

基于RBF神经网络的轮胎滚动阻力建模研究

毛鑫昕¹, 毛建清², 王东哲¹

(1. 大连海事大学 理学院, 辽宁 大连 116026; 2. 中策橡胶集团有限公司, 浙江 杭州 310008)

摘要:建立径向基函数(RBF)神经网络轮胎滚动阻力模型,充分利用RBF神经网络模型逼近精度高、训练速度快、无局部极小等优点,对轮胎滚动阻力进行全面、准确的预测。结果表明,轮胎滚动阻力RBF与反向传播算法(BP)神经网络模型预测值的平均相对误差分别为2%和6%左右,RBF神经网络模型在训练和预测结果上均有更大优势,能够有效预测轮胎滚动阻力。

关键词:轮胎;滚动阻力;模型;径向基函数;反向传播算法;神经网络

中图分类号:TP183;TQ336.1

文章编号:1000-890X(2019)10-0739-05

文献标志码:A

DOI:10.12136/j.issn.1000-890X.2019.10.0739

轮胎滚动阻力导致轮胎变形而产生能量滞后损失,通过降低轮胎滚动阻力而减少汽车油耗和废气排放等课题受到轮胎设计者的重视。采取有效的分析方法建立轮胎滚动阻力预测模型,从而有效地降低轮胎滚动阻力,对轮胎工业乃至汽车工业有着重要的意义。

对轮胎滚动阻力模型的研究现阶段异常活跃,其研究方法主要有单纯的有限元法、模型简化法和基于试验参数的反演法^[1]。这些方法推进了轮胎滚动阻力的研究,为滚动阻力非线性系统建模提供了帮助,但是结果不够全面和准确,这些方法存在一定的局限性。

为了深入研究轮胎滚动阻力,需要发展更精确、更细化的滚动阻力模型,飞速发展的神经网络技术为此提供了足够的发展空间。目前采用反向传播算法(BP)神经网络建立轮胎滚动阻力预测模型^[2]为解决预测问题提供了一个较好的改进方法,但由于BP神经网络只能获得局部最优值并且训练速度较慢,本研究提出了采用径向基函数(RBF)神经网络,可以有效克服BP神经网络的不足。

RBF神经网络是一种局部逼近网络,具有很强的非线性拟合能力,可以映射复杂的线性关系^[3],其

学习规则简单,具有很强的记忆能力和鲁棒性,便于在计算机上运行。

本研究发现,基于RBF神经网络的轮胎滚动阻力模型具有训练速度快、无局部极小的特点,在轮胎滚动阻力与各影响因素之间可以建立非线性映射关系,相比BP神经网络模型,能够更有效地预测轮胎滚动阻力。

1 RBF神经网络

1.1 RBF

RBF是实值函数,其取值仅依赖于到原点的距离,也就是 $\Phi(x) = \Phi(\|x\|)$,或到任意一点 c 的距离(将 c 点视为中心点),也就是 $\Phi(x, c) = \Phi(\|x - c\|)$ 。满足 $\Phi(x) = \Phi(\|x\|)$ 的函数 Φ 叫做RBF,一般距离函数中的距离用欧氏距离来衡量。高斯核函数是最常用的RBF,形式为

$$k(\|x - x_c\|) = e^{-\frac{\|x - x_c\|^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中, k 为高斯核函数; x 为核函数自变量; x_c 为核函数中心点; σ 为函数的宽度参数,用来控制函数的径向作用范围。

1.2 RBF神经网络结构

RBF神经网络^[4]包括输入层、隐藏层和输出层3层。从输入空间经过非线性变换到隐藏层空间,再从隐藏层空间经过线性变换到输出层空间,RBF神经网络模型如图1所示。

RBF网络的基本思想是:隐藏层单元的“基”

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61671099)

