

谷雪莲, 常逸昊, 黄萍, 等. 基于多分类器融合模型的步态数据膝骨关节炎诊断系统的构建及应用[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 19–25. DOI: 10.20169/j.issn.2095–2163.240403

# 基于多分类器融合模型的步态数据膝骨关节炎诊断系统的构建及应用

谷雪莲<sup>1</sup>, 常逸昊<sup>1</sup>, 黄萍<sup>2</sup>, 陈博<sup>2</sup>, 李晓虎<sup>1</sup>, 段化兵<sup>1</sup>, 周金成<sup>1</sup>

(1 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093; 2 上海交通大学医学院附属瑞金医院骨科 上海市伤骨科研究所  
上海市中西医结合防治骨与关节病损重点实验室, 上海 200025)

**摘要:** 膝骨关节炎 (Knee Osteoarthritis, KOA) 的诊断是指导临床治疗的重要信息。本文研究目的, 是构建基于多分类器融合模型的 KOA 动态辅助诊断系统。该系统以健康受试者和 KOA 患者的步态数据为基础, 融合机器学习子算法建立多分类器融合模型, 实现动态 KOA 诊断系统的构建, 并采用临床步态数据验证系统的性能。多分类器融合模型的有效性采用分类准确率 (Accuracy, ACC) 评估, KOA 诊断系统性能采用 F1 评分验证。研究表明, 多分类器融合模型分类准确率为 97.83%, 达到 KOA 动态诊断系统的设计要求。系统验证的 F1 评分为 0.970, 表示系统在平衡精确率和召回率后, 具有较高的可靠性。本研究构建的系统可为 KOA 后期治疗提供临床参考依据, 也可用于肌肉骨骼等其他疾病的辅助诊断。

**关键词:** 步态分析; 膝骨关节炎; 机器学习算法; 融合

中图分类号: R318

文献标志码: A

文章编号: 2095–2163(2024)04–0019–07

## Construction and application of gait data diagnostic system for Knee Osteoarthritis based on multi-classifier fusion model

GU Xuelian<sup>1</sup>, CHANG Yihao<sup>1</sup>, HUANG Ping<sup>2</sup>, CHEN Bo<sup>2</sup>, LI Xiaohu<sup>1</sup>, DUAN Huabing<sup>1</sup>, ZHOU Jincheng<sup>1</sup>

(1 School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;  
2 Department of Orthopaedics, Ruijin Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai Institute of Traumatology and Orthopaedics, Shanghai Key Laboratory for Prevention and Treatment of Bone and Joint Diseases, Shanghai 200025, China)

**Abstract:** The diagnosis of Knee Osteoarthritis (KOA) is an important information to guide clinical treatment. The purpose of this study is to construct a KOA dynamic aided diagnosis system based on multi-classifier fusion model. Based on the gait data of healthy subjects and KOA patients, the system integrates machine learning sub-algorithms to build a multi-classifier fusion model to realize the construction of a dynamic KOA diagnosis system, and uses clinical gait data to verify the performance of the system. The effectiveness of the multi-classifier fusion model was evaluated by classification Accuracy (ACC), and the performance of the KOA diagnostic system was verified by F1 score. The results show that the classification accuracy of multi-classifier fusion model is 97.83%, which meets the design requirements of KOA dynamic diagnosis system. The F1 score of the system verification is 0.970, indicating that the system has a high reliability after balancing accuracy and recall. The system constructed in this study can provide clinical reference for the later treatment of KOA, and can also be used for the auxiliary diagnosis of musculoskeletal diseases.

**Key words:** gait analysis; Knee Osteoarthritis; machine learning algorithm; fusion

## 0 引言

膝骨关节炎 (Knee Osteoarthritis, KOA) 是一种膝关节退行性疾病, 表现为软骨和骨组织进行性退化, 出现软骨下囊肿、骨赘和滑膜炎等临床症状<sup>[1]</sup>。KOA 诊断常用症状表现、体征观察、影像学检查和实验室检查等综合分析。患者症状通常表现

