、多人姿态估计、人体姿态跟踪以及 3D 人体姿态估计四大任务，常见的姿态数据集包括 MPII、LSP、FLIC 与 LIP。人体骨架预测在算法上经历了全局特征，图像结构模型以及深度卷积结构等阶段，在最开始算法研究者们将骨架预测作为分类或回归问题求解，但精度较为一般，其次又将人体各个部位的空间关系用树形结构模型来表达，加强人体姿势关节点之间的关联，较大地提高了人体骨骼的预测精度，但对不可见的关键部位的预测精度较低，目前研究者们开始使用卷积网络结构来预测人体姿势，使用深度卷积网络来进行全局推理，较大地提高了不可见关节点的关联预测，具有较高的鲁棒性。人体骨架是人因评估的数据来源，因此本文后续将对当前研究中已成功应用的人体骨架预测算法进行分析。

### 2.1 基于深度卷积神经网络 (D-CNN) 的识别方法

典型的卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 结构由卷积层 (convolutional layer)、取样层或池化层 (pooling layer) 和全连接层 (fully connection layer) 组成<sup>[31]</sup>。其中卷积层与池化层配合，组成多个卷积组，逐层提取特征，最终通过若干个全连接层完成分类<sup>[31]</sup>。卷积层的主要参数为内核大小或感受野和内核数目，每个卷积层都尝试从其输入特征图中学习不同的模式，从而从原始数据中构建出更抽象的表示形式，每个卷积核学习一组权重以提取某个特征，并生成一个特征图。池化层通过合并语义相似的要素来降低要素图的维数。池化的两个主要操作是平均池或最大池<sup>[32]</sup>。

熊若鑫等人<sup>[33]</sup>提出了基于 D-CNN 的 MSDs 风险评估方法，该方法利用 D-CNN 模型 (见图 4) 检测工人作业时的人体关节点，并由关节点位置关系计算作业姿势各部位的肢体角度，在 REBA 评分规则下，

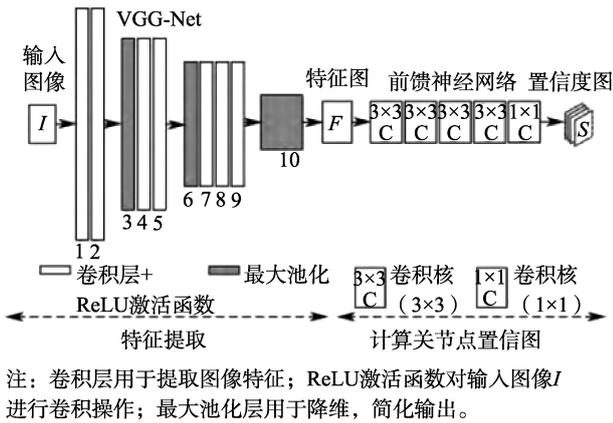


图 4 人体关节估计 D-CNN 模型<sup>[33]</sup>  
Fig.4 Human joint point estimation D-CNN model<sup>[33]</sup>

评估工人作业姿势的 MSDs 风险水平。当原图像输入后，首先使用经过微调后的 VGG-Net 网络进行特征提取，得到第一层特征图 F；然后，通过前馈网络预测身体关节部位的 2D 置信图 S，并进行精炼<sup>[34]</sup>，最后采用各置信图的峰值作为身体各关节部位的候选位置。关节位置置信度  $S(i, j)$  计算公式为：

$$S(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(i_k - i)^2 + (j_k - j)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中  $(i, j)$  为预测点位置坐标， $(i_k, j_k)$  为原图像标注关节位置坐标， $\sigma$  为高斯函数标准差。

### 2.2 基于姿势机与卷积神经网络的识别方法

Wei 等人<sup>[31]</sup>结合卷积神经网络 (CNN) 与姿势机 (Pose Machines, PM) 架构的优点，将 CNN 整合进 PM 中，构建了多阶段级联的深度网络<sup>[35]</sup>，实现了隐式空间建模与连续预测的能力，并由此提出了卷积姿势机 (Convolutional Pose Machines, CPM) 网络模型

用来进行人体关节二位位置识别，以图像特征和相关的空间模型来完成姿势骨架的预测。CPM 是由全卷积网络组成的顺序卷积结构，其结构见图 5。输入原图像后，第一阶段直接对原图像进行卷积，输出所有关节点的特征图，并计算损失值；在后面的阶段中，CPM 首先提取了原图像中的空间特征  $X'$  (即深层特征，靠后的网络输出的 feature map，卷积视野大)，并将空间特征与前一阶段输出的特征图级联起来，作为本阶段的输入，最终得到修正后的关节点特征图，一般卷积 4~6 个阶段趋于稳定。在该算法中还级联了一个中心点的响应特征图，主要用来约束中心位置。该算法充分利用了网络中所提取的特征，提高了检测的效果。但是由于该算法是分阶段的，通过不断增加卷积层来改变感受野的大小，会导致输出层的误差经过多个层级、阶段的反向传播会大幅度减小，造成梯度消失的问题<sup>[35]</sup>。因此 CPM 提出中继监督的方法，即计算每一个阶段所产生的损失值，并将其迭代在一起进行反向传播，避免梯度消失。

