

基于模糊神经网络的乒乓球旋转飞行轨迹模式分类

任艳青^a, 方灶军^a, 徐德^b, 谭民^a

(中国科学院自动化研究所 a. 复杂系统管理与控制国家重点实验室, b. 精密感知与控制研究中心, 北京 100190)

摘要: 轨迹预测在打乒乓球机器人击球的过程中具有十分重要的作用, 轨迹预测的准确性关系到击球的成败. 因击球时, 非光滑的接触面对乒乓球产生摩擦力, 使乒乓球产生了旋转并对乒乓球的飞行轨迹产生了一定影响, 造成轨迹预测的不准确. 在对旋转球进行受力分析的基础上, 详细讨论了不同旋转模式下 Magnus 力对乒乓球飞行轨迹的影响, 并设计了两个模糊神经网络分类器, 分别对左右旋和上下旋的飞行轨迹进行分类. 发球机实验验证了分类器的有效性.

关键词: 轨迹预测; 旋转模式; Magnus 力; 模糊神经网络; 分类器

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Spinning pattern classification of table tennis ball's flying trajectory based on fuzzy neural network

REN Yan-qing^a, FANG Zao-jun^a, XU De^b, TAN Min^a

(a. State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, b. Research Center of Precision Sensing and Control, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China. Correspondent: REN Yan-qing, E-mail: yanqing.ren@mail.ia.ac.cn)

Abstract: Trajectory prediction plays a very important role in the process of playing table tennis for robot. Its accuracy determines whether the striking action will succeed or not. Since the surfaces of the racket and the table are not absolutely smooth, friction force exists during the contact process of table tennis ball and racket/table, which make the ball's spin. The existence of spinning influences the trajectory of the spinning ball. On the basis of force analysis, how the Magnus force influences the flying trajectory under different spinning patterns is discussed firstly, and then two fuzzy neural network classifiers are designed to estimate the spinning patterns. The experiments with serve machine show the effectiveness of the classifiers.

Key words: trajectory prediction; spinning pattern; Magnus force; fuzzy neural network; classifier

0 引言

目前, 打乒乓球机器人的研究主要分为视觉测量、轨迹预测、运动规划等几个方面^[1-4], 其中正确预测乒乓球的飞行轨迹是实现机器人接打乒乓球的前提.

文献[3]将轨迹预测算法总结为两类: 基于经验学习的方法^[5-7]和基于参数模型的方法^[8-15].

基于经验学习的方法最具有代表性的是局部加权回归法(LWR). 文献[5]定义了几组映射关系, 如击球位置和速度之间、反弹前后的速度之间存在某种映射关系, 通过对映射关系的离线训练、学习, 将获

得的大量有效数据对存储到数据库中. 当出现新的输入时即可利用LWR估计新的输出. 文献[7]在利用LWR方法进行轨迹预测时, 进行了方法的改进: 映射的输入输出不再是球的状态, 而是轨迹方程的系数, 从而提高了轨道预测精度, 降低了计算复杂度, 有利于提高实时性.

基于参数模型方法的主要思想是: 通过对乒乓球进行受力分析, 建立反弹模型得出其参数模型, 然后通过视觉测量的轨迹上选取部分测量点计算出初始点, 代入参数模型通过迭代来预测飞行轨迹. 文献[8]研究了不考虑旋转的乒乓球轨迹预测问题. 然而, 因乒乓球与球拍和球台的碰撞过程中, 并非绝对

收稿日期: 2012-10-16; 修回日期: 2012-12-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61075035, 61273337).

作者简介: 任艳青(1983-), 女, 博士, 从事机器人的视觉测量与控制的研究; 谭民(1962-), 男, 研究员, 博士生导师, 从事先进机器人控制、仿生机器人、多机器人协调与控制等研究.

光滑的接触面对乒乓球有摩擦力的作用,使得乒乓球所受合力偏离了球的重心而产生了旋转.旋转的存在破坏了乒乓球周边的空气压力平衡,使乒乓球受到一个旋转力(称为 Magnus 力),从而对乒乓球的飞行轨迹产生了一定影响,影响了轨迹预测的准确性.文献[6]详细分析了旋转球与球拍/球台碰撞过程,并给出了一种旋转球与球拍/球台的反弹模型.文献[10-12]在分析旋转球与球台反弹模型的基础上,分别提出一种旋转球的飞行轨迹预测算法,但是这些算法没有针对特定的旋转类型设计更有针对性的轨迹预测算法.

