

# 一种阻抗信息缺失下双数据因子改进的体脂率预测方法

陈运, 孙斌, 赖源海

(南京邮电大学自动化学院、人工智能学院, 江苏南京 210023)

**摘要:** 为解决生物电阻抗分析法智能可穿戴设备只能测量人体局部电阻抗, 在阻抗信息缺失时无法准确预测全身体脂率的问题, 提出一种体特征补偿因子和改进参数优化聚合因子的体脂率预测方法。首先, 根据人体体积与阻抗的强相关性, 测量反映人体体型的三围数据和肢体数据, 计算出一组体特征补偿因子, 将其与人体基本信息和局部阻抗信息结合, 组成预测模型输入矩阵。然后, 引入参数聚合因子对灰狼算法进行改进, 以提升算法搜索能力。最后, 利用改进的灰狼算法优化传统BP神经网络模型, 建立一种新的体脂率预测模型, 并与其他体脂率预测模型进行比较。实验表明, 双因子改进模型平均绝对误差(MAE)为0.659、相关系数 $R^2$ 为0.967、预测准确率AR为90%, 与八电极体脂测量仪测量结果高度一致性。该研究对于使用智能可穿戴设备进行全身体脂率的预测具有一定的理论和实践价值。

**关键词:** 局部阻抗; 全身体脂; 人体特征; 补偿因子; 聚合因子; 改进灰狼算法; 可穿戴设备

DOI: 10.11907/tj.231345

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2024)004-0046-06

## A Dual-Data Factor Improved Body Fat Rate Prediction Method Under Impedance Information Deficiency

CHEN Yun, SUN Bin, LAI Yuanhai

(College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

**Abstract:** To solve the problem that intelligent wearable devices using bioelectrical impedance analysis can only measure local impedance of the human body and cannot accurately predict the overall body fat rate in the absence of impedance information, a body feature compensation factor and an improved parameter optimization aggregation factor based body fat rate prediction method are proposed. Firstly, based on the strong correlation between human body volume and impedance, measure the three circumference data and limb data that reflect human body shape, calculate a set of body feature compensation factors, and combine them with basic human body information and local impedance information to form a prediction model input matrix. Then, the parameter aggregation factor is introduced to improve the grey wolf algorithm, in order to enhance its search ability. Finally, using the improved grey wolf algorithm to optimize the traditional BP neural network model, a new body fat percentage prediction model was established and compared with other body fat percentage prediction models. The experiment shows that the average absolute error (MAE) of the two factor improved model is 0.659, the correlation coefficient  $R^2$  is 0.967, and the prediction accuracy AR is 90%, which is highly consistent with the measurement results of the eight electrode body fat measurement instrument. This study has certain theoretical and practical value for predicting the overall body fat rate using intelligent wearable devices.

**Key Words:** local impedance; whole-body fat; human features; compensation factor; aggregation factor; improved grey wolf algorithm; wearable device

收稿日期: 2023-04-03

**作者简介:** 陈运(1997-), 男, 南京邮电大学自动化学院、人工智能学院硕士研究生, 研究方向为基于局部生物电阻抗的全身体脂率算法; 孙斌(1986-), 男, 博士, 南京邮电大学自动化学院、人工智能学院副教授、硕士生导师, 研究方向为光电信号处理与图像信息融合; 赖源海(1997-), 男, 南京邮电大学自动化学院、人工智能学院硕士研究生, 研究方向为基于PPG信号的中医脉象分类算法。本文通讯作者: 孙斌。

## 0 引言

新冠疫情引起了人们对公共卫生和个人健康的关注,居家健康监测变得尤为重要<sup>[1]</sup>。2022年12月,疫情防控重点变为保健康、防重症,但基础病患者感染后更容易出现严重症状,甚至死亡。由于肥胖也会影响免疫系统功能,肥胖患者患基础病的风险更高,感染概率更大。因此,维持健康的体脂率水平是保护身体健康的重要措施之一<sup>[2]</sup>。

