



# (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113822201 B

(45) 授权公告日 2023.01.06

(21) 申请号 202111121944.0

G06F 18/214 (2023.01)

(22) 申请日 2021.09.24

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113822201 A

(56) 对比文件

(43) 申请公布日 2021.12.21

CN 106780543 A, 2017.05.31

CN 111027626 A, 2020.04.17

(73) 专利权人 大连海事大学

CN 109188020 A, 2019.01.11

CN 108256567 A, 2018.07.06

地址 116026 辽宁省大连市高新园区凌海路1号

US 2020302151 A1, 2020.09.24

(72) 发明人 战庆亮 白春锦

审查员 马春黎

(74) 专利代理机构 大连东方专利代理有限责任

公司 21212

专利代理师 姜玉蓉 李洪福

(51) Int. Cl.

G06F 18/24 (2023.01)

G06F 18/213 (2023.01)

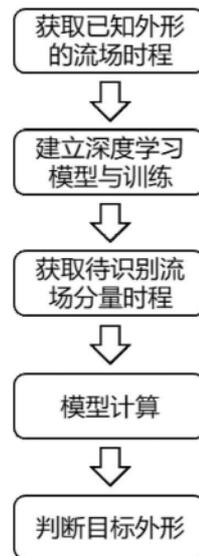
权利要求书1页 说明书6页 附图5页

(54) 发明名称

基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习方法

(57) 摘要

本发明提供一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习方法,包括以下步骤:基于流场特征对水下目标体外形进行识别;基于任意一点尾流速度分量时程信号对所述目标特征进行提取;基于深度学习对所述尾流速度分量时程信号进行处理;基于卷积神经网络对流场速度分量时程特征进行分类。本发明采用流场速度分量作为外形识别的数据,与传统采用声信号、图像信号等方法具有根本的不同,由于本方法采用了全新的物理量进行外形识别,克服了传统声信号中主动声呐方法的隐蔽性差的缺点,也弥补了水中图像信号干扰大的缺陷,是一种隐蔽性高、数据获取便捷的新方法。



1. 一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法, 其特征在于, 包括以下步骤:

S1: 获取已知外形的流场速度分量时程; 即对已知外形的目标特征所形成的尾流流场进行流场速度时程样本进行测定;

S2: 基于任意一点尾流速度分量时程信号对所述目标特征进行提取;

S3: 基于深度学习的方法对所述尾流速度分量时程信号进行处理;

S4: 基于卷积神经网络对流场速度分量时程特征进行分类。

2. 根据权利要求1所述的一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法, 其特征在于,

所述基于流场特征对水下目标体外形进行识别具体还包括: 根据目标外形对流场特征的干扰来进行水下物体外形的识别;

所述流场特征包括: 流场的顺流向速度及流场的横向速度。

3. 根据权利要求1所述的一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法, 其特征在于,

所述基于任意一点尾流速度分量时程信号对所述目标特征进行提取是根据尾流流场中的任意一点的速度时程信号进行目标外形的特征提取;

所述尾流速度分量包括顺流的速度时程及横向的速度时程;

根据速度时程信号的特征进行目标外形识别。

4. 根据权利要求1所述的一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法, 其特征在于, 所述基于深度学习的方法对流场时程信号进行处理还包括以下步骤:

S31: 基于深度学习的方法构建输入信号的计算模型;

S32: 基于一维时程、时间序列数据进行深度学习计算。

5. 根据权利要求1所述的一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法, 其特征在于, 所述基于卷积神经网络对流场速度分量时程特征进行分类还包括以下步骤:

S41: 基于一维卷积对顺流速度时程进行计算;

S42: 基于一维卷积对横向速度时程进行计算;

S43: 基于一维卷积对尾流速度时程特征进行提取;

S44: 基于一维卷积对尾流速度时程特征进行分类。

## 基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及水下目标物体外形识别的技术领域,具体而言是一种全新的水下目标物体外形识别方法。

### 背景技术

[0002] 随着我国综合国力的不断提高,对海洋资源的经济开发以及领海的军事研究显得尤为重要。其中水下目标自动识别是海洋资源开发水下设备与水中武器系统智能化的核心问题,也是国内外一致公认的技术难题。

