

基于BP网络的飞机起飞滑跑距离计算

宋花玉¹, 蔡良才¹, 吴利荣², 郑汝海¹

(1. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038; 2. 北京市 9236 信箱, 北京 100076)

摘要:对应用人工神经网络技术计算飞机起飞滑跑距离进行了研究,给出了基于BP网络的飞机起飞滑跑距离计算模型。对飞机实际滑跑距离及其影响因素进行了归一化处理,仿真结果表明该方法是有效可行的。

关键词:滑跑距离;影响因素;神经网络;BP算法

中图分类号:V32;U412 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2004)06-0004-03

飞机在不同状态和环境下的起飞滑跑距离对于机场建设和飞机战斗力的发挥具有重要的意义。平时它是机场跑道长度设计的主要依据;战时当机场道面遭到轰炸之后,在道面紧急抢修的过程中,它决定了飞机在可用道面上紧急起飞的最高加油量和武器配挂。文献[1]提出的起飞滑跑距离计算公式带有一定的局限性。其一,它的计算模型与飞机的实际滑跑状态有一定差异;其二,它是在20世纪70年代末针对当时的飞机提出来的,对近年来我军装备的新型飞机不能使用。文献[2]提出了用神经网络计算飞机起飞滑跑距离,但文献[2]的具体做法是不正确的。它不是用飞机的实际滑跑距离作为样本,而是把用文献[1]中的公式计算出来的滑跑距离作为样本,这样训练出来的神经网络不能反映飞机的实际滑跑距离与其影响因素之间的映射关系,并且它在训练网络时没有对样本进行归一化处理。本文把飞机的实际滑跑距离及其影响因素作为样本,对滑跑距离及其影响因素进行了归一化处理,得出了优于文献[2]的结果。

1 用BP神经网络计算飞机起飞滑跑距离

由于飞机起飞滑跑距离与其影响因素之间的关系可以认为是函数映射关系,因此可以利用神经网络来逼近此函数关系。具体思路是:对确定类型的飞机,把足够多组的影响因素的具体数值和相应的飞机实际滑跑距离作为样本,用这个样本去训练BP网络,即把影响因素的一组组具体数值作为神经网络的输入,相应的飞机实际滑跑距离作为神经网络的输出,通过神经网络动态的自适应调整,使得误差达到要求。训练好的神经网络(包括网络结构、各节点的阈值以及各节点之间的连接权值),就表示了该种飞机起飞滑跑距离与其影响因素之间的映射关系。一旦神经网络训练完毕,便可成为一种方便有效的工具,去计算该种飞机在各种状态和环境下的起飞滑跑距离。

1.1 影响因素的确定及网络结构

确定一个BP网络,就是要确定网络的结构参数,包括:隐层层数、各层节点数以及各节点的作用函数(节点输入到输出的映射关系)。已经证明,具有一个隐层并且隐层作用函数为S型、输出层作用函数为线性函数的BP神经网络模型,在隐层节点数合适时,可以以规定的精度逼近任意一个连续的多元函数^[3]。因此,实际应用时常用三层BP神经网络。在三层BP网络中,输入层和输出层节点的个数是由实际问题决定的,隐层的节点数是可以调整的,关于隐层节点数的确定可参考文献[4]。

对确定类型的飞机,影响其起飞滑跑距离的主要因素有:飞机的起飞质量、机场气温、机场气压、跑道平

收稿日期:2004-06-02

基金项目:军队科研基金资助项目

作者简介:宋花玉(1971-),男,陕西西安人,讲师,硕士生,主要从事机场工程研究;

蔡良才(1960-),男,浙江宁波人,教授,博士生导师,主要从事机场工程研究。

均纵坡、道面摩擦系数、分解到跑道方向上的风速以及驾驶员技术水平等。这就决定了网络的输入层应有7个节点。由于只需要得到滑跑距离一个指标,因此输出层只有1个节点。隐层节点的数量要根据具体样本的大小来确定。隐层的作用函数设为双曲正切S型函数, $f(x) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x})$; 考虑到要对输入参数做归一化处理,输出层的作用函数取为对数S型函数, $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ 。