为了提升体脂率预测的准确性,国内外学者先后从阻抗测量方式<sup>[3]</sup>、数据拟合法<sup>[4]</sup>和体脂预测模型不断进行研究和改进<sup>[5]</sup>。Rosenblatt等<sup>[6]</sup>根据瘦体组织和脂肪组织导电的差异研制了人体脂肪仪,仪器采用单频率50 KHz,800  $\mu$ A的电流测得人体全身阻抗来计算人体脂肪含量。Pui-man等<sup>[7]</sup>使用BIA方法测量儿童的体内总水分含量,建立了总水分与阻抗的计算公式。庞大军等<sup>[8]</sup>利用AD9850设计正弦信号发生器,结合STM32单片机设计人体脂肪含量四电极测量系统,通过四电极连接人体测量人体多节段阻抗后计算全身阻抗信息,最终拟合出脂肪含量。陈小惠等<sup>[9]</sup>设计无感知多生理参数智能座便器,能在无感知的情况下通过臀部获取人体的PPG、ECG信号和人体局部阻抗信息(臀部),然后结合机器学习算法拟合人体局部体脂率和其他生理参数。杨宇祥等<sup>[10]</sup>通过八电极法设计了基于FPGA的人体成分分析及检测装置,提升了预测准确性。在测量方式上,四电极法与八电极法不同之处是通过多次测量人体不同节段组织的局部阻抗后合成全身阻抗<sup>[11]</sup>,以此提升人体全身脂率的拟合准确率,但增加了测量设备的体积和测量复杂度<sup>[12]</sup>;在拟合法上,传统机器学习回归算法在解决非线性函数预测问题时易出现过拟合或陷入局部最优解<sup>[13]</sup>;在预测模型上,当模型输入特征仅为局部阻抗信息时,预测全身体脂率存在较大误差。因此,如何利用人体局部阻抗信息,构建改进的机器学习预测模型更准确地预测全身体脂率,是目前研究的难点。

为解决上述问题,本文提出一种双数据因子改进的灰狼优化体脂率预测方法。该方法根据人体阻抗容积体测量模型,分析得出人体体积与阻抗的相关性较高,从而引入一组体特征补偿因子对缺失部位的阻抗数据进行特征补偿。为减小个人身体差异对预测结果的影响,将补偿因子结合身高、体重、年龄性别等人体基本信息,组成一组特征输入矩阵作为预测模型的输入。同时,引入聚合因子对灰狼优化算法进行改进,通过控制灰狼个体行为来增加算法的搜索能力。最后,利用双因子改进的灰狼算法优化BP神经网络(Two-factor improved GWO-BP, TFGWO-BP)构建新的体脂率预测模型,减少模型发生过拟合的情况并增加模型的鲁棒性。此外,在阻抗信息不足时,利用局部阻抗拟合全身体脂率来提升模型的预测准确率。

## 1 相关理论

### 1.1 容积导体测量模型

阻抗法测量体脂率是建立在一定假设理想模型基础上所提出的测量方式<sup>[14]</sup>。容积导体模型是从人体结构的宏观角度提出的假设模型,将人体假设为均匀导电并各向同性的圆柱体结构,人体长度等价于圆柱体的长,即人体平均横截面积可通过圆柱体的横截面积表示<sup>[15]</sup>。该模型下人体阻抗 $Z$ 的表达式为:

$$Z = \rho \times \frac{L}{A} \quad (1)$$

在已知圆柱体体积的情况下,横截面积 $A$ 表达式为:

$$A = \frac{V}{L} \quad (2)$$

可得:

$$Z = \rho \times \frac{L^2}{V} \quad (3)$$

由此可反向推出圆柱体体积的表达式为:

$$V = \rho \times \frac{L^2}{Z} \quad (4)$$

式中: $\rho$ 为圆柱体的电阻率; $L$ 为圆柱体的长度; $A$ 为圆柱体的横截面积。

### 1.2 体特征补偿因子

在阻抗测量时,将人体假设成为圆柱形容积导体模型,人体体积与人体阻抗具有相关性。当前,八电极体脂率测量仪的测量原理是将人体多个节段假想为多个圆柱形容积导体,由于人体各向同性且均匀导电,因此在仅拥有局部电阻抗信息时,节段体积相关值将作为缺失的肢体阻抗信息的特征补偿信息,例如胸围、腰围、臀围、躯干长、大腿围、小腿围、腿长、大臂周长、小臂周长和臂长等人体身体体型数据,通过计算后可构建一组体特征补偿因子 $C = [C_{upper}, C_{lower}, C_{limbs}, C_{waist-hip}]$ 。具体计算公式为:

