

# 基于康复训练中力信号的人体参与度建模

耿安鸿,李伟达,李娟,张虹淼

(苏州大学 江苏省先进机器人技术重点实验室,江苏 苏州 215021)

**摘要:**设计一种基于人机接触力的人体主动参与程度评估模型,用于康复机器人应用中的主动康复训练。通过人体的肌电信号得到肌肉活跃度,确定肌电信号与人体参与度的关系。分析这一过程中人机接触力的变化,将腿部力信号平均值以及腰部力信号方差作为模型输入,对基于肌电信号的参与度模型进行拟合,得到基于力信号的参与度模型,使用肌电信号参与度模型对力信号参与度模型进行验证,证明了该模型的有效性。该方法避免了肌电信号采集时干扰较大且准备工作繁琐等缺点,具有良好的实用性。

**关键词:**康复机器人;主动训练;参与度;人机接触力

**中图分类号:**TP242 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2020)02-0096-05

## Human Participation Modeling Based on Force Signals in Rehabilitation Training

GENG Anhong, LI Weida, LI Juan, ZHANG Hongmiao

(Jiangsu Provincial Key Laboratory of Advanced Robotics, Soochow University, Suzhou 215021, China)

**Abstract:** This paper presents an evaluation model for human active participation based on human-machine contact force, which can be used in the application of rehabilitation robots to do the active rehabilitation training. The relationship between muscle activity and human participation is obtained by the EMG signal of human body. Then, the changes of human-machine contact force during this process are analyzed. The average value of leg force signal and the variance of waist force signal are used as input of the model. The participation model based on EMG signal is fitted and the participation model based on the force signal is obtained. And then, the EMG signal participation model is used to validate the force signal participation model and its validity. This method can be used to reduce the interference and cumbersome preparation work in EMG signal acquisition. and it is of good practicability.

**Keywords:** rehabilitation robot; active training; degree of participation; human-machine contact force

## 0 引言

我国人口老龄化程度快速上升,脑卒中成为全球第二大、中国第一大致致死性疾病<sup>[1]</sup>。偏瘫患者数量逐年递增,医学研究表明通过康复训练可逐步恢复或提高患者的步行能力,这使得康复训练机器人得到了日益广泛的研究和发展<sup>[2]</sup>。但在康复训练中,被动的训练对患者康复效果有限,而患者在主动参与康复训练时,康复效果显著提高<sup>[3]</sup>。因此,主动康复训练方法是康复训练机器人研究中的关键问题。

美国特拉华大学 HAMNER S R 等人对正向动态神经肌肉骨骼进行了建模<sup>[4]</sup>,提出基于肌电信号的肌肉活跃度算法,可以从肌电信号预测肌肉力的大小;燕山大学史小华等人通过采集下肢肌电信号,提取肌电信号的时域特征量,识别患者的运动意图,驱动康复机器人完成康复训练<sup>[5]</sup>。但由于肌电信号会受到空气湿度、电场等外部干扰以及肌肉疲劳、肌肉表面汗液等内部干扰,使得采集到的肌电信号不稳定,并且采集过程较为繁琐。因此, DUSCHAU Wicke A 等人提出在康复训练中采用阻抗控

制方法,在康复机器人的预期活动路径周围设置阻力,使得患者在预期路径内可以自由活动,超出范围时则会受到阻力<sup>[6]</sup>;哈工大李晓飞采用基于人机接触力的阻抗控制进行主动训练,实现了等助力或者等阻力的康复训练<sup>[7]</sup>。

上述研究可在一定程度上实现主动康复训练,但现有的方法无法对患者主动参与程度进行评估和量化,不利于实现患者的主动康复训练。

基于以上问题,本文提出一种基于人机接触力的人体主动参与程度评估模型,通过人与机器人之间的接触力获取人体的主动参与度,可为康复机器人应用中的主动康复训练提供基础。首先,利用人体肌电信息获取人体的肌肉活跃度,由于肌肉的活跃度可直接反映人体的运动状态,因此可建立肌电信息与人体参与度的关系;同时分析这一过程中人机接触力的变化,即可建立人机接触力与人体参与度的模型。这种方法可避免实际应用中的肌电信号干扰较大且准备工作复杂、使用不便等缺点,直接通过人机连接处的接触力获得人体的参与度,有很好的实用性。