作者简介:毛鑫昕(1998—),女,浙江江山人,大连海事大学在读本科生,主要从事数学与应用数学方面的研究。

E-mail:mx0105@126.com

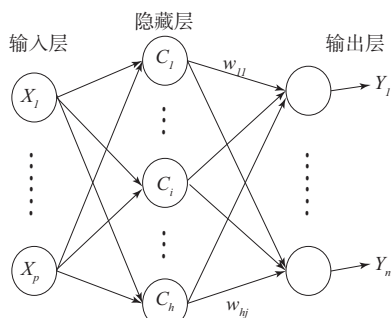


图1 RBF神经网络模型

用RBF来表示,隐藏层空间也由RBF构成,这样就可以将输入矢量在不通过权连接的基础上直接映射到隐藏层空间,映射关系随着RBF中心点的确定而确定。基于核函数的思想,隐藏层通过把低维度向量映射到高维度向量,能够实现从线性不可分到线性可分。这样,网络由输入到输出的非线性映射就变成网络输出中线性的可调参数。由于网络的权值可直接通过求解线性方程组直接获得,可以避免局部极小的问题,并且能够大大加快学习速度。

径向基神经网络的激活函数为

$$R(x_p - c_i) = e^{-\frac{\|x_p - c_i\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

式中, x_p 为第 p 个输入样本, c_i 为第 i 个中心点。

径向基神经网络的输出函数为

$$y_j = \sum_{i=1}^h w_{ij} e^{-\frac{\|x_p - c_i\|^2}{2\sigma^2}} \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中, h 为隐藏层的结点数, w_{ij} 为隐藏层到输出层的权值, n 为输出层的神经元个数。

2 基于RBF神经网络的轮胎滚动阻力模型

2.1 输入参数选取

大量道路试验表明,轮胎滚动阻力并非定值,而是随着行驶条件的变化而变化。目前,国内外认为影响轮胎滚动阻力产生的因素主要有车速以及轮胎轮辋直径、胎面材料、高宽比、气压、负荷、花纹等^[5-7]。

本研究选取影响轮胎滚动阻力的8个因素作为输入参数(输入神经元),即车速和轮胎型号(断面宽、高宽比、轮辋直径)、气压、负荷、温度、花纹深度。

2.2 训练数据获取与处理

2.2.1 轮胎滚动阻力

轮胎滚动阻力计算式如下

$$F_r = \frac{E_r}{v} = \int \frac{\varepsilon f \tan \delta}{v} dv \quad (4)$$

式中, F_r 为轮胎滚动阻力, E_r 为滞后能量损失, v 为轮胎发生弯曲变形部位体积, $\tan \delta$ 为胶料损耗因子, ε 为轮胎的应变, f 为轮胎的应力。

2.2.2 训练数据获取

本研究随机选取17种轮胎规格,将每种规格轮胎分别置于不同的条件下进行测试,利用公式(4)计算测试结果,可以获得各种条件下的轮胎滚动阻力^[8-10]。测试数据一共有91组,其中部分结果如表1所示。

表1 轮胎滚动阻力部分测试结果

轮胎规格	车速/ (km·h ⁻¹)	气压/ kPa	负荷/ N	温度/ ℃	花纹深度/ mm	滚动阻力/N
165/80R13	60	220	3 220	31	4.45	66.1
	50	220	3 790	33	4.45	65.4
	40	220	4 270	34	4.45	62.3
	30	220	4 750	37	4.45	61.4
	20	220	5 290	40	4.45	61.6
	10	220	4 270	32	4.45	54.3
175/80R13	60	220	3 320	32	4.35	64.2
	50	220	3 810	33	4.35	65.1
	40	220	4 310	35	4.35	63.4
	30	220	4 810	40	4.35	62.6
	20	220	5 310	40	4.35	62.4
	10	220	5 810	40	4.35	62.9
185/80R15	10	180	4 650	44	5.40	65.1
	20	180	5 150	45	5.40	68.9
	30	180	5 650	45	5.40	80.2
	40	180	6 150	46	5.40	88.5
	50	180	6 650	47	5.40	91.8
	60	180	7 150	47	5.40	92.6
195/80R14	10	270	9 350	42	7.20	114.1

为获得较好的预测结果,确定网络训练数据组数时先进行拟选,综合考虑不同组数(统一从第1组开始依次往后计数)下的训练结果和预测结果,以此来确定最优的训练数据量,轮胎滚动阻力RBF神经网络训练数据拟选结果如表2所示。

表2 轮胎滚动阻力RBF神经网络训练数据拟选结果

组数	训练值平均误差×10 ¹⁰	预测值平均相对误差/%
前36	4.614	1.96
前50	2.419	88.45
前60	2.584	117.48
前70	4.566	50.40
前80	3.473	14.24