$$C_{upper} = \frac{(Hindarm + Forearm)^2 \times Length_{Arm}}{8\pi} \quad (5)$$

$$C_{lower} = \frac{(Thigh + Calf)^2 \times Length_{Leg}}{8\pi} \quad (6)$$

$$C_{limbs} = \frac{Bust \times Length_{limbs}}{4\pi} \quad (7)$$

$$C_{waist-hip} = \frac{waist}{Hip} \quad (8)$$

式中: $Hindarm$ 、 $Forearm$ 、 $Thigh$ 、 $Calf$ 分别为大臂周长、小臂周长、大腿围和小腿围; $Bust$ 、 $waist$ 、 $Hip$ 分别为胸围、腰围和臀围; $Length_{Arm}$ 、 $Length_{Leg}$ 、 $Length_{limbs}$ 分别为臂长、腿长和躯干长。

### 1.3 灰狼优化算法

灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)<sup>[16]</sup>灵感来自于灰狼的群体行为,在灰狼群体中包括 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ 和 $\omega$ 共4种不同的灰狼, $\alpha$ 为灰狼群体中最强的狼, $\beta$ 为次强的狼, $\delta$

为第三强的狼,  $\omega$  为最弱的狼, 灰狼群体的捕食行为基于狼之间的竞争和协作所完成。算法中, 灰狼群体的位置被看作是一组解, 灰狼之间的竞争和协作则被看作是寻找最优解的过程, 算法通过不断更新灰狼的位置寻找到最优解。

在狩猎过程中, 将灰狼的围捕猎物的行为定义为:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} * \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t) \right| \quad (9)$$

灰狼位置更新公式为:

$$\vec{x}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} * \vec{D} \quad (10)$$

在式(9)、式(10)中,  $\vec{A}$ 、 $\vec{C}$  是系数向量, 具体计算公式为:

$$\vec{A} = 2\vec{\alpha} \cdot \vec{r}_1 - \vec{\alpha} \quad (11)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (12)$$

式中:  $t$  为迭代次数;  $\vec{D}$  为个体与猎物之间的距离向量;  $\vec{X}_p$  为猎物位置向量;  $\vec{x}$  为灰狼位置向量;  $\vec{\alpha}$  为收敛因子, 取值为 0~2, 与迭代次数成反比;  $\vec{r}_1$ 、 $\vec{r}_2$  是两个一维随机数向量, 取值为 0~1。

在灰狼狩猎的过程中,  $\alpha$  狼通常占据主导位置, 其余等级的狼都听其调遣配合行动, 在算法执行初期默认最优解依次为  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ 、 $\omega$ , 根据  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$  对猎物所掌握的信息更多这一特性建立捕食模型, 通过前 3 个最优解来指导剩余解行动, 从而达到全局优化效果。此时灰狼位置的更新公式为:

$$\vec{D}_\alpha = \left| \vec{C}_1 * \vec{X}_\alpha - \vec{X} \right| \quad (13)$$

$$\vec{D}_\beta = \left| \vec{C}_2 * \vec{X}_\beta - \vec{X} \right| \quad (14)$$

$$\vec{D}_\delta = \left| \vec{C}_3 * \vec{X}_\delta - \vec{X} \right| \quad (15)$$

式中:  $\vec{D}_\alpha$ 、 $\vec{D}_\beta$ 、 $\vec{D}_\delta$  分别表示  $\omega$  狼到  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼、 $\delta$  狼的距离。

由于  $\omega$  狼会分别受  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼、 $\delta$  狼的影响, 具体计算公式为:

$$\vec{X}_1 = \left| \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 * \vec{D}_\alpha \right| \quad (16)$$

$$\vec{X}_2 = \left| \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 * \vec{D}_\beta \right| \quad (17)$$

$$\vec{X}_3 = \left| \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 * \vec{D}_\delta \right| \quad (18)$$

此时,  $\omega$  狼个体需要调整位置, 本文取各影响的平均值, 具体更新公式为:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (19)$$

灰狼在完成围捕、狩猎任务后, 需要进行攻击任务, 攻击猎物的数学表达式为:

$$a = 2 - 2 \cdot \frac{t}{T} \quad (20)$$

式中:  $t$  表示当前迭代次数;  $T$  为设定的最大迭代次数。

当  $a$  值从 2 递减到 0 时, 对应的  $A$  值也在区间  $[-a, a]$  变化。具体为:  $a$  取值越大使灰狼远离猎物, 希望找一个更

