

文章编号: 1000-8055(2010)02-0417-07

五孔探针的神经网络处理方法

王洪伟, 陈小龙

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院
航空发动机气动热力科技重点实验室, 北京 100191)

摘 要: 对于五孔探针的数据处理方法进行了详细的研究, 发展了一种人工神经网络的数据处理方法, 并将其与三维线性插值法进行了全面的对比, 证明了所发展的神经网络法的精度更高, 可靠性更好, 而且经过简单改动就可以应用在其他多孔探针上。

关 键 词: 五孔探针; 数据处理; 人工神经网络; 精确度

中图分类号: V211. 71

文献标识码: A

Five-hole probe and its neural network algorithm

WANG Hong-wei, CHEN Xiao-long

(National Key Laboratory of Science and Technology on Aero-Engines,
School of Jet Propulsion, Beijing University of Aeronautics and Astronautics,
Beijing 100191, China)

Abstract: Data reduction methods for five-hole probe are investigated and a new method based on artificial neural network is developed. The developed method is then compared with a three-dimensional linear interpolation one. Conclusion is drawn that the neural network method is superior to the interpolation one in accuracy and robustness. The new developed method is also applicable to multi-hole probe through minor modifications.

Key words: five-hole probe; data reduction; neural network; accuracy

多孔探针是应用广泛的三维气动探针, 其中最为常用的是五孔和七孔探针。不像皮托管总压探针, 多孔探针的输出与被测量并不是简单的关系, 所以很多研究者都对其标定和数据处理方法进行了研究^[1-3]。通过比较探针 5 个孔的输出压力, 可以一次性得出流场的总压、静压、和气流方向。目前基于插值和拟合的处理方法已经较为成熟, 近年来有人采用神经网络方法编制多孔探针的数据处理程序, 并展示了较好的应用前景^[4-6]。

Rediniotis 等人在 1998 年将人工神经网络法应用于五孔和七孔探针的数据处理^[4-5], 采用的是前向型 BP(back propagation) 神经网络, 其处理程序在标定点上得出的值与真值的误差为角度平均误差小于 0.3° , 速度平均误差小于 0.4% 。这

其实并不能真正代表处理程序本身的误差, 因为文中所用探针的标定数据的角度误差就有 0.25° 。Fan 等人在 2003 年提出了一种基于 DE(differential evolution) 神经网络的处理方法^[6], 并与上述基于 BP 网络的处理方法进行了比较, 其主要优点是缩短了网络训练时间, 而误差水平与 BP 网络相近。由于无法排除标定误差造成的影响, 他们都没有真正对神经网络方法的误差做出定量的分析。

本文作者工作中研制了新型的五孔探针和校准装置, 并发展了插值法和人工神经网络法处理程序。根据前人的工作, BP 网络方法具有足够高的精度, 而训练时间偏长对于目前的计算能力并不是问题, 且每支探针只需对标定数据进行一次

收稿日期: 2009-01-15; 修订日期: 2009-04-15

作者简介: 王洪伟(1973-), 男, 黑龙江鸡东人, 讲师, 硕士, 主要从事叶轮机内部真实流动的实验研究。

性的训练,然后应用训练好的网络求解即可.所以本文所用神经网络方法是基于BP网络的,使用Matlab®的神经网络工具箱编制.之后用人工创造的无误差的标定数据对比了神经网络法与插值法的精度,证明了神经网络法的精确性与可靠性.

1 五孔探针及其标定

常用的五孔探针头部有球形和锥形两种,球形头部的探针测量角度范围更宽,而锥形头部的探针对于雷诺数的不敏感性更好.本文的探针为锥形头部探针,形式如图1所示.

