

1-8-2019

## Research of Nonlinear Time Series Prediction Method for Motion Capture

Tianyu Huang

*Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;*

Yunying Guo

*Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Research of Nonlinear Time Series Prediction Method for Motion Capture

### Abstract

**Abstract:** In this paper, we study the nonlinear time series prediction method for action capture. A *prediction method based on the capture data* is studied and implemented by analyzing human motion data to solve the data loss and correction problem caused by sensor failure. Based on this research purpose, the simulation experiment assumes that a sensor in the sequence of actions fails, then uses eight kinds of machine learning methods, and evaluates them with six indexes. The prediction results of different methods are compared and the predicted motions are visualized. Through the experiments, data prediction accuracy by random forest, decision tree, nearest neighbor (KNN) method can reach more than 90%. Thus, the nonlinear time series prediction method for motion capture can *accurately reconstruct the action*.

### Keywords

motion capture, nonlinear time series prediction, machine learning, performance evaluation, action prediction

### Recommended Citation

Tianyu Huang, Yunying Guo. Research of Nonlinear Time Series Prediction Method for Motion Capture[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(7): 2808-2815.

## 面向动作捕捉的非线性时间序列预测方法研究

黄天羽, 郭芸莹

(北京理工大学, 北京 100081)

**摘要:** 为研究面向动作捕捉的非线性时间序列预测的方法。通过对人体动作数据进行分析, 研究并实现基于动作捕捉数据的预测方法, 解决因传感器故障而引起的数据丢失、修正问题。通过模拟实验假设动作序列中某一个传感器发生故障, 随后使用8种机器学习方法, 利用6种指标进行评估, 对比各种方法的预测效果, 并将预测后的动作进行可视化。通过实验, 随机森林、决策树、最近邻方法对数据的预测准确率能达到90%以上。由此, 面向动作捕捉的非线性时间序列预测方法能够准确地还原动作。

**关键词:** 动作捕捉; 非线性时间序列预测; 机器学习; 性能评估; 动作预测

中图分类号: TP391.72      文献标识码: A      文章编号: 1004-731X (2018) 07-2808-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201807047

## Research of Nonlinear Time Series Prediction Method for Motion Capture

Tianyu Huang, Yunying Guo

(Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** In this paper, we study the nonlinear time series prediction method for action capture. A prediction method based on the capture data is studied and implemented by analyzing human motion data to solve the data loss and correction problem caused by sensor failure. Based on this research purpose, the simulation experiment assumes that a sensor in the sequence of actions fails, then uses eight kinds of machine learning methods, and evaluates them with six indexes. The prediction results of different methods are compared and the predicted motions are visualized. Through the experiments, data prediction accuracy by random forest, decision tree, nearest neighbor (KNN) method can reach more than 90%. Thus, the nonlinear time series prediction method for motion capture can accurately reconstruct the action.

**Keywords:** motion capture; nonlinear time series prediction; machine learning; performance evaluation; action prediction

## 引言

动作捕捉(mocap)技术需要通过传感器捕捉信息。但是在实际操作中极有可能捕捉到缺失或错误的原始动作数据。综上, 本论文提出一种面

向动作捕捉的非线性时间序列预测方法。该方法假设动作序列的一个传感器由于前期技术原因而存在数据的错误和缺失。利用本方法, 可以在后期通过数据处理就问题传感器数据最大程度还原。本方法使用机器学习而非传统非线性时间序列建模。其中, 随机森林、决策树、最近邻(KNN)方法对数据的预测准确率能达到90%以上。基于大量数据和实验, 提出一种基于评价指标选择的机器学习方法。



收稿日期: 2017-10-01      修回日期: 2017-12-20;  
作者简介: 黄天羽(1979-), 女, 山东, 博士, 副教授, 研究方向为虚拟现实、数字表演与仿真、计算机动画等; 郭芸莹(1995-), 女, 云南, 硕士生, 研究方向为数字表演与仿真、计算机动画等。

<http://www.china-simulation.com>

• 2808 •

## 1 相关工作

动作捕捉前期使用硬件捕捉原始数据。例如, 基于光学标记的 mocap 系统通常提供高质量的运动数据, 但是需要高分辨率的相机和严苛的采集环境<sup>[1]</sup>; 机械式系统对环境要求小, 但是佩戴不便且对动作有所限制<sup>[2]</sup>。在机械式中使用惯性传感器, 相比光学式虽然对环境要求小且系统成本低, 但是设备准确性差、获取信息量少, 因此容易产生数据错误或缺失<sup>[3]</sup>。所以需要非线性时间动作序列进行预测, 以弥补问题数据。