合适的猎物, 因而促使灰狼进行全局搜索 ( $|A| > 1$ );  $a$  取值越小使灰狼靠近猎物, 因而促使狼群进行局部搜索 ( $|A| < 1$ )。

#### 1.4 参数优化聚合因子

本文基于参数优化来加强灰狼的搜索能力, 从而使得灰狼算法达到最优效果。同时, 在模型中引入聚合因子 (Aggregation Factor, AF) 控制灰狼个体的搜索行为, 聚合因子是一个实数, 通常处于 0~1 之间, 根据种群中的灰狼个体适应度情况不断变化, 从而动态调整灰狼个体的搜索策略。该方法最大的特点就是能很好的探索空间, 具体计算公式为:

$$AF = 1 - \frac{f_{max} - f(x)}{f_{max} - f_{min}} \quad (21)$$

式中:  $f_{max}$ 、 $f_{min}$  分别表示当前种群中适应度最高和最低的灰狼个体;  $f(x)$  表示适应度函数;  $AF$  越大表示当前灰狼个体的适应度越好, 对群体的搜索行为影响力越大。

综上可知, 在传统灰狼算法中每个灰狼个体都根据上述公式进行搜索, 在引入聚合因子后通过聚合因子  $AF$  来控制每只灰狼的搜索行为。本文以头狼  $\alpha$  为例, 在引入聚合因子后, 下次更新位置的公式  $\vec{X}_\alpha(t+1)$  为:

$$\vec{X}_\alpha(t+1) = \vec{X}_\alpha(t) - AF * \vec{A} * \vec{D}_\alpha \quad (22)$$

最终, 通过不断更新位置达到最大迭代次数, 从而完成优化, 获取最优解。

## 2 构建双数据因子改进的体脂率模型

### 2.1 预处理输入数据

为了降低人体差异对体脂率预测的影响, 充分利用阻抗信息与体脂率的关联性<sup>[17]</sup>。本文结合人体基本信息数据、人体局部电阻抗的幅度信息和相位信息、人体特征补偿因子构建数据集。其中, 人体基本信息数据包括身高、体重、年龄和性别四维特征数据; 人体局部电阻抗数据包括 50 KHz 激励信号下人体上肢的幅度和相位二维特征数据; 人体特征补偿因子为躯干体积相关值、上肢体积相关值、下肢体积相关值和腰臀比值四维特征数据, 总计十维输入特征。

为避免数据中的量纲和尺度对预测造成影响, 本文对数据集进行标准化处理。首先, 剔除缺失、异常值, 对于性别参数指标使用 0、1 替换女性和男性。然后, 对特征数据进行归一化处理, 具体公式为:

$$x_k = \frac{x_k - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (23)$$

式中:  $x_{min}$  为数据序列中的最小数;  $x_{max}$  为序列中的最大数。

### 2.2 双数据因子改进的灰狼算法优化 BP 神经网络模型

本文将数据预处理后的十维输入矩阵输入通过聚合因子改进的灰狼优化 BP 神经网络预测模型, 实现局部电

阻抗拟合全身体脂率的高精度测量。网络的构建和优化步骤具体流程如下:

步骤 1: 初始化灰狼种群。生成一定数量的灰狼作为初始种群, 本文设置初始化灰狼个数为 20。

步骤 2: 计算适应度。根据优化问题和灰狼的位置, 计算每只灰狼的适应度, 适应度可理解为该灰狼在当前位置下解决优化问题的表现, 本文使用均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 作为目标函数。

步骤 3: 计算聚合因子。根据当前种群众适应度最高和最低的灰狼个体, 计算聚合因子大小。

步骤 4: 更新灰狼位置。根据灰狼个体当前位置和聚合因子, 更新每个灰狼个体的新位置, 进而形成新的种群。

步骤 5: 更新灰狼的适应度。根据新的灰狼位置, 重新计算灰狼的适应度。

步骤 6: 判断停止条件。判断是否满足停止条件, 例如达到最大迭代次数或满足一定的收敛条件。

步骤 7: 选择最优解。从最终的种群中选择适应度最好的灰狼作为最终解。

步骤 8: 更新 BP 神经网络权重和偏置。将选择的最优解作为 BP 神经网络的初始权重和偏置, 然后采用反向传播算法对神经网络进行训练, 进一步优化权重和偏置。

