一种用于实时瑜伽姿势检测与姿势纠正的智能框架

Chandramouli Haldar 独
立研究人员 NovaTech
Innovative Solutions 印度加尔
各答 0009-0004-9759-194X

摘要——瑜伽因有助于提升身体健康、柔韧性和心理健康而广受认可；然而，这些益处很大程度上取决于姿势动作是否正确。在瑜伽练习过程中，对齐不当会降低练习效果并增加肌肉骨骼损伤的风险，尤其是在自我指导或在线训练环境中。为应对这一挑战，本文提出一种基于边缘人工智能的混合框架，用于实时瑜伽姿势检测和姿势纠正。该系统将轻量级人体姿态估计模型、生物力学特征提取与基于卷积神经网络–长短期记忆网络的时序学习架构相结合，以准确识别瑜伽姿势并分析动作动态。系统根据检测到的关键点计算关节角度和骨骼特征，并与参考姿势配置进行比较，以评估姿势正确性。本文还引入定量评分机制，用于评估对齐偏差，并通过视觉、文本和语音指导生成实时纠正反馈。此外，系统采用模型量化和剪枝等边缘人工智能优化技术，使资源受限设备也能实现低延迟运行。该框架旨在打造一款智能、可扩展且易于使用的数字瑜伽助手，以提升现代健身应用中的用户安全性和训练效果。

关键词 —瑜伽姿势检测、计算机视觉、人体姿态估计、深度学习、姿势矫正 、卷积神经网络–长短期记忆网络、实时反馈。

一. 引言

瑜伽是一门起源于印度的古老修习，数百年来一直作为一种整体性方法，用于改善身体健康、心理福祉和整体生活质量。它结合身体姿势（体式）、呼吸技巧（调息法）和冥想，以实现身心和谐。经常练习瑜伽与柔韧性、肌肉力量、心血管健康和压力管理的改善有关。根据 Rajendran 和 Sethuraman（2023）的研究，瑜伽还有助于增强心理稳定性，并支持管理呼吸系统疾病、心血管疾病和抑郁症等多种健康状况。在现代社会，快速城市化、久坐生活方式以及工作相关压力的增加，对人类健康造成了显著影响。长时间工作、过度使用屏幕以及身体活动减少，会引发肥胖、焦虑和肌肉骨骼疾病等问题。因此，瑜伽作为一种简单有效的方式，在全球广受欢迎，可用于保持身体健康和心理平衡。瑜伽易于练习，且无需复杂器材，因此适合不同年龄段和体能水平的人群。然而，瑜伽的效果在很大程度上取决于姿势是否正确。瑜伽姿势的对齐方式不当会降低练习效果，还可能导致肌肉拉伤、韧带损伤和关节压力等伤害。Vaishnnave 和 Manivannan（2025）强调，瑜伽姿势执行不当可能引发肌肉骨骼并发症，尤其是在缺乏适当监督的情况下练习时。传统上，瑜伽教练会指导练习者保持正确的姿势和呼吸模式，但在线教程和自主学习日益普及，使直接监督减少。因此，人们需要能够监测姿势并提供实时指导的系统。

人工智能（AI）和计算机视觉领域的最新进展，为开发能够分析人体运动的自动化系统创造了新的机遇。人体姿态估计技术使计算机能够从图像或视频中检测身体关节和骨骼结构，从而让系统识别并评估瑜伽姿势。这些技术广泛应用于现代健身应用中，用于监测姿势并提供反馈。尽管技术不断进步，若缺乏恰当的结构化或分析方法来练习瑜伽，仍然存在风险。如果姿势评估不准确，也没有纠正反馈，练习者可能会在不知不觉中采用错误的身体姿势，进而导致受伤。因此，将基于人工智能的姿态识别系统与结构化瑜伽训练方法相结合，对于确保在现代数字健身环境中安全、有效地练习至关重要。