旋转球在飞行过程中除了与球拍和球台碰撞外,还会与空气相互接触,旋转球与空气的接触过程中,会受到空气阻力和 Magnus 力的作用,其飞行轨迹也因此发生偏移.不同类型的旋转球受到 Magnus 力的方向不同,对飞行轨迹的偏移影响也不同,对此体育学者吴焕群等分别在文献[16-17]中简单分析了不同类型旋转球的飞行轨迹的特点.根据发球机获得的旋转轨迹统计得到,因旋转引起飞行轨迹偏移量可以达到 7~8 cm,另外,反弹模型的不准确导致反弹后的轨迹预测存在较大的误差.鉴于此,针对不同类型的旋转球飞行轨迹分别建立轨迹预测算法和反弹模型是有必要的,而估计乒乓球的旋转模式是开展这项研究的前提.

本文在分析旋转球与空气的相互作用力的基础上,定性分析旋转对乒乓球运动轨迹的影响,并设计两个模糊神经网络分类器对乒乓球的旋转模式进行估计,为不同类型的旋转球的轨迹预测、建立反弹模型提供了基础,有利于提高旋转球轨迹预测的准确度.

1 乒乓球的基本旋转轴及其旋转种类

乒乓球在受到球拍拍击时因摩擦力的作用而产生旋转,其旋转方向可以是任意的,其旋转轴可以是无限的^[16].

为了便于分析和了解乒乓球旋转的一般规律,首先建立世界坐标系和飞行坐标系,如图 1 所示.

世界坐标系 $o_w x_w y_w z_w$. 选择乒乓球机器人对面的球台侧即人站立的一侧,球台中线偏右 300 mm、距离球中线 300 mm 处作为世界坐标系的原点 o_w . 其 x_w 轴平行于球台的长轴方向,即与球网方向垂直,从人朝向乒乓球机器人的方向为 x_w 轴的正方向;其 y_w 轴平行于球台短轴方向,从人站立一侧水平向左为正方向; z_w 轴垂直于球台平面,竖直向上为正方向.

世界坐标系是乒乓球机器人运动描述的基准,为了便于描述乒乓球飞行轨迹,同时建立了飞行坐标系.

飞行坐标系 $o_f x_f y_f z_f$. 假设乒乓球飞行的初始

方向在 xoy 平面上的投影与 x_w 正方向的夹角为 θ ,将世界坐标系 z_w 轴旋转 θ ,旋转后的坐标系为飞行坐标系 $o_f x_f y_f z_f$. 由坐标变换知,飞行坐标系的坐标原点和 Z 轴与世界坐标系重合.

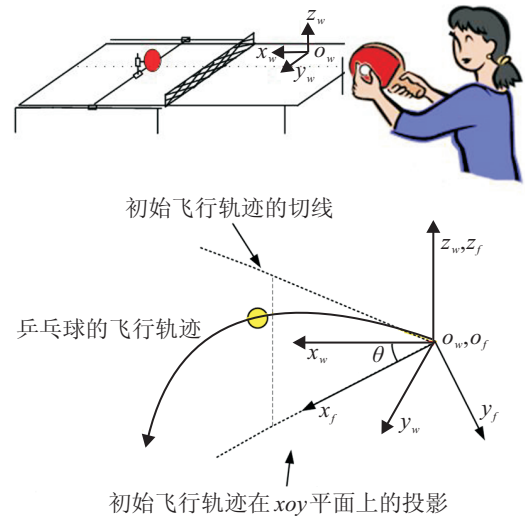


图 1 世界坐标系与飞行坐标系

下面将通过飞行坐标系的 3 个基本轴来分析旋转球的飞行轨迹特点.

乒乓球的旋转种类可以用飞行坐标系的 3 个基本坐标轴来分析:

1) 与飞行方向平行的直线为旋转轴,即乒乓球绕飞行坐标系的 x 轴旋转时,根据旋转方向的不同,可以分为两种:顺着轴的方向看,顺时针旋转为顺旋球,逆时针旋转为逆旋球.

2) 与飞行方向垂直的直线为旋转轴,即乒乓球绕飞行坐标系的 y 轴旋转时,根据旋转方向的不同,可以分为两种:顺着轴的方向看,顺时针旋转为下旋,逆时针旋转为上旋.