[0003] 目前对流体中目标识别主要通过光信号或声信号进行,由于光信号等在水中穿透能力有限,且高频信号的衰减急剧加快,导致难以采集远距离光信号;低频的声信号具有良好的传播性,是水中观察和测量的重要手段,声呐利用灵敏的接受系统采集水流、鱼类和舰船等水中目标在水中运动时产生的辐射噪声,从而进行目标的定位与识别。

[0004] 由于水下噪声来源十分复杂,同时受水体和地表反射的干扰较大,难以直接根据信号进行目标识别,必须要进行复杂的信号处理工作。传统的目标识别依赖人工分析目标信号的频谱、起伏变化等特征,对识别人员的经验要求高而且效率较低。随着机器学习方法的应用,目标识别技术取得了重大突破。传统机器学习方法研究水下目标识别时,将信号分离理论与机器学习方法相结合,采用频谱分析、小波变换、希尔伯特黄变换、高阶谱估计等数学方法进行人工特征提取,这些特征工程的分析过程主要依靠人为的知识与经验,来找到更好的训练特征,便于提高机器学习算法的精度。因此,传统及其学习过程中特定的特征选择弱化了方法的泛化能力,也限制了传统机器学习方法在水下识别领域的进一步发展。

[0005] 目前,针对流场特征的深度学习研究方法研究少,也尚未利用流场特征进行目标识别。当流体流经浸入其中的固体表面时,会受到物体的干扰而产生流动分离等现象。而且不同形状的物体对流场的干扰特征是不同的,因此会在流场中形成特征不同的尾流流场,这种尾流特征可以看作不同形状物体在流体中形成的特殊“指纹”,因而可根据尾流流场进行物体外形的识别。然而,随着流场雷诺数变化,流动控制方程的非线性特征导致尾流流场的特征与状态高度复杂,难以通过传统数学方法进行推导描述,更难以实现特征提取与识别。

### 发明内容

[0006] 根据上述提出难以通过传统数学方法进行推导描述,更难以实现特征提取与识别的技术问题,而提供一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法。本发明主要利用一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习的方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤S1:获取已知外形的流场速度分量时程;即对已知外形的目标特征所形成的尾流流场进行流场速度时程样本进行测定;

[0008] 步骤S2:基于任意一点尾流速度分量时程信号对所述目标特征进行提取;

[0009] 步骤S3:基于深度学习的方法对所述尾流速度分量时程信号进行处理;

- [0010] 步骤S4:基于卷积神经网络对流场速度分量时程特征进行分类。
- [0011] 进一步地,所述基于流场特征对水下目标体外形进行识别具体还包括:根据目标外形对流场特征的干扰来进行水下物体外形的识别;
- [0012] 所述流场特征包括:流场的顺流向速度及流场的横向速度。
- [0013] 进一步地,所述基于任意一点尾流速度分量时程信号对所述目标特征进行提取是根据尾流流场中的任意一点的速度时程信号进行目标外形的特征提取;
- [0014] 所述尾流速度分量包括顺流的速度时程及横向的速度时程;
- [0015] 根据速度时程信号的特征进行目标外形识别;
- [0016] 进一步地,所述基于深度学习方法对流场时程信号进行处理还包括以下步骤:
- [0017] 步骤S31:基于深度学习方法构建输入信号的计算模型;
- [0018] 步骤S32:基于一维时程、时间序列数据进行深度学习计算。
- [0019] 进一步地,所述基于卷积神经网络对流场速度分量时程特征进行分类还包括以下步骤:
- [0020] 步骤S41:基于一维卷积对顺流速度时程进行计算;
- [0021] 步骤S42:基于一维卷积对横向速度时程进行计算;
- [0022] 步骤S43:基于一维卷积对尾流速度时程特征进行提取;
- [0023] 步骤S44:基于一维卷积对尾流速度时程特征进行分类。
- [0024] 较现有技术相比,本发明具有以下优点:
- [0025] (1)本发明采用流场速度分量作为外形识别的数据,与传统采用声信号、图像信号等方法具有根本的不同,由于本方法采用了全新的物理量进行外形识别,克服了传统声信号中主动声呐方法的隐蔽性差的缺点,也弥补了水中图像信号干扰大的缺陷,是一种隐蔽性高、数据获取便捷的新方法;
- [0026] (2)本方法所采用的目标变量为流场中的速度分量,可选择顺流速度或横向速度,因此本方法的数据获取极为方便;
- [0027] (3)本发明采用以为的时程信号进行外形识别,与传统图像识别方法针对图像数据开展外形识别不同,所需要的输入数据量小,所构建的深度学习网络参数少,识别计算速度快;
- [0028] (4)本发明采用基于卷积的深度学习方法对时程数据进行特征提取与分类,保留了样本的时序信息,因此识别精度高,是一种高精度的新方法;
- [0029] 基于上述理由本发明可在水下目标外形识别等领域广泛推广。