整体建模流程如图1所示。

**基金项目:**国家自然科学基金项目(51475314)

**第一作者简介:**耿安鸿(1994—),男,江苏苏州人,硕士,研究领域为康复机器人及人体参与度。

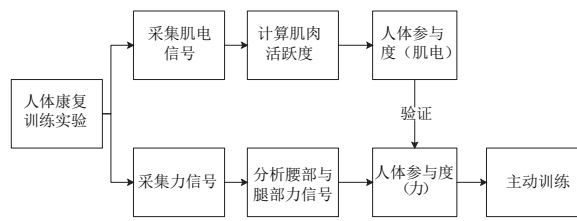


图1 人体参与度建模流程

## 1 康复训练实验系统

实验所用的床式下肢康复训练机器人模型如图2所示,其基于人体下肢髌、膝、踝关节的运动对应关系,进行了机构的多参数运动学优化,优化后的结构可模拟人正常的步态运动<sup>[8]</sup>。下肢康复训练机器人,安装有2个腿部连接机构与1个腰部连接机构,用于与人体连接。

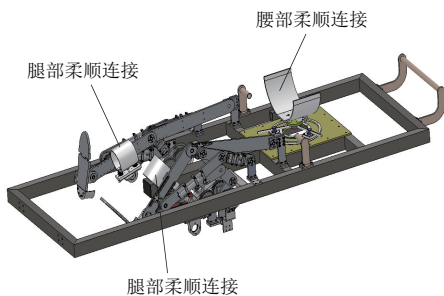


图2 下肢康复训练机器人三维图

在腿部连接机构中,沿腿部轴向方向安装了2个一维力传感器,可测垂直于人体腿部方向的人机接触力,如图3所示。腰部连接机构内均匀分布着3个力传感器,可测垂直于人体腰部方向的人机接触力,如图4所示。

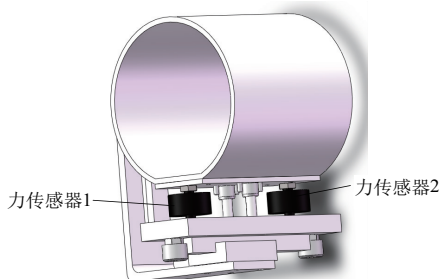


图3 腿部柔顺人机连接机构

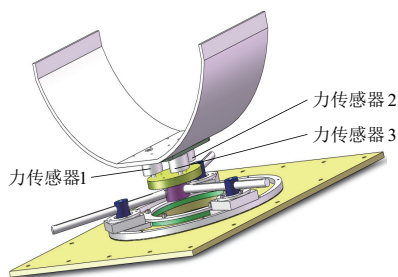


图4 腰部柔顺人机连接机构

利用上述康复训练机器人,共进行了36组步态训练实验,其中9组主动跟随,18组半跟随,9组不跟随。主动

跟随为实验者主动发力,跟随床体进行步态训练,半跟随为实验者处于半发力状态,不跟随为人体不发力,完全靠床体带动进行步态训练。使用其中19组用于参与度的建模过程,17组用于参与度模型的检验。实验系统如图5所示,同时采集了人体下肢相关肌肉的肌电信号以及腿部和腰部人机连接处的力信号。实验分类及实验数据组成如表1、表2所示。



图5 人体参与度建模实验系统

表1 实验分类 单位:组

实验分组	实验分类			合计
	主动跟随	半跟随	不跟随	
训练集数量	5	9	5	19
测试集数量	4	9	4	17

表2 实验信号组成 单位:个

腿部力信号	腰部力信号	肌电信号
2	3	7

## 2 基于肌电信号的人体参与度建模

### 2.1 肌电信号采集

使用美国某公司 MyoSystem-1400A 型的表面肌电采集仪和 MRMP 1.06 Master Edition 软件对人体腰部及下肢肌肉进行肌电信号采集。

控制人体膝关节弯曲的主要有股二头肌、股薄肌、腓肠肌、缝匠肌、半膜肌与半腱肌;控制膝关节伸展的主要有股直肌、股中肌、股外肌与股内肌。控制踝关节的主要为胫骨前肌。

电极片粘贴位置如图6所示。选择图6中的腰部肌肉2腰部多裂肌和右腿肌肉3股直肌,肌肉4股外肌,肌肉5股内肌,肌肉6胫骨前肌,肌肉15股二头肌,肌肉16腓肠肌<sup>[9]</sup>。