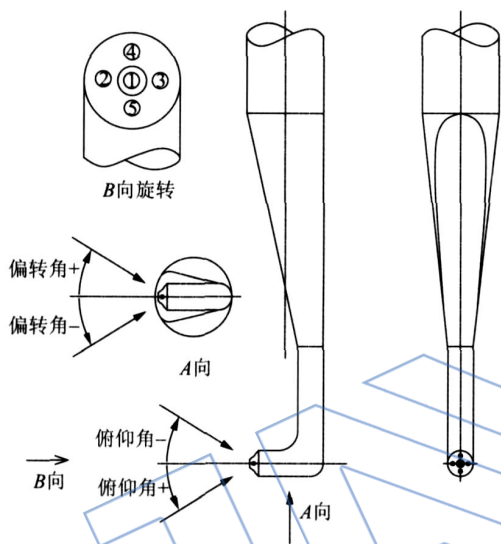


图1 五孔探针及其孔号和角度定义

Fig. 1 Configuration and definition of the five-hole probe

探针头部为整体加工,直径为2 mm,尖端加工45°锥角,开有5个压力孔,每个压力孔的直径为0.3 mm.头部横向最大尺寸小于探针杆的6 mm,可从壁面孔向前插入,更方便用于叶轮机械内部流场的测量.探针的孔号定义如图所示,正中的孔为1号孔,四周的孔为2~5号.其中2孔和3孔压力的差别可以计算偏转角,4孔和5孔压力的差别可以计算偏转角.2~5孔的平均值与1孔的关系可以用来确定来流Ma或静压.曾经有研究者试图建立球头五孔探针的5个孔压力与流场参数的理论关系^[7],不过其结果只具有理论上的意义,因加工的误差和实际流动的影响,真正的关系必须通过标定来确定.

本文探针标定用的校准风洞是收缩-扩张通道形式的封闭式风洞,具体结构形式如图2所示,收缩段采用维氏曲线收缩,扩张段采用5°锥角,

保证气流无分离.工作段有微小的扩张锥角,以补偿边界层增长,使有效通道面积保持不变.工作段气流均匀稳定,并可在 $Ma = 0.05 \sim 0.85$ 之间连续调节.气流角度平均偏差小于 0.2° ,总压不均匀度小于0.01%,气流湍流度为0.5%~1%.

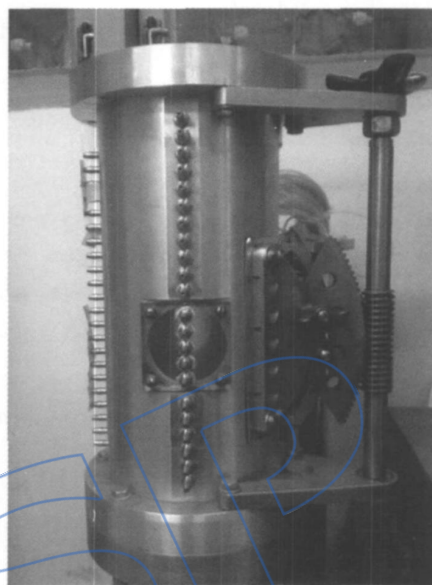


图2 校准风洞工作段

Fig. 2 Working section of the calibration wind tunnel

标定时,探针通过风洞壁面上的纵向槽插入,采用英国ROTADATA公司的位移机构固定探针并带动其沿其径向移动和绕自身轴线转动.偏转角误差小于 0.1° ,探针的俯仰转动由自制的位移机构带动,误差小于 0.2° .俯仰机构的旋转中心位于风洞工作段的中心线上,从而可以保证变换俯仰角时,探针头部始终位于风洞中同一位置.压力测量设备包括Rosemount高精度压差式压力变送器、PXI (PCI eXtensions for Instrumentation) 总线测试计算机和16位数据采集板,可以保证压力测量误差小于0.05%.