## 附图说明

[0030] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图做以简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0031] 图1为本发明具体实施方式中一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习方法流程图;

[0032] 图2为本发明实施例中包含的目标外形集W;

- [0033] 图3为本发明实施例中流场目标外形集的流场速度分量样本获取模型；
- [0034] 图4为本发明实施例中流场测点布置示意图；
- [0035] 图5为本发明中深度学习模型结构示意图；
- [0036] 图6为本发明实施例中目标外形1的典型流场顺流速度时程样本代表；
- [0037] 图7为本发明实施例中目标外形2的典型流场顺流速度时程样本代表；
- [0038] 图8为本发明实施例中目标外形1的典型流场横向速度时程样本代表；
- [0039] 图9为本发明实施例中目标外形2的典型流场横向速度时程样本代表；
- [0040] 图10为本发明实施例中的识别结果精度结果。

### 具体实施方式

[0041] 为了能够更加清楚地理解本发明的上述目的、特征和优点，下面结合附图及实施例对本发明做进一步说明。在下面的描述中阐述了很多具体细节以便于充分理解本发明，但是，本发明还可以采用不同于在此描述的方式来实施，因此，本发明并不限于下面公开的具体实施例。

[0042] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。以下对至少一个示例性实施例的描述实际上仅仅是说明性的，决不作为对本发明及其应用或使用的任何限制。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

[0043] 需要注意的是，这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式，而非意图限制根据本发明的示例性实施方式。如在这里所使用的，除非上下文另外明确指出，否则单数形式也意图包括复数形式，此外，还应当理解的是，当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时，其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0044] 除非另外具体说明，否则在这些实施例中阐述的部件和步骤的相对布置、数字表达式和数值不限制本发明的范围。同时，应当清楚，为了便于描述，附图中所示出的各个部分的尺寸并不是按照实际的比例关系绘制的。对于相关领域普通技术人员已知的技术、方法和设备可能不作详细讨论，但在适当情况下，所述技术、方法和设备应当被视为授权说明书的一部分。在这里示出和讨论的所有示例中，任何具体值应被解释为仅仅是示例性的，而不是作为限制。因此，示例性实施例的其它示例可以具有不同的值。应注意到：相似的标号和字母在下面的附图中表示类似项，因此，一旦某一项在一个附图中被定义，则在随后的附图中不需要对其进行进一步讨论。

[0045] 如图1~10所示，本发明包含一种基于流场速度分量时程的水下物体外形识别的深度学习方法，下面结合具体实施例进行进一步说明：

[0046] 作为一种优选的实施方式，在本申请中，所说的深度学习方法具体包含以下步骤：

[0047] 步骤S1：获取已知外形的流场速度分量时程；即对已知外形的目标特征所形成的尾流流场进行流场速度时程样本进行测定；

[0048] 步骤S2：基于任意一点尾流速度分量时程信号对所述目标特征进行提取；

[0049] 步骤S3：基于深度学习对流场时程信号进行处理；

[0050] 步骤S4:基于卷积神经网络对流场速度分量时程特征进行分类。

[0051] 具体地,步骤S1中获取已知外形的流场速度分量时程;即对已知外形目标体所形成的尾流流场进行流场速度时程样本进行测定;

