

基于神经网络的跨音速非定常气动力的辨识

朱姚远, 韩景龙

(南京航空航天大学 航空学院, 江苏 南京 210016)

摘要:利用递归神经网络(RNN)模型具有时间记忆性,且会考虑之前的输入输出对当前输出影响的特点,以递归神经网络方法建立了NACA0012翼型在跨音速阶段的非定常气动力模型;利用CFD计算NACA0012翼型绕其刚心作变频俯仰运动的跨音速气动力系数为训练数据,建立跨音速非定常气动力模型。以建立的跨音速非定常气动力模型预测NACA0012翼型作俯仰简谐振动的气动力系数,并与CFD计算的气动力系数进行对比。结果表明,该模型具备优良的逼近非线性非定常气动力的能力;针对跨音速二维翼型,该模型相比CFD可以更快地构建,并能迅速且较为准确地预测不同频率下作简谐振动时的气动力。

关键词:神经网络;跨音速;非定常;气动力

中图分类号:V211.15

文献标志码:A

文章编号:1671-5322(2020)02-0025-04

目前,在二维翼型计算非定常气动力时,采用计算流体力学(CFD)方法计算得到的非定常气动力数据精确度高,但是所需花费的时间也太多。因此,为简便计算,需要建立非定常气动力降阶模型,以便在不同工况即不同减缩频率、不同马赫数、同一二维翼型作不同频率运动时,快速得到较为准确的气动力。另外,采用CFD方法计算得到的是离散时间下,间隔单位时间步长的气动力系数,这些离散时间数据量较大,且不好直接用于气动弹性分析。因此急需一种既能拥有和CFD一样的计算精度,又能快速计算并能方便应用于工程计算的低维气动力模型。而神经网络气动力降阶模型很适合于解决该问题^[1-4]。

现有研究者采用神经网络模型如循环神经网络(RNN)算法^[5]、误差反向传播(BP)算法^[6]与卷积神经网络(CNN)算法^[7]等对动态非线性气动力进行辨识,本文采用基于RNN的神经网络模型来计算二维翼型非定常气动力。该模型除具有与其他神经网络模型相同的优点即构建模型时不需要建立数学表达式,且对输入参数无限制外,还具有自身独特的优点,即具有时间上的记忆性,能准确获得非定常气动力的非线性特性,建立模型

耗时短、预测快且较为准确等优点。

1 RNN神经网络模型

1.1 RNN理论方法

神经网络算法中,BP算法与CNN算法都具有输出只考虑前一个输入而不考虑其他时刻输入的影响的缺点,这很不符合非定常气动力降阶模型的物理意义。故本文采用RNN神经网络,该神经网络是根据“人的认知是来自于之前的记忆和经验”这个观点提出来的,即不同于BP、DNN(深度神经网络)、CNN这3类神经网络,RNN神经网络不仅考虑到前一时刻的输入,更有对之前内容“记忆”的功能。因此,RNN一组序列中的当前输出也与之前的输出有关,即隐藏中的输入既包括输入层的输出,也包含上一时刻隐藏层的输出。

1.2 RNN网络模型结构

RNN具有时间上的“记忆能力”得益于它的网络结构模型。RNN网络结构模型如图1所示,由输入层、隐藏层、输出层组成,其中隐藏层中有个箭头表示数据的循环与更新,通过这个箭头实现了时间记忆的功能。