1.2 参数的归一化处理

当拿到影响因素与相应的实际滑跑距离原始样本数据后,由于影响因素指标体系中各参数以及相应的滑跑距离的衡量单位不同,级差有大有小,因此不能直接用神经网络对原始样本数据进行训练,而要对其进行归一化处理,以免某一指标的数值过大或过小,影响对滑跑距离逼近的合理性和精确性。归一化的原则是要使归一化后的数据适合BP神经网络运算处理。同时,若将输入值变换到区间[0,1]内,则节点计算将有比较敏感的反应,网络收敛的速度也比较快。因此,考虑用如下的S型可导函数, $f(x) = (1 + \alpha e^{-\beta x})^{-1}$, 进行归一化处理,其中 α, β 为调节曲线的参数,原始数据的归一化准则如下^[5]:

1) 对于数值越大越好的项,如机场气压,有 $X_i = [1 + e^{-\tan(\frac{2\arctan(\ln 9)}{x_{\max} - x_{\min}}) \times (x_i - \frac{x_{\max} + x_{\min}}{2})}]^{-1}$ 。其中, X_i 为归一化后的值, x_i 为原始数据。 x_{\max} 为同类参数中的最大值, x_{\min} 为同类参数中的最小值。

2) 对于数值越小越好的项,如起飞质量、机场标高、跑道平均纵坡、道面摩擦系数、机场气温、分解到跑道方向上的风速、滑跑距离等,有 $X_i = [1 + e^{-\tan(\frac{2\arctan(\ln 9)}{x_{\max} - x_{\min}}) \times (x_i - \frac{x_{\max} + x_{\min}}{2})}]^{-1}$ 。参数定义同1)。原始样本数据经过归一化处理后便可用来训练网络。

1.3 计算结果的反归一化处理

由于在训练神经网络时,对影响因素和相应的滑跑距离同时做了[0,1]区间归一化处理,因此,当运用训练好的神经网络计算给定条件下的滑跑距离时,首先要对具体条件进行归一化处理,所得到的结果也是[0,1]区间内的数,要得到相应的滑跑距离,还要对计算结果进行反归一化处理。反归一化就是求出滑跑距离归一化函数的反函数,再将网络计算出的数据代入,便可求出相应的基于训练好的BP网络的滑跑距离。对于上文所采用的S型可导归一化函数,求出其反函数得反归一化准则如下:

$$x_i = \frac{x_{\max} + x_{\min}}{2} + \frac{x_{\min} - x_{\max}}{2 \arctan(\ln 9)} \times \arctan\left(\ln \frac{X_i}{1 - X_i}\right)$$

其中, x_i 为滑跑距离, X_i 为网络输出的数据。 x_{\max} 和 x_{\min} 的定义同1.2的1)。综合上述,用训练好的BP神经网络计算飞机起飞滑跑距离的流程见图1。

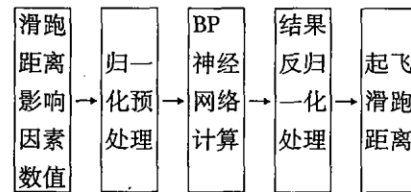


图1 BP神经网络计算飞机滑跑距离模型

2 计算实例

由于本文重点在于介绍用BP神经网络计算飞机起飞滑跑距离的方法,因此只收集了某型飞机在某一机场沿同一跑道方向起飞的16组滑跑距离及相应的影响因素数据(见表1)。

表1 某型飞机起飞滑跑距离数据(其中风速逆风为正,顺风为负)

数据序号	分解到跑道方向的风速/(m/s)	温度/℃	气压/mmHg	起飞质量/10 ³ kg	滑跑距离/m
1	3.0	-5.0	524	63	3 100
2	4.0	-5.0	529	65	3 000
3	3.5	-5.6	512	61	3 075
4	3.5	-4.2	513	61	2 960
5	1.9	-5.0	518	61	2 600
6	2.5	-5.0	518	61	2 650
7	-4.0	0.0	516	62	2 750
8	1.4	-7.0	523	62	2 650
9	-0.1	-3.0	522	64	2 950
10	2.3	9.0	521	62	3 100
11	-10	2.0	516	56	2 100
12	2.3	8.0	521	54	2 600
13	0.1	5.0	523	54	2 500
14	2.7	-5.0	525	65	3 100
15	2.0	-5.0	518	61	2 650
16	-0.1	-3.0	522	54	2 230