CPM 模型具有很强的学习能力，准确率高并且易于扩展，可分别预测躯干、脸部以及手部三大部位共计五十六个关节点，其骨骼模型见图 6。赵玉婷等人<sup>[36]</sup>在文献中将 CPM 的骨骼模型应用于 MSDs 风险评估之中，基于 RULA 观察评估方法评估姿势风险，但该文仅对作业姿势的肢体角度进行了计算，并未判断 RULA 评估方法中的非量化数据，并未充分利用 CPM 的骨骼模型判断 RULA 评估方法中的非量化数据分析。

### 2.3 基于深度相机的识别方法

深度相机的研发是无标记运动捕捉领域的一大进步，为克服干扰工人自然工作的这些局限性提供了机会<sup>[37]</sup>。特别是 Kinect 相机及其配套软件 (Software

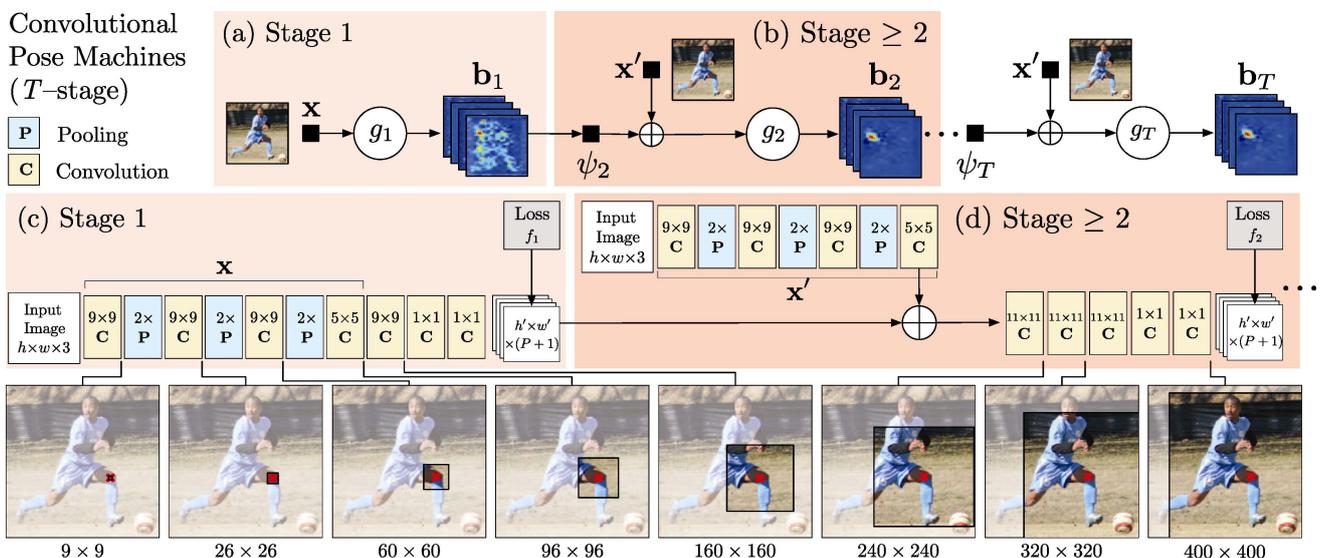


图 5 CPM 模型结构<sup>[31]</sup>  
Fig.5 CPM model structure<sup>[31]</sup>

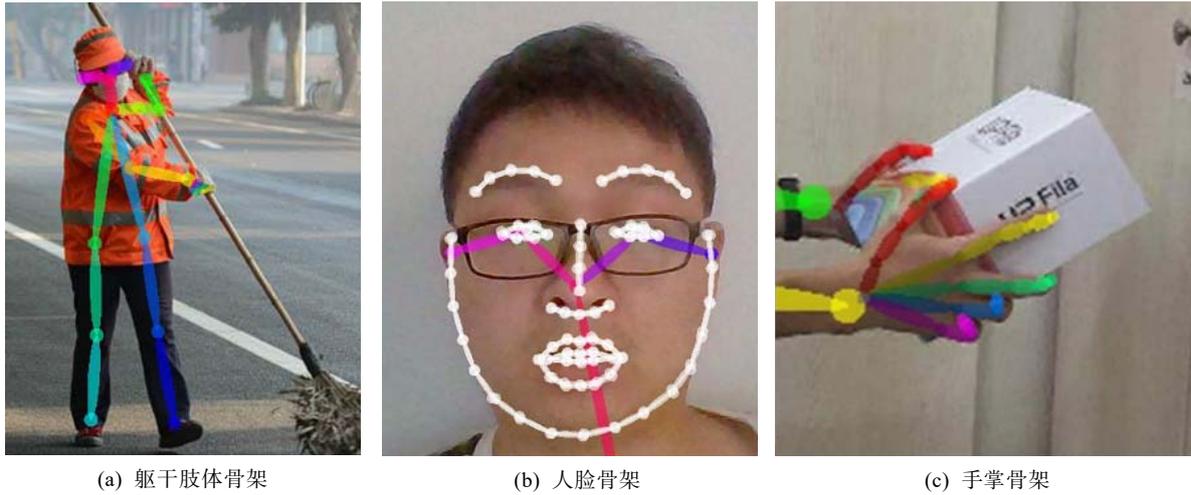


图6 CPM 预测骨架模型。  
Fig.6 CPM prediction skeleton model

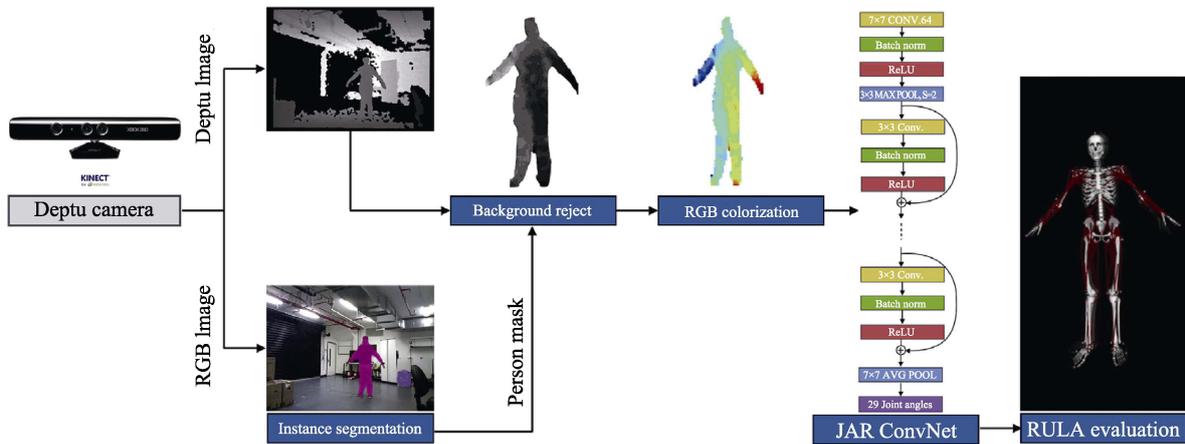


图7 基于深度相机的姿势评估方法架构<sup>[38]</sup>  