II. 文献综述

近期关于瑜伽姿势识别的研究日益关注人工智能、计算机视觉和机器学习技术的应用，以帮助练习者在瑜伽练习中保持正确姿势。学者们普遍认为，正确的姿势是获得瑜伽身体和疗愈益处、同时预防受伤的基础。Rajendran 和 Sethuraman（2023）强调，瑜伽有助于显著提升柔韧性、肌肉力量、心血管健康和心理稳定性。然而，他们也指出，瑜伽练习中的姿势不当可能导致肌肉骨骼劳损，并降低锻炼效果。同样，Vaishnnave 和 Manivannan（2025年）指出，瑜伽姿势中的身体排列不正确可能造成关节压力、韧带损伤和肌肉损伤，因此凸显了可靠的姿势监测系统的必要性。为应对这一挑战，研究人员探索了多种用于检测和分析瑜伽姿势的计算方法。人体姿态估计（HPE）是一种常用技术，它使计算机能够检测身体关节，并利用从图像或视频中提取的关键点将人体表示为骨骼结构。Rajendran 和 Sethuraman（2023）对瑜伽姿势识别系统进行了全面综述，并讨论了多种方法，包括计算机视觉方法、机器学习模型、深度学习架构和基于传感器的监测系统。他们的研究为理解姿势识别所采用的技术奠定了基础，并指出了人工智能驱动的系统在远程健身监测方面的潜力。然而，作为一项综述研究，该文主要侧重于回顾现有方法，而非提出新的系统或实验框架。

多项研究致力于评估用于瑜伽姿势分类的不同机器学习和深度学习技术。Nayak 等人（2025年）对多种算法进行了比较分析，包括卷积神经网络（CNN）、密集神经网络（DNN）、逻辑回归、随机森林、随机梯度下降和长短期记忆网络（LSTM）。研究人员利用 BlazePose 框架提取的关键点，在标注瑜伽数据集上训练并测试了这些模型。结果表明，在所评估的模型中，密集神经网络的分类准确率最高。该研究深入揭示了各种算法的相对性能。不过，该系统主要侧重于姿势分类，并未深入探讨姿势纠正或实时反馈机制。

同样，Tayal 等人（2025年）通过评估多种卷积神经网络架构（包括 MobileNet、VGG19 和 EfficientNet），研究了基于深度学习的瑜伽姿态检测方法。其研究旨在找出最有效的瑜伽姿势分类深度学习架构。结果显示，结合 AdaDelta 优化器的 EfficientNet 准确率和 F1分数最高。该研究证明，经过优化的深度学习架构有助于提升姿势检测准确率。然而，这项研究主要关注分类性能，并未纳入实时姿势纠正或交互式用户反馈系统。

尽管先前的研究强调分类准确率，其他研究者则专注于开发实时指导系统，以便在瑜伽练习过程中为练习者提供帮助。Gurav 等人（2025年）提出了一种基于计算机视觉的瑜伽姿势检测系统，采用 MoveNet 姿势估计模型。该系统利用余弦相似度计算关节角度，并通过语音反馈指导用户纠正姿势。此外，系统还整合了推荐模块，根据用户的柔韧性和技能水平推荐瑜伽姿势。这种方法展现了将姿势估计与交互式反馈相结合、构建智能瑜伽辅助系统的潜力。不过，作者指出，仍需进一步改进，以提升系统准确率，并扩充数据集，纳入更多瑜伽姿势。

Pasalkar 等人（2025年）推出了 PosePerfect 系统，该系统采用 MobileNetV2 深度学习架构，用于实时瑜伽姿势检测与分类。该系统旨在充当 AI 瑜伽教练，提供引导式课程、姿势评估和进度跟踪。这种方法的一个优点是能够在练习过程中提供交互式反馈并提升用户参与度。然而，该系统可能会受到光照条件、背景复杂度等环境变化的影响，从而降低其在现实场景中的姿势检测准确率。

Zaghloul 等人（2025年）的研究也提出了一项重要贡献，重点是开发轻量级且适用于智能手机的姿势识别系统。他们的方法采用 MediaPipe 进行人体关键点检测，并结合机器学习分类算法。通过依赖基于关键点的特征，而非完整的图像处理，该系统降低了计算复杂度，并实现了在移动设备上的实时性能。这项工作凸显了在部署人工智能健身系统时效率与可及性的重要性。然而，与更复杂的深度学习模型相比，这种简化方法可能会限制检测准确率。