为膝部疼痛和僵硬感, 关节压痛、炎症迹象以及关节活动度受限<sup>[2]</sup>; 通过影像学, 可评估骨骼结构和软组织的变化<sup>[3]</sup>; 分析血液或关节液中生物指标, 可排除相似疾病和评估关节炎的程度<sup>[4]</sup>。上述方法仅侧重于症状和解剖结构的变化, 无法体现运动学和动力学特征<sup>[5]</sup>。步态分析方法可记录行走或奔跑时生物力学特征的数据, 包括关节运动角度、力

作者简介: 谷雪莲 (1972–), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 智能医疗检测器械关键技术与研发, 基于 AI 技术的医疗器械优化设计研究。

Email: guxuelian@usst.edu.cn

收稿日期: 2024–01–08

矩、步幅、步速以及姿势控制等<sup>[6]</sup>,从而获得患者在日常活动中的功能状态,进而辅助诊断 KOA。

步态分析方法通过提取步态数据的关键特征,分类步态模式和识别异常步态,常采用统计学和机器学习方法实现。早期研究采用统计学方法处理和分析步态数据,由于统计学工具仅具有分析性,缺乏推广到未知数据的预测能力<sup>[7]</sup>,诊断具有非线性和高维性的步态数据时效果欠佳<sup>[8]</sup>。关于机器学习分析方法在 KOA 诊断单分类器研究中,Emmerzaal 等<sup>[9]</sup>采集 12 名健康中老年人和 19 名 KOA 患者的步态数据,使用 TSFresh 提取关节特征建立逻辑回归模型,诊断准确率为 92.3%;Zeng 等<sup>[10]</sup>采集 28 名健康中老年人和 19 名 KOA 患者的步态数据,计算膝关节轴向旋转、屈伸运动、内外侧偏移数据的均值、标准差和变异系数作为特征数据,建立径向基函数模型的诊断准确率为 95.7%;Koktas 等<sup>[11]</sup>提取髌、膝、踝关节和盆骨的角度及力矩数据训练决策树,在决策树的子节点使用多层感知器,分类准确率为 80%;Mezghani 等<sup>[12]</sup>使用小波分解处理 16 名健康中老年人和 26 名 KOA 患者的地面反作用力数据,输入分解后的信号建立 K 近邻模型,分类准确率为 91%;Kotti 等<sup>[13]</sup>收集了 47 名健康中老年人和 47 名 KOA 患者的步态数据,计算三平面上的峰值、谷值及其比值,使用随机森林分类的准确率为 77.78%;Jones 等<sup>[14]</sup>使用主成分分析对 22 名健康中老年人和 20 名 KOA 患者的步态数据进行降维,经单纯图形混合方法处理后的分类准确率为 97.62%。

综上所述,已有研究均基于单个分类器的分析结果进行诊断,存在对噪声敏感、易过拟合或欠拟合等风险。研究表明,多个分类器的处理结果间存在互补信息,多分类器融合模型较单个分类器诊断结果的准确率更高<sup>[15]</sup>。为了构建基于多分类器融合模型的 KOA 动态辅助诊断系统,本研究从步态数据中提取 KOA 患者和健康对照组的步态关键特征,训练子算法择优建立多分类器融合模型,并用 PyQt5 软件构建动态 KOA 诊断系统,临床步态实验验证系统诊断性能。选取分类准确率(Accuracy, ACC)评估多分类器融合模型的有效性,采用 F1 评分验证系统的诊断性能,该系统可为临床动态诊断 KOA 提供参考依据。

## 1 步态数据膝骨关节炎诊断系统研究

### 1.1 步态数据的预处理

研究数据选取上海某医院通过 Vicon 三维运动捕捉系统采集的数据 23 例,其中包括无膝关节疼痛

的健康中老年人 10 例和双膝骨关节炎患者 13 例,患者均符合中华医学会骨科学分会制定的《骨关节炎诊疗指南(2018 年版)》中的诊断标准。所有患者年龄在 55-75 岁之间,无其他肌肉骨骼或神经系统疾病以及病史,所提取的运动学数据包括骨盆、髌关节、膝关节、踝关节和足部等部位数据。