### 2.2 肌电信号处理

原始的肌电信号为电压值,需要对采集到的肌电信号进行预处理,进行带通滤波去除低频噪声,此处采用四阶巴特沃斯滤波<sup>[10]</sup>,对滤波后的肌电信号进行标准化;对标准化后的肌电信号进行低通滤波,由于肌肉中钙离子运动、肌肉动作电位沿肌肉的传输、肌肉和肌腱的粘弹性等情况,和这些相比,肌肉产生的力具有更低的频率。因此,

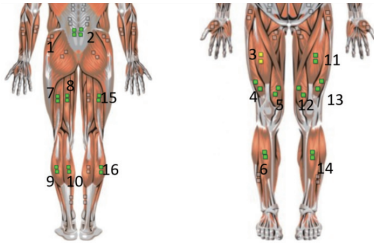


图6 电极片粘贴位置

为了使肌电信号与肌力相关,需要滤除高频分量。最后,利用微分方程求活跃度:

$$X = \frac{e^{(A \times U)} - 1}{e^A - 1} \quad (1)$$

式中: $X$ 为肌肉活跃度; $U$ 为经过处理后的肌电信号; $A$ 为非线性形状因子,范围为 $0 \sim -3$ ,其中 $A = -3$ 是高指数关系, $A = 0$ 是线性关系,此处取 $-3$ 。

图7为人体主动发力跟随床体运动与不发力时的肌肉活跃度对比。肌肉开始运动的时候会剧烈放电,因此,从第2个周期开始对肌电信号开始分析。

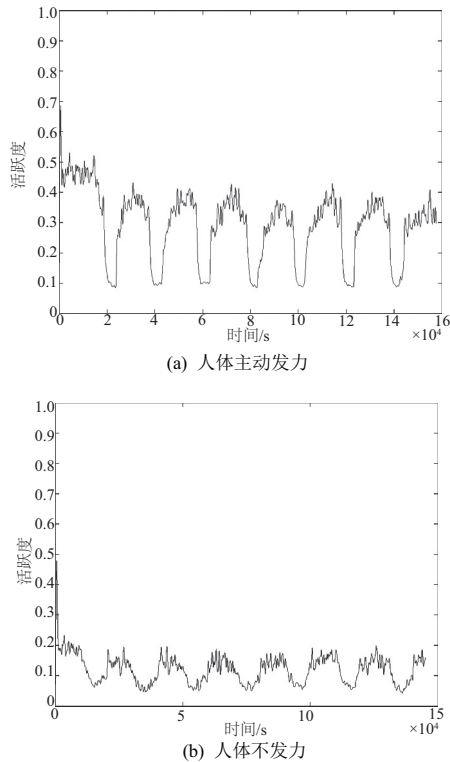


图7 人体不同状态时肌肉活跃度对比

### 2.3 肌电信号权重分析

下肢运动中,主要有7块肌肉参与,因此需要对各肌肉的活跃度进行权重赋予,以获得总的下肢的活跃度。主成分分析法是一种客观赋权法,根据各指标间的相关关系或各项指标值的变异程度来确定权数,避免人为因素带来的偏差<sup>[11]</sup>。这里采用主成分分析法进行肌电信号的权重赋值。首先对 $n$ 次实验的7个肌肉活跃度进行标准化处

理,可用以下矩阵表示:

$$X_{n \times 7} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{17} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{27} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{n7} \end{pmatrix} \quad (2)$$

对矩阵式(2)进行标准化处理:

$$\tilde{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{S_j} \quad (i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,7) \quad (3)$$

求协方差矩阵 $Z$ 并进行特征分解得

$$Z = U \Lambda U^T \quad (4)$$

得到 $Z$ 的7个非负特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_7$ ,这7个特征值即为主成分的方差,即

$$\Delta Z_i = \lambda_i \quad (5)$$

定义 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_7$ ,其中 $\Lambda$ 为 $Z$ 的特征值组成的对角阵; $U$ 为 $Z$ 的特征向量按列组成的正交阵,构成了新的矢量空间,作为新变量(主成分)的坐标轴。

确定主成分个数:

$$\eta_m = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_m}{\lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_7} \quad (6)$$

当 $\eta_m > 80\%$ 时,可认为主成分数目为 $m$ 。

在本文中,经过计算,前两个主成分 $Z_1$ 与 $Z_2$ 贡献率相加为96.13%:

$$Z_1 = 0.41X_1 + 0.06X_2 + 0.41X_3 + 0.42X_4 + 0.39X_5 + 0.40X_6 + 0.42X_7 \quad (7)$$

$$Z_2 = 0.21X_1 + 0.87X_2 - 0.14X_3 - 0.2X_4 + 0.21X_5 - 0.30X_6 + 0.09X_7 \quad (8)$$