五孔探针的5个输出压力可以构建出4个系数,分别为偏转角系数 C_α ,俯仰角系数 C_β ,Ma系数 C_{Ma} 和总压系数 C_{pt} ,它们的定义如下:

$$\begin{aligned} C_\alpha &= \frac{p_2 - p_3}{B}, & C_\beta &= \frac{p_4 - p_5}{B} \\ C_{Ma} &= \frac{p_1 - B}{p_1}, & C_{pt} &= \frac{p_1 - p_1}{B} \end{aligned} \quad (1)$$

其中

$$B = p_1 - (p_2 + p_3 + p_4 + p_5) / 4$$

这4个系数中, C_α , C_β 和 C_{Ma} 只与孔压力有关, C_{pt}

还与总压有关,所以实际上 C_{pt} 是作为未知量来求解的. 通过标定确定这 4 个系数和流场参数的关系,就可以通过测得的 5 个孔压力得到相应的流场. 图 3 表示了某五孔探针的 3 个系数 C_α , C_β 和 C_{Ma} 之间的关系,可见虽然分别定义了系数,但他们之间是有依赖关系的,并不是一一对应的关系,很难通过单一的系数得出相关流场变量.

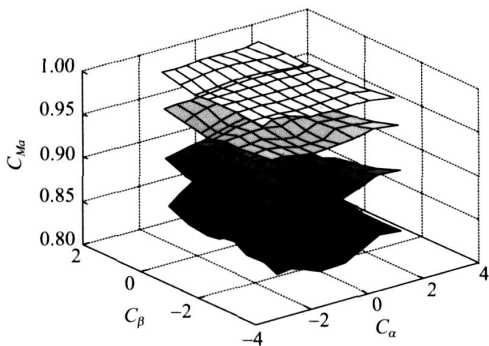


图 3 五孔探针标定数据网格
Fig. 3 Calibration grid for a five-hole probe

利用 Matlab 的强大数据处理功能,可以很方便地编制三维插值法的程序,本文中的线性插值法是用 Matlab 提供的 griddata 函数实现的. 可以一次性通过差值求得气流的偏转角、俯仰角、 Ma 和总压 4 个参数. 三维线性插值法使用起来方便可靠,不过需要较小的标定角度间隔来保证足够的精度.

2 神经网络处理方法

人工神经网络方法特有的非线性适应性信息处理能力使其在人工智能领域的应用越来越广泛. 它的基本原理是将大量由简单函数构成的神经元广泛互联而形成网络,从而可以模拟复杂的关系. 图 4 表示了一个神经元模型,它是一个多输入,单输出的非线性单元,其输入输出关系可表示为

$$n_i = \sum_{j=1}^R w_{ji} p_j - \theta_i$$
$$a_i = f(n_i) \tag{2}$$

其中 p_j 是从其他细胞传来的输入信号, θ 是神经元的偏置, w_{ji} 表示细胞 j 到细胞 i 的连接权值, R 为输入信号数目, a_i 为输出, $f(\cdot)$ 称为传递函数. 若干个神经元组合起来形成神经网络,网络可以是前向型的,也可以在输入输出之间有反馈. 对于探针而言,其测得的压力与流场变量之间是确定的单向关系,所以应该采用前向型神经网络. BP

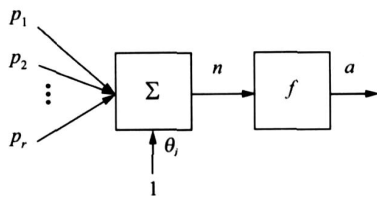


图 4 神经元结构模型
Fig. 4 A neuron structure

神经网络是一种较为简单,发展较为成熟的前向型网络,非常适用于曲线拟合类的应用. 利用 Matlab 中自带的 BP 网络模型,可以构建出适用于探针的神经网络.

图 5 为构建好的神经网络结构,包括输入层、两层隐藏层和输出层. 这里构建 4 个相同结构的网络,分别用于计算 4 个参数,这样输入变量有 3 个,为 C_α , C_β 和 C_{Ma} , 输出变量有一个,为 α , β , Ma 和 C_{pt} 之一,两层隐藏层各含有 10 个神经元. 隐藏层的神经元采用 Tan-Sigmoid 传递函数,输出层的神经元采用 Linear 传递函数,这两种传递函数的形式如图 6 所示.