因此可以使用传统的预测方法——自回归 (AR) 模型对时间序列进行数据弥补, 将输入加权后作为结果输出。模型使用最小均方算法更新加权向量, 其在硬件上实现较为容易, 但是需要耗费较长学习时间<sup>[4]</sup>; 使用递归最小二乘法来更新, 速度快但是计算复杂度高<sup>[5]</sup>。除了传统 AR 建模之外, 可以使用机器学习方法对动作捕捉的时间序列进行预测, 例如神经网络和支持向量回归机等<sup>[6]</sup>。

针对硬件系统的改进, 也是一种解决方法。例如在光学式中采用模式匹配方法以减少标记点缺失<sup>[7]</sup>。采用多传感器信息分析人体手的加速度等运动状态<sup>[8]</sup>。使用微惯性测量系统捕捉三维姿态<sup>[9]</sup>。近年来, 电脑游戏和运动中流行使用低成本的惯性传感器<sup>[10]</sup>。为了避免惯性传感器带来的采集误差, 提出了融合多种传感器以稳定追踪的方法。例如, 在 Xsens 系统中, 融入磁场传感器以避免旋转漂移<sup>[11]</sup>。也可以将惯性传感器与超声波距离传感器相结合以补偿相对位置漂移<sup>[12]</sup>。改进运动捕获的另一个策略是对运动学的预先学习或动态预期。除了在硬件方面改进 mocap 系统, 还可以在后期采用纯数据驱动的方法优化 mocap 动作。例如文献 [13] 使用稀疏控制点和基于示例的模型来变形复杂几何。例如, 一种系统使用少量低成本加速度计来识别和回放预先记录的人体上肢运动。Jochen tautges<sup>[14]</sup> 使用低维度稀疏的加速度数据, 在已有动作库中进行查找相似动作并进行平滑, 重建出完整

的动作。使用 kd-tree 算法从动作库中进行快速全局性的相似搜索, 解决巨大运动在实际中的重构的实现<sup>[15]</sup>。

之前的研究完善了动作捕捉的工作。本文提供一种新的重建动作的方法——对面向动作捕捉的非线性时间序列进行预测。该方法能够在不改变前期硬件的情况下, 仅仅依靠现有数据最大程度平滑地还原出动作。

## 2 面向动作捕捉的非线性时间序列预测方法研究

该离线的预测方法能够给用户提供一个合理流畅的预测后动作序列。这个方法的处理对象为动作数据, 本文使用 AMC 作为动作数据文件, 其中是以每帧中 29 个传感器(关节)角度来存储的。将这些数据从 AMC 文件中的字符串转换为数据矩阵。随机去掉一些动作数据, 随后使用 8 种机器学习的方法分别对数据建立回归模型, 预测出问题数据, 然后算出 6 种评价指标值。通过这 6 种指标对比, 得出较好的拟合方法。

对于一个动作序列, 使用基于评价指标选择的机器学习方法, 并把数据通过选定的预测方法进行回归拟合。模型如图 1 所示。

应用层	非线性时间序列预测模型	
功能层	Mocap数据转换 评价数据统计 Scikit-learn库机器学习	最优方法推荐 预测统计数据绘图 机器学习
数据访问层	Mocap的数据访问服务	
数据库层	Mocap数据 (获取的数据存储为本地文件)	

图 1 预测模型

Fig. 1 Prediction model

### 2.1 数据转换与存储

ASF 文件为骨骼文件, 记录了动作捕捉的骨骼信息。ASF 骨架信息定义了运动的初始状态。AMC 文件为动作数据文件, 其中以角度和平移的形式记

录了每一帧的关节信息。AMC 中有 29 个关节的数据。在每一帧的每一个关节中，所有的数据都是以骨骼为参考的关节角度，用欧拉角表示，数据的个数则由自由度限制。

首先，将 AMC 文件里的信息转换为 python 中的数据矩阵。设置记录  $\{1 \dots t\}$  帧序列的 X 序列；由 y 记录故障传感器数据；由 y\_all 记录该人体动作的所有传感器所有帧的数据。

## 2.2 回归预测

使用 scikit-learn 库提供的回归方法对训练集训练形成一个模型。再用 `model.fit(X_train, y_train)` 方法对训练集和模型进行充分训练。然后，通过 `model.predict(X_test)`，对 X\_test 测试集进行回归，预测出相对应的 y\_test。本论文采用了以下方法：