将式(7)与式(8)相加,得到整体肌肉活跃度 $M$ 为

$$M = 78.01Z_1 + 18.12Z_2 = 35.83X_1 + 20.50X_2 + 29.65X_3 + 28.85X_4 + 34.24X_5 + 25.83X_6 + 34.03X_7 \quad (9)$$

选择实验中肌肉活跃度最高的一组作为参与度100,最低的一组作为参与度0,建立基于肌电信号的人体参与度模型为:

$$Y_{EMG} = (M - \min(M)) / (\max(M) - \min(M)) \times 100 \quad (10)$$

将19组实验数据带入式(10),结果如图8所示。

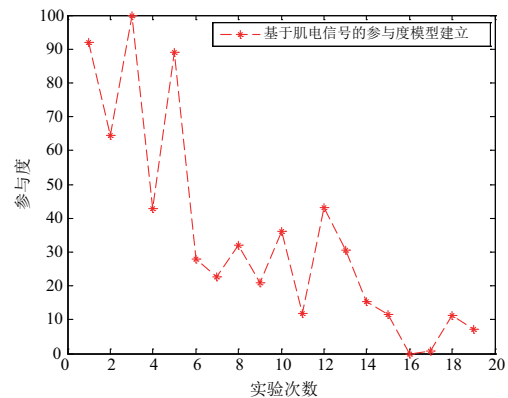


图8 基于肌电信号人体参与度建模

图8显示了19组实验数据的基于肌电信号人体参与度建模结果。

### 3 基于人机接触力信号的人体参与度建模

#### 3.1 力信号采集与预处理

采集右腿 2 个力传感器以及腰部 3 个力传感器作为力信号原始数据,由于力传感器与固定支架之间为螺纹连接,存在预紧力,因此,每次实验前进行空载实验,记录空载时各力传感器信号作为初值。之后进行载人实验,人体受力即为载人实验的力信号减去初值。

由于减去初值后的力信号依然有各种噪声干扰,因此需要对减去初值后的力信号进行预处理。本文采用滑动平均滤波的方法处理力信号<sup>[12]</sup>,滤波效果如图 9(本刊黑白印刷,相关疑问请与作者联系)。可以看出滤波后曲线平滑,较好地去除了噪声。

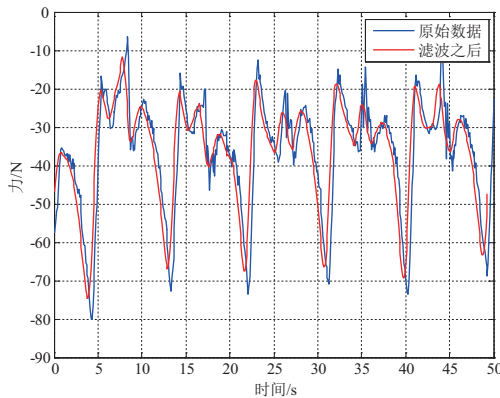


图 9 滑动平均滤波前后对比

#### 3.2 基于力信号的参与度模型分析与建立

人体在主动跟随机器人做康复训练时,腿部受力减小;在被动跟随机器人做康复训练时,腿部受力增大。由于不同实验者腿部在每次穿戴人机连接时,姿态会有不同,因此 2 个传感器共同承受腿部质量但比重不同,故将 2 个传感器受力相加取平均值作为参与度模型的 1 个输入量  $\bar{F}_L$ 。

腰部传感器始终支撑着人体腰部及上肢质量,取平均值并不能反映人体跟随程度,而腰部受力的波动情况则能很好地反映人体的跟随情况,在人体发力明显时,腰部受力会有较大波动;人体发力不明显时,腰部受力会有较小波动。因此,对腰部各传感器的力信号计算方差,作为参与度模型的 3 个输入量  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$ 。

使用力信号进行参与度建模并没有数值参考,因此,力信号建模原理为使用力信号的 4 个输入量对肌电信号参与度模型进行拟合。假设肌电信号计算的参与度  $Y_{EMG}$  与力信号计算的参与度  $Y_F$  线性相关,将  $Y_{EMG}$  的 0~100 参与度映射到  $Y_F$  的 0~100 参与度,以均方根误差作为判定标准:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{EMG} - Y_F)^2}{n}} \quad (11)$$