Fig.7 Architecture of depth camera-based posture assessment method<sup>[38]</sup>

Development Kit, SDK) 已被广泛用于分析工人作业姿势并评估 RULA 评分<sup>[38]</sup>。该设备是以色列特拉维夫的 PrimeSense 技术公司研发, 主要由结构化光的红外投影仪和返回 30 Hz 场景深度图像的红外摄像机组成。Kinect SDK 可实时估计人体二十个关节位置的 3D 笛卡尔坐标 (x, y, z)。它使用随机决策森林算法来识别属于身体部位的像素, 并将其分割成多个部分, 然后使用定位算法来估计关节位置。国内外研究者们对 Kinect 在各种领域提供的运动学数据的准确性进行了研究<sup>[39]</sup>, 结果表明 Kinect 的数据具有足够的准确性和可靠性, 可以捕捉正常环境下的 3D 对象<sup>[40]</sup>。但是, 使用 Kinect SDK 也会带来一些问题。首先, 工作场所的环境通常存在许多遮挡物, 例如工作台与手持工具等, 而 Kinect SDK 依赖于局部的身体部位检测, 当检测环境混乱, 身体部位有遮挡的情况下, Kinect SDK 可能产生不完整的骨架。此外, Kinect SDK 难以检测手臂交叉, 躯干弯曲扭转等封闭姿势<sup>[38]</sup>。其次, Kinect 放置的理想位置是距被观察对象 2 m 的合适高度 (能够将观察对象完整拍摄的高度), 当放