[0052] 具体地,

[0053] 步骤S11:首先确定水下目标识别的应用范围,根据应用范围选择目标物体的外形集,定为集合W;

[0054] 作为一种优选的实施方式,在本实施例中,W中共包含6个待识别的目标外形,分别为圆柱、六棱柱、方柱、斜置方柱、三棱柱、斜置三棱柱,如图2所示,可以理解为在其他的实施方式中,具体的待识别的目标外形是按照实际情况决定的,并不固定;

[0055] 步骤S12:采用风洞试验方法、水洞试验方法或者数值模拟方法,进行流场模拟。

[0056] 在本实施例中,通过数值模拟方法获取流场速度分量时程,对于风洞试验与水洞试验以及现场实测同样适用,本实施例中的数值模拟计算模型如图3所示;

[0057] 步骤S13:选取集合W中的目标外形1,在目标外形1的尾流区域采用流场速度传感器获取顺流速度时程,或者获取横向速度时程。

[0058] 在本实施例中,每个传感器均可获得流场的顺流速度与横向速度,本实施例中同时保存了两种速度分量时程;

[0059] 步骤S14:移动传感器位置,重复步骤S13,获取更多位置处的速度时程,得到目标外形1的流场样本集1。作为优选的,本实施例中,具体的测点布置如图4所示,对于样本W中的单个外形案例,共布置了3600个传感器,

[0060] 步骤S15:重复步骤S13-S14,获取集合W中各目标外形i的样本集i,至此得到了集合W中的所有外形的流场分量时程信号集合1~集合n,并指定各集合的标签为1~n,定义为信号集合N。

[0061] 本实施例中,W中共6个样本,每个样本中的流场信号3600个,因此本实施例中总的信号集N中21600条样本时程(对于一种流场速度分量);如图6~图9所示各列举了6条不同目标外形的顺流速度曲线和横向流场速度时程曲线;按照0~5定义每个样本所属标签,完成了步骤1中的样本测定;

[0062] 进一步的,对步骤S1中的信号集合N进行深度学习模型的训练,提取时程信号的特征并进行分类;

[0063] 步骤S21:首先构建基于全卷积计算的FCN深度学习网络;

[0064] 本实施例中的模型结构如图5所示;模型输入层为一维流场分量时程信号;对输入层的时程信号进行卷积运算,得到模型的卷积层1;对卷积层1的输出数据再次进行卷积计算,得到模型的卷积层2;对卷积层2的输出数据再次进行卷积计算,得到模型的卷积层3;对卷积层3的输出数据再次进行卷积计算,得到模型的卷积层3;对卷积层4的输出数据进行全局池化计算,得到模型的池化层1;对池化层的输出数据进行全连接层计算,得到模型的输出层;

[0065] 进一步的,所述步骤S21具体采用以下方式实现,包括以下步骤:

[0066] 步骤S211:模型输入层为一维流场分量时程信号;

[0067] 步骤S212:对输入层的时程信号进行卷积运算,得到模型的卷积层1;

[0068] 步骤S213:对步骤S212中的输出数据再次进行卷积计算,得到模型的卷积层2;