本文设置灰狼个数为 20 个, 最大迭代次数为 50 次。在优化时, 需要使用获得的最优个体对网络初始权值和阈值进行更新赋值, 网络训练后即可输入数据集来预测函数输出。具体预测流程图如图 1 所示。

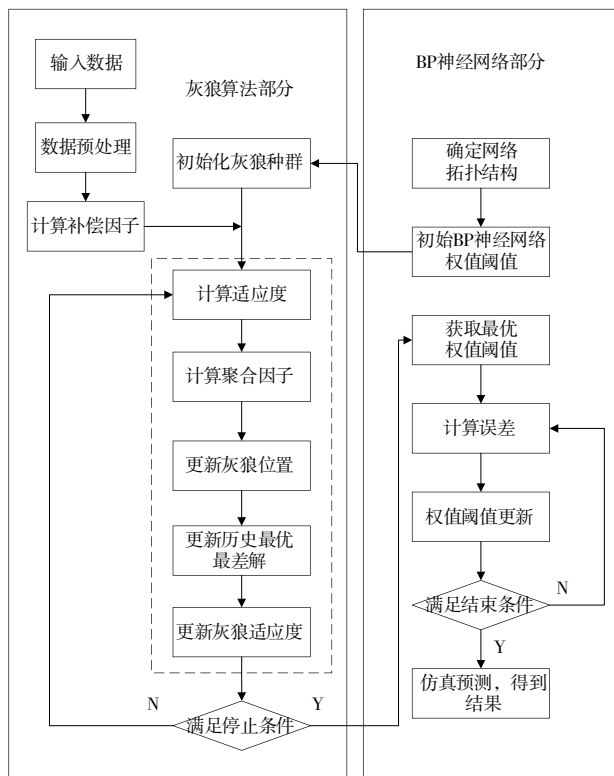


Fig. 1 Two-factor improved GWO-BP algorithm  
图 1 双因子改进的 GWO-BP 算法

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 数据集

本文实验数据集来源于南京邮电大学自动化学院、人工智能学院团队自主采集的数据库 (<http://dataset.kangdollar.com>), 包括被测人员的标准体脂率数据、人体基本信息数据、反映人体体型的体特征补偿数据、局部阻抗的幅度和相位数据 4 部分信息。其中, 人体基本信息数据包括身高、体重、年龄和性别; 体特征补偿数据包括胸围、腰围、臀围、躯干长、大腿围、小腿围、腿长、大臂周长、小臂周长和臂长; 部阻抗数据选用人体上肢部分在 50 KHz 激励信号下的幅度和相位数据。

从数据库中随机选取 600 组数据, 将其划分为 540 组训练集, 60 组测试集。为了保证预测模型具有较强的泛化性与完备性, 在体脂率为 5%~45% 的范围内随机选取数据, 其中男性占 52%, 女性占 48%, 覆盖青年、中年、老年阶段。具体数据分布如图 2 所示。

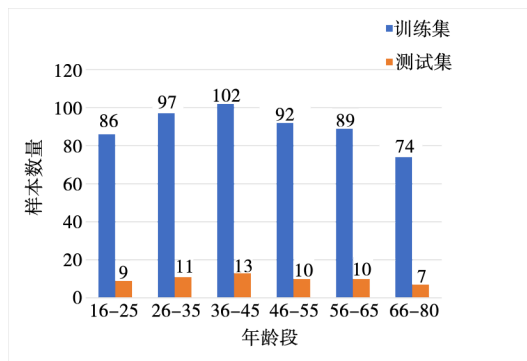


Fig. 2 Age distribution of data set  
图 2 数据集年龄分布

#### 3.2 实验结果

为了评估模型预测精度, 将测试集数据作为输入, 分别使用传统 BP 模型、GWO-BP 模型、双因子改进的灰狼优化 BP 神经网络模型 (TFGWO-BP) 对测试集样本进行体脂率预测, 具体预测结果如图 3 所示 (彩图扫 OSID 可见, 下同)。其中, 将同一时刻八电极体脂率测量仪的测量值作为标准参考值记为  $T_{ure}$ ; 传统 BP 模型的预测值标记为 BP; GWO-BP 模型的预测值标记为 GWO-BP; 双因子改进的灰狼优化 BP 神经网络模型的预测值标记为 TFGWO-BP。