注:误差=|训练值-预测值|,相对误差=|训练值-预测值|/真实值×100%。

从表2可以看出:在不同组数下训练值平均误差均为 10^{-10} 数量级,训练能力相差不大;但是对预测能力而言,若选取前36组数据作训练,预测值平均相对误差只有1.96%,与其他数组相比有显著优势;综合考虑,选取前36组数据作为训练样本,剩下的55组数据作为预测样本。

2.2.3 训练数据归一化处理

在机器学习领域中,不同评价指标往往具有不同的量纲,会影响数据分析结果;为消除指标之

间的量纲影响,需要进行数据标准化处理,以解决数据指标之间的可比性问题。

原始数据经过标准化处理后,各指标处于同一数量级,适合进行综合对比评价。标准化处理中最典型的就数据的归一化处理。归一化的目的即使预处理数据被限定在一定的范围内(本研究范围选定在[-1,1]之间),从而消除奇异样本数据导致的不良影响。本研究数据归一化处理后的部分结果如表3所示。

表3 输入参数的部分归一化结果

断面宽	高宽比	轮辋直径	车速	气压	负荷	温度	花纹深度(左/右)	滚动阻力
-1	1	-1	1	0.17	-1	-1	0	-0.48
-1	1	-1	0.6	0.17	-0.87	-0.82	0	-0.50
-1	1	-1	0.2	0.17	-0.76	-0.73	0	-0.57
-1	1	-1	-0.2	0.17	-0.65	-0.45	0	-0.60
-1	1	-1	-0.6	0.17	-0.52	-0.18	0	-0.59
-1	1	-1	-1	0.17	-0.76	-0.91	0	-0.77
-0.6	1	-1	1	0.17	-0.98	-0.91	-0.036	-0.53
-0.6	1	-1	0.6	0.17	-0.86	-0.82	-0.036	-0.50
-0.6	1	-1	0.2	0.17	-0.75	-0.64	-0.036	-0.55
-0.6	1	-1	-0.2	0.17	-0.63	-0.18	-0.036	-0.57
-0.6	1	-1	-0.6	0.17	-0.52	-0.18	-0.036	-0.57
-0.6	1	-1	-1	0.17	-0.40	-0.18	-0.036	-0.56
-0.2	1	1	-1	-0.5	-0.67	0.18	0.345	-0.50
-0.2	1	1	-0.6	-0.5	-0.55	0.27	0.345	-0.41
-0.2	1	1	-0.2	-0.5	-0.44	0.27	0.345	-0.13
-0.2	1	1	0.2	-0.5	-0.32	0.36	0.345	0.08
-0.2	1	1	0.6	-0.5	-0.21	0.45	0.345	0.16
-0.2	1	1	1	-0.5	-0.09	0.45	0.345	0.18
0.2	1	0	-1	1	0.42	0	1	0.71

2.3 σ确定

在建立广义RBF神经网络的过程中,σ的选取会影响最终预测结果,因此训练数据确定后,可以对比不同σ下的预测结果,用滚动阻力预测值与实测值之间的误差来衡量预测效果,不同σ下的轮胎滚动阻力预测值平均误差见表4。

根据表4结果,当σ为4.10时的轮胎滚动阻力平均误差最小,因此本研究确定σ为4.10。

表4 不同σ下的轮胎滚动阻力预测值平均误差

σ	平均误差	σ	平均误差
0.10	0.554 2	4.10	0.044 4
1.00	0.884 5	4.15	0.060 0
3.90	0.130 5	4.50	0.280 0
4.00	0.087 3	5.00	0.659 4
4.05	0.065 1	10.0	58.050 0

3 轮胎滚动阻力预测结果分析

建立轮胎滚动阻力RBF神经网络模型后,为获取轮胎滚动阻力预测值,主要参数设置如下:输入层神经元 8个,输出层神经元 1个,σ 4.10,期望误差 0,初始隐藏层神经元 1个,隐藏层神经元 每次递增1个,最多不超过10万个。