由于中老年人步态稳定性低,多次测量的步态曲线一致性差,采用步态数据的平均值作为其关键特征具有局限性。为解决这一问题,本研究引入一元随机线性模型如式(1)所示:

$$X_{in} = T_t + \varepsilon_{in} \quad (1)$$

其中,  $X_{in}$  表示第  $n$  条曲线在  $t$  时刻的值。假设存在一条准确的、不可观测的曲线  $T$ , 用于描述受试者的指定步态参数:  $T_t$  表示该曲线在  $t$  时刻的值,而  $\varepsilon_{in}$  代表了残差;  $T_t$  围绕着未知的平均值  $\mu$  变化,方差为  $\sigma_T^2$ ,  $\varepsilon_{in}$  的方差为  $\sigma_\varepsilon^2$ <sup>[16]</sup>。在此基础上,类内相关系数(Intra-class Correlation Coefficient, ICC)能够对当前数据进行可靠性度量<sup>[17]</sup>, ICC 在 0 ~ 1 之间变化,如式(2)所示:

$$ICC = \sigma_T^2 / (\sigma_T^2 + \sigma_\varepsilon^2) \quad (2)$$

当 ICC 的取值范围在 0~1 之间时,表示随时间变化的方差在总方差中的占比。这时能够使用可靠性系数  $R$  对 ICC 进行估计,  $R$  的计算公式如式(3)所示:

$$R = \frac{MST - MSE}{MST + (n - 1)MSE} \quad (3)$$

其中,  $MST$  代表时间之间的均方,  $MSE$  代表时间内的均方,  $R$  值越接近 1, 数据的可靠性越高。通过概率密度函数图对  $R$  值进行分析,若当前组数据的  $R < 0.8$ , 则删除与  $T$  差异最大的曲线,直到  $R > 0.8$  或曲线条数  $n = 4$  时停止。最终,将处理好的数据以组为单位求平均值。

### 1.2 特征提取

为了保留更多原始信息,研究选用 TSFresh 和手动提取步态特征降维两种方法提取步态数据关键特征。

TSFresh 是用于自动提取和选择时间序列特征的 Python 库,结合 63 种时间序列特征方法获得默认情况下的 794 个时间序列特征,建立时间序列多维度特征表达数据矩阵,包括描述性统计特征、分布特征、自相关和互相关特征、频域特征、时域特征、复杂性和非线性特征、信息论特征、形状特征以及变化检测特征等<sup>[18]</sup>。

手动提取步态特征降维方法依据步态周期提取运动学特征,进行数据降维和特征选择。参考文献

[8, 19]的研究,对运动学数据逐个提取的步态各阶段关节活动范围和瞬时角度相关的步态特征(见表 1),取均值后使用主成分分析(Principal Component

Analysis, PCA) 计算协方差矩阵,求解特征值和特征向量,选择主成分进行数据投影,实现对步态运动学特征的数据降维和特征提取。

表 1 步态数据提取特征  
Table 1 Extracted features of gait data

缩写	步态特征中英文名	提取方法
IDS	初期双支撑阶段 Initial Double Support Phase	步态周期 0~15% 阶段的关节角度变化范围
SS	单支撑阶段 Single Support Phase	步态周期 15%~45% 阶段的关节角度变化范围
TDS	末期双支撑阶段 Terminal Double Support Phase	步态周期 45%~60% 阶段的关节角度变化范围
SW	摆动阶段 Swing Phase	步态周期 60%~100% 阶段的关节角度变化范围
ATD	足跟触地角度 Angle at Touchdown	步态周期 0% 的瞬时关节角度
MaxPA-SP	支撑相最大峰值角度 Maximum Peak Angle During Stance Phase	步态周期 15%~45% 阶段的最大关节角度
MinPA-SP	支撑相最小峰值角度 Minimum Peak Angle During Stance Phase	步态周期 15%~45% 阶段的最小关节角度
ATO	脚尖离地时 Angle at Toe-off	步态周期 60% 的瞬时关节角度
MaxPA-SW	摆动相最大峰值角度 Maximum Peak Angle During Swing Phase	步态周期 60%~100% 阶段的最大关节角度
MinPA-SW	摆动相最小峰值角度 Minimum Peak Angle During Swing Phase	步态周期 60%~100% 阶段的最小关节角度

