

文章编号: 1000-8055(2024)11-20220210-10

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220210

基于 XGBoost 的叶型表面转捩位置预测新方法

李昌林¹, 童 歆¹, 虞培祥^{1,2}, 欧阳华^{1,2}

(1. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240;

2. 上海交通大学 燃气轮机与民用航空发动机教育部工程研究中心, 上海 200240)

摘 要: 针对叶型表面边界层转捩问题, 基于机器学习 XGBoost 模型的层流/湍流界面识别方法, 建立了一种不依赖于指定阈值的预测转捩位置的新方法。在本方法中, 根据大涡模拟计算得到的可控扩散叶型绕流的高精度流场, 考虑到流动的间歇性, 利用机器学习方法统计出不同时刻下边界层中不同位置处层流状态的比例, 并依据其在叶型弦长方向上的变化率, 得出转捩区域位置。通过对不同影响参数的考察, 检验该方法的有效性, 从而验证了其具有较好的通用性。与传统判据相比, 本方法预测转捩位置准确, 且在结果研判上不依赖于主观判断。此外, 利用当前方法, 发现对于可控扩散叶型, 其边界层转捩除了受湍动能影响较大之外, 也取决于涡量的大小及其空间分布。

关 键 词: 转捩位置预测; XGBoost 模型; 分离诱导转捩; 可控扩散叶型; 边界层

中图分类号: V232.4

文献标志码: A

New method for predicting the transition position of airfoil surface based on XGBoost model

LI Changlin¹, TONG Xin¹, YU Peixiang^{1,2}, OUYANG Hua^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Engineering Research Center of Gas Turbine and Civil Aero Engine,

Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: For identification of the transition position on the blade surface, a turbulence/non-turbulence interface identification method based on XGBoost model without specified thresholds was introduced. According to this method, the high-precision flow field around the controlled diffusion airfoil was solved by the large eddy simulation method. Considering the intermittent flow, the proportions of laminar flow state at different positions in the boundary layer at different times were calculated by the machine learning method, and the transition position was obtained according to the change rate in the chord length direction of the airfoil. The method was verified by investigating different influencing parameters. Compared with traditional criteria, this method could accurately predict transition positions without subjective judgment. In addition, using the present method, it was found that for a controlled diffusion airfoil, the boundary layer transition depended not only on the turbulent energy, but also on the size of vortices and the space distribution feature.

Keywords: prediction of transition position; XGBoost model; separation-induced transition; controlled diffusion airfoil; boundary layer

收稿日期: 2022-04-14

基金项目: 国家科技重大专项(2017-II-0007-0021, J2019-II-0005-0025); 中国联合重燃专项(19UGTC037)

作者简介: 李昌林(1997—), 男, 硕士, 主要从事压气机可控扩散叶型流场研究。

通信作者: 虞培祥(1986—), 男, 助理研究员, 博士, 主要从事计算流体力学及计算气动声学研究。E-mail: pxyu@sjtu.edu.cn

引用格式: 李昌林, 童歆, 虞培祥, 等. 基于 XGBoost 的叶型表面转捩位置预测新方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(11): 20220210. LI Changlin, TONG Xin, YU Peixiang, et al. New method for predicting the transition position of airfoil surface based on XGBoost model[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(11): 20220210.

在压气机叶型研究中,边界层转捩对可控扩散叶型(controlled diffusion airfoil, CDA)设计有着直接的参考作用,因此,转捩位置的识别是重要的课题。由于湍流的复杂性,转捩位置的识别往往需要对流场中的大量数据进行较大时间尺度上的考察,并且传统识别方式往往需要人为将流场中的部分变量取为判据,并对这些判据指定阈值以作为转捩识别的基础,主观性较强,工作量较大,对识别效率和准确性带来了不利的影响。

对于层流和湍流的识别,常用涡量和能量进行判别,考虑到涡量的量纲为 T^{-1} ,因此,现有的判据体系可根据其使用的主要物理量量纲可划分为两种基本思路:①完全基于时间尺度的判据,即在量纲中只包含 T^{-n} 的判据;②结合了时间和空间尺度的判据,即在量纲中包含 T^{-n} 和 L^m 的判据。完全基于时间尺度的判据变化种类较多,除了最基本的涡量大小^[1]、涡量分量大小^[2-3]、涡量本身的空间变化率^[4-5]等之外,还有 Lee、Zaki^[6] 基于涡量分量的范数构建的判据。结合时间和空间尺度的判据中较为典型的是 Silva 等^[7] 采用的基于当地瞬时动能和湍动能的判据;在流体力学中常用基于动量厚度雷诺数^[8] 获得的转捩位置进行转捩间歇因子的控制;对于射流流场,还有 Anand 等^[9] 基于动量边界层无量纲平均流速的判据。后人据此进行了一系列改进,包括无量纲化处理、对阈值的改进、改变基准值等。

对于叶型表面的转捩问题,前人也有较多研究。McMullan 和 Page 对一种 CDA 叶型进行了不同攻角下的大涡模拟仿真和试验研究^[10-11],并基于压力系数对叶型转捩位置进行了识别^[12],但其工作对层流分离泡区分效果不佳。宋寅等^[13] 基于压力系数评估了现有转捩模拟方法对转捩位置识别的准确性。曾瑞慧等^[14] 对某叶型进行数值仿真,基于形状因子的突变获得转捩位置,但其位置与其他方法结论相差过大。施恒涛等^[15] 基于叶表压力系数和尖峰扩散因子进行了转捩位置的判读。张子良和张明明^[16] 在叶型设计中使用阻力系数识别转捩位置。郭志远^[17] 在基于大涡模拟方法获得的 CDA 叶型绕流中用边界层内速度剖面识别层流分离泡,并综合运用压力系数和阻力系数识别转捩位置,取得了较好的效果,但处理过程较为繁琐。