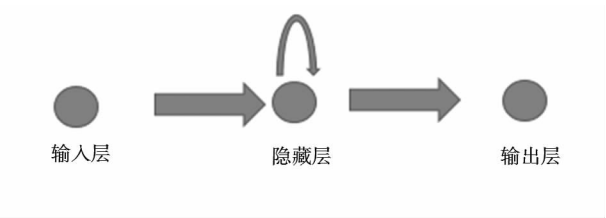


图 1 RNN 网络模型
Fig 1 RNN network model

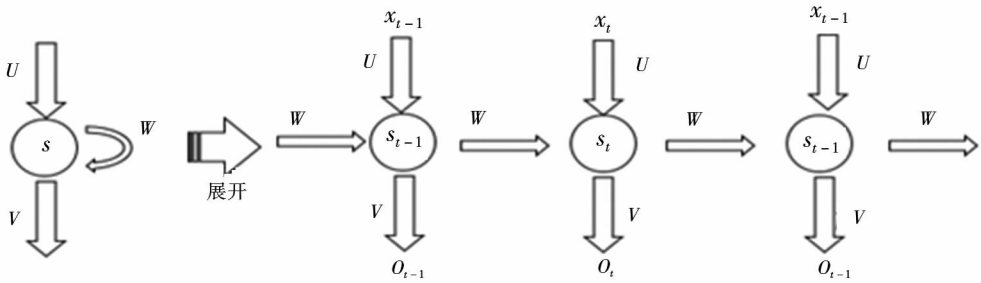


图 2 隐藏层的层级展开图
Fig 2 Hierarchical expansion of hidden layer

$t = 1$ 时,取初始输入 $S_0 = 0$,对权重函数 W 、 U 、 V 随机初始化,并按照公式(1)计算,进行自适应调整以确定最终权重函数。

$$\begin{aligned} h_1 &= Ux_t + Ws_{t-1} \\ S_t &= f(h_t) \\ O_t &= g(Vs_t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: f 、 g 均为激活函数。

通常选取线性函数作为激活函数,本文选取斜率为 1 的线性函数作为激活函数。

2 气动力模型

2.1 训练数据

输入信号:在基于 CFD 技术的 Fluent 软件中采用动网格技术,利用其中的 UDF 模块,以二维翼型作刚体,用 CG_MOTION 宏来描述 NACA0012 翼型的俯仰运动,俯仰角随时间做扫频运动的变化规律如式(2)所示。

$$\alpha(t) = \frac{2\pi}{180} \sin(16\pi t^2) \quad (2)$$

式中: α 为翼型的俯仰角, ($^\circ$)。

输出信号:由 CFD 计算得到的气动力变化规律如图 3、图 4 所示。

2.2 构建神经元模型

以 NACA0012 翼型随时间作扫频变化的俯仰角为输入信号,以经 Fluent 计算得到的随时间变化的气动力为输出信号,进行神经网络训练以构

图 2 为隐藏层 (Hidden Layer) 的层级展开图,其中 $t - 1$ 、 t 、 $t + 1$ 表示时间序列, X 为输入的样本, S_t 为样本于时间 t 时的记忆, O 为输出的样本; W 为输入所占权重, U 为此刻输入样本所占的权重, V 为输出样本所占的权重。