总体而言，所评述的研究表明，基于人工智能的瑜伽姿势识别系统开发已取得显著进展。虽然 CNN 和 EfficientNet 等深度学习模型能够为姿势分类提供较高的准确率，但轻量级方法支持在移动设备上进行实时部署。此外，近期研究已开始引入交互式反馈机制，以在瑜伽练习过程中为用户提供帮助。尽管取得了这些进展，仍存在若干挑战，包括有限数据集、环境变化，以及缺乏全面的姿势纠正系统。解决这些问题对于未来开发更加稳健、智能的人工智能辅助瑜伽训练平台至关重要。

表1. 已评述研究的比较表

研究	方法/技术	主要贡献	优势	局限性
Rajendran & Sethuraman (2023)	机器学习、深度学习、计算机视觉方法综述 方法	全面回顾 瑜伽姿势识别 技术	提供广泛的 方法概述 和技术	无实验 实现
Vaishnnave & Manivannan (2025年)	机器学习 + 计算机 视觉	瑜伽姿势框架 使用机器学习进行检测 算法	阐述关键技术 用于姿态识别	实验有限 验证
Nayak 等人 （2025年）	卷积神经网络、密集神经网络、随机森林、逻辑回归、长短期记忆网络 结合 BlazePose	对.....的比较评估 机器学习和深度学习模型	系统性能 比较	仅关注 分类准确率
Tayal 等人 （2025 年）	卷积神经网络架构 （MobileNet、VGG19, EfficientNet）	深度学习模型的 性能分析	高分类 准确率	无实时反馈 系统
Gurav 等人 （2025 年）	MoveNet + 余弦相似度	实时姿势 检测与语音 反馈	互动式瑜伽 指导系统	有限数据集和 鲁棒性问题
Pasalkar 等人 （2025 年）	MobileNetV2	基于人工智能的瑜伽教练 系统	提供引导式 课程和进度 跟踪	对环境因素 敏感 条件
Zaghloul 等人 （2025 年）	MediaPipe + 深度学习 分类	适用于智能手机的姿势 识别	低计算 成本，实时 性能	准确率略低 于深度学习 模型

表2. 瑜伽姿势检测方法的算法比较图表

算法 / 模型	使用者	在系统中的用途	优势	劣势	适用 应用
卷积 神经网络 （卷积神经网络）	Nayak 等人 （2025年）；Tayal 等人（2025年）	基于图像的瑜伽 姿势分类	图像识别准确率高 识别能力强, 特征提取	需要大量 数据集和 计算能力	姿势分类 来自图像或 视频
深度神经网络 （DNN）	Nayak 等人 （2025 年）	使用.....进行分类 提取的骨骼 特征	性能良好，采用 结构化输入数据	不适用于空间 图像特征	基于地标的 姿势分类
长短期 记忆网络（LSTM）	Nayak 等人 （2025 年）	时序姿态 序列分析	捕捉运动 模式和时间 依赖项	复杂度更高 且训练时间更长	瑜伽动作 或姿势转换 检测
随机森林 **(RF)**	Nayak 等人 （2025 年）	传统机器 学习 分类	易于训练, 可解释	准确率较低，难以进行 复杂姿态 识别	小数据集姿态 分类
逻辑 回归（LR）	Nayak 等人 （2025 年）	基线 分类模型	实现简单, 计算成本低	能力有限，无法进行 复杂姿态 检测	基本姿势 分类任务
MobileNet / MobileNetV2	Tayal 等人 (2025年); Pasalkar 等人 （2025年）	轻量级深度 学习模型，用于 姿态检测	适用于实时处理，效率高 应用和移动 设备	略低的 准确率，低于更大的 网络	移动健身 应用
VGG19	Tayal 等人 （2025 年）	深度学习 图像分类	强大的特征 提取能力	计算开销非常大 开销	高性能 计算 环境
EfficientNet	Tayal 等人 （2025 年）	优化的深度 学习 架构	准确率高，且 优化参数	需要 GPU 资源	高级姿势 检测系统
MoveNet Pose 估计	Gurav 等人 （2025 年）	实时人体 姿势估计	快速且高效, 支持实时 检测	有限的细粒度 姿势纠正	实时瑜伽 监测 系统
MediaPipe Pose	Zaghloul 等人 （2025年）	基于关键点的 姿态检测	轻量、适用于移动设备的 友好的	准确率低于 深度卷积神经网络模型	基于智能手机的 瑜伽教练
BlazePose	Nayak 等人 （2025 年）	关键点提取 从人体	高速且 骨骼检测的准确率 检测	需要进一步的 分类模型	姿态检测 预处理 阶段