流场数据的转捩区域识别具有原始数据量大、数据种类多样、目标识别结果具有明显二元性和

规律性等特点,而机器学习方法由于其对大量数据的分析能力和独立于使用者主观判断的特性,适合用于转捩区域的识别。由于对转捩区域的识别大量依赖于已有的先验性假设,而所需的识别结果可以简单地用层流和湍流两种状态表达,故监督型机器学习分类算法适用于此种问题。目前较为成熟的监督型机器学习分类算法中效率最高的是 XGBoost 算法^[18],该算法在流体力学结果分析中已有实践经验,被 Li 等^[19] 用于低雷诺数工况圆柱绕流算例的层流/湍流界面识别研究,其工作结合了速度梯度和涡量分布作为输入参数,较为全面。

本文在 Li 等^[19] 的层流/湍流界面识别研究的工作基础上,在时域上对非定常流场数据进行统计,提出了一种用于 CDA 叶型转捩位置识别新方法,并在多种来流工况下验证了该方法的鲁棒性和相比于传统判据的优势。

1 研究方法

1.1 算例设置

本文的研究对象为某型 CDA 叶栅,考察其不同雷诺数和不同攻角下吸力面附近的层流/湍流界面。

所研究的叶栅尺寸如表 1 所示。

表 1 叶栅和叶型参数
Table 1 Cascade and airfoil parameters

变量	数值
安装角/(°)	41.95
几何进口角/(°)	59.61
弦长/mm	60
稠度	1.105
叶片最大无量纲厚度	0.079
叶型进气角/(°)	59.61
叶型折转角/(°)	26.84
叶型前缘曲率	4.0
叶型椭圆轴比	1.925

计算域网格划分由 TurboGrid 软件完成。计算域为叶栅中的单通道流场,被划分为 3 部分,分别为进口远场、出口远场和近壁面区。近壁面区设置 Y^+ 值为 1,并在吸力面和升力面上各规划 30 个表面网格节点。网格厚度增长率为 1.05,并设定最大网格厚度不超过近壁面网格的 20 倍。 Z 轴(叶片展向方向)上规划 5 层网格。进出口远场

分别设定流向上的网格长度增长率为 1.05。调整表面网格节点直至全流场网格中面夹角不超过 135。调整完成后,生成并导出结构化网格。最终网格数为 136 万。温度设置为恒定温度,进出口分别设置定压边界条件。

流场数据的计算由商业软件 ANSYS CFX 完成。在计算设置中调整来流角度,使进口攻角分别为 -3° 、 0° 和 3° 。设置进口总温总压和出口静压作为边界条件。使用切应力传输(SST)湍流模型进行稳态流场计算,进口湍流度为 5%,根据流道的平均流速对压强差进行调整,使平均雷诺数分别为 1×10^5 、 2.5×10^5 、 5×10^5 、 7×10^5 和 8×10^5 。稳态计算收敛后其结果作为非稳态计算的初场。非稳态模拟使用大涡模拟(LES)方法计算,采用 WALE 亚格子模型以保证准确性,时间步长为 2×10^{-7} s,每 50 步输出一次结果。

对于每一个算例,取湍流充分发展后的计算结果,分别提取整个流场中每个节点的速度分量和速度分量梯度,作为机器学习处理的原始数据。

1.2 模型训练

在 Li 等^[19]的工作中,有 8 个变量被选作识别模型训练的基准判据。判据见表 2 所示。其中, k 为湍流脉动动能, $S' = (A' + A'^T)/2$, $\Omega' = (A' - A'^T)/2$, A' 为速度脉动量的 Jacobi 矩阵。速度脉动量由每一时间层上的瞬时速度与以该时间层为中心的相邻 9 个输出结果的时均速度相减得到。 I_1 、 I_2 、 I_3 分别代表第一、第二和第三不变量。以上变量均通过与全域最大值相除的方法进行无量纲化处理。

本文工作中的训练集通过以下方式形成:

1) 对于流动已经充分发展的数个时间层,从叶片前缘边界层内和尾缘边界层内,分别提取各节点上的速度脉动量;

表 2 判据表达式
Table 2 Criterion expression

变量	表达式
$X_0/(\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}^2)$	k
X_1/s^{-2}	$I_2(S')$
X_2/s^{-2}	$I_3(S')$
X_3/s^{-2}	$I_2(\Omega')$
X_4/s^{-4}	$I_2(S' \cdot S')$
X_5/s^{-4}	$I_3(S' \cdot S')$
X_6/s^{-4}	$I_2(\Omega' \cdot \Omega')$
X_7/s^{-4}	$I_2(S' \cdot \Omega' + \Omega' \cdot S')$

2) 按照前述表达式计算对应于各个时间层的判据值;

3) 分别将来自前缘节点的数据和来自尾缘节点的数据标记为层流/湍流。

经过标注的训练数据合并后导入到 XGBoost 模型中进行训练。由于分类树本身的性质,过深的分类层数可能导致过拟合问题的出现,而相对较少的训练数据量不足以使剪枝算法发挥效用,故将分叉树深度控制在一个合理的区间是必要的。在本文中,设置分叉树深度为 5,可使分类准确性达到 98%。

训练完成的模型用于识别时仅生成对各个节点的层流/湍流性质的判断结果。对于 $Re = 5 \times 10^5$, 攻角(下文中用 α 表示) $\alpha = 0^\circ$ 算例,通过后处理软件在某一时刻下,生成识别结果如图 1 所示,其中紫色为湍流,蓝色为层流。从图中可见,叶型前缘边界层内为层流,而随着边界层在流向上的发展,湍流所占比例不断增加,湍流斑与层流段交替出现,并在时间上出现明显的间歇性。这一现象从物理意义上再次证明,进行层流/湍流识别的判据组至少应涵盖时间和空间尺度。