- [0069] 步骤S214:对步骤S213中的输出数据再次进行卷积计算,得到模型的卷积层3;
- [0070] 步骤S215:对步骤S214中的输出数据再次进行卷积计算,得到模型的卷积层3;
- [0071] 步骤S216:对步骤S215中的输出数据进行全局池化计算,得到模型的池化层1;
- [0072] 步骤S217:对步骤S216中的输出数据进行全连接层计算,得到模型的输出层。
- [0073] 步骤S22:将流场速度分量信号集合N作为输入样本传递给FCN深度学习神经网络中;
- [0074] 作为一种优选的实施方式,本实施例中,将步骤S15中的21600条样本中随机选取50%的样本作为训练集,作为模型的输入层变量;
- [0075] 步骤S23:定义模型的损失函数L
- [0076]  $L = \sum |0 - G|$  (1)
- [0077] 其中0为模型计算预测的目标外形标签,G为真实的外形标签;
- [0078] 在本实施例中,模型的初始标签均设定为标签0,真实的标签为0~5,分别对应集合W中的5中外形形状;
- [0079] 步骤S24:进行迭代训练;步骤S23中的损失函数变小,得到用与应用范围内外形识别的网络模型参数;
- [0080] 通过反向迭代消除输出的误差,使得模型收敛;本实施例中,共进行了50次迭代,步骤S23中的损失函数即足够小,满足精度要求,至此完成了模型的训练;
- [0081] 进一步的,步骤S3,对待识别外形的物体流场特征样本进行采集;
- [0082] 步骤S31:采用风洞试验方法、水洞试验方法或者数值模拟方法,进行流场模拟;
- [0083] 本实施例中,集合W的选择同步骤S11,流场速度分量时程的获取方式同步骤S12;
- [0084] 步骤S32:对待识别目标外形的尾流区域采用流场速度传感器获取顺流速度时程,或者获取横向速度时程;
- [0085] 在本实施例中,传感器的测量变量与位置同步骤步骤S13和步骤S14;
- [0086] 进一步的,步骤S4,基于步骤S24中的深度学习模型进行待识别样本的特征计算;
- [0087] 步骤S41:将步骤S32中的样本时程作为步骤S24模型中的输入数据,采用步骤S24中的模型参数进行计算;
- [0088] 在本实施例中,将步骤S22中的其余50%的样本作为待识别的样本时程,由于待识别的样本位置与步骤S22中的样本位置不同,因此其时程是不一样的,可以用来代表新的样本(即深度学习没有学习过的样本),用来测试模型的精度;
- [0089] 步骤S42:根据计算输出的结果向量,判定与集合N中标签的相似程度,找到最为接近的标签m,输出识别结果为集合W中的m样本外形,完成目标外形的识别;
- [0090] 将步骤S41所得到计算结果与步骤S41中待识别样本的真实标签相比较,模型所输出的是各条样本属于集合W中各外形的概率;本实施例中共6种外形,平均概率为16.7%,实际计算发现预测目标概率可达95%以上,见图10。说明对于六种不同形状的复杂为流场,采用本方法可以根据任一点位置处的流场速度分量时程,来识别物体的外形,且准确率高。
- [0091] 最后应说明的是:以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述各实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术