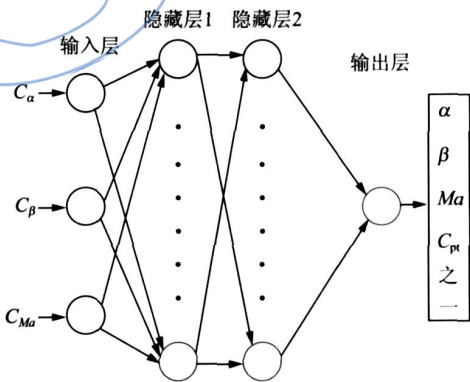


图 5 处理程序所用的 BP 神经网络模型
Fig. 5 Structure of the BP neuron network

处理程序分两个,一个用于网络的训练,另一个用训练好的网络进行计算. 以偏转角为例,下面的语句用于建立网络:

```
net1 = newff([Ca;Cb;Cm],a,[10 10 1],...  
{tansig'tansig'purelin}',trainlm);
```

上述语句中, C_α , C_β , C_m 和 a 分别代表根据标定数据计算的 C_α , C_β 和 C_{Ma} 和 α .

下面的语句用于训练网络:

```
net1 = train(net1,[Ca;Cb;Cm],a);
```

下面的语句使用训练好的网络计算输出:

```
ai = sim(net1,[Cai;Cbi;Cmi]);
```

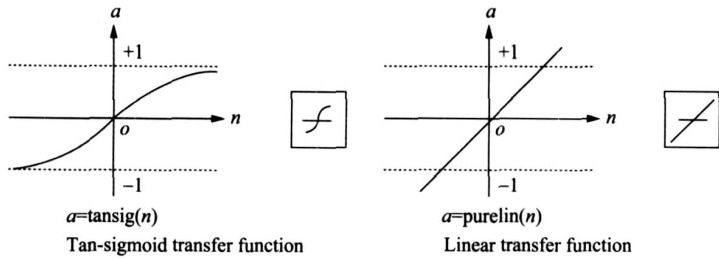


图 6 神经元内的传递函数
Fig. 6 Transfer functions in the neuron

上述语句中, C_{ai} , C_{bi} 和 C_{mi} 为根据测量数据计算的相应参数, α_i 为通过插值得到的偏转角 α

通常训练网络需要几分钟到半小时的时间,一旦网络训练好,就可以用其进行后续的计算,不需要再重复此过程,所以神经网络法处理程序应用起来并不比前述插值法用更多的时间. 如果对同一支探针进行了几次标定,则可以进行几次训练,使网络的模拟精度更高.

3 处理方法精度评测

3.1 神经网络法在标定点上的偏差

当测量数据落在标定点上时,插值法得出的

结果是精确的,神经网络法则会有一定的误差. 前述文献[4-6]都在标定点上对神经网络法的误差进行了分析. 图 7 给出了应用本文的神经网络法对一组标定点计算后的总体误差情况,标定数据共 648 点,图中的横坐标为不同的标定数据点,其中 $Ma=0.1\sim0.8$,间隔 0.1; $\alpha=-20^{\circ}\sim20^{\circ}$,间隔 5° ; $\beta=-20^{\circ}\sim20^{\circ}$,间隔 5° . 角度和 Ma 用绝对误差表示,总压用相对误差表示. 综合看来,神经网络法在标定点上的最大偏差:角度为 1.4° , Ma 为 0.016,总压为 0.3%. 平均偏差:角度为 0.2° , Ma 为 0.003,总压为 0.04%. 此结果与 Fan 等人^[6]得出的结果相近.