### 1.3 多分类器融合模型的构建方法

多分类器融合模型由 3 种子算法组成,其中包括:基于文献[20]的研究,选择 TSFresh 特征提取方法结合逻辑回归(Logistic Regression, LR)构建子算法;基于文献[19, 8, 21]研究构建的主成分分析引导支持向量机算法;基于文献[22]研究的多层感知器拓扑优化算法。融合训练后的子算法建立多分类器融合模型(如图 1),综合利用子分类器间的互补信息提高分类器性能。

研究选用 6 种不同的数学方法建立多分类器融合模型<sup>[23]</sup>。按数据类型,可将数学方法分为组合后验概率方法和组合决策结果方法两类。

(1) 组合后验概率

积决策规则:

若满足以下条件,令  $\theta \rightarrow \omega_j$ 。

$$P^{-(R-1)}(\omega_j) \prod_{i=1}^R P(\theta = \omega_j | x_i) =$$

$$\max_{1 \leq k \leq m} P^{-(R-1)}(\omega_k) \prod_{i=1}^R P(\theta = \omega_k | x_i) \quad (4)$$

通过积决策规则,将各个分类器生成的后验概率结合起来,以量化一个假设的可能性。这是一种较严格的分类器输出融合规则,只要有一个子分类器输出接近零的概率,就会否定整个分类结果。

和决策规则:

在积决策规则的基础上,进一步假设各个分类器计算出的后验概率与先验概率偏差较小则得到和决策规则。

若满足以下条件,令  $\theta \rightarrow \omega_j$ 。

$$(1 - R) P(\omega_j) + \sum_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) =$$

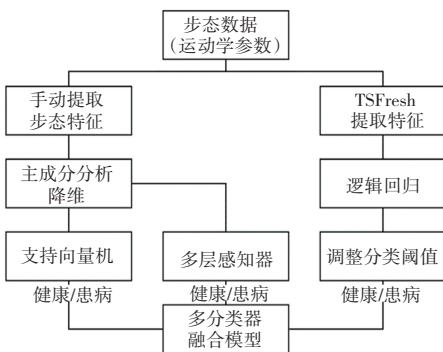


图 1 多分类器融合模型的实现结构图

Fig. 1 Implementation structure of the multi-classifier fusion model

$$\max_{1 \leq k \leq m} [(1-R)P(\omega_k) + \sum_{i=1}^R P(\omega)_k | x_i] \quad (5)$$

(2) 组合决策结果

最大规则:

$$\max_{i=1}^R P(\theta = \omega_j | x_i) = \max_{1 \leq k \leq m} \max_{i=1}^R P(\theta = \omega_k | x_i) \quad (6)$$

最小规则:

$$\min_{i=1}^R P(\theta = \omega_j | x_i) = \max_{1 \leq k \leq m} \min_{i=1}^R P(\theta = \omega_k | x_i) \quad (7)$$

中位数规则:

$$\text{med}_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_{1 \leq k \leq m} \text{med}_{i=1}^R P(\omega_k | x_i) \quad (8)$$

多数投票规则:

$$\sum_{i=1}^R \Delta_{ji} = \max_{1 \leq k \leq m} \sum_{i=1}^R \Delta_{ki} \quad (9)$$

在建立多分类器融合模型过程中,通过准确率指标比较各种数学方法的优劣。

## 1.4 系统设计

系统设计分为界面设计和模型功能嵌入两部分,界面设计使用 Python 语言的 PyQt5 工具包编写,模型嵌入功能使用 Python 和 MATLAB 软件。

模型嵌入功能由病人信息管理模块和 KOA 诊断模块两部分组成。信息管理模块主要负责记录患者的基本信息和诊断结果,能够进行添加、删除、查找和修改功能;KOA 诊断模块通过链接多分类器融合模型分析步态数据,诊断受试者是否患有 KOA。

## 2 建模结果与分析

### 2.1 数据预处理结果

从 Vicon 动作捕捉系统导出 16 点模型的所有运动学参数,将 23 组受试者数据左右腿分开处理共获得了 46 组步态数据,以 ICC 为依据处理数据,使可靠性系数集中于 0.8 及以上,即数据的平均值更加接近真实值,处理后数据取均值用于建模。