### 1、多层感知器—MLPRegressor()

包含三层隐含层，每层各 20 个神经元，使用修正线性单元(relu)为激励函数。在向前传播时，用 relu 分别算出每个模拟缺失的传感器数据。然后使用层之间的对应权值矩阵与这个结果进行加权计算，将结果传递给下一层。在反向传播的过程中，用设置好的  $\alpha$  参数乘以偏置值，得到的结果除以传感器的自由度。经过反向传播，使得到的角度和反向传播误差逐渐减小。

### 2、随机森林—RandomForestRegressor()

在方法 RandomForestRegressor() 中，有 10 棵单个的决策树。模拟缺失的传感器角度预测值和真实值之间的 MSE 在随机森林的优化中不断减小。

### 3、线性—Linear()

此处应用最小二乘回归。在求参数的时候，计算出动作数据预测值和线性函数之间的截距。通过线性回归，训练出系数使缺失的传感器真实值和预测值之间的残差平方和达到最小。

### 4、岭回归—LinearRidge

此处模型的正则化系数  $\alpha$  控制了收缩方式，减少了估计的误差。 $\alpha$  设置为 0.5。在求模型参数  $\omega$

的时候，需要计算动作数据预测点的值和模型之间的截距。动作序列训练集数据并不会被重写，而是被复制。最后，通过最小二乘和设置偏差的计算，得到最能拟合训练集的参数  $\omega$ 。

### 5、KNN—KNeighborsRegressor()

在 KNeighborsRegressor() 中，设定最近邻居的查询数量为 2。每个帧的动作数据具有相等的权重。

### 6、高斯过程—GaussianProcessRegressor()

在方法 GaussianProcessRegressor() 中，指定的协方差函数的内核为 “1.0 \* RBF(1.0)”。在模型形成矩阵的过程中，在拟合期间将  $1e-10$  值添加到核心矩阵的对角线，用以适当增加噪声。

### 7、决策树—DecisionTreeRegressor()

此处的 DecisionTreeRegressor() 方法在进行分割选择使用平均平方误差 (MSE) 作为评价标准。一个测试集的传感器数据在这棵树上，通过一层层地决策，最终达到叶子节点，在叶子节点中得到最终的预测值。

### 8、多输出回归—MultiOutputRegressor()

MultioutputRegressor() 可以为任何的回归方法做多输出计算。此处添加的回归方法是 Gradient BoostingRegressor()。所以，模拟缺失的传感器数据本质上是用 GradientBoostingRegressor() 进行拟合。通过将此方法置于 MultioutputRegressor() 方法内，使动作数据可以在任意自由度下预测输出。

## 2.3 分析与评价

本文从数值和逻辑上进行分析。在数值上，使用直接数值差异、决定系数、平均绝对误差 MAE、平均平方误差 MSE、解释变异(Explained Variance) 和运行效率等 6 个评价指标来对预测进行评估。直接数值差异可以通过图像来观察。其余系数，因其计算了绝对值或平方值，可以避免误差正负抵消的情况，所以在数值上和逻辑上都有相似的结果。在逻辑上，将还原的动作数据以动画的形式播放出来，从视觉上直接检验。

## 2.4 基于评价指标选择的机器学习方法

基于评价指标值, 计算指标值的平均值可以给出各个机器学习方法在每种动作中的不同评价指标表现。根据平均值的统计规律, 得到最优方法, 推荐出在某一种动作下按照某一种评价指标为基准效果最优的机器学习方法。当用户要对某一动作序列进行预测时, 得到一个当前最优的方法。所以用户可以自行选择方法进行预测。由此可以得到基于评价指标选择的机器学习方法。

## 3 实验验证

### 3.1 实验背景

实验目的:

通过实验, 从预测缺失数据的准确度和效率对 8 种机器学习方法进行评价, 从而推荐出在某一种动作下按照某一种评价指标为基准度量的效果最优的机器学习方法。得到基于评价指标选择的机器学习方法。

实验方法:

模拟一个传感器在某些帧时数据出现错误, 使用机器学习的方法建立模型, 对缺失数据进行预测。通过预测数据和模拟缺失的原始正确数据计算出评价指标, 用不同的评价指标对机器学习方法进行评价。

环境配置:

CPU 型号: Intel 酷睿 i5 3230M

内存容量: 4GB DDR3 1600MHz

显卡芯片: NVIDIA GeForce GT 740M+Intel

GMA HD 4000

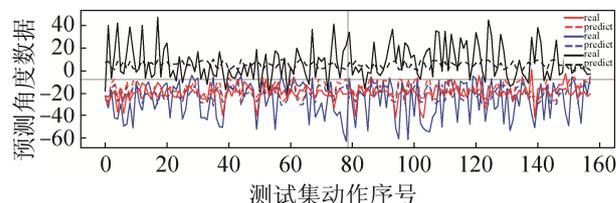
实验参数设置:

测试集比例为 33%; 结果为模拟 29 个传感器故障并求其指标平均值。

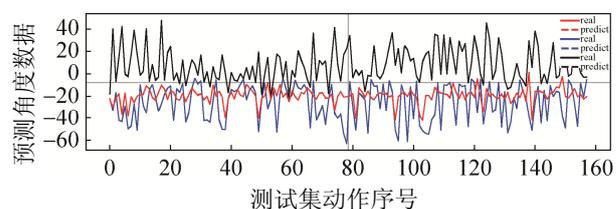
### 3.2 数值差异分析

动作类型: 篮球; 文件大小: 1750KB/2251 帧;  
模拟缺失传感器: 27 (lfemur\左股); 测试集比例:

10%。相同颜色的曲线表示某传感器中的同一个角度, 实线表示真实值, 虚线表示预测值。将该动作序列用多层感知器和决策树这两种机器学习方法进行预测的数据差异对比如图 2 所示。



(a) 多层感知器预测值与真实值数值差异



(b) 决策树预测值与真实值数值差异

图 2 预测值与真实值的数值差异

Fig. 2 Difference between the predicted value and the actual value

在图 2 中, 实线虚线重合度越高, 说明该方法的预测效果越好。由 8 种方法的实验结果可以看出, 决策树、KNN、随机森林三者预测性能准确度高。接下来用 5 个系数指标对八种方法进行对比分析。

### 3.3 决定系数分析

决定系数用以评估曲线回归的准确度, 其值越接近 1 表明拟合的准确率越高。结果如图 3 所示。

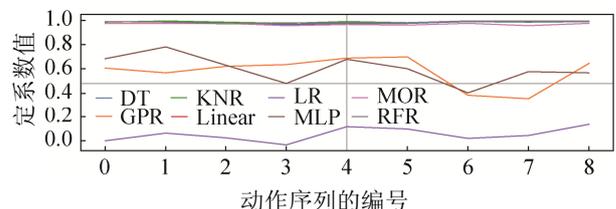


图 3 “篮球”的决定系数

Fig. 3 R<sup>2</sup>value of “basketball”

根据图 3 所示, 决策树、随机森林和 KNN 在决定系数的度量标准下值都接近 1, 因此对动作都能几乎完全拟合。

### 3.4 MAE 平均绝对误差分析

平均绝对误差表示了预测值和真实值之间误差大小的平均。MAE 值越接近 0 说明误差越小，曲线拟合更准确。结果如图 4 所示。

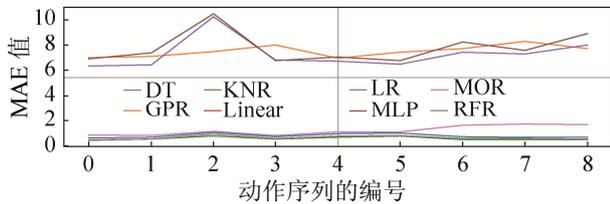


图 4 “篮球”的 MAE  
Fig. 4 MAE value of “basketball”

由图 4 所示，可以看出决策树、随机森林、KNN 的 MAE 值都接近 0，因此这 3 种方法具有很高的预测准确率，而且它们的性能都很稳定。

### 3.5 MSE 平均平方误差分析

平均平方误差代表了模拟缺失的动作数据真实值与预测值误差的平方的大小。MSE 值小说明误差越小，拟合准确度越高。选取 basketball 动作种类为实验对象，分别用 8 种方法对模拟缺失的数据进行度量。拟合结果如图 5 所示。

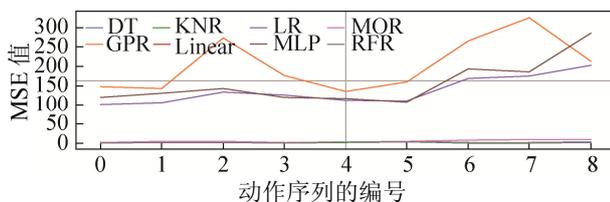


图 5 “篮球”的 MSE  
Fig.5 MSE value of “basketball”