由图 3 可见, 相较于传统的 BP 体脂预测模型和未改进的 GWO-BP 体脂预测模型, 双数据因子改进的 TFGWO-BP 模型具有更好的拟合效果, 其预测结果更接近标准测量仪的真实值, 优势更为明显。为进一步比较模型的预测精度, 通过分析实验结果绘制了 3 种模型的误差分析图 (见图 4), 误差带大小定义为真实值大小  $\pm 2\%$ 。

由图 4 可见, TFGWO-BP 的预测效果优于 GWO-BP 的体脂预测方法, 基于 BP 的体脂率预测效果表现略差。此外, 为进一步评估 3 种体脂预测模型的性能, 分别从平均

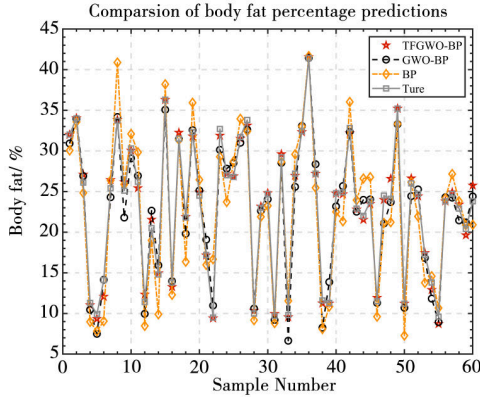


Fig. 3 Comparison of body fat rate predictions  
图3 体脂率预测结果比较

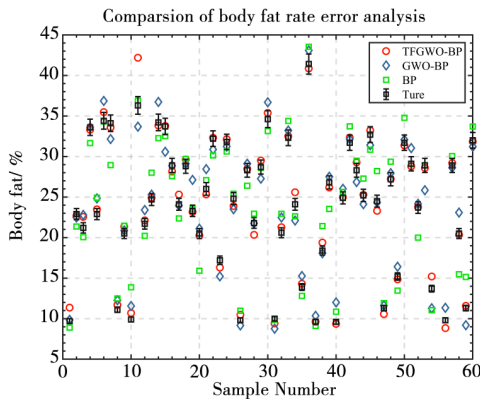


Fig. 4 Comparison of body fat rate error analysis  
图4 体脂率误差分析比较

绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、相关系数 ( $R^2$ ) 和准确率 (AR) 三个指标比较体脂率预测结果。其中, MAE 值越小、AR 值越大表明该模型预测越准确;  $R^2$  反映模型的拟合程度, 值越接近于 1, 表示模型拟合程度越好<sup>[18]</sup>。具体计算公式如式 (24)~式 (25) 所示。各项评价指标如表 1 所示。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - \hat{O}_i| \quad (24)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \hat{O}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (25)$$

$$AR = \frac{\text{符合误差允许的样本数}}{\text{总测试样本数}} \times 100\% \quad (26)$$

式中:  $n$  为测试集样本的数量, 在本文进行的实验中随机抽取 10% 的数据集作为测试集;  $O_i$  表示体脂率的期望值;  $\hat{O}_i$  表示体脂率的预测值;  $\bar{O}$  表示体脂率的平均值。

由表 1 可知, 双数据因子改进的灰狼优化 BP 神经网络回归模型  $R^2$  值更高, MAE、AR 均显著优于未优化的回归模型, 在预测准确率上分别提升 18.33%、41.67%。实验表明, 通过体特征补偿因子和参数优化聚合因子改进的灰狼智能算法的实验结果, 相较于传统模型所构建的函数关系

更可靠, 稳定性更强。

Table 1 Comparison of model evaluation index results

表 1 模型各项评价指标结果对比

预测模型	MAE	$R^2$	AR/%
BP	1.761	0.854	48.330
GWO-BP	1.294	0.932	71.670
TWI-GWO-BP	0.659	0.967	90.000

为进一步评估双数据因子改进的灰狼优化 BP 神经网络模型的可行性, 对八电极体脂率测量仪测量的体脂率标准值和本文模型的体脂预测值通过 Bland-Altman 分析法进行一致性分析<sup>[19]</sup>, 如图 5 所示。其中, Mean<sup>[20]</sup> 为两种测量方法测量值差值的均值; 1.96SD 为 1.96 倍标准偏差也称为一致限, 散点分布在一致限内越多代表一致性越好; 散点越接近差值平均数 Mean 的线代表差值平均数为 0 的线, 一致性越好。