表1和表2所总结的比较与算法分析，突显了现有基于人工智能的瑜伽姿势检测研究中的主要方法趋势。大多数综述研究依靠人体姿态估计，并结合机器学习或深度学习模型，从图像或视频数据中识别瑜伽姿势。如表1所示，多项研究主要致力于使用不同的学习算法提升分类性能。例如，Nayak 等人（2025年）使用 BlazePose 框架提取的骨骼关键点，对多种模型进行了比较评估，包括卷积神经网络、密集神经网络（DNN）、逻辑回归、随机森林、随机梯度下降和长短期记忆网络。研究结果显示，在所测试的模型中，DNN 的准确率最高。同样，Tayal 等人（2025年）研究了不同卷积神经网络架构在瑜伽姿势检测中的有效性，包括 MobileNet、VGG19 和 EfficientNet。实验表明，EfficientNet 与 AdaDelta 优化器结合时性能最佳。这些结果进一步印证了深度学习架构目前在基于图像的瑜伽姿势分类任务中占据主导地位。表2所总结的算法比较还表明，多项研究采用姿态估计框架，在分类前提取身体关键点。例如，Nayak 等人（2025年）使用 BlazePose 进行关键点提取，Gurav 等人（2025年）使用 MoveNet 模型进行实时姿态检测和关节角度评估，而 Zaghloul 等人（2025年）则在基于智能手机的姿势识别系统中采用 MediaPipe 进行关键点检测。这些框架作为预处理组件，可将人体动作转换为骨骼关键点，供分类算法分析。尽管这些研究取得了进展，但仍存在一些普遍局限。许多研究依赖规模相对有限的瑜伽姿势数据集，这限制了训练所得模型在多样化现实场景中的泛化能力。此外，相当一部分研究主要关注姿势分类，而对详细的姿势评估或纠正反馈机制的探索较少。光照条件、摄像机角度和背景变化等环境因素，也会影响基于计算机视觉的姿态检测系统的性能。此外，分析还表明，如何平衡模型准确率与计算效率是一项普遍挑战，尤其是对于需要在移动设备上运行或适用于实时环境的系统。

III. 提出的方法

为克服现有瑜伽姿势识别系统存在的局限性——例如数据集多样性有限、计算复杂度高、缺乏时序建模以及实时反馈不足——本文提出了一种混合边缘人工智能瑜伽姿势检测与纠正框架。先前研究探索了多种用于瑜伽姿势分类的机器学习和深度学习方法；然而，这些系统往往存在姿势泛化能力有限、依赖特定数据集或计算需求较高等问题（Nayak 等人；Tayal 等人）。此外，许多系统仅依赖静态姿势分类，不分析时序运动动态或生物力学对齐，从而降低了其在实时姿势纠正方面的有效性（Gurav 等人；Pasalkar 等人）。所提出的系统整合了轻量级姿态估计模型、生物力学姿势分析、时序深度学习架构和自适应反馈机制，以提升准确率和效率。该框架由五个主要阶段组成：数据采集、姿势估计与关键点提取、生物力学特征计算、时序姿势分类，以及实时姿势评估与反馈生成。

A. 数据采集与预处理

系统使用单目 RGB 摄像头（如网络摄像头或智能手机摄像头）采集输入，并在用户进行瑜伽姿势练习时持续录制视频帧。在时间 t 捕获的每一帧表示为：

$$I_t \in R^{H \times W \times 3}$$

其中，H 和 W 表示帧的空间分辨率，三个通道对应 RGB 颜色分量。为了改善

姿态检测的可靠性，会进行归一化、调整大小、降噪等预处理操作，se
降低噪声,并应用背景过滤。预处理函数可表示为：

$$I_t' = f_{pre}(I_t)$$

其中，I_t 表示原始帧，I_t' 表示用于进一步分析的处理后帧 .