由图 5 可以看出，决策树、随机森林、KNN 的 MSE 值接近于 0，说明这 3 种方法具有很高的预测准确率而且性能稳定。

### 3.6 解释变异分析

解释变异越接近 1 说明拟合结果越准确。结果如图 6 所示。

由图 6 可以看出决策树、随机森林、KNN 的解释变量接近 1，说明这 3 种方法有很高的预测准

确率且很稳定。

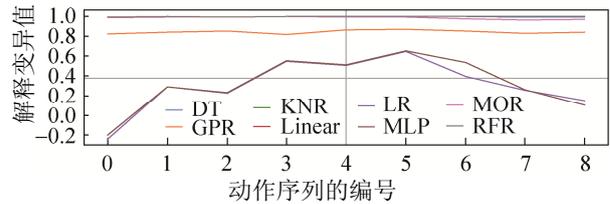


图 6 “篮球”的解释变异  
Fig. 6 Explain variation value of “basketball”

### 3.7 程序运行效率分析

建立模型和训练模型的时间消耗度量结果如图 7 所示。

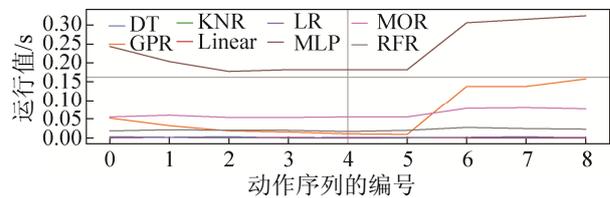
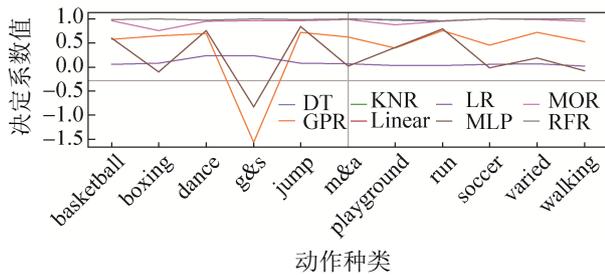


图 7 “篮球”的运行时间  
Fig. 7 Runtime of “basketball”

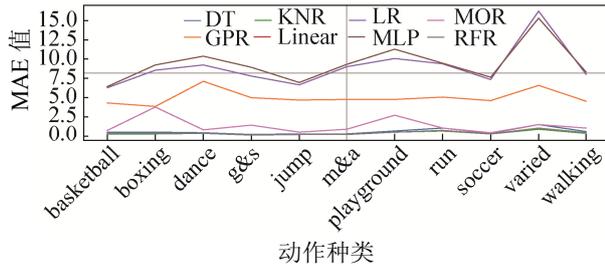
决策树、线性、岭回归、KNN、随机森林的时间消耗较小。当动作序列小于 5 000 kB 时，除了 MLP，其余运行时间都较低。但当数据量大于 5 000 kB 时，MLP、高斯过程的运行时间会大大增加。所以当数据量较大，超过 7 000 kB 时，避免使用 MLP 和高斯过程。

### 3.8 8 种机器学习方法的对比与分析

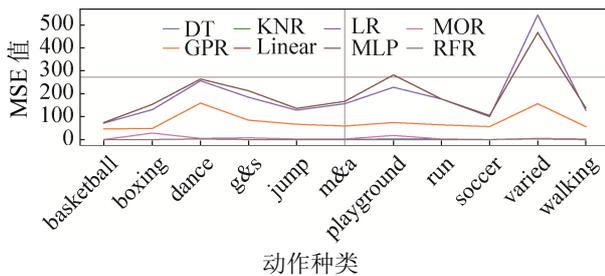
在搭建好了混合模型的平台后，对现有的非线性动作序列进行预测。动作序列中，测试集的比例为 0.33，测试的传感器为 27(lfemur)。对每种动作的每个序列，用 6 种机器学习的方法求出相对应的度量评价指标值，然后记录下这些数据并求出该机器学习方法在此类动作上的度量评价指标的平均值。在图 8 中，横轴代表 11 种不同种类的动作，纵轴代表度量评价指标的值，不同的曲线代表不同的机器学习方法，每个图记录一种指标。对比如图 8 所示。