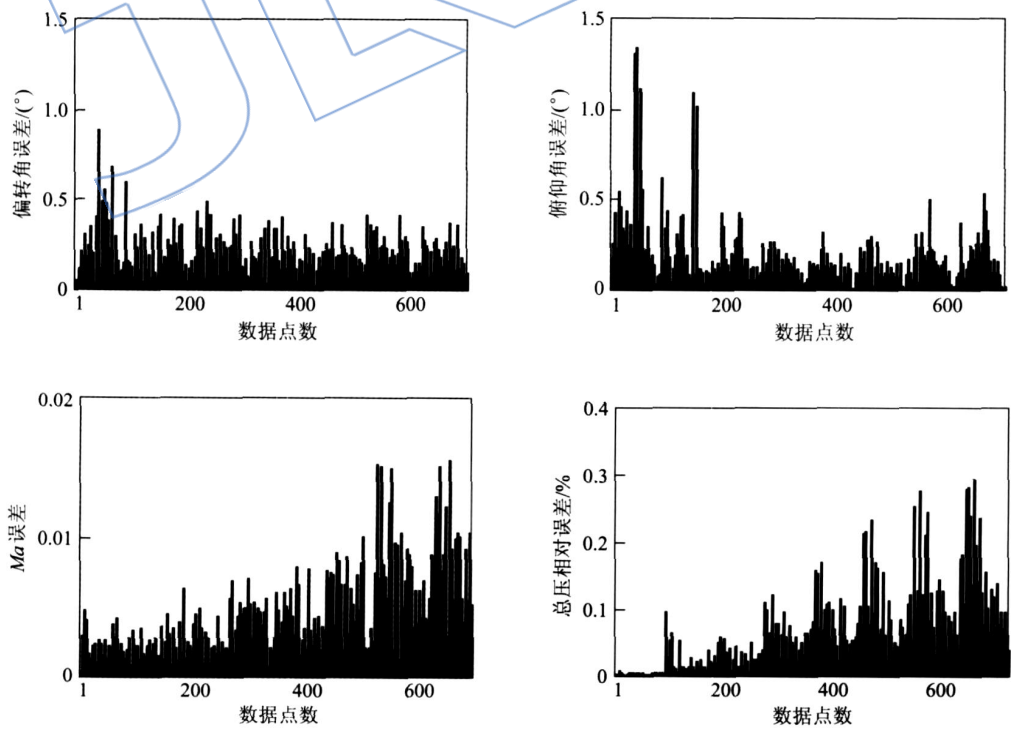


图 7 神经网络法计算结果的误差
Fig. 7 Deviation of the neural network

3.2 两种方法误差的评测

从图 7 可以看出,神经网络法的误差水平与校准数据的测量误差水平相当,并不能真正代表处理程序本身的误差.为了正确评价神经网络法的精确性,需要消除标定数据误差的影响.为此,创造出一组标准数据来客观地评价处理方法的误差.在此称这种标准数据为“完美”数据.

“完美”数据的生成方法完全是为了进行处理方法评测的需求,并无任何物理意义,其与实际的探针标定数据变化规律接近.比如 1 孔压力 p_1 应该在偏转角和俯仰角都为 0 处取得最大值,而 2 孔压力 p_2 随偏转角的变化应该是单调递增的关系.共生成了两组这样的数据,分别称为“线性完美数据”与“二次完美数据”,其生成公式如下:

线性完美数据

$$\left. \begin{aligned} p_0 &= (1 + Ma) p_s \\ p_1 &= p_t - (|\alpha| + |\beta|) \cdot 0.1 - p_t \cdot Ma \cdot 0.1 \\ p_2 &= p_t - (-\alpha + 45) \cdot 0.9 \\ p_3 &= p_t - (-\alpha + 45) \cdot 0.9 \\ p_4 &= p_t - (-\beta + 45) \cdot 0.9 \\ p_5 &= p_t - (\beta + 45) \cdot 0.9 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

二次完美数据

$$\left. \begin{aligned} p_t &= (1 + Ma) p_s \\ p_1 &= p_t - (|\alpha| + |\beta|)^2 \cdot 0.001 - p_t \cdot Ma \cdot 0.1 \\ p_2 &= p_t - (-\alpha + 45)^2 \cdot 0.015 \\ p_3 &= p_t - (\alpha + 45)^2 \cdot 0.015 \\ p_4 &= p_t - (-\beta + 45)^2 \cdot 0.015 \\ p_5 &= p_t - (\beta + 45)^2 \cdot 0.015 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

图 8 与图 9 分别表示了根据这两套数据计算出的 3 个系数的关系.生成的标定数据点与前述实际标定条件相同,共 648 个点.图中为了清晰,只显示了 4 个 Ma 下的数据.