表 2 使用 PCA 降维的 SVM 训练结果

Table 2 SVM training results using PCA for dimensionality reduction

核函数	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1 评分/%	主成分数量
线性内核	93.48	96.00	92.31	94.12	32
多项式内核	71.74	78.26	69.23	73.47	28
高斯内核	91.30	92.31	92.31	92.31	18
Sigmoid 内核	95.65	100.00	92.31	96.00	38

(2) 多层感知器 (Multi-Layer Perceptron, MLP) 的训练结果如图 3 所示,  $N$  表示第一隐藏层的神经元数量,第二和第三隐藏层的神经元数量分别是  $N/2$  和  $N/3$ , 空心、灰色、黑色圆点分别表示神经网络的层数为 1、2、3 层,圆点上下的线条表示在交叉

### 2.2 特征提取结果

TSFresh 结合 63 种时间序列特征方法获得默认情况下的 794 个时间序列特征,建立时间序列多维度特征表达数据矩阵,并使用中位数或平均值处理缺失值,共提取 36 524 个特征。

手动提取步态特征降维从受试者的 16 条运动学数据中提取 160 条步态特征输入 PCA 进行降维,PCA 对特征数据降维后计算了 45 个主成分方向(如图 2),解释方差表示当前主成分总量所包含的数据信息占总信息的比值。当主成分数量为 0 时,解释方差为 0 表示无法解释任何信息;当主成分数量为 45 时,解释方差为 1,表示能够解释当前数据的大部分信息。以解释方差高于 0.7 为标准,观察图 2 可知主成分数量应大于 10。

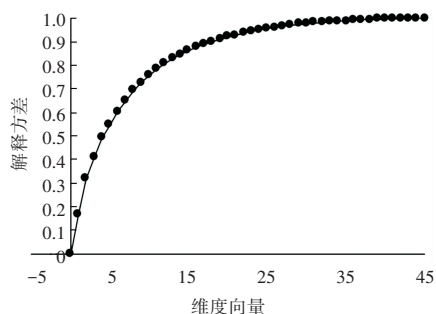


图 2 关于维度向量的解释方差函数

Fig. 2 Explanation of variance function for dimension vectors

### 2.3 建模结果

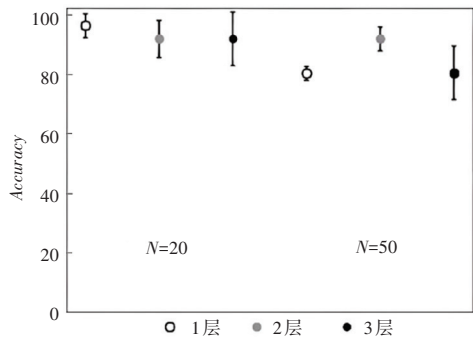
#### 2.3.1 子分类器建模结果

(1) 支持向量机模型 (Support Vector Machine, SVM) 建模结果见表 2,所有训练结果的累计方差解释率均高于 80%。横向比较各核函数的性能可知,使用 Sigmoid 内核的 SVM 分类器性能最佳,准确率为 95.65%。

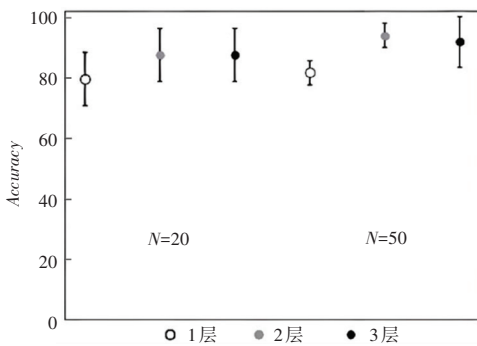
验证中准确率的方差。在使用 PCA 数据训练的模型中,平均准确率范围为 80.43%~95.65%,准确率波动较大。考虑到鲁棒性等因素,选择图 3(b)中  $N=50$  的两层神经网络,该模型输入 TSFRESH 提取的特征,第一层有 50 个神经元,第二层有 25 个神经