3) 与 z_w 轴平行的直线为旋转轴,即球绕与球台垂直的轴旋转时,根据旋转方向的不同,可以分为两种:从俯视方向看,顺时针旋转为左旋,逆时针旋转为右旋.

实际上,乒乓球的旋转轴可以是空间中的任意一条直线,将其称为斜轴.在分析过程中可以将乒乓球的旋转分解到飞行坐标系的 3 个基本坐标轴的方向上,并通过叠加 3 种旋转模式对轨迹的影响来分析斜轴对轨迹的作用.

2 旋转球在飞行中的受力分析

不考虑乒乓球的旋转时,乒乓球在飞行过程中主要受到竖直向下的重力 F_g 、竖直向上的浮力 F_b 、与乒乓球飞行方向相反的空气阻力 F_d 三个力的作用.当考虑乒乓球的旋转时,乒乓球的旋转破坏了球周围各方压力的平衡,产生了 Magnus 力 F_m ,不同的旋转

方式产生 Magnus 力的方向不同, 将给轨迹造成不同的影响. 因此旋转球在飞行中受重力 F_g 、浮力 F_b 、空气阻力 F_d 和马格努斯力 F_m 的作用, 这些力的具体表达式及相关参数的典型值可参见文献 [10].

下面以左、右旋为例, 分析 Magnus 力对旋转球轨迹的影响. 图 2 为左旋时, 乒乓球周围空气的运动情况.

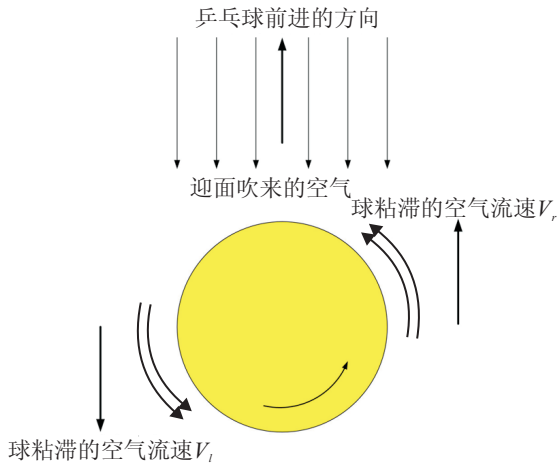


图 2 左旋时乒乓球空气运动情况

左旋: 左侧空气流速比右侧空气流速大, 即 $V_l > V_r$, 根据流体力学流速越快、压强越小, 流速越慢、压强越大的伯努利定律, 左侧空气压力比右侧空气压力小, 乒乓球会受到沿飞行坐标系的 y 轴向左的 Magnus 力, y_f 轴轨迹向左偏, y_f 轴加速度为正, 速度不断增大.

右旋: 右侧空气流速比左侧空气流速大, 即 $V_l < V_r$, 右侧空气压力比左侧小, 乒乓球会受到沿 y_f 轴向右的 Magnus 力, y_f 轴轨迹向右偏, y_f 轴加速度为负, 速度逐渐减小.

从速度和角速度变化情况, 若令

$$\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z],$$

$$\boldsymbol{v} = [v_x \ v_y \ v_z],$$

则

$$\boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{v} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z] \times [v_x \ v_y \ v_z] =$$

$$[\omega_x v_z - v_y \omega_z \ \omega_z v_x - \omega_x v_z \ \omega_x v_y - v_x \omega_y].$$

当乒乓球的旋转轴与 z_w 轴平行时, $w_z \neq 0, w_x = w_y = 0$, 则有 $\boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{v} = [-\omega_z v_y \ -\omega_z v_z \ 0]$, 在碰撞前, $v_z < 0$, 当左旋时 $w_z > 0$, Magnus 在 y_f 轴的分量是正的, 也就是 y_f 轴的加速度为正.

当右旋时, $w_z < 0$, Magnus 在 y_f 轴的分量是负值, 也就是 y_f 轴的加速度为负. 这与上面受力分析结果相同. 即当乒乓球存在左右旋时, 主要影响 y_f 轴的位置、速度和角速度.

同理分析, 当乒乓球上下旋时, 主要影响其 x_f 轴

的位置、速度和加速度. 当球绕与 x_f 轴平行的直线旋转时, 因其旋转方向与其飞行方向相互正交, 球体四周空气的流速受迎面吹来的空气的影响是相同的, 因此其飞行轨迹基本上不因顺/逆旋而变化. 鉴于此, 本文主要分析与 y_f 轴和 z_f 轴平行的直线为旋转轴时, 即左右旋和上下旋时, 旋转球飞行轨迹的分类问题.