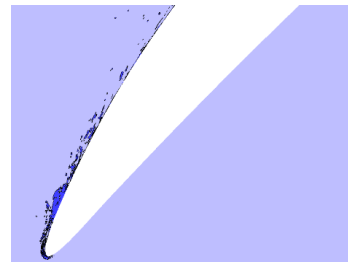


图 1 $Re = 5 \times 10^5$, $\alpha = 0^\circ$ 层流/湍流识别结果

Fig. 1 $Re = 5 \times 10^5$, $\alpha = 0^\circ$ laminar/turbulence recognition results

1.3 转捩识别方法

对于目标叶型,每隔 5% 弦长,对位于叶型表面法线上的节点识别结果进行一次判读,以 x/c 表示统计位置在叶型上的位置,统计法线上边界层以内节点识别结果中层流节点数占该位置上边界层内总节点数的比例,如图 2 所示。

从图中可以看出,边界层层流占比识别结果中有明显的平稳-突变-平稳发展规律。基于此种现象,提出这样的转捩区识别方法:当边界层内节点层流占比沿着叶型长度方向上在 5% 弦长内变化率超过 25% 时,即认为边界层进入了转捩区。图中,层流节点占比在 30%~35% 弦长处变化率为 38.1%,即认为转捩区位于弦长 30%~35% 处。

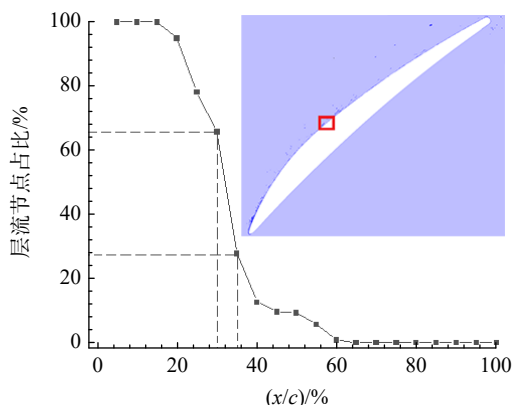


图 2 不同弦长位置处的层流节点占比

Fig. 2 Laminar flow nodes rates on different chord length position

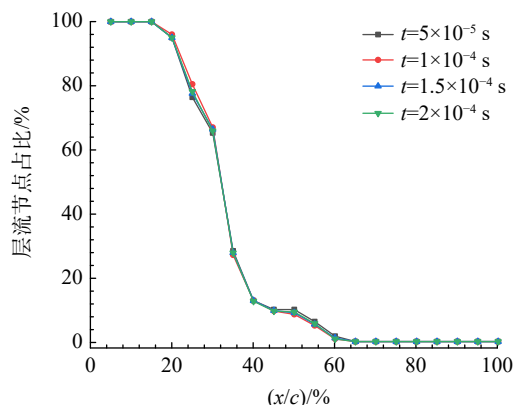


图 3 不同采样长度转捩位置识别结果

Fig. 3 Transition position identification results with different sampling time spans

2 训练集讨论

XGBoost 模型识别结果一定程度上依赖于对训练集的规划方法。下面对训练集的不同参数进行讨论,以研究识别模型对训练集规划的无关性。

2.1 采样长度无关性

前述各种判据的量纲中都涉及时间尺度,这表明训练样本的采样长度将对模型的识别效果造成一定的影响。训练样本的采样长度指用于构成训练样本的第一个时间层和最后一个时间层之间的时间差。由于训练集在时间尺度上为连续选取,该跨度不仅与湍流周期性有关,而且直接反映了用于构成训练集的样本量。本节基于 $Re = 5 \times 10^5$, $\alpha = 0^\circ$ 算例,研究训练集采样长度对识别准确度的影响。

参与对比的采样时间长度 t 分别为 5×10^{-5} s、 1×10^{-4} s、 1.5×10^{-4} s 和 2×10^{-4} s, 分别对应 250 倍、500 倍、750 倍和 1000 倍计算时间步长。结果如图 3 所示。

可以看出,在转捩起始段,层流节点占比出现了一定的变化,而其他位置上识别结果基本相同。对于转捩初期识别结果进行单独对比并展示如图 4 所示。

随着采样长度的延长,层流节点占比逐渐稳定。认为层流节点占比变化小于 1% 时进入与时间跨度无关的状态,即时间层数达到 1000,采样长度达到 2×10^{-4} s 时达到稳定。

2.2 采样分辨率无关性

训练集的时间尺度参数除时间跨度外还包括采样分辨率,即用于提取训练样本的计算结果中,相邻两个计算结果之间的时间间隔。这一参数影

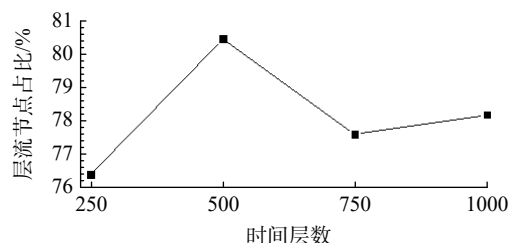


图 4 不同采样长度 25% 弦长层流节点占比识别结果

Fig. 4 Transition position identification results on 25% chord length with different time length

响对时间尺度上不稳定性的捕捉能力。

参与对比的采样分辨率 Δt 分别为 2×10^{-6} s、 1×10^{-5} s 和 2×10^{-5} s, 分别对应 10 倍、50 倍和 100 倍计算时间步长。取文中第 2.1 节中已经验证过的时间跨度 (2×10^{-4} s), 并对不同采样分辨率的识别结果对比如图 5 所示。