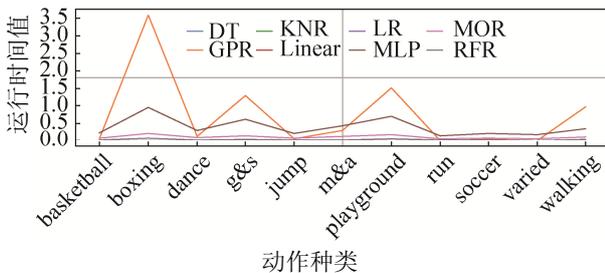
(a) 11 种动作的决定系数



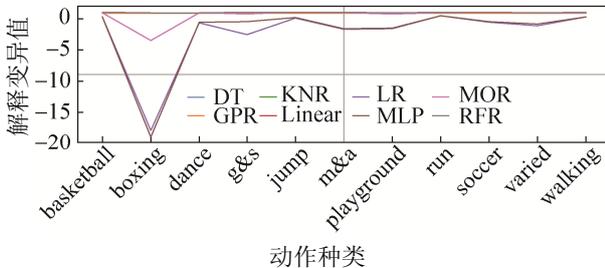
(b) 11 种动作的 MAE



(c) 11 种动作的 MSE



(d) 11 种动作的 time



(e) 11 种动作的解释变异

图 8 8 种机器学习方法的对比

Fig. 8 Comparison of 8 types of machine learning methods

在如上实验对比图 8 中, 可以从不同的角度评价中选出每种动作中性能最优的机器学习方法。

决策树、随机森林、KNN 在每种度量指标下对每种类型的动作都有很好的性能——预测误差小、时间消耗少。而线性回归、岭回归预测的结果相似且误差很大, 所以从准确度来考虑不推荐采用这两种方法, 这也说明了线性预测方法对于大多数曲线的预测是有很局限的。MLP 的预测效果不稳定, 而且因为隐含层数影响和向后反馈过程导致训练模型的时间较长。高斯过程的预测准确度介于中间, 但是在模型训练过程中花费最长时间, 尤其是当动作序列或预测集数据量增加时, 消耗时间成非正比增长, 极有可能在运行整个程序的过程中导致崩溃。从实验时的情况总结来看, 若建模时训练数据量超过 2 000 帧且每帧 29 个节点, 就应该避免使用该方法。

### 3.9 混合模型选择拟合方法的策略

根据基于评价指标选择的机器学习方法, 用户对动作序列进行预测。在实际应用中, 如果需要高准确率可以选择 MAE、MSE、决定系数和解释变量。如果对效率有限制则选择时间, 如表 1 所示。

表 1 不同动作不同度量方式的推荐机器学习方法  
Tab. 1 Recommended machine learning methods for different measures of different actions

	mae	mse	R2	time	Ex
basketball	KNN	KNN	KNN	KNN\DT	KNN
Boxing	KNN	KNN	KNN	LR	RFR
Dance	KNN	KNN	RFR	KNN	KNN
GE&S	KNN	RFR	KNN	KNN\LR	KNN
Jump	KNN	KNN	KNN	DT	KNN
Martialart	KNN	KNN	KNN	L\LR	RFR
Playground	KNN	KNN	KNN	KNN\LR	KNN
Run	KNN	KNN	KNN	KNN	KNN
Soccer	KNN	KNN	KNN	DT\L	KNN
Varied	KNN	RFR	RFR	KNN\DT\ GPR\L\LR	RFR
walking	KNN	KNN	RFR	KNN	KNN

表 1 中, Ex 代表解释变异, RFR 代表随机森林方法, DT 代表决策树方法, LR 代表岭回归方

法, L 代表线性方法, GPR 代表高斯过程方法。上表显示出, KNN 在各种运动中都表现出较高的准确率和效率。根据上表, 可以某种动作在某种评价指标下的推荐方法。

### 3.10 预测结果的回归分析

预测结果不仅要表现在数值的准确率上, 更要表现在逻辑的高度还原性上。在模型的最后, 设计用 amc viewer 对原始数据和预测后数据进行动画播放, 从视觉上验证了拟合实验效果。

动作类型: 武术; 文件大小: 1 750 KB/2 251 帧; 传感器: 27 (lfemur、左股); 测试集比例: 33%。通过对运动进行三维可视化进行动作逻辑验证, 如

图 9 所示。

此处使用左股关节数据进行模拟实验, 在 100, 200, 300 帧时截取八种方法下的人体骨架预测图。通过和原图对比可以看出在 100 帧时, 高斯过程、KNN、线性回归、岭回归、多输出回归和 MLP 的预测有所偏差, 影响了视觉效果。在此仅为一帧, 如果按照 24 帧/s 的播放速率, 左大腿就会在运动中出现剧烈的抖动, 和原始动作相差甚远。而第 200, 300 帧时, 各个动作和原始动作几乎没有太大差距, 说明在这一时刻, 各个机器学习方法能基本从逻辑上还原动作序列。将预测后的动作进行播放能够对左股的预测还原进行逻辑验证。