置的位置不理想时, 传感器的精度会降低, 而工作场所中很难有这个理想位置。

基于这些问题, Ahmed 等人<sup>[41]</sup>提出了一种无骨架的整体姿势分析系统, 可从单个深度图像准确预测作业姿势肢体角度。该方法原理见图 7, 与 Kinect SDK 相似, 但通过两个深度卷积神经网络 (ConvNet) 模型的级联优化了遮挡问题。当深度相机捕捉到人体姿势后会同步产生作业姿势的 RGB 和深度图像作为后续输入, 首先将 RGB 图像输入到第一个 ConvNet 模型中用来提取姿势轮廓, 其次将其姿势轮廓应用于深度图像中, 用于分割深度图像, 并对姿势的深度值进行编码, 最后将编码后的图像输入第二个 ConvNet 模型以估计作业姿势的肢体角度, 并计算 RULA 得分, 确定 MSDs 风险水平。

该文章中用到的 ConvNet 是一类深度学习模型, 具有很高的学习能力, 可以使用例如随机梯度下降等优化方法进行端到端的训练, 这是通过从原始输入数据中学习特征层次而实现的。ConvNet 模型每层的输出称为特征图, 这些特征图通过非线性变换传递。这

种转换的有效组合能够近似复杂的映射函数。人体工学姿势评估任务被转变为监督回归问题。其次文章训练了深度残差学习 (Deep Residual Learning) 模型, 用于将深度输入的深度图像映射到人体关节角度上。ResNet 是用于视觉感知任务的最先进的 ConvNet 架构<sup>[42]</sup>。系统输入是姿势的深度图像, 输出是计算 RULA 分数所需的关节角度矢量。

## 2.4 角度计算与关节递归

图像识别技术估计的人体关节坐标无法直接输入到观察评估方法中, 需要转换为特定的肢体角度或距离。当为二维图像识别得到关节二维坐标时, 可以定义关节坐标为  $p_i = (x_i, y_i)$ , 肢体  $l_i$  由相邻的两个关节  $p_i$  和  $p_{i+1}$  构成, 即  $l_i = \overline{p_i p_{i+1}}$ , 则肢体  $l_i$  的绝对角度  $\theta_i$  为:

$$\theta_i = \tan^{-1} \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \quad (2)$$

肢体  $l_i$  与  $l_{i-1}$  的相对角度为  $\theta'_i$ :

$$\theta'_i = \cos^{-1} \frac{\overline{p_i p_{i+1}} \cdot \overline{p_{i-1} p_i}}{\|p_i p_{i+1}\| \|p_{i-1} p_i\|} \quad (3)$$

当为三维图像识别得到关节三维坐标时, 可定义关节坐标为  $p_i = (x_i, y_i, z_i)$ , 肢体  $l_i$  由相邻的两个关节构成, 即  $l_i = \overline{p_i p_{i+1}}$ , 则定义肢体  $l_i$  的空间长度  $d_i$ :

$$d_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (3)$$

并利用两点法可计算出肢体  $l_i$  与 X, Y, Z 轴基准方向夹角  $\theta_x$ 、 $\theta_y$  和  $\theta_z$ :

$$\theta_x = \cos^{-1} \frac{x_{i+1} - x_i}{d_i}; \quad (4)$$

$$\theta_y = \cos^{-1} \frac{y_{i+1} - y_i}{d_i}; \quad (5)$$

$$\theta_z = \cos^{-1} \frac{z_{i+1} - z_i}{d_i}; \quad (6)$$

其次观察评估方法中所需的肢体角度多为相对于其评估的根节点, 因此部分角度需要作齐次变换, 并按需递归至根节点, 以三维坐标为例, 定义关节坐标为  $p_i = (x_i, y_i, z_i)$ , 按坐标系定义其欧拉角为  $\theta_x$ 、 $\theta_y$  和  $\theta_z$ , 则其欧拉旋转矩阵见式 (7), 一次齐次变换表达式见式 (8)。如需多次变换则利用嵌套关系递归。

$$R = R_x(\theta_x) \times R_y(\theta_y) \times R_z(\theta_z) =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta_x & -\sin \theta_x \\ 0 & \sin \theta_x & \cos \theta_x \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos \theta_y & 0 & \sin \theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_y & 0 & \cos \theta_y \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos \theta_z & -\sin \theta_z & 0 \\ \sin \theta_z & \cos \theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} P' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中  $t$  为对应肢体的关节点之间的距离。

除了以上算法, 人体关节预测算法整体分为基

于坐标回归、基于热图检测以及回归与检测混合模型等方法, 其中较为经典有 Deep Pose、基于迭代误差反馈的人体姿态估计模型 (简称 IEF)、堆叠式沙漏网络 (SHN)、双源卷积网络 (DS-CNN) 等。因其尚未应用至作业姿势评估之中, 所以本文并未介绍。