随着采样分辨率的提升,识别稳定性有明显的提升。在时间间隔低至 1×10^{-5} s 时,识别结果

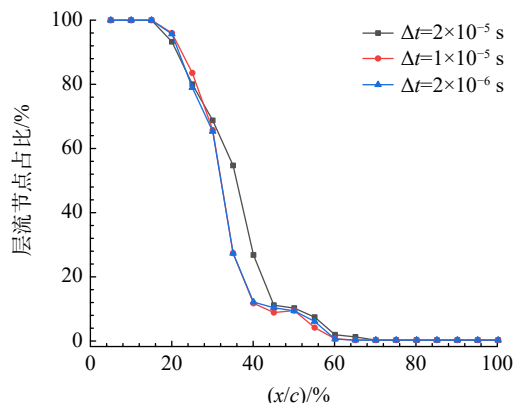


图 5 不同采样分辨率转捩位置识别结果

Fig. 5 Transition position identification results with different time resolution

已经达到较为稳定的程度; 进一步提升分辨率将使训练集的数据量成倍增加, 这将大幅提升层流/湍流识别所需的内存量, 相对于所提升的识别稳定度而言无明显优势。时间间隔为 2×10^{-5} s 时, 层流识别结果比率上升, 推测每隔 2×10^{-5} s 提取一次训练样本将导致速度脉动被过大的时间间隔抹平, 这使得部分湍流区域被误判为层流区, 因此发生突变的位置也变得难以准确判读。

2.3 法向空间尺度无关性

文中第 2.1 节和第 2.2 节对比的训练集提取方式集中在对时间尺度的探讨。对于空间尺度, 产生主要影响的是训练样本的提取范围。本节对训练集的法向空间尺度 h 进行探究。法向空间尺度 h 定义如下: 研究长度相当于弦长的平板, 在同样的雷诺数下, 其各个位置上速度边界层的厚度记为 $\delta(x)$ 。

下面对法向空间尺度 h 分别为 $0.5\delta(x)$ 、 $1.0\delta(x)$ 、 $1.5\delta(x)$ 和 $2.0\delta(x)$ 的训练集识别结果进行对比, 如图 6 所示。

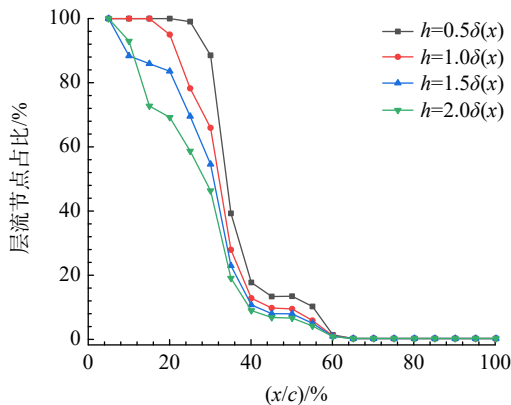


图 6 不同法向空间尺度转捩位置识别结果

Fig. 6 Transition position identification results with different normal spatial scale

当法向厚度为 1.5 倍和 2.0 倍时, XGBoost 模型训练的最终准确度降至 85%。参考训练集法向厚度 h 的物理意义, 可以认为过高的法向厚度 h 将导致具有湍流性质的外流节点被标记为层流节点, 这使得训练集本身出现物理上的不合理之处, 这种错误也体现在了识别结果上。当训练集厚度为 0.5 倍时, 突变位置与 1.0 倍厚度识别结果相仿, 但层流节点占比总体升高, 同时在远场来流位置出现大量层流识别结果, 这样的识别结果显然是不可靠的。故训练集的法向空间厚度 h 应被取为 1.0 倍厚度, 即与同样雷诺数的平板绕流层流边界层厚度相同。

2.4 流向空间尺度无关性

另一个空间尺度为流向的空间尺度。流向空间尺度分为两部分构成: 一部分是位于叶片前缘的层流训练集的流向空间尺度, 另一部分是位于叶片尾缘的湍流训练集的流向空间尺度。这种空间尺度可以按照在弦长上的占比进行衡量。

对于该 CDA 叶型绕流边界层, 普遍接受的结论为前 10% 弦长以内均为层流段, 后 20% 弦长以内均为湍流段^[20-21]。基于此先验条件, 可以划定不同范围的层流/湍流训练集, 并记层流训练集长度范围为 L_l , 湍流训练集长度范围为 L_t , 如表 3。

表 3 训练集流向空间尺度规划

Table 3 Streamwise training set spatial scale planning

组合	$L_l/\%$	$L_t/\%$	层流/湍流数据量比值/%
1	0~5	90~100	0.501
2	0~10	80~100	0.636
3	0~15	70~100	0.818
4	0~20	60~100	0.930
5	0~10	90~100	1.358
6	0~5	60~100	0.135

不同长度的层流/湍流训练集将显著影响其数据量的比值, 进而影响样本平衡度系数, 导致模型可靠性的变化, 故数据量比值也应被列入考察范围。越均匀划分的数据量越能够被充分地学习, 以尽可能提高识别的准确率。

图 7 给出了不同流向空间尺度训练集识别结果的对比。在层流/湍流训练集样本数大体相当(两者比值范围在 0.5%~1.0% 以内)时, 识别结果总体差异不大, 但当层流样本选取的空间范围过大时(选取范围大于等于 15%), 转捩的突变现象出现的具体位置难以辨别, 叶型前 40% 弦长范围内层流识别结果占比上升。而当训练集样本偏差较大时, 识别结果明显不可靠。实际上在数据量相差最大的两种训练集中, XGBoost 检测准确性均低于 92%。同时, 控制训练集的总流向空间尺度将有助于提高识别效率, 也更符合通过机器学习进行识别的初衷。

对训练集选取方法优劣的评判标准可归纳为 3 点:

1) 与传统判据相比是否出现了不符合物理规律的判读结果。

在传统判据的判读结果中, CDA 叶型绕流转捩在 Re 范围为 $1 \times 10^5 \sim 1 \times 10^6$ 之间时, 转捩位置

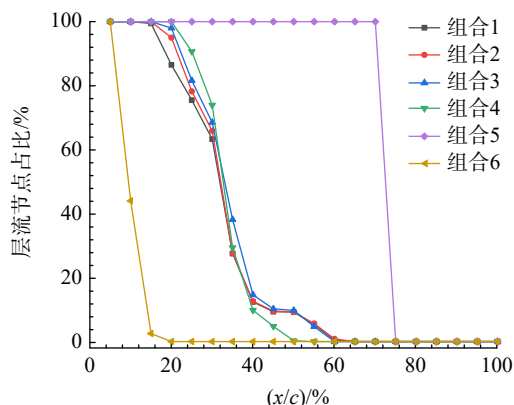


图 7 不同流向空间尺度转捩位置识别结果

Fig. 7 Transition position identification results with different streamwise spatial scale

一般在 25%~40% 之间。如果有识别结果明显在该范围以外并且难以用数值误差进行解释, 则认为出现了不符合物理规律的结果。表 3 和图 7 中的组合 5 和组合 6 皆在此列。

2) 对不同算例的鲁棒性。

对于符合第 1 条要求的预测模型, 又对不同的算例进行了验证。有的预测模型在边界层以外的旺盛湍流区节点中出现了一部分层流预测结果, 虽然对边界层以内的节点比例统计结果没有影响, 但这样的预测结果可信度显然是值得怀疑的。于是将这样的预测模型也排除在最优选择以外。

3) 识别结果清晰度。

前面提到, 本文对突变找到了一种数学定义, 即在 5% 弦长范围内出现 25% 大小的突变。这样的突变在符合要求的识别模型中均有出现, 但并不总是只出现一处。比如组合 4, 该模型在文中展示的标准工况 ($Re = 5 \times 10^5$, $\alpha = 0^\circ$) 识别中仅有一处 25% 突变和两处 20% 突变, 但在前期的调试过程中出现过两处 25% 突变的识别结果。虽然该结果在后续的工作中被认为存在误差而舍弃, 但也说明了该识别模型识别清晰度不够高, 可能引起识别结果上的误差。因此, 基于该识别模型的预测不够优秀。

综合考虑以上因素, 认为组合 2 (前 10% 弦长和后 20% 弦长) 为最优。

经过对比分析, 认为当层流训练集流向空间尺度为 0%~10% 弦长、湍流训练集流向空间尺度为 80%~100% 弦长位置时识别足够准确, 适合作为训练集标准。

综合本节所述, 可以认为: 将 XGBoost 方法用于 CDA 叶型吸力面的转捩位置识别时, 应取采

样长度至少 1 000 倍计算时间步长, 采样分辨率最长 50 倍时间步长, 法向空间尺度与层流边界层厚度相同, 层流训练集为吸力面前 10% 弦长, 湍流训练集为吸力面后 20% 弦长。

3 识别准确度讨论

3.1 传统判据对比

对于 CDA 叶型绕流问题, 传统方法中有多种可以参考的边界层转捩识别方法。本节中对无量纲湍动能大小 K 、无量纲涡量大小、瞬时速度雅各比矩阵第二特征值 λ_2 和表面压强系数的识别结果进行列举, 对比传统判据与机器学习判据的识别结果。

用于湍流识别的传统方法中, 最常见的是基于湍流脉动动能进行判定。判据的表达式^[6]为:

$$K = \frac{\bar{u}^2/2}{U_\infty^2/2} \quad (1)$$

其中 $\bar{u}$ 为速度脉动量, U_∞ 为无穷远处的自由流动速度。提取任意时间层上每个节点的速度脉动量和远场来流速度均值, 随后计算位于叶型吸力面边界层内的湍流脉动动能大小。该判据的常用阈值为最大值的 1%~10%。

瞬时速度 Jacobi 矩阵的表达式为:

$$\nabla V = \begin{bmatrix} \frac{\partial u}{\partial x} & \frac{\partial u}{\partial y} & \frac{\partial u}{\partial z} \\ \frac{\partial v}{\partial x} & \frac{\partial v}{\partial y} & \frac{\partial v}{\partial z} \\ \frac{\partial w}{\partial x} & \frac{\partial w}{\partial y} & \frac{\partial w}{\partial z} \end{bmatrix} \quad (2)$$

对该矩阵的特征值 1 范数依据数值从大到小排列, 将第 2 大的范数作为转捩判据^[22]。该方法与湍动能方法类似, 均属于综合时间尺度和空间尺度的判据, 该判据的常用阈值为远场自由来流点对应判据值的 1%~10%。

基于涡量和涡量无量纲化处理后的指标也是常见的判据。该判据的常用阈值为边界层内最大值的 1%~10%。随着阈值倍率的改变, 涡量判据下层流/湍流界面的变化较能量判据更快, 这从一定程度上说明了能量判据的稳定性优于涡量判据, 再次印证了 Silva 等^[7]的观点; 同时也说明了传统判据对于人为指定阈值的准确性有较高的依赖程度。对涡量判据在把不同阈值水平下的识别结果列举如表 4 所示, 可以看出识别结果随着阈值水平的轻微变化而发生极大的改变。

表 4 涡量判据在不同阈值下的识别结果

Table 4 Identification results of vorticity criterion under different thresholds %