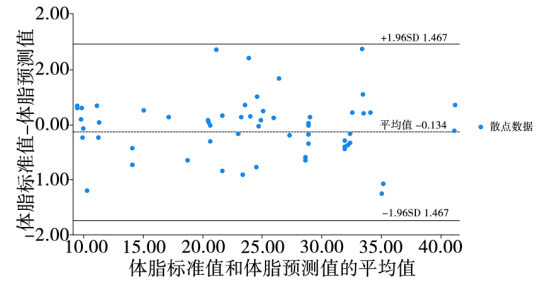


Fig. 5 Bland-Altman analysis of body fat rate  
图5 体脂率 Bland-Altman 分析

由图 5 可见, 通过 Bland-Altman 分析两种体脂率测量方法的测量值, 可算出体脂率的 Mean 值接近于差值平均数为 0 的线, 且两种测量方法的差值均处于一致限内, 可得两种测量方法一致性较高, 所提模型具有实际可行性。

## 4 结语

本文为解决智能可穿戴设备仅能测量人体局部阻抗, 在阻抗信息缺失情况下预测全身体脂率准确率低的问题, 提出一种双数据因子改进的体脂率预测方法。首先, 采用反映人体体型信息的特征数据计算体特征补偿因子, 结合人体基本信息、局部阻抗幅度和相位信息组成模型输入矩阵。然后, 通过聚合因子改进传统灰狼算法, 提升个体灰狼的搜索能力。最后, 基于改进后的模型对传统 BP 神经网络预测模型进行优化, 寻找最优参数, 避免模型发生过拟合现象和陷入局部最优解, 从而增强模型的鲁棒性。

实验表明, 本文方法相较于传统 BP、GWO-BP 模型, 在提升准确性的同时具有更强的泛化能力, 不仅降低了人体特征差异对体脂率测量精度的影响, 还在模型性能方面更为出色。通过 Bland-Altman 一致性分析表明, 双数据因子改进的体脂率测量方法与八电极体脂率测量仪具有高度一致性, 能满足利用局部电阻抗测量全身体脂率的实际应用要求, 对于使用智能可穿戴设备进行全身体脂率预测

具有一定的理论和实践价值。

然而,本文实验所构建的数据集中,人体局部电阻抗数据为50 KHz激励信号下人体上肢的幅度和相位二维特征数据,因此仅以上肢为例构建模型进行实验。未来,将采集人体下肢、臀部等局部特征数据构建预测模型,以使得模型可适用于各类可穿戴设备。