初始权重函数是采取随机分配的方式确定的,在训练样本过程中,权重函数将通过不断的迭代调整来确定。

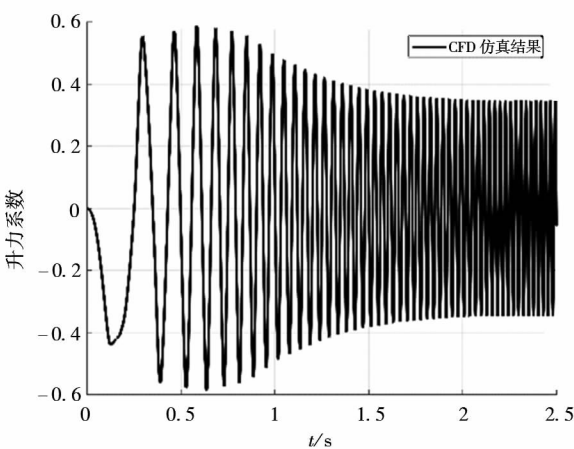


图 3 升力系数
Fig 3 Lift coefficient

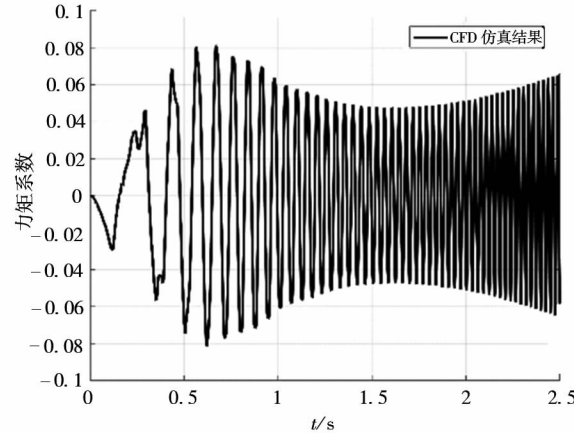


图 4 力矩系数
Fig 4 Moment coefficient

建 RNN 神经网络模型。RNN 神经网络模型对信号拟合如图 5、图 6 所示。

观察图 5、图 6 可知,图形拟合效果较好,RNN 神经网络模型构建完成。

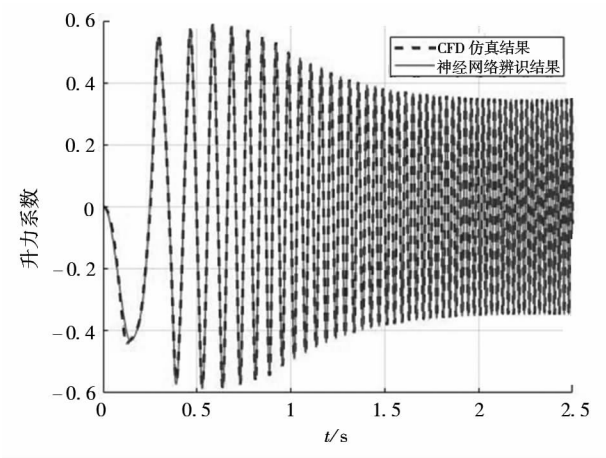


图 5 RNN 神经网络模型升力系数拟合
Fig 5 Fitting of the lift coefficient of RNN neural network model

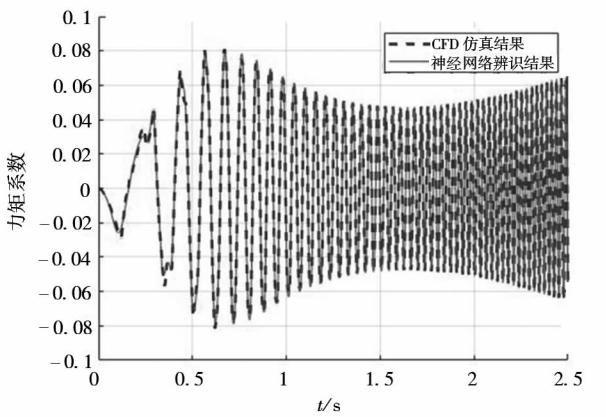


图 6 RNN 神经网络模型力矩系数拟合
Fig 6 Fitting of the moment coefficient of RNN neural network model

3 气动力降阶模型验证

在 0.8 Ma、减缩频率 k 为 0.16 时,在操作系统为 64 位的 Windows 10、CPU 型号为 intel-i5-8400 六核 2.8 GHz、内存 16 GB 的计算机平台上,利用上节构建好的 RNN 神经网络模型对 NA-CA0012 翼型作俯仰运动的气动力进行预测,并与 Fluent 的计算结果进行比对,以验证该气动模型的可靠性。比对结果如图 7、图 8 与表 1 所示。

此时,翼型俯仰角 α 定义如下:

$$\alpha(t) = \frac{2\pi}{180}\sin(32\pi t)$$

(3)