识别结果	阈值
100	1
98	2
90	3
37	5
21	10
10	20
8	99

Q 判据是基于速度梯度矢量矩阵而建立的判据,其表达式为

$$Q = \frac{\|\Omega\|^2 - \|\mathbf{S}\|^2}{2} \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{S} = \frac{\nabla \mathbf{V} + (\nabla \mathbf{V})^T}{2} \quad (4)$$

$$\Omega = \frac{\nabla \mathbf{V} - (\nabla \mathbf{V})^T}{2} \quad (5)$$

$\nabla \mathbf{V}$ 为速度的雅各比矩阵。该判据的常用阈值为最大值的 90%~99.9%。

Φ 判据^[23]是基于速度梯度发展得到的判据,主要用于反映流动过程中的瞬时湍流发散效应,其表达式为

$$\Phi = 2 \left[\left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial w}{\partial z} \right)^2 \right] + \left[\left(\frac{\partial u}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 \right] \quad (6)$$

该判据的常用阈值为边界层内最大值的 0.1%~10%。 Φ 判据较其他判据对于阈值的变化更不敏感,并且对于层流/湍流转捩区的反映更为清晰。

以压力系数为基准的判据在转捩识别中有较为稳定的表现^[17]。与其他方法不同,该方法不依赖于阈值,而是直接读取叶型吸力面表面突变点作为转捩识别点。

传统判据识别结果汇总如表 5 所示。

传统判据指定阈值后可在边界层内找到唯一确定的空间位置作为转捩识别点,而 XGBoost 方法识别结果为转捩的位置上限和位置下限。考虑该因素后,可认为传统判据识别结果与 XGBoost 模型训练结果基本相同。

表 5 不同判据识别结果对比

Table 5 Comparison of identification results of different criteria

判据	识别结果/%	阈值/%
K	33	5
涡量	37	5
λ_2	35	5
Q	40	98
Φ	32	1
c_p	33	
XGBoost	30~35	

本节中对机器学习训练集的时间尺度/空间尺度选取规则进行了探讨,确定了适用于 CDA 叶型绕流、与时间尺度和空间尺度无关的机器学习训练集划定方法,在与传统判据的对比中取得了良好的效果。XGBoost 机器学习判据在转捩区域的识别问题中具有不依赖于人为指定的阈值、识别稳定性好、可以综合多种判据进行识别的特点,相较于传统方法可以取得更客观更可靠的转捩区识别结果。

3.2 变工况验证

文中第 3.1 节中对 $Re = 5 \times 10^5$, $\alpha = 0^\circ$ 的算例进行了转捩区识别,下面将通过不同的雷诺数和不同的来流攻角工况算例对前述识别方法进行检验。

3.2.1 变雷诺数工况

改变算例的来流参数,雷诺数分别设置为 $Re = 1 \times 10^5$ 、 2.5×10^5 、 7×10^5 和 8×10^5 ,各个算例验证结果如图 8 所示。随着雷诺数的增加,转捩区逐渐向叶片前缘移动,与传统结论比较结果如表 6 所示。

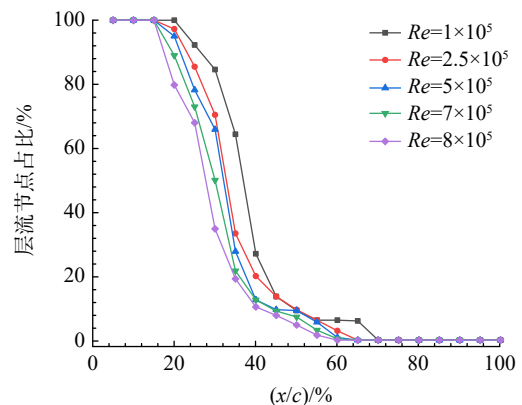


图 8 不同雷诺数工况转捩位置识别结果

Fig. 8 Transition position identification results with different Reynolds number condition

表 6 对不同雷诺数的不同判据识别结果对比
Table 6 Comparison of identification results of different criteria for different Reynolds numbers

判据	识别结果/%			阈值/%
	$Re=1 \times 10^5$	$Re=5 \times 10^5$	$Re=8 \times 10^5$	
K	39	33	27	5
涡量	38	37	28	5
λ_2	42	35	22	5
Q	41	40	31	98
Φ	32	32	26	1
c_p	38	33	27	
XGBoost	35~40	30~35	25~30	

传统判据识别结果汇总并对比如表 6 所示。可以看到,相比于传统方法中基于纯时间尺度建立的判据,XGBoost 方法和时间-空间尺度判据具有更高的稳定性。

3.2.2 变攻角工况

调整来流速度方向使攻角分别为 -3° 、 3° 、 6° 并与 0° 对比。各个算例验证结果如图 9 所示。随着来流攻角由负转正,转捩区逐渐向叶片前缘移动,与传统结论相符。

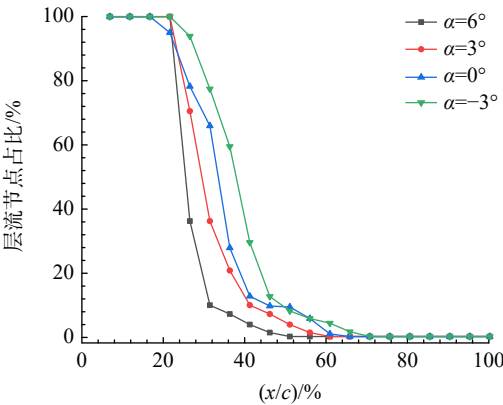


图 9 不同攻角工况转捩位置识别结果
Fig. 9 Transition position identification results with different angle of attack condition

传统判据识别结果汇总并对比如表 7 所示。其中,基于压力系数 c_p 的判定方法在来流攻角达到 6° 时出现多个突变点,并且最明显的突变出现在前缘 10% 以内。依据速度矢量图和前人的工作,可以认为这里是层流分离泡而不是分离诱导转捩,这意味着在来流攻角 6° 的极端工况下压力系数法已经失效,而 XGBoost 机器学习方法依然有效。

表 7 对不同攻角的不同判据识别结果对比
Table 7 Comparison of identification results of different criteria for different angles of attack