取表1中前面13组数据作为样本,后面3组数据留作不同计算方法所得结果对比之用。由于是在同一机场沿同一跑道方向起飞,所以跑道平均纵坡和道面摩擦系数不变,假设驾驶员的技术水平相同均为中等,那么滑跑距离的影响因素就只有飞机的起飞质量、机场气温、机场气压、分解到跑道方向上的风速等4个。采用三层BP神经网络,输入层的节点数取4,隐层、输出层的节点数分别取20、1,隐层和输出层作用函数分别取1.1所述的S型函数,网络的初始权值和阈值均取为0~1之间的随机数,误差水平取为0.001,学习速率取为0.05,运用Matlab中的神经网络工具箱编写程序,将前13组样本数据经过归一化处理作为样本,对上文设计的神经网络进行训练,经过17618次迭代训练,误差达到了要求,训练结束。运用训练好的网络计算另外3组影响因素数据对应的滑跑距离,再用文献[2]中的方法计算相同条件下的滑跑距离,将两种计算结果与飞机的实际滑跑距离进行对比,情况如表2。进一步可以计算两种方法所得滑跑距离与实际滑跑距离的平均绝对误差分别为207m和37m,平均相对误差分别为7.78%和1.36%,即文献[2]中所用方法的平均误差是本文BP网络算法的5.6倍。通过表2中的数据以及两种方法平均误差地比较可以看出,在影响因素相同的情况下,利用BP网络算出的滑跑距离更准确些,这说明该方法具有一定的先进性和实用价值。

表2 不同的滑跑距离计算方法结果对比

数据序号	飞机实际滑跑距离/m	文献[2]所得滑跑距离/m	BP网络所得滑跑距离/m	文献[2]方法的绝对误差/m	BP网络的绝对误差/m	文献[2]方法的相对误差(%)	BP网络的相对误差(%)
14	3 100	3 320	3 048	220	52	7.10	1.68
15	2 650	2 892	2 610	242	40	9.13	1.51
16	2 230	2 072	2 210	158	20	7.10	0.90

3 结束语

用神经网络计算飞机在不同状态和环境下的起飞滑跑距离是一种有效可行的方法。这种方法不需要探究飞机在起飞滑跑过程中所受外力的变化情况,不需要建立复杂的计算模型。对于确定类型的飞机,只要收集足够多组的影响因素数据与相应的实际滑跑距离,便可设计一个BP网络,用影响因素数据和相应的实际滑跑距离作为样本对网络进行训练。当网络训练完毕后,飞机起飞滑跑距离与其影响因素之间的映射关系就蕴含在网络中,利用该网络便可方便快捷地计算该种飞机在各种状态和环境下的起飞滑跑距离。而且随着收集的样本数据的增加,可不断训练网络,改善网络结构,使网络结构越来越准确的反映该种飞机起飞滑跑距离与其影响因素之间的映射关系。另外,本文的方法,还可以推广到飞机在不同状态和环境下的着陆滑跑距离计算。

参考文献:

- [1] 蔡良才. 机场规划设计[M]. 北京:解放军出版社,2002.
- [2] 王何巍,蔡良才,高仁泽. 基于系统辨识的飞机滑跑距离计算方法[J]. 机场工程,2000,2:32-36.
- [3] 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,1991.
- [4] 刘铭,宁伟华,陈永革,等. 基于改进算法的装备效能评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2001,2(3):18-21.
- [5] 李飞,谷奇平,张文明. 前向神经网络的武器装备水平评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2001,2(5):36-38.

(编辑:姚树峰)

Calculation of Aircraft Taking-off Running Distance Based on BP Network

SONG Hua-yu¹, CAI Liang-cai¹, WU Li-rong², ZHENG Ru-hai¹

(1. The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China; 2. P. O. Box 9236, Beijing 100076, China)

Abstract: By applying artificial neural network technology, research is conducted on the calculation of aircraft taking-off running distance. This paper presents a new calculating model of aircraft taking-off running distance based on BP network. It processes the actual aircraft taking-off running distance and the influential factors unitarily. The results of simulation show that this method is effective and feasible.

Key words: taking-off running distance; influential factor; neural network; BP algorithm