元,此时 MLP 模型的准确率为 93.48%。



(a) 输入 PCA 降维数据



(b) 输入 TSFresh 提取特征

图3 多层感知器训练结果

Fig. 3 Multilayer perceptron training results

(3) 逻辑回归 (LR) 模型的受试者工作特征曲线下的面积 (Receiver Operating Characteristic - Area Under the Curve, ROC-AUC) 为 0.984, 接近 1, 表示模型的分类性能较好。图 4 是逻辑回归模型准确率随分类阈值变化的曲线, 默认分类阈值 0.5, 准确率为 95.65%; 当分类阈值为 0.3 时, 模型交叉验证的分类准确率为 97.83%, 诊断效果最好。

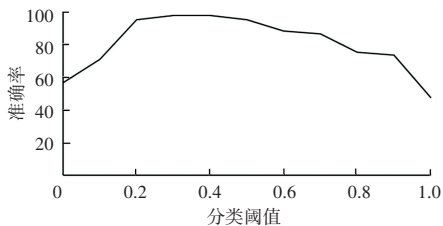


图4 逻辑回归模型准确率随分类阈值的变化曲线

Fig. 4 Variation curve of logistic regression model accuracy with classification threshold

### 2.3.2 多分类器融合模型建模结果

使用子分类器模型进行多分类器融合模型建模, 结果见表 3, 中位数规则和多数投票规则的分类结果与性能最佳的子分类器一致, 决策规则在性能上与中位数、多数投票规则非常接近。使用积决策规则、最小规则的多分类器融合模型分类准确率较低, 分析原因是当存在后验概率为 0 的子分类器时,

应用上述两种规则的多分类器融合模型输出将为 0, 被分类为负样本。

表 3 各分类器的分类准确率

Table 3 Classification accuracy of each classifier

分类器	分类准确率/%
子分类器:支持向量机	95.65
子分类器:逻辑回归	97.83
子分类器:多层感知器	93.48
积决策规则	91.30
和决策规则	95.65
最大规则	93.48
最小规则	91.30
中位数规则	97.83
多数投票规则	97.83
文献[9](逻辑回归)	92.30
文献[10](径向基函数)	95.70
文献[11](决策树+多层感知器)	80.00
文献[12](K-近邻法则)	91.00
文献[13](随机森林)	77.78
文献[14](单纯图形混合方法)	97.62

以准确率为依据, 研究最终选择多数投票规则作为多分类器融合模型的理论方法, 融合 3 种子分类器用于对 KOA 步态数据的临床诊断。见表 3, 性能最高的多分类器融合模型使用了多数投票规则与中位数规则, 此时模型的诊断准确率为 97.83%, 高于已有研究结果, 证明使用多分类器融合模型能够提高步态数据 KOA 诊断的准确率。

## 3 实验验证

为验证 KOA 诊断系统的有效性, 实验采集人体真实步行数据进行验证。为避免实验验证重复采用建模的步态数据, 新招募了 7 名健康对照组及 8 名双 KOA 患者使用 Vicon 动态捕捉系统 (图 5) 采集下肢 16 点模型的步态数据, 导入 KOA 诊断系统分析使用多分类器融合模型及其子算法的诊断结果。

### 3.1 评价指标

为评估本文构建的 KOA 诊断系统临床应用的可靠性, 选择  $F1$  评分作为性能指标, 该指标综合考虑了模型的精确率和召回率。 $F1$  评分可用于医学诊断领域, 能够在提升诊断算法正确识别率的同时兼顾减少误诊率。 $F1$  评分的计算公式为