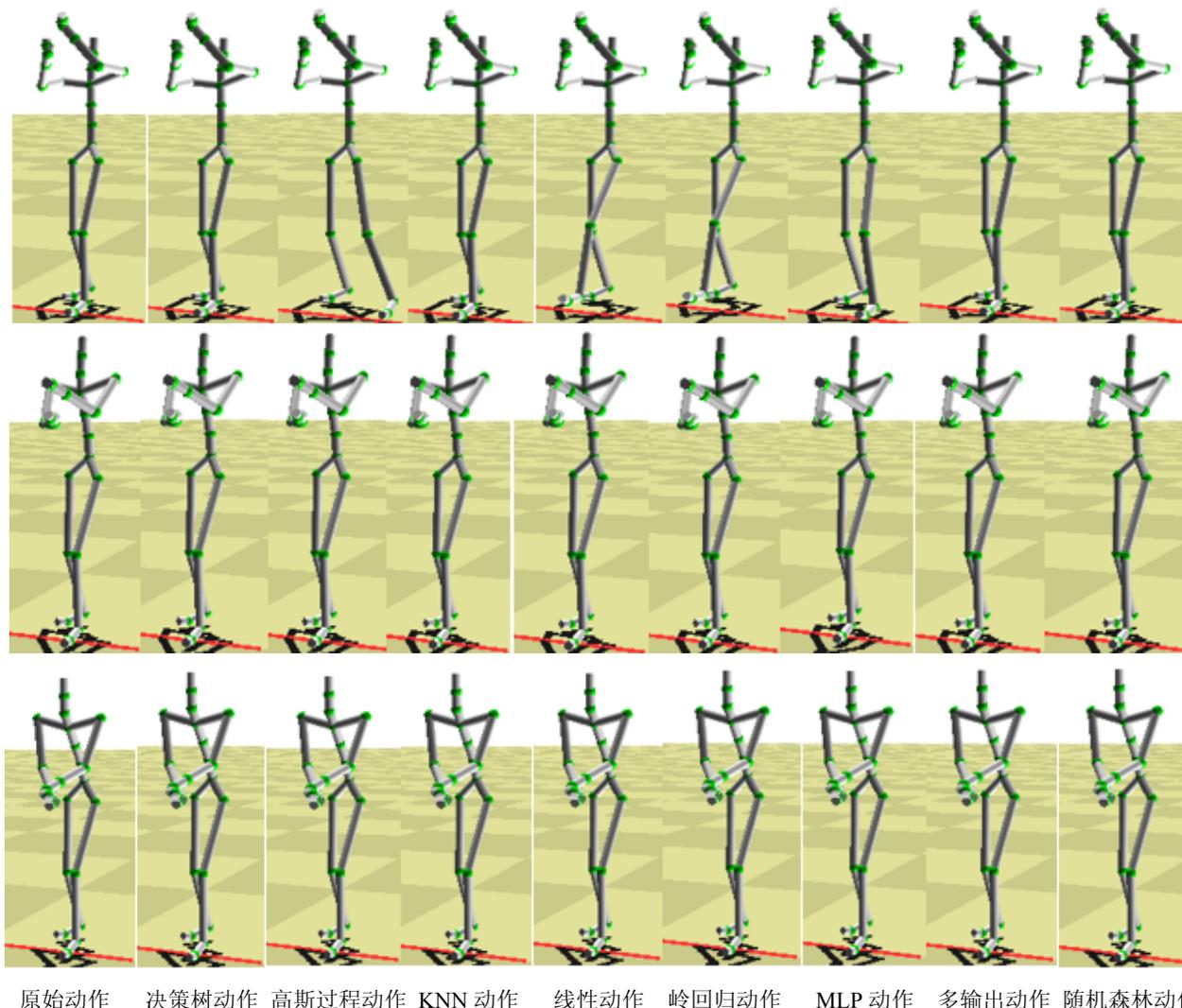


图 9 第 300、400、500、600 和 700 帧  
Fig. 9 The 300th, 400th, 500th, 600th, and 700th frames