方案的范围。



图1



图2

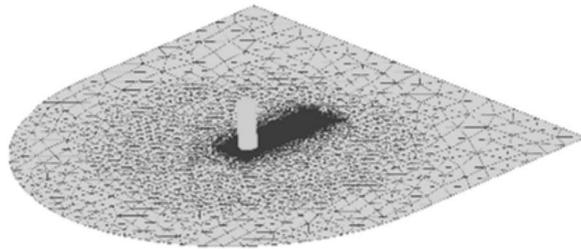


图3

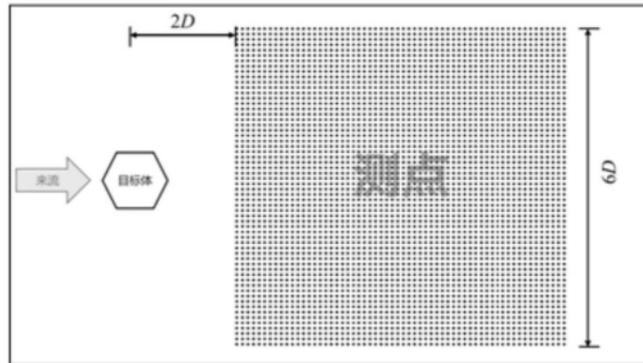


图4

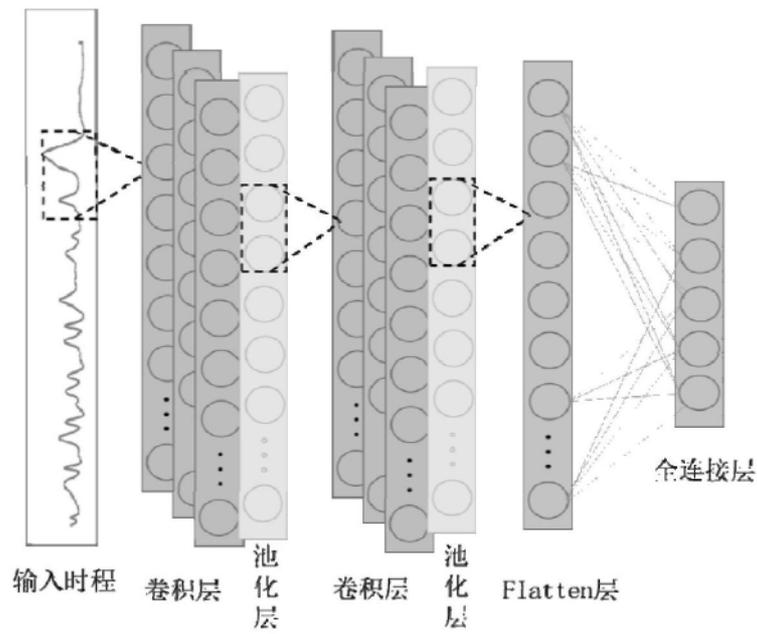


图5

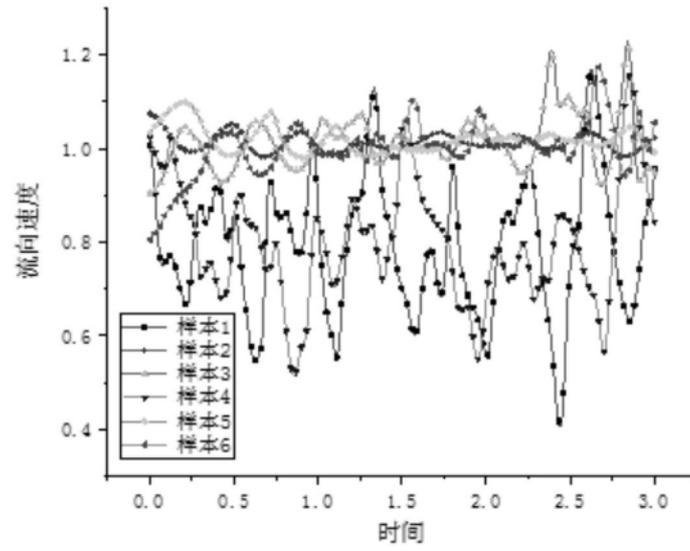