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

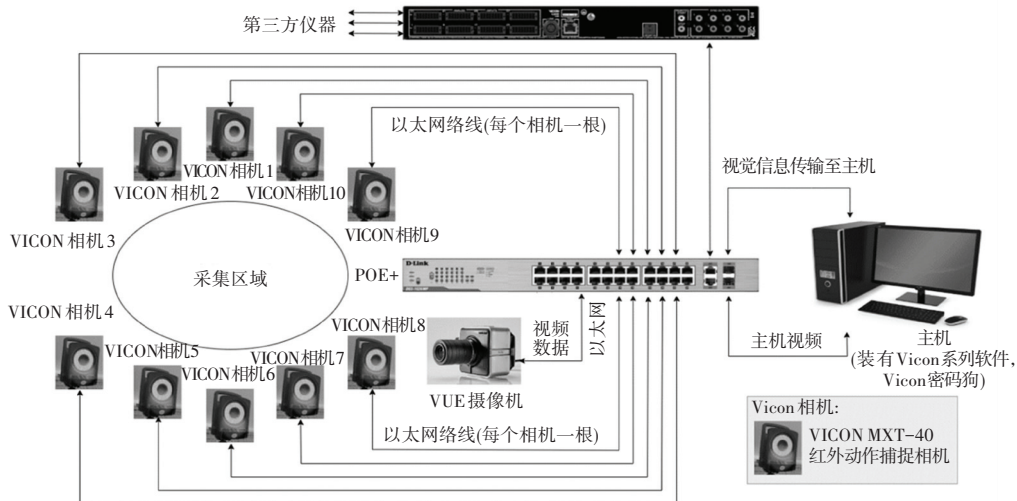


图5 Vicon 动态捕捉系统

Fig. 5 Vicon dynamic capture system

其中,

$$Precision = \frac{TruePositives}{TruePositives + FalsePositives} \quad (11)$$

$$Recall = \frac{TruePositives}{TruePositives + FalseNegatives} \quad (12)$$

式中:  $TruePositives$  (真阳性) 是模型正确预测为正类别的样本数量,  $FalsePositives$  (假阳性) 是模型错误地将负类别样本预测为正类别的数量,  $FalseNegatives$  (假阴性) 是模型错误地将正类别样本预测

为负类别的数量。

### 3.2 结果及分析

实验现场采集了7名健康受试者和8名双KOA患者的数据,对左右腿分别处理共获得30组步态数据,将数据导入系统进行诊断。诊断界面如图6所示,操作人员选择步态数据文件并输入基本信息后,系统使用KOA诊断模块对数据进行处理和分析,显示诊断结果并存储至患者信息管理系统。操作过程中系统响应及时,证明交互界面功能可用。



图6 KOA 诊断系统运行界面

Fig. 6 Running interface of the KOA diagnostic system

表4为实验验证结果及其各项性能参数,在使用多分类器融合模型时系统对未知数据诊断的  $F1$  评分为0.970证明诊断系统的结果准确可靠。多分类器融合模型的  $F1$  评分高于或等于子分类器,证明模型能够综合运用多种分类器的有效信息提高诊断性能,起到临床辅助诊断的作用。

在实验验证过程中,使用步态数据 KOA 诊断系

统对30组健康受试者和双KOA患者的步态数据进行诊断。表4是实验验证结果,多分类器融合模型的  $F1$  评分与子分类器的最高者均为0.970,表示模型在平衡了精确率和召回率之后,取得了较高的性能。意味着模型在正确识别患有膝骨关节炎的受试者的同时,也保持了较高的预测准确性。证明了本研究构建的步态数据 KOA 诊断系统在临床应用中的可靠性。

表4 多分类器融合模型及其子算法诊断性能比较

Table 4 Comparison of the diagnostic performance of the multi-classifier fusion model and its sub-algorithms

模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1 评分
逻辑回归模型	96.67	100	93.75	0.970
人工神经网络	93.33	88.89	100	0.941
支持向量机	90.00	88.24	93.75	0.909
多分类器融合模型	96.67	94.12	100	0.970

## 4 结束语

本研究构建了基于多分类器融合模型的 KOA 动态诊断系统。在建模阶段,多分类器融合模型的准确率高于子分类器和已有研究结果,模型的诊断性能有所提升。在实验验证阶段,系统对未知数据诊断的 F1 评分为 0.970,证明诊断系统稳定可靠。本研究采用的方法不仅适用于 KOA 的诊断,还可推广应用于髌骨关节炎等肌肉骨骼疾病的诊断,为临床诊断提供了一种新方法。

## 参考文献

[1] LESPASIO M J, PIUZZI N S, HUSNI M E, et al. Knee osteoarthritis: A primer[J]. The Permanente Journal, 2017, 21(4): 16-183.

[2] KATZ J N, ARANT K R, LOESER R F. Diagnosis and treatment of hip and knee osteoarthritis: A review[J]. JAMA, American Medical Association, 2021, 325(6): 568-578.

[3] 中华医学会骨科学分会关节外科学组. 骨关节炎诊疗指南(2018年版)[J]. 中华骨科杂志, 2018, 38(12): 705-715.