<http://www.china-simulation.com>

## 4 结论

在动作捕捉时, 通常会因为软硬件问题产生数据的错误或者缺失。以这个问题为出发点, 本文提出一种面向动作捕捉的非线性时间序列预测方法。非线性时间序列预测旨在充分利用被预测变量历史和当前的观测数据, 通过合理的假设和推理, 构造随时间变化并能精确反映时间序列动态依存关系的时序数学模型, 该模型能够估计和判断被预测对象的未来发展变化规律。通过对人体动作数据进行分析, 研究并实现基于动作捕捉数据(或信号)的预测方法, 解决因为传感器故障而引起的数据丢失、数据修正问题。基于以上研究目的, 本文使用 python 中 scikit-learn 库所提供的 8 种机器学习方法, 利用 6 种指标进行评估, 充分进行实验对比各种方法的预测效果, 提供原始数据与预测数据的直观对比, 并将预测后的动作以动画的方式展示。实验证明, 使用 scikit-learn 机器学习库可以很好地还原动作。

此外, 由于研究程度有限, 在目前探索的程度上, 还有值得挖掘的点。该预测方法目前只支持某一传感器的数据预测, 而不支持某段时间内所有传感器的缺失预测。其次, 在最后将预测后的 AMC 文件转换为可播放动画时, 可以尝试用 python 和 OpenGL 实现。

## 参考文献:

- [1] 纪俐, 姬晓飞. 基于惯性测量系统的人体运动捕捉技术[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(4): 1098-1101.  
Ji Li, Ji Xiao-fei. Human motion capture based on inertial measurement system [J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(4): 1098-1101.
- [2] 李豪杰, 林守勋, 张勇东. 基于视频的人体运动捕捉综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(11): 1645-1651.  
Li Haojie, Lin Shouxun, Zhang Yongdong. A Survey of Video Based Human Motion Capture[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(11): 1645-1651.
- [3] 黄波士, 陈福民. 人体运动捕捉及运动控制的研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(7): 60-63.  
Huang Boshi, Chen Fumin. Research on Human Body Motion Capture and Motion Control[J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(7): 60-63.
- [4] Murphy M J, Isaakson M, Jalden J. Adaptive filtering to predict lung tumor motion during free breathing[C]//16th International Congress and Exhibition of Computer Assisted Radiology and Surgery. Springer Berlin Heidelberg, 2002: 539-544.
- [5] S Haykin. Neural networks: A comprehensive foundation [M]. New York: Prentice Hall, 2008: 672-730.
- [6] 王怡鸥. 基于机器学习的非线性时间序列预测方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.  
Wang Yi-Ou. Research on Nonlinear Time Series Prediction Methods Based on Machine Learning [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.
- [7] 魏小鹏, 刘瑞, 张强, 等. 基于模板匹配的人体运动捕捉数据处理方法[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(10): 2368-2391.  
Wei Xiaopeng, Liu Rui, Zhang Qiang, et al. Approach of human capture data processing based on template matching [J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(10): 2368-2391.
- [8] Ju Zhaojie, Liu Honghai. human hand motion analysis with multisensory information[J]. IEEE/ASME Transaction on Mechatronics (S1083-4435), 2014, 19(2): 456-466.
- [9] 郭志虎. 基于微惯性全姿态测量的人体运动捕捉系统研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2013: 22-31.  
Guo Zhihu. The research of human motion capture system based on the micro inertial and wholly-owned state measurement [D] Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013: 22-31.
- [10] Slyper R, Hodgins J K. Action capture with accelerometers [C]//ACM Siggraph/eurographics Symposium on Computer Animation. Eurographics Association, 2008: 193-199.
- [11] Schepers H M, Roetenberg D, Veltink P H. Ambulatory human motion tracking by fusion of inertial and magnetic sensing with adaptive actuation[J]. Medical & Biological Engineering & Computing (S0140-0118), 2010, 48(1): 27-37.
- [12] Vlasic D, Adelsberger R, Vannucci G, et al. Practical motion capture in everyday surroundings[J]. Acm Transactions on Graphics (S0730-0301), 2007, 26(3): 35.
- [13] Tournier M, Wu X, Courty N, et al. Motion Compression using Principal Geodesics Analysis[J]. Computer Graphics Forum (S0167-7055), 2009, 28(2): 355-364.
- [14] Tautges J, Zinke A, Baumann J, et al. Motion reconstruction using sparse accelerometer data[J]. Acm Transactions on Graphics (S0730-0301), 2011, 30(3): 1-12.
- [15] Björn Krüger, Tautges J, Weber A, et al. Fast local and global similarity searches in large motion capture databases [C]//Eurographics/acm SIGGRAPH Symposium on Computer Animation, SCA 2010, Madrid, Spain. DBLP, 2010: 1-10.