3 模糊神经网络分类器的设计

3.1 模糊神经网络

上一节在对旋转球的飞行过程进行受力分析的基础上, 分析了不同旋转模式对乒乓球飞行轨迹的影响, 当获得一条新的飞行轨迹时, 如何估计它是哪种旋转模式的轨迹呢? 根据对已知旋转模式的飞行轨迹进行分析获得乒乓球飞行轨迹分类的主特征, 然后对输入的新轨迹提取主特征并判断乒乓球的旋转模式, 这是一个模式特征空间的划分问题, 亦是模式识别的分类问题.

模糊神经网络是根据模糊隶属度函数来表示样本属于某一类别的程度, 隶属度值越大, 属于某一类别的程度越大. 任何一个输入样本, 对于每一类样本都有一个模糊隶属度值. 模糊分类器选取模糊隶属度的最大值对应的类别作为输入样本的类别. 分类器采用应用最为广泛的 BP 神经网络分类器. BP 神经网络是一种典型的多层前向网络, 又称作误差逆传播神经网络, 由输入层、隐含层和输出层组成. 一个 3 层的 BP 网络可以完成任意 n 维到 m 维的映射^[18]. 本文将通过设计模糊神经网络分类器来解决对乒乓球飞行轨迹的旋转模式分类问题.

解决分类问题主要分为两个阶段: 1) 采用学习算法, 通过对训练集进行归纳学习得到分类模型; 2) 将已经学习得到的分类模型用于测试集, 对测试集中未知类别的实例进行分类, 最终取得训练集中类别的估计值. 本文使用 Matlab 中的神经网络工具箱实现模糊神经网络的设计, 实现流程如图 3 所示.

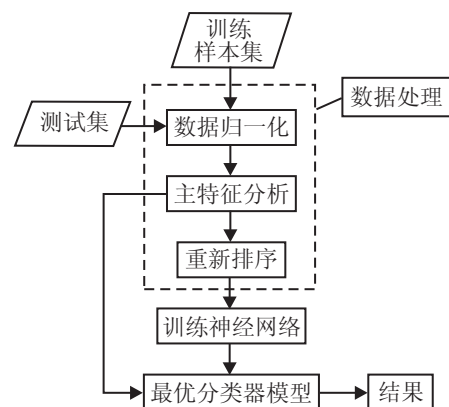


图 3 BP 神经网络实现流程

具体实现步骤如下。

Step 1: 采集数据, 获得BP神经网络训练样本集。

Step 2: 数据处理. 为了使得BP神经网络输入训练集具备典型性和更优良的泛化能力, 对输入数据进行简单数据处理, 主要包括数据归一化、主成分分析和调整排序等. 由于采集的各数据单位不一致, 为了加快训练网络的收敛性, 将数据映射到 $[-1, 1]$; 主成分分析是为了提取输入数据的主特征; 为了避免同一种旋转模式的数据相对集中, 提高BP神经网络的泛化能力, 将输入数据打乱排序后重新输入。

Step 3: 建立神经网络. 设置BP神经网络的结构, 包括输入节点、输出节点、隐含层、各隐含层的节点数目以及各隐含层的传输函数。

Step 4: 给定训练次数、训练目标等参数对神经网络进行训练, 获得并保存最优BP神经网络分类器的模型。

Step 5: 将测试数据做相应的数据处理后, 输入到训练好的最优BP神经网络分类器的模型中, 进行测试。

Step 6: 输出. 对BP神经网络的各个输出按从大到小的顺序排列, 选取最大值作为输入样本的类别判断标准。

3.2 模糊神经网络参数设置

3.2.1 输入向量和输出向量

通过视觉摄像机记录的乒乓球的飞行轨迹信息是乒乓球在世界坐标系中的位置信息. 为了更好地描述旋转模式对飞行轨迹的影响, 首先通过坐标变换, 将世界坐标系下的坐标轨迹转换到飞行坐标系下; 然后, 分别对乒乓球与球台反弹前的3个坐标轴上的位置信息进行一元二次拟合, 并选取 $x_f = 700 \text{ mm}$, $x_f = 1000 \text{ mm}$, $x_f = 1200 \text{ mm}$, $x_f = 1400 \text{ mm}$, $x_f = 1500 \text{ mm}$ 五个截止平面上乒乓球在3个轴上的速度和加速度作为输入向量. 因对轨迹进行了一元二次拟合, 所以轨迹在不同截止平面上的加速度值为定值, 输入向量的维数为18。