## 3 MSDs 风险评估总结与研究展望

### 3.1 选用 MSDs 评估方法应考虑的因素

不同类型的评估方法具有其各自的特点, 因此在 MSDs 风险评估方法类型的选择中, 首先需要考虑研究调查的性质和目的, 研究对象是群体还是个人, 允许的时间以及可用的设备与技术等, 以确定选用方法的类型。例如当评价某个地区某个行业人群 MSDs 发病特征时, 建议采用基于自我报告的评估方法或观察评估方法, 当研究的主要目的是探究工人腿部 MSDs 的病理肌理时, 更应该采用基于直接测量的评估方法。同类型下的不同方法也有其主要的评估点, 因此在 MSDs 风险评估方法的选择中, 需要考虑工作行业的定义以及该行业的病史情况以期对症评估, 例如观察评估方法中, NIOSH 主要针对搬运工作, RULA 主要评估上半肢体, SI 则是从工作任务量入手进行评估。因此, 为了确保能够可靠地分析出工作场所中的各种危险因素, 选用多种评估方法进行复合评估, 对比判断亦是目前研究的热点。其次通过观察评估方法确定某工人或某岗位存在较高的 MSDs 风险水平时, 需要结合其他评估方法, 如直接测量方法或其评估的肢体细节数据作更深入的调查, 以做到对症调整作业姿势和作业安排。最后, 国内缺少适合我国职业人群的 MSDs 评估方法, 多为直接应用国外的评估方法。通过修正评估参数, 解决评估方法在人体尺寸、行为习惯上存在着的差异具有较大的工程意义。

### 3.2 图像识别技术应用在 MSDs 评估上待解决的问题

图像识别的方法在数据准确性上得到了验证, 评估系统整体通过对比运动捕捉系统和专家也得到了验证, 但观察评估方法中存在一些难以自动化的参数, 例如力、负荷、双腿或单腿支撑情况的判断等, 除 Manghisi<sup>[35]</sup>外的大多数研究在系统在开发过程中回避了这个问题, 选择采用默认的设置或者选项输入的方式, 这也使得目前开发的系统在评估得分判断方面的准确性不够。这也是目前评估系统急需完善的内容, 即补充或修正肢体特殊状态的判断, 例如在三维基础上通过计算左右髋关节直线与左右肩关节直线的夹角来判断腰部的扭转状态, 计算左右肩关节直线与躯干中心线的夹角测量躯干弯曲度等。在二维数据的基础上, 通过计算对比人体胸口部位和双肩关节的暴露比例来判断腰部的扭转状态与扭曲程度。其次, 目前研究中的新型系统多数使用 REBA, RULA 或 OWAS 等观察评估方法, 这可能是因为这些方法

主要利用肢体角度数据作 MSDs 风险评估,而肢体角度数据在图像识别中较容易获得,因此如何让 MSDs 评估与人工智能中的图像识别更深入地结合,识别图像中工作任务部分物体或工具,预测作业范围,解决例如 NIOSH 手工提举方程等方法与作业任务相关信息的自动化评估将成为智能化 MSDs 评估的难点问题。最后,图像识别方法预测的人体骨架数据并未完全应用于 MSDs 评估上,目前系统多偏向于评估身体躯干肢体,缺少对手腕、脸部、脚踝等部位的评估。例如黄占鳌等人<sup>[43]</sup>利用脸部识别模型数据计算驾驶员在驾驶过程中打哈欠与眨眼的频率,并结合贝叶斯网络预测驾驶员的疲劳状态;CPM 模型能够准确预测脸部与手部特征,如何利用这些特征来分析工人心理状态,将工人主观心理的隐性认知与客观作业姿势风险是未来 MSDs 风险评估研究的新趋势。

### 3.3 评估方法的验证问题

新评估方法或系统的提出与开发需要经过一系列的验证,验证方法可分为可靠性验证与可用性验证。在可靠性验证中,较多的研究采用对比光学运动捕捉系统,通过对比运动捕捉系统和所提出的系统在肢体角度上的一致性来完成可靠性验证。可靠性验证较为繁琐,主要验证系统在肢体角度识别的准确度和精确度上,所得数据可采用统计学 T-test、标准差 (Standard Deviation, SD)、kappa 系数、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 等方法来鉴定;在可行性验证中,通过对比人因工程专家与所提出的系统在 MSDs 风险水平评估结果上的一致性来完成,可采用 T-test、皮尔逊相关系数 (Pearson correlation coefficient)、RMSE 等统计方法来完成数据鉴定的问题。其次,可行性验证通常分为两阶段进行,第一阶段为实验室验证,主要目的为发现系统问题并及时修正,招募受试者进行作业姿势模拟,尽可能地扩展姿势的数量和姿势的变化范围。第二阶段为现场验证,验证系统在真实嘈杂的工厂环境中的鲁棒性,该阶段通过真实的工厂案例,使用所提出的系统进行工厂的实例验证。新的方法或系统只有在严格的评估过程中才能发现更多的问题,并通过不断地修正和调整,提高系统的可靠性和可行性。