对于这两套数据,分别比较了 3 种情况下插值法和神经网络法的精度,这 3 种情况是:

- 1) 标定数据点,共 648 点,此时插值法的结果是精确的,重点考察神经网络法的误差;
- 2) 随机数据点,在标定范围内标定数据点以外随机生成 2000 点,此时两种方法都会有误差;
- 3) 外插数据点.在 $Ma = 0.025, 0.050,$

$0.075, 0.825, 0.850, 0.875; \alpha = \pm 22^\circ, \pm 24^\circ, \pm 26^\circ; \beta = \pm 22^\circ, \pm 24^\circ, \pm 26^\circ$ 点的数据,共 216 点,此时插值法无法得出结果,主要考察神经网络法外插的能力.

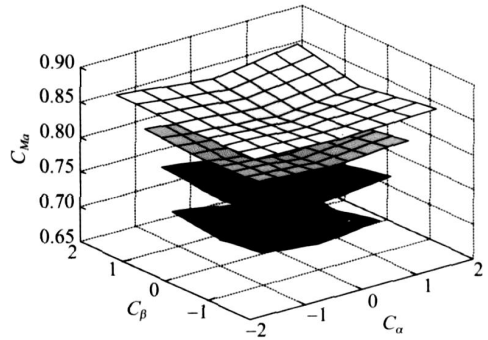


图 8 “线性完美数据”网格
Fig. 8 Calibration grid for the “linear perfect data”

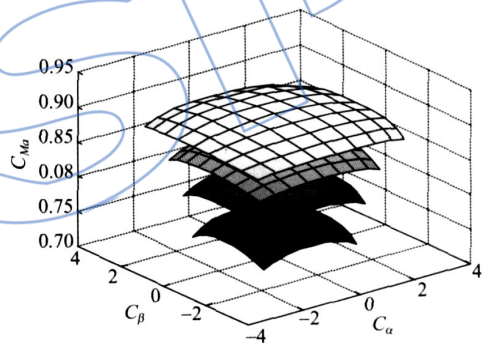


图 9 “二次完美数据”网格
Fig. 9 Calibration grid for the “quadratic perfect data”

图 10 表示采用“二次完美数据”,对于 A、B 和 C 这三组数据,神经网络法误差绝对值的平均值.在 A 组的标定数据点上,虽然神经网络法有一定的误差,但误差非常小;在 B 组的标定范围内非标定数据点上,神经网络法的误差也是非常小的;在 C 组的标定范围以外的点上,神经网络法的误差也足够满足一般测量的要求.

图 11 表示了对于 B 组的 2000 个随机数据,两种方法误差绝对值的平均.其中 I1、I2、A1 和 A2 分别表示插值法应用于“线性完美数据”、插值法应用于“二次完美数据”,神经网络法应用于“线性完美数据”、神经网络法应用于“二次完美数据”.可以看出,无论对于“线性完美数据”,还是对于“二次完美数据”,神经网络法的误差都要明显小于三维线性插值法.