输出向量的维数是3, 分别对应乒乓球3种旋转模式的隶属度值. 为了对BP神经网络进行训练, 训练集的输出需是已知的, 即训练集中各飞行轨迹的旋转模式需是已知的. 为了获得训练集中各条飞行轨迹, 在如图4所示的试验平台上, 利用发球机(型号为泰德V-989E)通过设置两轮的出球速度, 获得不同初始方向、不同速度、不同旋转模式下的乒乓球飞行轨迹信息. 本文根据旋转轴的不同分别设计了左右旋分类器(称为分类器1)和上下旋分类器(称为分类器2), 每种分类器均有3个输出, 设 R 表示右旋, L 表示左旋,

U 表示上旋, D 表示下旋, Z 表示无旋转, 则对于分类器1的输出为 L 、 R 和 Z 所对应的隶属度值, 分类器2的输出为 U 、 D 和 Z 所对应的隶属度值. 因发球机上下轮速度共有10个档位, 所以两轮速度差的取值范围为 $[-10, 10]$. 在某一旋转模式下, 两轮的速度差值越大, 乒乓球的旋转越大. 本文以设定为3档时的乒乓球旋转作为1, 以此为基础设定模糊论域进行模糊量化. 以绕 z_w 轴旋转为例, 乒乓球的旋转度分为 L 、 R 、 Z 三个模糊量值, 其归一化隶属函数如图5所示。



图4 乒乓球机器人试验平台

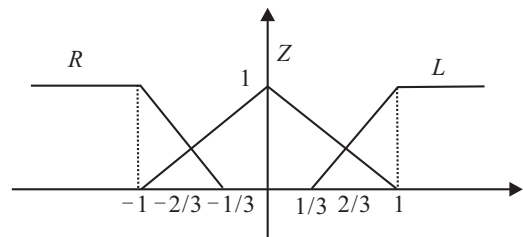


图5 隶属度函数

3.2.2 隐含层的节点数

隐含层节点数的大小直接影响到神经网络的分类性能. 节点数太大造成网络的学习过程过长, 太小会使网络的容错性能变差. 本文参照如下经验公式来确定隐含层的节点数^[18]:

$$n_1 = \sqrt{0.43mn + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.35} + 0.51, \quad (1)$$

其中 n_1 、 m 、 n 分别为BP神经网络的隐含层、输入层、输出层的节点数. 由以上分析可以得到, 当 $m = 18$, $n = 3$ 时, 代入式(1)计算并四舍五入得出隐含层节点为9个。

3.3 旋球模式判断

神经网络的输出是各旋球模式所对应的隶属度值. 根据模糊推理的原理, 选择隶属度值最大的旋球模式作为最终的模式分类结果. 以左右旋为例, 旋球

模式判断方法如式(1)所示.

$$P_b = \{x | \mu_x = \max\{\mu_R, \mu_L, \mu_Z\}\}. \quad (2)$$

其中: P_b 为旋球模式分类结果, μ_x 为隶属度集 x 所对应的隶属度值.

综上, 模糊神经网络分类器的结构如图 6 所示.

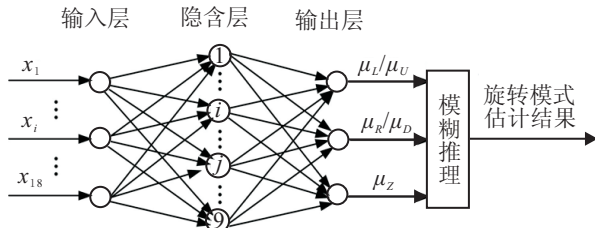


图 6 模糊神经网络分类器结构

4 BP 神经网络分类器的实验结果

利用发球机发球, 针对不同的轨迹对 BP 神经网络分类器进行实验验证. 实验分为 3 部分进行:

- 1) 神经网络的训练、校验和测试;
- 2) 选取新的左右旋、上下旋飞行轨迹作为测试样本;
- 3) 选取斜轴上的数据作为测试样本.

下面分别给出 3 个部分实验的结果.