## 4 结语

本文通过对国内外研究者的成果进行梳理和总结,将已经开发的多种 MSDs 评估方法归纳为三大类:(1)基于自我报告,通过分析工人工作日记、访谈和问卷调查等资料,分析出作业中的不利因素;(2)基于直接测量,通过使用接触式传感器直接测量工作过程中人体的肌肤电、脑电以及肌肉骨骼运动等数据变化情况,进行作业姿势评估;(3)基于观察评估,

可在不影响工人正常工作的条件下观察记录作业情况,分析作业姿势,评估姿势风险。总结了各类方法的优缺点以及适应性,自我报告方法可深入了解工人真实想法,但具有一定的主观局限性;直接测量方法具有较强的客观性和科学性,但实施繁琐、成本高以及专业性强;观察评估方法较为广泛地应用于工业中。进一步对图像识别技术在观察评估方法中的应用进行探索,分析了基于 D-CNN、基于 PM 与 CNN 以及基于深度相机的三种已成功应用于 MSDs 评估的人体骨骼关节点识别方法,并对其核心技术和算法模型进行了研究,总结了肢体角度计算与关节点递归的公式。最后对当前 MSDs 评估方法中尚待解决的评估耗时耗力、评估方法单一、评估特征单一以及系统评估的得分精度较低等问题,提出了开发智能化自动化评估系统、多评估方法融合以及多通道特征识别与评估等趋势展望。以期在后续的研究中能尽快解决现有评估系统评估得分精度问题,进一步提升新型评估系统的智能化功能,进行主客观结合的复合评估。

对工作场所中潜在的 MSDs 风险进行评估是一个复杂的问题,不仅需要科学地选用与开发评估方法,也需要提高企业与工人的预防意识,积极地对自身健康进行保护。在安全与健康问题越发受到重视的当下,研究者们需要投入大量的精力优化和完善各类评估方法,降低使用成本,简化操作流程,优化改善建议,使 MSDs 风险评估能够广泛应用,全面改善工人的工作环境。

### 参考文献:

- [1] 朱子豪. 新疆煤矿工人职业紧张与肌肉骨骼疾患及其影响因素的调查[D]. 乌鲁木齐: 新疆医科大学, 2019. ZHU Zi-hao. Investigation on Occupational Stress, Musculoskeletal Disorders and Their Influencing Factors in Coal Miners in Xinjiang[D]. Urumqi: Xinjiang Medical University, 2019.
- [2] 凌瑞杰, 孙敬智, 杨磊, 等. 某汽车铸造厂作业工人肌肉骨骼疾患调查分析[J]. 中国工业医学杂志, 2010, 23(1): 18-21. LING Rui-jie, SUN Jing-zhi, YANG Lei, et al. Survey on Prevalence of Musculoskeletal Disorders among Workers in Automobile Foundry Factory[J]. Chinese Journal of Industrial Medicine, 2010, 23(1): 18-21.
- [3] NATH N D, Akhavian R, Behzadan A H. Ergonomic Analysis of Construction Worker's Body Postures Using Wearable Mobile Sensors[J]. Applied Ergonomics, 2017(62): 107-117.
- [4] MUNK R, STORHEIM K, SMASTUEN M C, et al. Measuring Productivity Costs in Patients With Musculoskeletal Disorders: Measurement Properties of the Institute for Medical Technology Assessment Productivity Cost Questionnaire[J]. Value in Health, 2019, 22(12):