#### 参考文献:

- [1] MENG L, ZHOU J Z. Human health monitoring method based on improved PNN model [J]. *Automated Instrumentation*, 2017, 38 (11): 1-4,8.  
孟柳,周金治. 基于改进PNN模型的人体健康监测方法[J]. *自动化仪表*, 2017, 38(11): 1-4,8.
- [2] HE Y, HU B Q, LI X B, et al. Comparison of percent of body fat by bioelectrical impedance analysis and dual-energy X-ray absorptiometry of old adults[J]. *Food and Nutrition in China*, 2016, 22(4):86-89.  
贺媛,胡斌强,李兴博,等. 生物电阻抗分析法和双能X射线吸收法测量人体脂肪率的对比研究[J]. *中国食物与营养*, 2016, 22(4):86-89.
- [3] SUN B, XUE Y N, CHEN X H. PPG signal identification method based on improved neighborhood rough set[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022,41(6):8-13.
- [4] CHEN L J, ZHOU Q, YUAN Q Y. Study on resting energy consumption and prediction formula of Chinese adults based on body composition analysis[J]. *Chongqing Medical*, 2022,51(8):1320-1325.  
陈丽君,周琪,袁侨英. 基于人体成分分析的中国成人静息能量消耗及预测公式的研究[J]. *重庆医学*,2022,51(8):1320-1325.
- [5] LAI J B, LI X M, ZHAO G H, et al. Study on the relationship between lower limb muscle content and visceral adiposity in obese population [J]. *Shaanxi Medical Journal*, 2020,49(12):1566-1568,1572.  
赖敬波,李晓苗,赵国宏,等. 肥胖人群下肢肌肉含量及其与内脏脂肪型肥胖关系研究[J]. *陕西医学杂志*,2020,49(12):1566-1568,1572.
- [6] ROSENBLATT A J, SCRIVANI P V, BOISCLAIR Y R, et al. Evaluation of a semi-automated computer algorithm for measuring total fat and visceral fat content in lambs undergoing in vivo whole body computed tomography [J]. *The Veterinary Journal*, 2017,228:46-52.
- [7] PUIMAN P J, FRANCIS P, BUNTAIN H C, et al. Total body water in children with cystic fibrosis using bioelectrical impedance [J]. *Journal of Cystic Fibrosis*,2004,3(4): 243-247.
- [8] PANG D J. Design and implementation of body fat content measurement system based on impedance measurement method[D]. Nanjing: Southeast University,2017.  
庞大军. 基于阻抗测量法的人体脂肪含量测量系统的设计与实现[D]. 南京:东南大学,2017.
- [9] XI Z B, CHEN X H, ZHANG Y F, et al. A new network non-invasive real-time blood pressure monitoring system [J]. *Computer Technology and Development*, 2020, 30(1): 155-159.  
席锡宾,陈小惠,张永芳,等. 一种新的网络化无创血压实时监测系统[J]. *计算机技术与发展*, 2020, 30(1): 155-159.
- [10] WANG P J. Research on body composition analysis method based on bioelectrical impedance technology[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology,2021.  
王鹏举. 基于生物电阻抗技术的人体成分分析方法研究[D]. 西安:西安理工大学,2021.
- [11] RAMÍREZ-VÉLEZ R, IZQUIERDO M, CORREA-BAUTISTA J E, et al. Liver fat content and body fat distribution in youths with excess adiposity[J]. *Journal of Clinical Medicine*,2018,7(12):528.
- [12] LI K W, LI S H, HUANG Z C, et al, Grey wolf optimization algorithm based on Cauchy-Gaussian mutation and improved search strategy [J]. *Scientific Reports*, 2022,12(1):18961-18961.
- [13] GUO C, XIE H, MENG X, et al. Research on parameter identification of load model based on GWO algorithm[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2022,37(2):30-37.  
郭成,谢浩,孟贤,等. 基于灰狼优化算法的负荷模型参数辨识[J]. *电力科学与技术学报*,2022,37(2):30-37.
- [14] YUAN J, LI C X, WANG Q, et al, Lightning whistler wave speech recognition based on grey wolf optimization algorithm [J]. *Atmosphere*, 2021, 13(11): 1828.
- [15] SANTOSA P I, PRAMUNENDAR R A. A robust feature construction for fish classification using grey wolf optimizer[J]. *Cybernetics and Information Technologies*, 2022, 22(4): 152-166.
- [16] GUNJAN V K, SINGH N, SHAIK F, et al. Detection of lung cancer in CT scans using grey wolf optimization algorithm and recurrent neural network[J]. *Health and Technology*, 2022,12(6): 1197-1210.
- [17] HENKIN S, MCBANE ROBERT D. SVM communications: membership spotlight[J]. *Vascular Medicine*,2022,27(4):418-420.
- [18] FAN H X, CHEN X H. An improved vector machine learning method for continuous non-invasive blood pressure prediction [J]. *Journal of System Simulation*, 2020, 32(9): 1686-1692.  
樊海霞,陈小惠. 一种连续无创血压预测的改进向量机器学习方法[J]. *系统仿真学报*, 2020, 32(9): 1686-1692.
- [19] LI Z K, PAN Y, ZHAO M, et al. Research and analysis on the current situation of non-invasive automatic sphygmomanometer replacing mercury sphygmomanometer[J]. *China Metrology*, 2022(7): 16-17.  
李宗奎,潘杨,赵明,等. 无创自动测量血压计替代水银血压计的现状研究和分析[J]. *中国计量*, 2022(7): 16-17.
- [20] DU Y, ZHANG C, HAN Z, et al. Use the Bland-Altman method to evaluate the consistency of the measurement results of two filter efficiency detectors[J]. *China Metrology*, 2021(6): 95-97.  
杜玉,张璨,韩争,等. 利用Bland-Altman法对两种过滤效率检测仪测量结果进行一致性评价[J]. *中国计量*, 2021(6): 95-97.

(责任编辑:刘嘉文)