实验 1 选取 315 组样本作为训练集对 BP 神经网络分类器进行训练, 其中训练数据、验证数据、测试数据分别占总样本的 60%, 20%, 20%. 训练集各旋转模式数据分布情况如表 1 所示, 分类器 1 训练时, 神经网络输出的实验值与实际值的比较结果如图 7(a) 所示, 分类结果的准确率可以达到 98.41%, 部分具体数值及分类结果如表 2 所示. 分类器 2 训练时, 神经网络输出的实验值和实际值的比较结果如图 7(b)

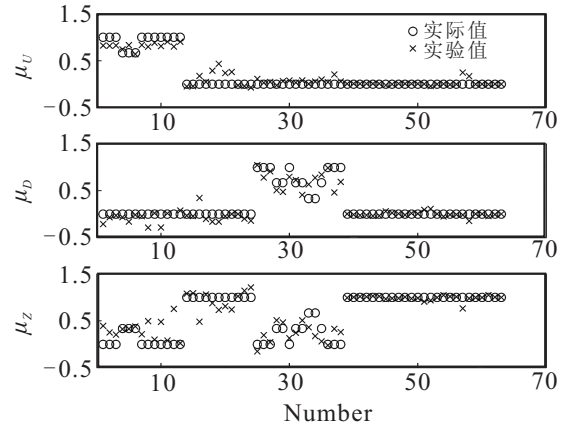
表 1 训练集各旋转模式分布情况

旋转模式	数据数目
左旋	59
右旋	68
上旋	65
下旋	69
无旋转	54
总样本数	315

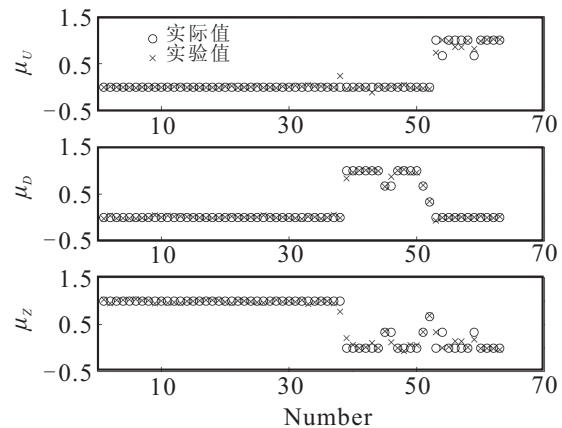
表 2 分类器 1 训练时, 神经网络输出的实际值和实验值及旋转模式分类结果

序号	(μ_R, μ_L, μ_Z)		旋转模式	
	实际值	实验值	实际	实验结果
1	(0, 0, 1)	(-0.001 8, 0.005 8, 0.996 3)	Z	Z
4	(0, 0, 1)	(-0.000 3, -0.009, 1.006 9)	Z	Z
8	(0, 1, 0)	(0.001 5, 1.014 6, -0.005 4)	R	R
11	(0, 0.666 7, 0.333 3)	(-0.002 1, 0.655 0, 0.342 9)	R	R
16	(0.666 7, 0, 0.333 3)	(0.742 6, -0.008 9, 0.259 2)	L	L
18	(1, 0, 0)	(1.003 3, -0.005 5, 0.001 7)	L	L

所示, 分类结果的准确率可以达到 98.41%, 部分具体数值及分类结果如表 3 所示.



(a) 分类器 1 训练时神经网络输出的实验值和实际值



(b) 分类器 2 训练时神经网络输出的实验值和实际值

图 7 神经网络输出的实验值和实际值

实验 2 实验 1 利用 BP 神经网络分类器建立了分类模型, 下面将对 4 种旋转模式分别采集 10 条新轨迹作为测试样本, 并利用建立好的分类模型对乒乓球的旋转模式进行分类.

表 4 为对于测试样本, 部分神经网络的输出值和两个分类器的分类结果, 其中旋转模式判断错误的用下划线表示, 如第 2 组样本. 由表 4 可知, 对于这 40 组数据, 分类器 1 分类的正确率为 100%, 分类器 2 分类的正确率为 97.5%.