- 1410-1416.
- [5] KUORINKA I, JONSSON B, KILBOM A, et al. Standardized Nordic Questionnaires for the Analysis of Musculoskeletal Symptoms[J]. *Applied Ergonomics*, 1987, 18(3): 233-237.
- [6] BERNARDES J M, GOMEZ-SALGADO J, RUIZ-FRUTOS C, et al. Self-reports of Musculoskeletal Symptoms as Predictors of Work-related Accidents: A Hospital-based Case-control Study[J]. *Safety Science*, 2019(115): 103-109.
- [7] BALDWIN J N, MCKAY M J, MOLONEY N, et al. Reference Values and Factors Associated with Musculoskeletal Symptoms in Healthy Adolescents and Adults[J]. *Musculoskeletal Science and Practice*, 2017(29): 99-107.
- [8] HILDEBRANDT V H, BONGERS P M, DIJK F. Dutch Musculoskeletal Questionnaire: Description and Basic Qualities[J]. *Ergonomics*, 2001, 44(12): 1038-1055.
- [9] 杨磊, HILDEBRANDT V H, 余善法, 等. 肌肉骨骼疾患调查表介绍附调查表[J]. *工业卫生与职业病*, 2009, 35(1): 25-31.  
YANG Lei, HILDEBRANDT V H, YU Shan-fa, et al. Introduction of the Questionnaire for Musculoskeletal Diseases Attached to the Questionnaire[J]. *Industrial Hygiene and Occupational Diseases*, 2009, 35 (1): 25-31.
- [10] 杜巍巍, 王生, 王建新, 等. 肌肉骨骼疾患问卷的信度与效度评价[J]. *中华劳动卫生职业病杂志*, 2012, 30(5): 335-338.  
DU Wei-wei, WANG Sheng, WANG Jian-xin, et al. The Assessment of Reliability and Validity of Musculoskeletal Questionnaire[J]. *Chinese Journal of Industrial Hygiene and Occupational Diseases*, 2012, 30(5): 335-338.
- [11] DAVID G C. Ergonomic Methods for Assessing Exposure to Risk Factors for Work-related Musculoskeletal Disorders[J]. *Occupational Medicine*, 2005, 55(3): 190-199.
- [12] 支锦亦, 向泽锐, 梁刚毅. 面向轨道装备的可视化人因综合仿真分析平台研究[J]. *包装工程*, 2017, 38(2): 1-7.  
ZHI Jin-yi, XIANG Ze-rui, LIANG Gang-yi. Visual Comprehensive Human Factors Simulation Analysis Platform for Rail Equipment[J]. *Packaging Engineering*, 2017, 38(2): 1-7.
- [13] 肖赛, 雷叶维. 驾驶疲劳致因及监测研究进展[J]. *交通科技与经济*, 2017, 19(4): 14-19.  
XIAO Sai, LEI Ye-wei. Research on the Causes for Driver Fatigue and the Monitoring Technology Progress[J]. *Technology & Economy in Areas of Communications*, 2017, 19(4): 14-19.
- [14] 雷杰宇. 人体运动数据采集与分析[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.  
LEI Jie-yu. Data Acquisition and Analysis of Human motion[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015.
- [15] FLERON M K, UBBESEN N, BATTISTELLA F, et al. Accuracy Between Optical and Inertial Motion Capture Systems for Assessing Trunk Speed During Preferred Gait and Transition Periods[J]. *Sports Biomechanics*, 2019, 18(4): 366-377.
- [16] YAN X Z, LI H, ANGUS R L, et al. Wearable IMU-based Real-time Motion Warning System for Construction Workers' Musculoskeletal Disorders Prevention[J]. *Automation in Construction*, 2017(74): 2-11.
- [17] BOSCH T, LOOZE M P, DIEEN J H. Development of Fatigue and Discomfort in the Upper Trapezius Muscle during Light Manual Work[J]. *Ergonomics*, 2007, 50 (2): 161-177.
- [18] ROMAN-LIU D. Comparison of Concepts in Easy-to-use Methods for MSD Risk Assessment[J]. *Applied Ergonomics*, 2014, 45(3): 420-427.
- [19] KARHU O, KANSI P, KUORINKA I. Correcting Working Postures in Industry: A Practical Method for Analysis[J]. *Applied Ergonomics*, 1977, 8 (4): 199-201.
- [20] HIGNETT S, MCATAMNEY L. Rapid Entire Body Assessment (REBA)[J]. *Applied Ergonomics*, 2000, 31 (2): 201-205.
- [21] MCATAMNEY L, CORLETT N. RULA: A Survey Method for the Investigation of Work-related Upper Limb Disorders[J]. *Applied Ergonomics*, 1993, 24 (2): 91-99.
- [22] WATERS T, PUTZ A V, GARG A, et al. Revised NIOSH Equation for the Design and Evaluation of Manual Lifting Tasks[J]. *Ergonomics*, 1993(36): 749-766.
- [23] MOORE J, GARG A. The Strain Index: A Proposed Method to Analyze Jobs for Risk of Distal Upper Extremity Disorders[J]. *American Industrial Hygiene Association journal*. 1995(56): 443-458.
- [24] LI G, BUCKLE P. Evaluating Change in Exposure to Risk for Musculoskeletal Disorders-A Practical Tool[M]. Suffolk: HSE Books, 1999.
- [25] KEYSERLING M, BROUWER M, SILVERSTEIN B. A Checklist for Evaluating Ergonomic Risk Factors Resulting from Awkward Postures of the Legs, Trunk, and Neck[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*. 1992(9): 283-301.
- [26] KEE D, KARWOWSKI W. LUBA: An Assessment Technique for Postural Loading on the Upper Body Based on Joint Motion Discomfort and Maximum Holding Time[J]. *Applied Ergonomics*, 2001(32): 357-366.
- [27] 马晶俊, 黄河. 基于 OWAS 和 RULA 法对电商物流自提点手工作业的风险分析[J]. *人类工效学*, 2018, 24(3): 49-56.  
MA Jing-jun, HUANG He. Application of OWAS and RULA in Evaluation of Workers' Manual Handling Risks in An Attended Pick-up Warehouse[J]. *Chinese Journal of Ergonomics*, 2018, 24(3): 49-56.
- [28] SAVINO M, MAZZA A, BATTINI D. New Easy to Use Postural Assessment Method Through Visual Management[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2016(53): 48-58.
- [29] SCHWARTZ A, GERBERICH S G, KIM H, et al. Janitor Ergonomics and Injuries in the Safe Workload Ergonomic Exposure Project (SWEEP) Study[J]. *Applied Ergonomics*, 2019(81): 102-110.
- [30] DIEGO-MAS J A, ALCAIDE-MARZAL J. Using Kinect