B. 人体姿态估计与关键点检测

预处理后，系统执行人体姿态估计，以检测身体关节。MoveNet、BlazePose 和 PoseNet 等现代姿态估计框架可以实时检测人体关键点（Rajendran

和 Sethuraman；Gurav 等人）。这些模型可识别肩部、肘部、腕部、髋部、膝部和踝部等关键解剖学标志点。

时间 t 检测到的姿势可表示为一组关键点：

$$P_t = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{N}$$

其中，N 表示检测到的身体关节数量，y_i 表示 i^{th} 关节的二维坐标。这些关键点共同构成人体的骨骼表示，并作为姿势分析的基础。为保持较低的推理延迟并支持在边缘设备上部署，系统优先采用轻量级架构（Zaghloul 等人）。

C. 生物力学特征提取

尽管原始关键点坐标提供了有关身体姿态的空间信息，但仅凭这些信息不足以准确评估姿势正确性。因此，系统会提取生物力学特征，包括关节角度、肢体方向和身体对齐参数。

考虑三个关键点 A、B、$and\ C$，它们表示相邻的身体关节。这些关节之间的向量定义如下：

$$\overrightarrow{BA} = A - B$$
$$\overrightarrow{BC} = C - B$$

点 B 处的关节角度使用余弦相似度公式计算：

$$\theta = \cos^{-1}\left(\frac{\overrightarrow{BA} \cdot \overrightarrow{BC}}{|\overrightarrow{BA}|\,|\overrightarrow{BC}|}\right)$$

其中，θ 表示两个身体节段之间的角度。采用这种方法，可以计算多个关节角度，构成生物力学特征向量：

$$F_t = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \ldots, \theta_k]$$

其中，k 表示提取的关节角度数量。

生物力学特征提取通过降低摄像机距离、身体比例和环境噪声的影响，提升了姿态识别效果；这些因素是基于视觉的系统已知的局限性（Vaishnnave 等人）。

D. 时序姿势建模

瑜伽姿势通常包含动态动作和过渡动作，无法通过单帧方法进行有效分析。为捕捉时序动态，所提出的系统采用了时序深度学习模型。

采用 CNN–LSTM架构分析姿势序列。给定一个特征向量序列：

$$S = \{F_1, F_2, \ldots, F_T\}$$

其中，T 表示序列中的帧数，使用 LSTM网络对姿势之间的时序关系进行建模：

$$h_t = \text{LSTM}(F_t, h_{t-1})$$

其中 h_t 表示网络在时间t的隐藏状态。

最终的姿势分类结果通过 SoftMax函数获得：

$$P(y|S) = \text{Softmax}(W h_T + b)$$

其中，$W\ and\ b$ 分别表示权重矩阵和偏置向量，y 表示预测的瑜伽姿势类别。

时序建模使系统能够捕捉与特定瑜伽姿势相关的运动模式，并提高分类准确率（Tayal 等人）。

E. 姿势相似度与姿势评估

一旦瑜伽姿势完成分类，系统便通过将检测到的关节角度与参考 es 与裁判员陪同存储在姿势数据库中的角度。

Let:

$$\theta_i$$

表示检测到的关节角度和

$$\theta_i^{ref}$$

表示相应的参考关节角。角度偏差计算如下：

$$\Delta_i = \left|\theta_i - \theta_i^{ref}\right|$$

随后计算总体姿势准确度评分 puted as:

$$Score = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(1 - \frac{\Delta_i}{\theta_{max}}\right)$$

其中，N 为评估关节的数量，θ_{max} 为最大允许偏差。如果偏差超过预设阈值，则将相应关节标记为错误，并生成纠正指导。该评分机制能够对姿势准确度进行定量评估，并弥补先前研究中报告的简单基于阈值的系统的局限性（Nayak 等人）。

F. 实时反馈生成

系统根据评估结果提供实时纠正反馈，引导用户调整至正确的姿势对齐状态。系统实现了三种反馈机制：

1. 视觉反馈，通过骨骼叠加层突出显示对齐错误的关节。2. 文本指导，提供调整手臂或腿部位置等指令 tion。

3. 语音反馈，使用户在瑜伽练习期间无需用手即可纠正姿势。

实时反馈显著提升了基于人工智能的瑜伽训练系统的易用性和学习效率（Pasalkar 等人；Gurav 等人）。

G. 边缘人工智能优化

深度学习模型通常需要大量计算资源，因此难以部署在移动设备上。为应对这一挑战，所提出的框架采用了边缘人工智能优化技术，包括模型量化、网络剪枝和知识蒸馏。这些优化策略在保持准确率的同时，缩小模型尺寸并降低推理延迟，从而支持在移动设备和边缘计算平台上实时运行（Zaghloul 等人）。