图6

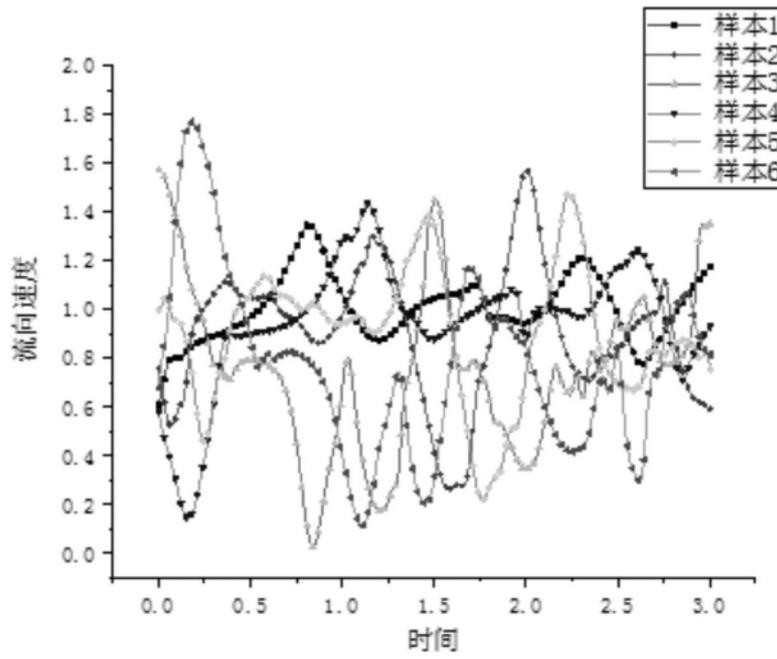


图7

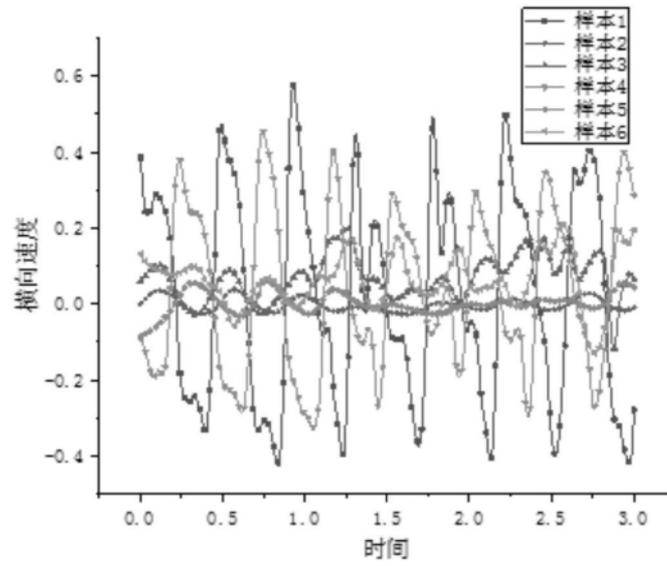


图8

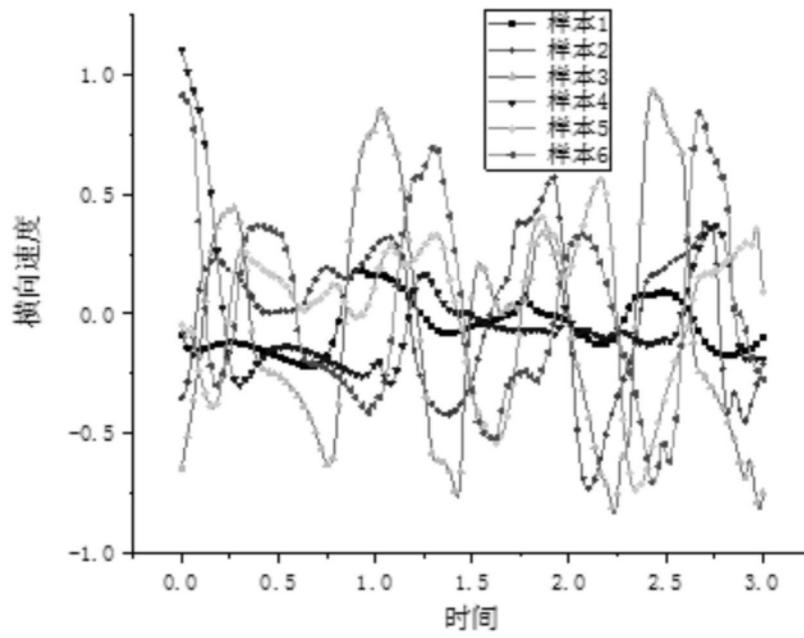


图9

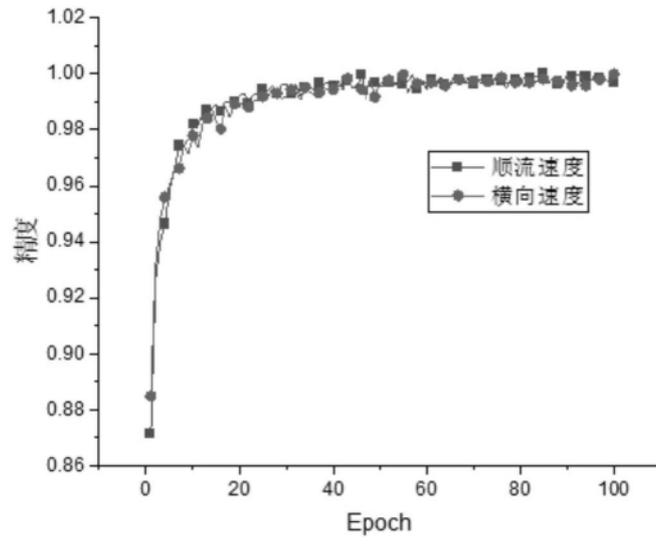


图10