- Sensor in Observational Methods for Assessing Postures at Work[J]. *Applied Ergonomics*, 2014, 45 (4): 976-985.
- [31] WEI E, RAMALRISHNA V, KANADE T, et al. Convolutional Pose Machines[C]. Las Vegas: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [32] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep Learning[J]. *Nature*, 2015, 521 (7553): 436-444.
- [33] 熊若鑫, 宋元斌, 王宇轩. 基于DNN的作业姿势评估方法及应用[J]. *中国安全科学学报*, 2018, 28(5): 105-110.  
XIONG Ruo-xin, SONG Yuan-bin, WANG Yu-xuan. Deep Neural Network Based Posture Assessment Method and Its Application[J]. *China Safety Science Journal*, 2018, 28(5): 105-110.
- [34] CAO Z, SIMON T, WEI S, et al. Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields [C]. Las Vegas: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [35] 邓益依, 罗健欣, 金凤林. 基于深度学习的人体姿态估计方法综述[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(19): 22-42.  
DENG Yi-nong, LUO Jian-xin, JIN Feng-lin. Overview of Human Pose Estimation Methods Based on Deep Learning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(19): 22-42.
- [36] 赵玉婷, 钮建伟, 张人杰, 等. 卷积神经网络用于关节角度识别与姿势评估[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(16): 209-216.  
ZHAO Yu-ting, NIU Jian-wei, ZHANG Ren-jie, et al. Human Joint Recognition and Posture Risk Evaluation Based on Convolutional Neural Network (CNN) [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(16): 209-216.
- [37] 黄凯, 吕健, 潘伟杰. 体感展示系统中的交互映射动作分析与研究[J]. *包装工程*, 2016, 37(14): 140-143.  
HUANG Kai, LYU Jian, PAN Wei-jie. Analysis and Research on Mapping Actions of Somatosensory Interaction Display System[J]. *Packaging Engineering*, 2016, 37(14): 140-143.
- [38] MANGHISI V M, UVA A E, FIORENTINO M, et al. Real Time Rula Assessment Using Kinect V2 Sensor[J]. *Applied Ergonomics*, 2017(65): 481-491.
- [39] GONZÁLES A, HAYASHIBE M, BONNET V, et al. Whole Body Center of Mass Estimation with Portable Sensors: Using the Statically Equivalent Serial Chain and a Kinect[J]. *Sensors*, 2014(14): 16955-16971.
- [40] 张瑞秋, 刘林, 张贵, 等. Kinect在体感交互过程中精确跟踪多目标的方法研究[J]. *现代制造工程*, 2014(10): 76-80.  
ZHANG Rui-qi, LIU Lin, ZHANG Gui, et al. A New Method of Multi-objective Tracking Accurately in Somatosensory Interaction Based on Kinect[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2014(10): 76-80.
- [41] ABOBAKR A, NAHAVANDI D, HOSSNY M, et al. RGB-D Ergonomic Assessment System of Adopted Working Postures[J]. *Applied Ergonomics*, 2019(80): 75-88.
- [42] HE K, ZHANG X, REN X, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]. Las Vegas: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [43] 黄占鳌, 史晋芳. 多特征融合的驾驶员疲劳检测研究[J]. *机械科学与技术*, 2018, 37(11): 1750-1754.  
HUANG Zhan-ao, SHI Jin-fang. Research on Driver's Fatigue Detection by Multi-feature Fusion[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*. 2018, 37(11): 1750-1754.