H. 系统工作流程

完整工作流 提出的系统可概括如下： llows:

1. 从摄像头采集视频帧。2. 进行预处理以提升图像质量。3. 使用轻量级姿势估计模型检测人体关键点。4. 提取生物力学特征，例如关节角度。5. 使用CNN–LSTM架构对时序姿态动态建模。6. 对瑜伽姿势进行分类。7. 使用相似度指标评估姿势正确性。8. 生成实时纠正反馈。

该集成框架融合了精准的姿势检测、时序建模、生物力学评估和高效的边缘部署，针对现有瑜伽姿势识别系统中发现的关键局限提出了解决方案。

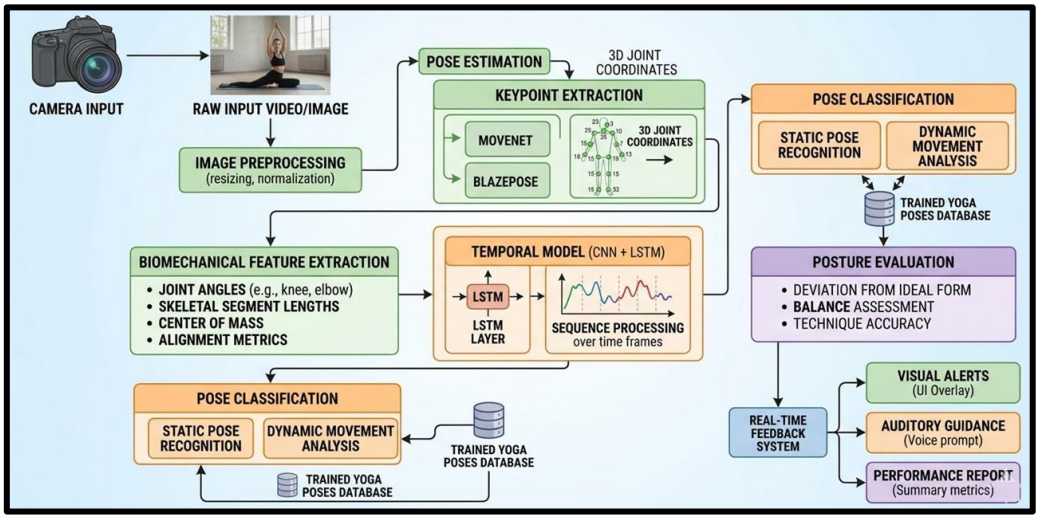

图1. 提出的瑜伽姿势检测系统架构 构

IV. 实验设置

为评估所提出的混合边缘人工智能瑜伽姿势检测与纠正系统的性能，研究结合使用了公开的瑜伽姿势数据集和网络摄像头实时输入开展实验。研究使用 Yoga-82 和瑜伽姿势图像数据集等公开数据集训练和测试姿势分类模型，并使用标准 RGB 摄像头采集额外的视频样本，以评估实时性能。数据集被划分为训练集（70%）、验证集（15%）和测试集（15%），以确保评估结果可靠。系统使用 Python 实现，采用的库包括 TensorFlow/PyTorch、OpenCV，以及用于姿势估计的 MediaPipe 或 MoveNet。模型训练和测试实验在 Google Colab 上进行。所提出的架构采用 CNN–LSTM模型来提取空间和时序姿势特征，并使用 Adam优化器进行训练，学习率为 0.001，批次大小为 32，训练轮数为 50。系统性能采用准确率、精确率、召回率和 F1分数等标准指标进行评估，同时通过帧处理速率和推理延迟衡量实时能力。此外，研究通过将检测到的关节角度与参考姿势角度进行比较来评估姿势正确性，计算角度偏差并据此生成姿势准确度评分，使系统能够在瑜伽练习过程中提供实时纠正反馈。