[4] LIN W, XIE L, ZHOU L, et al. Effects of platelet-rich plasma on subchondral bone marrow edema and biomarkers in synovial fluid of knee osteoarthritis[J]. The Knee, 2023, 42: 161-169.

[5] FAVRE J, JOLLES B M. Gait analysis of patients with knee osteoarthritis highlights a pathological mechanical pathway and provides a basis for therapeutic interventions[J]. EFORT Open Reviews, 2016, 1(10): 368-374.

[6] SETHI D, BHARTI S, PRAKASH C. A comprehensive survey on gait analysis: History, parameters, approaches, pose estimation, and future work[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2022, 129: 102314.

[7] PARISI L, RAVICHANDRAN N, LANZILLOTTA M. Artificial intelligence for clinical gait diagnostics of Knee osteoarthritis: An evidence-based review and analysis[J]. 2020. DOI: 10.36227/TECHRIV.11786511.V1

[8] PHINYOMARK A, OSIS S T, HETTINGA B A, et al. Gender differences in gait kinematics for patients with knee osteoarthritis[J]. BMC Musculoskeletal Disorders, 2016, 17(1): 157.

[9] EMMERZAAL J, VAN R S, VAN DER S R, et al. Joint kinematics alone can distinguish hip or knee osteoarthritis patients from asymptomatic controls with high accuracy[J]. Journal of

Orthopaedic Research, 2022, 40(10): 2229-2239.

[10] ZENG W, MA L, YUAN C, et al. Classification of asymptomatic and osteoarthritic knee gait patterns using gait analysis via deterministic learning[J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52(1): 449-467.

[11] ŞEN KÖKTAŞ N, YALABIK N, YAVUZER G, et al. A multi-classifier for grading Knee osteoarthritis using gait analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(9): 898-904.

[12] MEZGHANI N, HUSSE S, BOIVIN K, et al. Automatic classification of asymptomatic and osteoarthritis knee gait patterns using kinematic data features and the nearest neighbor classifier[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55(3): 1230-1232.

[13] KOTTI M, DUFFELL L D, FAISAL A A, et al. Detecting knee osteoarthritis and its discriminating parameters using random forests[J]. Medical Engineering and Physics, 2017, 43: 19-29.

[14] JONES L, HOLT C A, BEYNON M J. Reduction, classification and ranking of motion analysis data: An application to osteoarthritic and normal knee function data[J]. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 2008, 11(1): 31-40.

[15] KIM S Y, UPNEJA A. Majority voting ensemble with a decision trees for business failure prediction during economic downturns[J]. Journal of Innovation and Knowledge, 2021, 6(2): 112-123.

[16] DUHAMEL A, BOURRIEZ J L, DEVOS P, et al. Statistical tools for clinical gait analysis[J]. Gait and Posture, 2004, 20(2): 204-212.

[17] HALLGREN K A. Computing inter-rater reliability for observational data: An overview and tutorial[J]. Tutorials in Quantitative Methods for Psychology, 2012, 8(1): 23-34.

[18] CHRIST M, BRAUN N, NEUFFER J, et al. Time series feature extraction on basis of scalable hypothesis tests (tsfresh-a python package)[J]. Neurocomputing, 2018, 307: 72-77.

[19] YANG J H, PARK J H, JANG S-H, et al. Novel method of classification in knee osteoarthritis: Machine learning application versus logistic regression model[J]. Annals of Rehabilitation Medicine, 2020, 44(6): 415-427.

[20] EMMERZAAL J, DE BRABANDERE A, VAN DER S R, et al. Can the output of a learned classification model monitor a person's functional recovery status Post-total Knee arthroplasty? [J]. Sensors, 2022, 22(10): 3698.

[21] KARG M, SEIBERL W, KREUZPOINTNER F, et al. Clinical gait analysis: Comparing explicit state duration HMMs using a Reference-based index[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 23(2): 319-331.

[22] VARRECCHIA T, DE MARCHIS C, RINALDI M, et al. Lifting activity assessment using surface electromyographic features and neural networks [J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2018, 66: 1-9.

[23] KITTLER J, HATER M, DUIN R P W. Combining classifiers [C]//Proceedings of 13<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition. Vienna, Austria: IEEE, 1996: 897-901.