式中: $\sigma$  为模型的均方根误差; $Y_{EMG}$  为肌电信号计算的参与度; $Y_F$  为力信号计算的参与度; $n$  为建模所用的数据组数。

力信号计算的参与度  $Y_F$  由腿部力传感器相加后的平均值  $\bar{F}_L$  以及腰部各传感器的标准差  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$  作为输入,则力信号参与度建模问题转化为由  $\bar{F}_L$ 、 $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$  4 个变量对肌电信号计算的参与度  $Y_{EMG}$  做回归<sup>[13]</sup>。

首先进行带有常数项的线性模型 linear 回归<sup>[14]</sup>,回归结果为均方根误差 7.95,判定系数 0.72。带有常数项的线性模型 linear 回归误差较大,因此,尝试使用带有常数项、线性项和平方项的 purequadratic 模型进行回归,均方根误差为 5.18,判定系数为 0.92。两种回归效果如图 10 所示。可以看出 purequadratic 型建模更为接近基于肌电信号的参与度模型,误差更小,判定系数高。

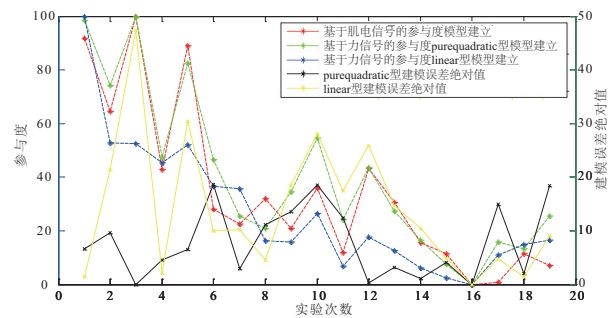


图 10 两种回归方法的参与度建模结果

因此,建模使用 purequadratic 回归所计算出的结果,即:

$$Y_F = 0.565 6S_1 - 0.868 1S_2 + 2.482 5S_3 + 4.096 4\bar{F}_L - 0.008 7S_1^2 - 0.009 5S_2^2 - 0.048 4S_3^2 - 0.122 2\bar{F}_L^2 + 54.481 1 \quad (12)$$

#### 3.3 基于力信号的参与度模型检验

将测试集中的 17 组数据分别代入肌电信号模型式(9)-式(10)与力信号模型式(11),计算人体主动参与程度,结果如图 11 所示。

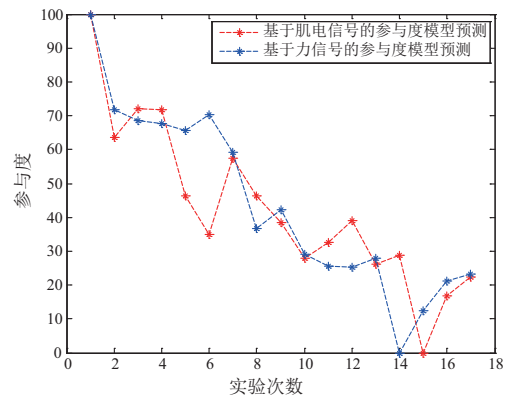


图 11 两种模型预测结果

可以看出两种模型计算结果在个别组存在偏差,但整体趋势一致,因此,可在一定程度上评估人体的参与度,基



于力信号的参与度模型具有一定的有效性。

## 4 结语

本文提出一种基于人机接触力的人体主动参与程度评估模型。首先,通过人体的肌电信号得到人体肌肉活跃度,建立人体参与度与肌电信号的关系。同时分析这一过程中人机接触力的变化,使用力信号对肌电信号得出的参与度模型进行拟合,得到基于人机接触力的参与度模型,并对此模型进行检验,检验结果两种模型计算的参与度接近,基于力信号的参与度模型具有一定的有效性。

### 参考文献:

- [1] 宇传华,罗丽莎,李梅. 从全球视角看中国脑卒中疾病负担的严峻性[J]. 公共卫生与预防医学,2016,27(1):1-5.
- [2] 秦晓勇. 康复器械在偏瘫患者肢体功能恢复中的应用[J]. 中国组织工程研究与临床康复,2011,15:9088-9092.
- [3] 杨晓梅. 主动参与在康复训练中的重要性[J]. 按摩与康复医学(上旬刊),2011,2(1):78-81.
- [4] HAMNER S R, SETH A, DELP S L. Muscle contributions to propulsion and support during running[J]. Journal of Biomechanics,2010,43(14):2709-2716.
- [5] 史小华,卢浩,廖梓字,等. 基于表面肌电信号的下肢康复主动训练[J]. 科学技术与工程,2018,18(17):61-66.