表 3 分类器 2 训练时,神经网络输出的实际值和实验值及旋转模式分类结果

序号	(μ_U, μ_D, μ_Z)		旋转模式	
	实际值	实验值	实际	实验结果
5	(0.6667, 0, 0.3333)	(0.6392, -0.0168, 0.3782)	<i>U</i>	<i>U</i>
7	(1, 0, 0)	(0.9021, 0.0773, 0.0207)	<i>U</i>	<i>U</i>
9	(0, 1, 0)	(0.0452, 0.9121, 0.0439)	<i>D</i>	<i>D</i>
12	(0, 0.6667, 0.3333)	(0.0306, 0.7267, 0.2439)	<i>D</i>	<i>D</i>
17	(0, 0, 1)	(-0.0004, 0.0035, 0.9955)	<i>Z</i>	<i>Z</i>
19	(0, 0, 1)	(0.0024, -0.0081, 1.0043)	<i>Z</i>	<i>Z</i>

表 4 对于测试样本,神经网络的输出值及分类器的分类结果

旋转方式	序号	分类器 1		分类器 2	
		神经网络输出值 (μ_R, μ_L, μ_Z)	分类结果	神经网络输出值 (μ_U, μ_D, μ_Z)	分类结果
上旋	1	(-0.0016, 0.0004, 1.0012)	<i>Z</i>	(0.9675, 0.0221, 0.0103)	<i>U</i>
	2	(0.0054, 0.001, 0.9937)	<i>Z</i>	(0.9677, 0.0258, 0.0065)	<i>U</i>
下旋	1	(-0.0016, -0.0164, 1.018)	<i>Z</i>	(-0.009, 0.9893, 0.0197)	<i>D</i>
	2	(0.0049, 0.015, 0.9801)	<i>Z</i>	(0.0642, 0.9559, -0.0201)	<i>D</i>
右旋	1	(-0.0027, 0.9996, 0.003)	<i>R</i>	(0.015, -0.0046, 0.9896)	<i>Z</i>
	2	(-0.0028, 1.0016, 0.0012)	<i>R</i>	(0.015, -0.0047, 0.9897)	<i>Z</i>
左旋	1	(0.9498, -0.0052, 0.0554)	<i>L</i>	(0.0077, -0.2597, 1.2521)	<i>Z</i>
	2	(0.9693, 0.0012, 0.0295)	<i>L</i>	(0.0583, -0.0614, 1.0031)	<i>Z</i>

表 5 当旋转轴为斜轴时,神经网络的输出值及分类器的输出结果

序号	分类器 1		分类器 2		综合分类	
	神经网络输出值 (μ_R, μ_L, μ_Z)	结果	神经网络输出值 (μ_U, μ_D, μ_Z)	结果	分类结果	实际类别
1	(0.9675, -0.0014, 0.8443)	<i>R</i>	(0.9675, 0.753, 0.0016)	<i>U</i>	右侧上旋	右侧上旋
2	(0.302, 0.0193, 1.1557)	<i>R</i>	(0.302, 0.8247, 0.0164)	<i>U</i>	右侧上旋	右侧上旋
3	(0.9677, 0.0115, 0.6521)	<i>R</i>	(0.9677, -0.0833, -0.3916)	<i>U</i>	右侧上旋	右侧上旋
4	(0.9575, 0.0148, 0.8378)	<i>R</i>	(0.9575, 0.753, 0.0016)	<i>U</i>	右侧上旋	右侧上旋
5	(0.8926, 0.9913, -0.0049)	<i>L</i>	(0.8926, 0.1473, 0.9879)	<i>D</i>	左侧下旋	左侧下旋
6	(0.9673, 0.9882, 0.0042)	<i>L</i>	(0.9673, 0.1473, 0.9878)	<i>D</i>	左侧下旋	左侧下旋
7	(0.9669, 0.6719, 0.0011)	<i>L</i>	(0.9669, 0.1472, 0.9859)	<i>D</i>	左侧下旋	左侧下旋
8	(0.9674, 0.0289, 0.9708)	<i>L</i>	(0.9674, 0.0204, 0.9741)	<i>D</i>	左侧下旋	左侧下旋

实验 3 按照第 1 节旋转轴的分类方式,当旋转轴是斜轴时,应同时具有两种旋转方式的特征,例如右侧上旋同时具有右旋和上旋的旋转特征,但因为速度不同,旋转特性明显程度不同,表现也稍有区别.本节分别采集了左侧下旋、右侧上旋各 4 条轨迹进行分类,神经网络的输出值及分类器的分类结果如表 5 所示.由表 5 可知,分类器 1 分类和分类器 2 分类的准确率均为 100%,因此,综合分类的准确率为 100%.