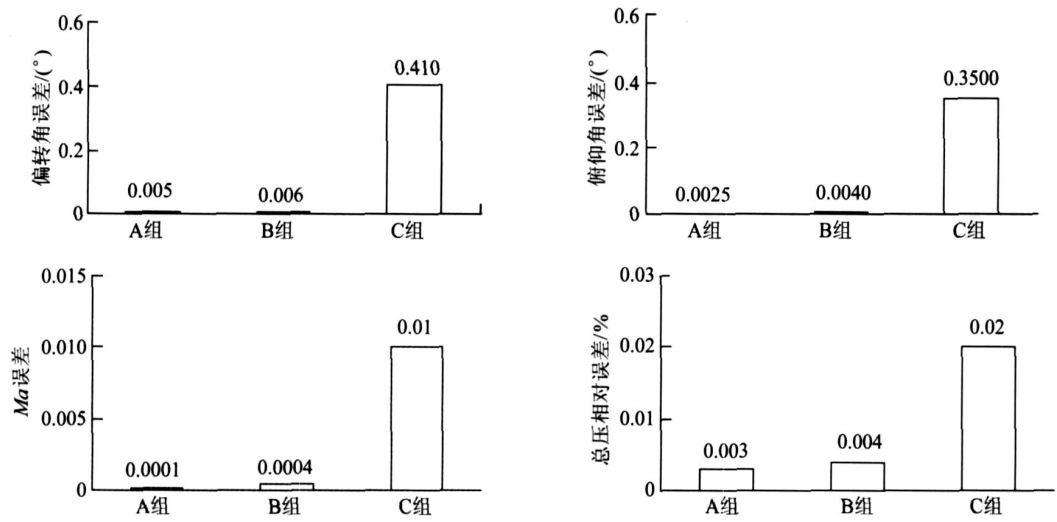


图 10 神经网络法的误差
Fig. 10 Errors of neural network

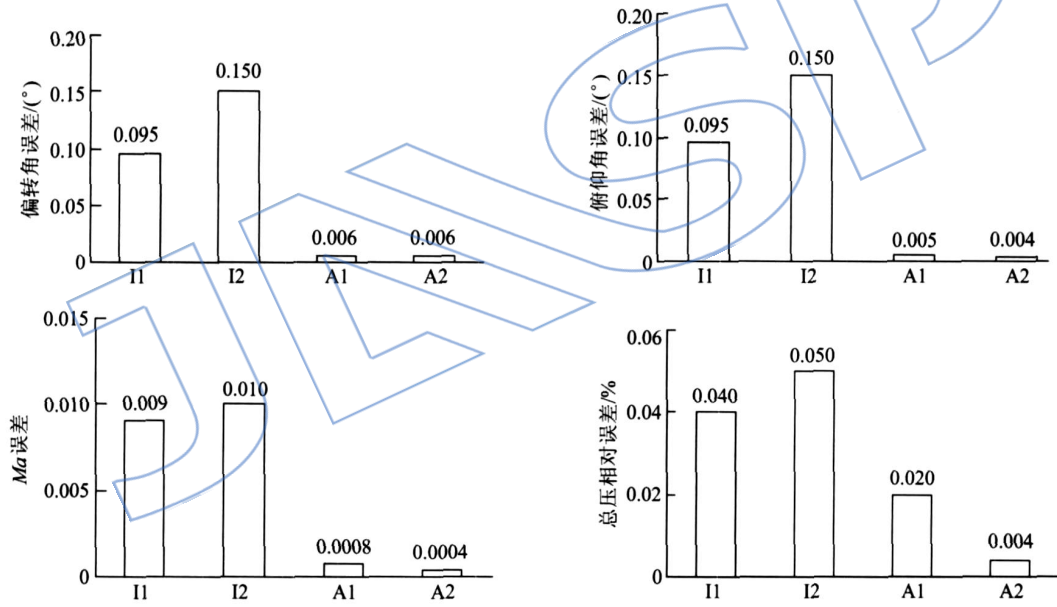


图 11 插值法与神经网络法的误差
Fig. 11 Errors of interpolation and neural network

3.3 压气机转子后流场测量偏差

为了考察神经网络法对实际测量数据的适用性,用五孔探针测量了某单级压气机转子后流场.该压气机转子叶片高 125 mm,沿径向测量了 18 站,分别用上述两种数据处理方法得出了结果,如图 12 所示.这里的气流偏转角是指在 S_1 截面上气流与压气机轴线的夹角,和前述探针本身的定义有所不同.可以看到两种处理方法结果的角度之间最大差别为 0.5° , Ma 最大差别为 0.01,总压最大差别为 0.08%.可见无论

用哪种方法,精度都能满足实际测量的需求,而从曲线走势来看插值法的结果沿径向跳动偏大,应该是受到了局部标定数据误差的影响,而神经网络法的结果曲线较为平滑,应该更接近真实值.

对于常见的四孔、七孔或者更多孔数的探针,只需重新定义各系数,就可以应用本文发展的神经网络法处理程序进行计算,这使得神经网络法不但在精度上好于插值法,实现起来也非常容易,完全可以替代插值法成为多孔探针数据处理的实

用方法.