- [6] DUSCHAU Wicke A, VON Z J, CAPREZ A, et al. Path control: a method for patient-cooperative robot-aided gait rehabilitation[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering A Publication of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2010, 18(1):38-41.
- [7] 李晓飞. 下肢康复机器人的设计及控制策略研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2016.
- [8] 范泽峰. 床式下肢康复训练机器人结构研究[D]. 苏州:苏州大学,2015.
- [9] BUCHANAN T S, LLOYD D G, MANAL K, et al. Neuromusculoskeletal modeling: estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command.[J]. Journal of Applied Biomechanics, 2004, 20(4):367-370.
- [10] 唐毓尚. 高性能低通滤波器[D]. 成都:电子科技大学,2009.
- [11] 李艳双,曾珍香,张阔,等. 主成分分析法在多指标综合评价方法中的应用[J]. 河北工业大学学报,1999(1):96-99.
- [12] 樊路平. 基于力反馈的小型椎板磨削手术机器人设计与分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [13] 汪晓银,陈颖,陈汝栋. 数学建模方法入门及其应用[M]. 北京:科学出版社,2018.
- [14] 冷建飞,高旭,朱嘉平. 多元线性回归统计预测模型的应用[J]. 统计与决策,2016(7):82-85.

收稿日期:2019-01-16

(上接第76页)

## 2.6 射流尾迹结构分析

射流尾迹结构的形成机理可以大致解释为,叶顶泄漏二次流在运动的过程中受到了来自叶顶通道二次流和叶片通道内压力梯度的影响而使得周向速度变小,同时叶顶泄漏二次流的流动方向也发生了改变,不再继续向压力面流动,而是开始旋转向下游流动,这些二次流的流动将叶片壁面附近的低能流体汇集到一起,从而形成明显的尾迹区。

## 3 结语

1) 本文使用 NUMECA 软件对 KRAIN 叶轮进行数值计算,算得平均流量较试验值偏大,数值计算的压比也较试验值偏大,效率基本相同略低于试验值,这是由于数值计算得出的损失不如试验中的大;

2) 将进出口相对马赫数与试验值进行对比,结果基本相同,进口最高马赫数均为 1.45 左右,出口相对马赫数在叶顶较低而叶根较高,这是由于射流尾迹的影响。将叶轮进口处的相对气流角与试验对比,结果基本相同,轮毂处气流角比机匣处气流角要大一些,这是由于 SA 模型在预测附面层厚度时与实际情况有偏差导致的;

3) 叶尖间隙的大小会对射流尾迹结构产生影响。前缘大而尾缘小的间隙,会导致射流尾迹靠近吸力面侧,减

小前缘间隙,则会使射流尾迹移向压力面侧。形成这种现象的原因是往相反方向移动的两个涡旋的相互作用;

4) 离心压气机中主要存在 3 种二次流结构,分别为:叶表二次流、叶顶通道二次流和叶顶泄漏二次流。压力面叶表二次流汇集到叶顶后,一部分通过叶尖间隙泄漏到另一叶片通道内,形成叶顶泄漏二次流,另一部分通过叶片反射回来,形成叶顶通道二次流。叶顶泄漏二次流由于叶顶通道二次流和通道内压差的共同作用,导致其速度不断降低,并最终成螺旋状向下游流去,形成离心压气机中常见的射流尾迹结构。

### 参考文献:

- [1] 孙志刚,谭春青. 离心压气机内部流动特性与流场结构研究[D]. 北京:中国科学院研究生院,2011.
- [2] KRAIN H, HOFFMANN B. Aerodynamics of a centrifugal compressor impeller with transonic inlet conditions [C]// ASME 1995 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition, Houston, Texas, USA, 1995.
- [3] EISENLOHR G, KRAIN H, Richter F A, et al. Investigations of the flow through a high pressure ratio centrifugal impeller[C]// ASME Turbo Expo 2002: Power for Land, Sea, and Air. American Society of Mechanical Engineers, 2002:649-657.
- [4] EISENLOHR G, DALBERT P, KRAIN H, et al. Analysis of the transonic flow at the inlet of a high pressure ratio centrifugal impeller[C]// ASME-Conference, Stockholm, DLR, 1998.

收稿日期:2018-10-31