5 结 论

本文在对带有旋转的乒乓球进行受力分析的基础上,详细讨论了不同旋转模式下 Magnus 力对乒乓球飞行轨迹的影响,并在此基础上,设计了两个模糊神经网络分类器,分别对左右旋和上下旋的飞行轨迹进行分类,并通过发球机实验对两个分类器的输出结

果进行测试,实验结果验证了分类器的有效性.两个分类器将有助于提高旋转球轨迹预测的准确性,并对设计乒乓球机器人接打旋转球时的运动控制方案具有指导性意义,下一阶段将在这两方面进一步展开研究.

参考文献(References)

- [1] Andersson R L. Dynamic sensing in a ping-pong playing robot[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1989, 5(6): 728-739.
- [2] Zhang Z T, Xu D, Yu J. Research and latest development of pingpong robot player[C]. The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Chongqing, 2008: 4881-4886.
- [3] 张正涛. 乒乓球机器人视觉测量与控制[D]. 北京: 中国

- 科学院研究生院, 2010.
(Zhang Z T. Visual measurement and control for table tennis robot[D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2010.)
- [4] 杨平. 直角坐标机器人的运动规划及控制策略研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2011.
(Yang P. Research on motion planning and control strategy for cartesian robots[D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2011.)
- [5] Matsushima M, Hashimoto T, Takeuchi M, et al. A learning approach to robotic table tennis[J]. IEEE Trans on Robotics, 2005, 21(4): 767-771.
- [6] Leung H, Wang H Q, Cao C X. An improved locally weighted regression for a converter re-vanadium prediction modeling[C]. The 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian, 2006: 1515-1519.
- [7] 芮庆, 胡宗武, 宫崎文夫. 用LWR学习进行乒乓球轨道预测的仿真研究[J]. 机器人, 1998, 20(5): 373-377.
(Rui Q, Hu Z W, Fumio Miyazaki. Simulation on prediction trace of ping pang ball using LWR Learning[J]. ROBOT, 1998, 20(5): 373-377.)
- [8] Zhang Zhengtao, Xu De, Yang Ping. Visual measurement and prediction of ball trajectory for table tennis robot[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(12): 3195-3205.
- [9] 任艳青, 徐德, 谭民. 旋转球与乒乓球台/球拍的反弹模型[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(11): 1433-1439.
(Ren Y Q, Xu D, Tan M. Rebound model between spinning table tennis ball and table/racket[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(11): 1433-1439.)
- [10] Huang Yanlong, Xu De, Tan Min, et al. Trajectory prediction of spinning ball for ping-pong player robot[C]. 2011 IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. San Francisco, 2011: 3434-3439.
- [11] Chen Xiaopeng, Tian Ye, Huang Qiang, et al. Dynamic model based ball trajectory prediction for a robot ping-pong player[C]. The 2010 IEEE Int Conf on Robotics and Biomimetics. Tianjin, 2010: 603-608.
- [12] Akira N, Yosuke K, Yuki O, et al. Modeling of rebound phenomenon between ball and racket rubber[C]. ICROS-SICE Int Joint Conf. Fukuoka, 2009: 2295-2300.
- [13] Andersson R. Aggressive trajectory generator for a robot ping-pong player[J]. IEEE Control Systems Magazine, 1989, 9(2): 15-21.
- [14] Sun L, Liu J T, Wang Y S, et al. Ball's flight trajectory prediction for table-tennis game by humanoid robot[C]. IEEE Int Conf on Robotics and Biomimetics. Guilin, 2009: 1136-1141.
- [15] 彭博, 洪永潮, 杜森森, 等. 乒乓球机器人击打点的预测方法[J]. 江南大学学报: 自然科学版, 2007, 6(4): 433-437.
(Peng B, Hong Y C, Du S S, et al. An approach to hit point prediction for ping pong robot[J]. J of Jiangnan University: Natural Science Edition, 2007, 6(4): 433-437.)
- [16] 吴焕群. 旋转球的定性分析[J]. 天津体育学院学报, 1999, 14(3): 52-55.
(Wu H Q. Qualitative analysis of spin[J]. J of Tianjin Institute of Physical Education, 1999, 14(3): 52-55.)
- [17] 刘维曾, 郭少安. 对乒乓球旋转规律的剖析[J]. 体育科技资料, 1974(5): 10-25.
(Liu W Z, Guo S A. Analysis of table tennis rotation law[J]. Sports Science and Technology Information 1974(5): 10-25.)
- [18] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.
(Jiao L C. Neural network system theory[M]. Xi'an: Xidian University Press, 1990.)

(责任编辑: 孙艺红)