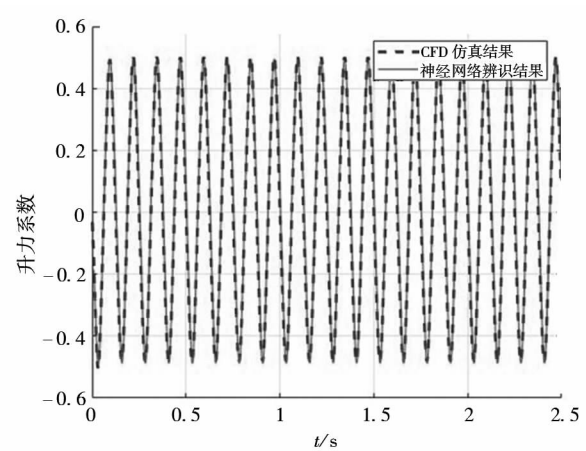


图 7 升力系数对比
Fig 7 Comparison of lift coefficient

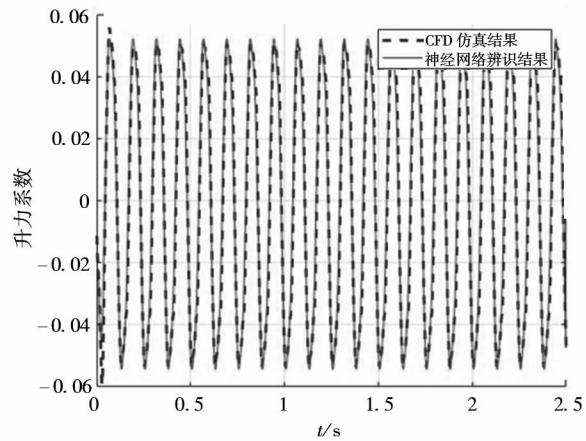


图 8 力矩系数对比
Fig 8 Comparison of moment coefficient

表 1 计算效率对比	
Table 1 Comparison of calculation efficiency	
项目	时间/s
CFD 计算	10 020
神经网络气动力模型构建	43
神经网络气动力预测	27

由图 7、图 8 的 RNN 神经网络模型预测的气动力与 CFD 计算结果比较可知,该模型预测气动力效果较好,与 CFD 相比误差低于 5%;由表 1 计算的耗时对比,神经网络气动力降阶模型建立时间快、预测时间短,即模型一旦建立,即可以快速预测二维翼型作不同频率简谐振动时的气动力。

4 结论

基于 RNN 神经网络模型构建了非定常气动力模型,该非定常气动力模型具有时间上的记忆性,能够较为准确地预测 NACA0012 翼型绕刚心

作俯仰运动时的非定常气动力,具有预测精度较高、耗时短的优点,容易推广到二维翼型作多自由度运动的气动力建模中,并为非线性流场的颤振分析打下基础。

参考文献:

[1] 陈海,钱炜祺,何磊. 基于深度学习的翼型气动系数预测[J]. 空气动力学学报,2018,36(2):294-299.
[2] 尹明朗,寇家庆,张伟伟. 一种高泛化能力的神经网络气动力降阶模型[J]. 空气动力学学报,2017,35(2):205-213.
[3] 刘昕. 基于神经网络的机翼气动参数预测仿真研究[J]. 计算机仿真,2015,32(12):67-71.
[4] 龚正,沈宏良. 非定常气动力的结构自适应神经网络建模方法[J]. 飞行力学,2007(4):13-16.
[5] SHAHNAZARI H. Fault diagnosis of nonlinear systems using recurrent neural networks[J]. Chemical Engineering Research and Design,2020,153:233-245.
[6] 黄继鸿,苏红莲,赵新华. 基于 BP 神经网络的翼型空气动力系数预测[J]. 航空工程进展,2010,1(1):36-39.
[7] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报,2017,40(6):1229-1251.

Identification of Unsteady Transonic Aerodynamic Forces
Based on Neural Network

ZHU Yaoyuan, HAN Jinglong

(College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract:Based on RNN neural network model with time memory and considering the characteristics of the influence of previous input and output on current output, the unsteady aerodynamic model of NACA0012 airfoil in transonic stage is established by RNN method. The transonic aerodynamic coefficients of NACA0012 airfoil with frequency conversion pitching around its rigid center are calculated by CFD as training data, and the transonic unsteady aerodynamic model is established. The aerodynamic coefficients of NACA0012 airfoil for pitching simple harmonic vibration are predicted by the established unsteady transonic aerodynamic model and compared with those calculated by CFD. The results show that the model has a good ability to approximate the nonlinear unsteady aerodynamic force. For the transonic two-dimensional airfoil, the model can be constructed more quickly than CFD, and can predict the aerodynamic force of simple harmonic vibration at different frequencies more quickly and accurately.

Keywords:neural network; transonic; unsteady; aerodynamics force

(责任编辑:李华云)