V. 实现框架

所提出的瑜伽姿势检测系统采用模块化框架设计，可使用广泛可用的计算机视觉和深度学习工具实现。该系统依赖通过网络摄像头或智能手机摄像头采集的 RGB 视频输入。采集到的帧使用 MoveNet、BlazePose 或 MediaPipe 等姿势估计模型进行处理，以提取人体关键点。随后，利用提取的骨骼关键点计算生物力学特征，包括关节角度和肢体方向。这些特征作为基于卷积神经网络–长短期记忆网络架构的时序深度学习模型的输入，该模型能够分析姿势序列并识别瑜伽姿势。完成姿势分类后，系统通过将检测到的关节角度与数据库中存储的参考姿势角度进行比较，评估姿势正确性。该框架旨在通过量化和剪枝等模型优化技术，支持在边缘设备上实时运行。尽管本研究侧重于系统架构设计，但未来的实现可使用 Yoga-82 或瑜伽姿势图像数据集等公开可用的瑜伽姿势数据集评估该框架。性能评估可采用分类准确率、精确率、召回率和推理延迟等指标。

VI. 未来工作

未来的工作将重点实施所提出的框架，并使用公开可用的瑜伽姿势数据集评估其性能。实验研究将分析姿势分类模型的准确率、姿势评估模块的可靠性，以及系统在边缘设备上的实时性能。此外，进一步的改进可能包括整合三维姿势估计技术、扩充瑜伽姿势数据集，以及为用户提供个性化训练建议。

VII. 结论

本文提出了一种基于人工智能的瑜伽姿势检测与纠正框架，旨在帮助练习者准确、安全地完成瑜伽姿势。研究回顾了现有的瑜伽姿势识别研究，并指出当前系统存在若干局限，包括数据集有限、缺乏时序分析、姿势纠正机制不足，以及难以满足实时应用的计算限制。为应对这些挑战，本文提出了一种混合式边缘人工智能瑜伽姿势检测系统，在统一架构中整合人体姿态估计、生物力学特征提取和时序深度学习模型。该框架采用 MoveNet、BlazePose 或 MediaPipe 等姿势估计模型检测人体关键点，并据此计算关节角度和生物力学特征，以进行姿势分析。系统还融入了基于卷积神经网络–长短期记忆网络的时序模型，用于分析姿势序列并提高分类可靠性。此外，系统通过将检测到的关节角度与参考姿势进行比较来评估姿势正确性，并生成实时视觉、文本和语音反馈，指导用户纠正姿势。同时，研究还考虑采用边缘人工智能优化技术，以便在移动设备和实时环境中高效部署。尽管目前的工作侧重于系统架构的概念设计，但所提出的框架为开发智能人工智能辅助瑜伽训练平台奠定了基础。未来工作将包括实现该系统、使用瑜伽姿势数据集评估其性能，并探索三维姿势估计和个性化瑜伽建议等先进技术，以进一步提升系统能力。

参考文献

[1] A. K. Rajendran 和 S. C. Sethuraman，“瑜伽姿势识别综述”，计算机视觉与人工智能应用期刊，2023。[2] M. P. Vaishnnave 和 R. Manivannan，“基于机器学习技术的瑜伽姿势检测与分类”，国际智能系统与应用期刊，2025年。[3] R. K. Nayak、A. Kumar 和 S. Sharma，“用于瑜伽姿势检测与纠正的分类人工智能模型比较研究”，国际人工智能与计算机视觉会议论文集，2025年。[4] D. K. Tayal、P. Singh 和 A. Gupta，“瑜伽姿势检测深度学习方法的综合分析”，IEEE Access [5] A. Gurav、P. Patil 和 S. Deshpande，“MoveNet-Cosine：用于瑜伽姿势检测的创新型基于计算机视觉的方法”，国际计算机视觉与模式识别应用会议，2025年。[6] J. Pasalkar、R. Kulkarni 和 A. Patwardhan，“PosePerfect：基于计算机视觉的瑜伽姿势检测与实时指导”，国际智能人机– 交互会议论文集，2025年。[7] O. H. A. Zaghloul、M. Ahmed 和 A. Hassan，“采用适用于智能手机的计算机视觉技术进行实时姿势识别”，IEEE国际智能健康技术会议，2025年。