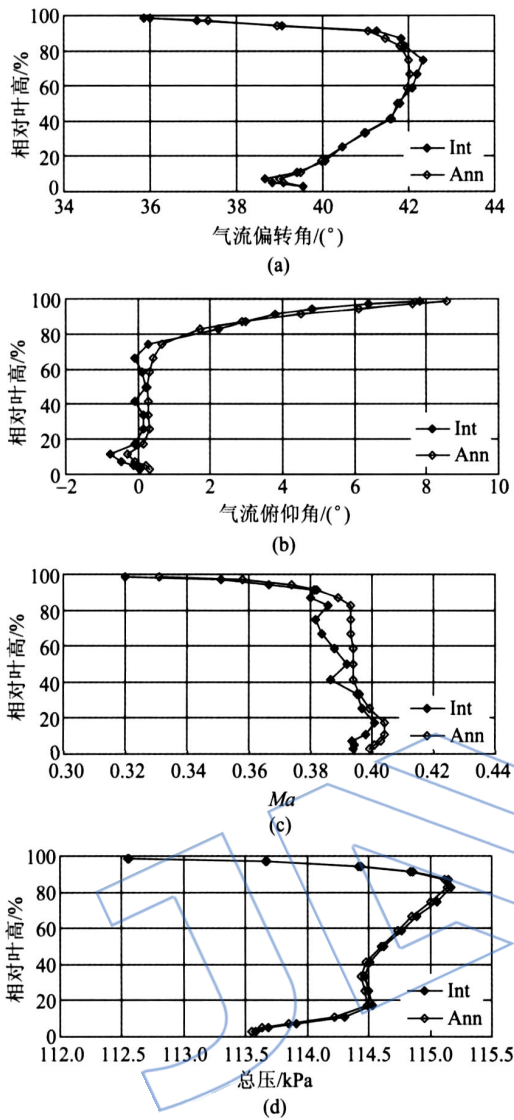


图 12 用两种方法得出的某压气机转子后流场
Fig. 12 Results of the two methods behind
a compressor rotor

4 结 论

本文对五孔压力探针的数据处理方法进行了

深入的研究,并在发展了人工神经网络方法,用“完美”数据的方式对神经网络法的精度进行了评估,得出了如下结论:

- 1) 人工神经网络法非常适用于多孔气动探针的数据处理,且精度全面高于线性插值法.从本文的数据也完全有理由认为,神经网络法的精度应该不会低于高次插值的精度;
- 2) 因为不需要显式的拟合函数,且可以利用已有的软件包如 Matlab 进行编程,神经网络法的实现非常简单;
- 3) 神经网络方法可以扩展探针的应用范围,对一定程度上超出标定范围的测量数据得出较为准确的结果.

参考文献:

[1] Ligrani P, Singer B, Baun L. Miniature five-hole pressure probe for measurement of three mean velocity components in low-speed flows[J]. Journal of Physics E: Scientific Instruments, 1989, 22: 868-876.

[2] Morrison G, Schobeiri M, Pappu K. Five-hole pressure probe analysis technique[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 1998, 9: 153-158.

[3] Johansen E, Rediniotis O, Jones G. The compressible calibration of miniature multi-hole probes[J]. Journal of Fluids Engineering, 2001, 123: 128-138.

[4] Rediniotis O, Chrysanthakopoulos G. Application of neural networks and fuzzy logic to the calibration of the seven-hole probe[J]. ASME Journal of Fluid Engineering, 1998, 120: 95-101.

[5] Rediniotis O, Vijayagopal R. Miniature multihole pressure probes and their neural-network-based calibration [J]. AIAA Journal, 1999, 37(6): 666-674.

[6] Fan H, Lu W, Xi G, et al. An improved neural-network-based calibration method for aerodynamic pressure probes [J]. Journal of Fluids Engineering, 2003, 125: 113-120.

[7] Pisasale A, Ahmed N. Development of a functional relationship between port pressures and flow properties for the calibration and application of multihole probes to highly three-dimensional flows[J]. Experiments in Fluids, 2004, 36: 422-436.