判据	识别结果/%				阈值/%
	$\alpha=-3^\circ$	$\alpha=0^\circ$	$\alpha=3^\circ$	$\alpha=6^\circ$	
K	37	33	28	27	5
涡量	42	37	21	16	5
λ_2	37	35	24	21	5
Q	40	40	30	22	98
Φ	36	32	24	21	1
c_p	37	33	25	识别失败	
XGBoost	35~40	30~35	25~30	20~25	

4 判据讨论

XGBoost 模型是一种基于分类树建立的机器学习模型。XGBoost 训练模型的判据权重值有多种衡量方式,其中累计增益指标代表在所有树中某特征在每次分裂节点时带来的总增益^[18]。这一指标是衡量判据重要性的最常用指标。当某一个判据被更加频繁地使用、累积了更多的权重时,其累计增益数值也会更高。对于所用到的 8 个判据(见表 2),对 $Re=5 \times 10^5$, $\alpha=0^\circ$ 算例训练模型,输出其累计增益图如图 10 所示。

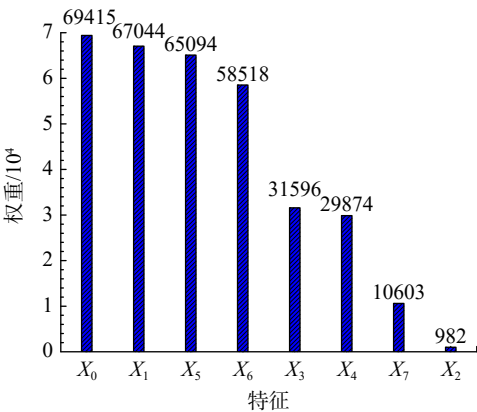


图 10 判据累计增益
Fig. 10 Total_Gains of different criterions

可以看出,所有的 8 个判据在不同的算例中权重值各有高低。

对不同雷诺数下的算例进行考察,列举其判据累计增益如图 11 所示(为便于对比,所有判据按照 $Re=5 \times 10^5$, $\alpha=0^\circ$ 工况算例中的排列顺序)。

可以看出,在不同雷诺数下,权重最高的判据一般为 X_0 和 X_1 ,分别代表湍动能和涡旋旋转变量,这与前人的研究方向相同。同时,随着雷诺

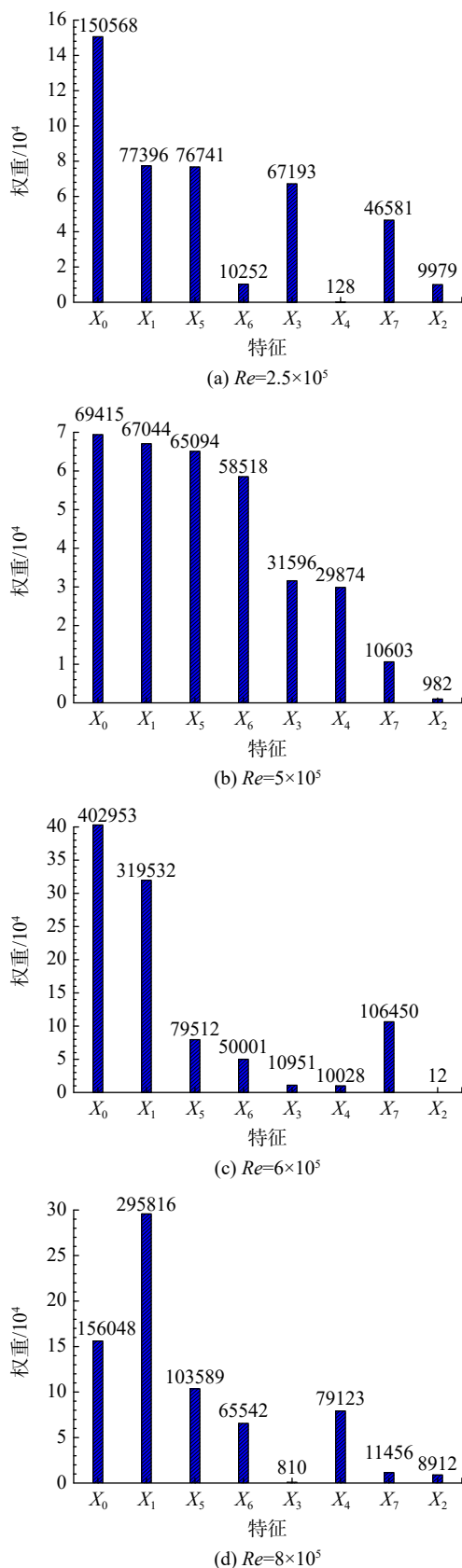


图 11 不同雷诺数下判据权重

Fig. 11 Criterion weight under different Reynolds numbers

数的增大, 涡旋转变变量的权重逐渐上升, 超过了湍流脉动动能的权重, 这意味着高雷诺数下

涡旋转变变量在流场发展中的贡献逐渐超过湍流脉动动能。

5 结 论

1) 本文基于 XGBoost 机器学习方法, 对某型 CDA 叶型绕流的叶表转捩位置进行了研究, 探讨了训练集的划分方法, 论证了训练集的时间尺度和空间尺度无关性。

2) 本文对比了机器学习方法与传统方法在转捩区域识别问题中的应用效果, 验证了机器学习方法的有效性。

3) 通过对不同工况算例的转捩区域识别尝试, 验证了机器学习方法的鲁棒性。

4) 对机器学习方法判据进行了对比分析, 探索了各判据对应物理量在流场发展过程中的贡献。

在后续的工作中, 将结合判据物理意义, 根据不同工况的特点, 对预测模型变量的数量和种类进行优化, 以形成在保持准确性的情况下尽可能简化的模型。

参考文献:

- [1] BISSET D K, HUNT J C R, ROGERS M M. The turbulent/non-turbulent interface bounding a far wake[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2002, 451: 383-410.
- [2] WESTERWEL J, FUKUSHIMA C, PEDERSEN J M, et al. Mechanics of the turbulent-nonturbulent interface of a jet[J]. *Physical Review Letters*, 2005, 95(17): 174501.1-174501.4.
- [3] JOCKSCH A, KLEISER L. Growth of turbulent spots in high-speed boundary layers on a flat plate[J]. *International Journal of Heat and Fluid Flow*, 2008, 29(6): 1543-1557.
- [4] DA SILVA C B, PEREIRA J C F. Invariants of the velocity-gradient, rate-of-strain, and rate-of-rotation tensors across the turbulent/nonturbulent interface in jets[J]. *Physics of Fluids*, 2008, 20(5): 55101.1-55101.18.
- [5] BORRELL G, JIMÉNEZ J. Properties of the turbulent/non-turbulent interface in boundary layers[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2016, 801: 554-596.
- [6] LEE Jin, ZAKI T A. Detection algorithm for turbulent interfaces and large-scale structures in intermittent flows[J]. *Computers & Fluids*, 2018, 175: 142-158.
- [7] DE SILVA C M, PHILIP J, CHAUHAN K, et al. Multiscale geometry and scaling of the turbulent-nonturbulent interface in high Reynolds number boundary layers[J]. *Physical Review Letters*, 2013, 111(4): 044501.1-044501.5.
- [8] MENTER F R, LANGTRY R B, LIKKI S R, et al. A correlation-based transition model using local variables: Part I model formulation[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2006, 128(3): 413.
- [9] ANAND R K, BOERSMA B J, AGRAWAL A. Detection of turbulent/non-turbulent interface for an axisymmetric turbulent jet: evaluation of known criteria and proposal of a new criterion[J]. *Experiments in Fluids*, 2009, 47(6): 995-1007.
- [10] MCMULLAN W A, PAGE G J. Large eddy simulation of a con-

- trolled-diffusion cascade blade at varying flow inlet angles[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2009: Power for Land, Sea, and Air. Orlando, Florida, US: ASME, 2009: 453-466.
- [11] MCMULLAN A, PAGE G. Loss coefficient estimation in a controlled diffusion cascade using large eddy simulation[C]//Proceedings of the 48th AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition. Reston, Virginia: AIAA, 2010: 315.1-315.17.
- [12] MCMULLAN W A, PAGE G J. Large eddy simulation of a controlled diffusion compressor cascade[J]. *Flow, Turbulence and Combustion*, 2011, 86(2): 207-230.
- [13] 宋寅, 奉凡, 顾春伟. 间断 Galerkin 方法计算叶型转换流动[J]. *航空动力学报*, 2013, 28(5): 1057-1065.
- SONG Yin, FENG Fan, GU Chunwei. Transitional flow on turbomachine blade using discontinuous Galerkin method[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2013, 28(5): 1057-1065. (in Chinese)
- [14] 曾瑞慧, 高丽敏, 杨冠华, 等. 层流叶片在压气机中的应用研究[J]. *工程热物理学报*, 2017, 38(11): 2348-2356.
- ZENG Ruihui, GAO Limin, YANG Guanhua, et al. Application research of laminar blade in compressor[J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2017, 38(11): 2348-2356. (in Chinese)
- [15] 施恒涛, 刘宝杰, 于贤君. 基于多项式的曲率连续前缘造型方法及应用[J]. *航空动力学报*, 2020, 35(2): 397-409.
- SHI Hengtao, LIU Baojie, YU Xianjun. Polynomial-based continuous-curvature leading edge design method and its application[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2020, 35(2): 397-409. (in Chinese)
- [16] 张子良, 张明明. 仿生减阻翼型的气动性能[J]. *航空动力学报*, 2021, 36(8): 1740-1748.
- ZHANG Ziliang, ZHANG Mingming. Aerodynamic performance for bionic drag-reducing airfoil[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2021, 36(8): 1740-1748. (in Chinese)
- [17] 郭志远. 基于大涡模拟的可控扩散叶型转换问题研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
- GUO Zhiyuan. The study of transition on controlled diffusion airfoil using large simulation[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2020. (in Chinese)
- [18] CHEN Tianqi, GUESTIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[EB/OL]. (2016-08-13)[2022-04-01]. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- [19] LI Binglin, YANG Zixuan, ZHANG Xing, et al. Using machine learning to detect the turbulent region in flow past a circular cylinder[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2020, 905: A10.1-A10.26.
- [20] 王会社, 钟兢军, 王仲奇. 多级压气机中可控扩散叶型研究的进展与展望 第二部分 可控扩散叶型的实验与数值模拟[J]. *航空动力学报*, 2002, 17(1): 16-22.
- WANG Huishe, ZHONG Jingjun, WANG Zhongqi. Development of controlled diffusion airfoils for multistage compressor application part 2 test and numerical simulation of controlled diffusion airfoils[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2002, 17(1): 16-22. (in Chinese)
- [21] 童歆, 羌晓青, 虞培祥, 等. 基于曲率分布控制的叶型前缘设计方法[J]. *航空学报*, 2021, 42(7): 124712.
- TONG Xin, QIANG Xiaoqing, YU Peixiang, et al. Leading edge design method based on curvature distribution control[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(7): 124712. (in Chinese)
- [22] REHILL B, WALSH E J, BRANDT L, et al. Identifying turbulent spots in transitional boundary layers[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2013, 135(1): 011019.
- [23] SCHLICHTING H, GERSTEN K. Boundary-layer theory[M]. Karlsruhe: Springer Science & Business Media, 2003.

(编辑: 张 雪)