3.1 RBF神经网络模型的预测结果

在设置的参数下,用Matlab R2016a获取轮胎滚动阻力RBF神经网络模型下55组数据的预测值,对预测值进行反归一化处理后,部分预测结果如表5所示。

3.2 训练结果和预测结果分析

比较轮胎滚动阻力训练值与实测值,计算出使用RBF和BP神经网络模型训练值的平均误差分

表5 轮胎滚动阻力RBF神经网络模型部分预测结果 N

实测滚动阻力	RBF神经网络模型预测值	预测值误差
64.2	63.652	0.548
64.8	65.390	0.590
63.2	63.060	0.140
62.5	62.631	0.131
62.2	61.676	0.524
62.4	62.894	0.494
73.5	73.501	0.001
70.7	70.695	0.005
71.5	71.513	0.013
76.4	76.363	0.037
78.5	78.543	0.043
69.3	69.312	0.012
118.2	118.233	0.033
124.4	127.702	3.302
125.2	137.273	12.073
112.1	112.120	0.020
117.6	117.616	0.016
118.1	117.356	0.744
120.6	119.616	0.984
120.7	120.688	0.012
71.8	71.794	0.006
65.9	65.866	0.034
56.3	56.369	0.069
51.8	51.934	0.134
48.5	47.966	0.534
45.3	43.067	2.233
64.5	63.135	1.365
61.9	61.866	0.034
61.7	61.679	0.021

别为 4.61×10^{-10} 和1.875。
对轮胎滚动阻力的预测值与实测值进行比较,获得的RBF和BP神经网络模型预测值的相对误差如表6所示。

从表6可以看出,轮胎滚动阻力RBF神经网络

表6 轮胎滚动阻力RBF和BP神经网络模型

预测值的相对误差			%
项 目	神经网络模型		
	RBF	BP	
平均值	2.0	6.2	
最大值	19.6	26.9	
最小值	2.124×10^{-4}	5.756×10^{-4}	

模型预测值的平均相对误差为2.0%,BP神经网络模型预测值的平均相对误差为6.2%,并且就两个神经网络模型预测值的相对误差最大值和最小值来说,RBF神经网络模型预测值的相对误差均比BP神经网络模型预测值小。

综合训练结果和预测结果,相比于BP神经网络模型,RBF神经网络模型可以更准确地预测轮胎滚动阻力。

4 结 论

与轮胎滚动阻力BP神经网络模型相比,滚动阻力RBF神经网络模型在训练和预测结果上均有更大优势。BP神经网络模型预测值的平均相对误差为6%左右,而RBF神经网络模型只有2%左右,RBF神经网络模型预测精度更高。因此,RBF神经网络模型能够为今后预测轮胎滚动阻力提供更好的参考,从而更好地降低轮胎滚动阻力。

参考文献:

[1] 李锋祥,杨卫民. 轮胎滚动阻力模型研究进展[J]. 橡胶工业,2008,55(4):251-255.
[2] 王建强,戴建国,潘洪达,等. 基于神经网络方法的台试轮胎滚动阻力模型研究[J]. 中国公路学报,2003(3):97-100.
[3] 张国林,谢伟东. 基于RBF网络的轮胎侧向力模型[J]. 浙江工业大学学报,2005(2):203-205.
[4] 张育贵,王义,杨人静. 基于径向基神经网络的天气预测模型[J]. 贵州大学学报(自然科学版),2018,35(1):69-72.
[5] 罗俊. 影响轮胎滚动阻力的因素分析[J]. 自动化仪表,2015,36(2):72-75.
[6] 王阳,张子鹏,朱其文,等. 国内外轮胎滚动阻力试验方法及影响因素分析[J]. 轮胎工业,2013,33(10):628-633.
[7] 李博慰,余俊,陆宗福. 载重轮胎室内滚动阻力测试结果影响因素分析[J]. 轮胎工业,2010,30(12):755-760.
[8] 薛风先,王泽鹏,朱由锋. 轮胎滚动阻力(因数)测定和数值计算方法[J]. 轮胎工业,2006,26(3):174-178.
[9] 王登祥. 轮胎滚动阻力文献述评[J]. 轮胎工业,1997,17(12):707-712.
[10] 伍江涛,夏松茂. 汽车轮胎滚动阻力及其测试方法[J]. 科技资讯,2007,23(21):27-33.

收稿日期:2019-07-20

Research on Tire Rolling Resistance Modeling Based on RBF Neural Network

MAO Xinxin¹, MAO Jianqing², WANG Dongzhe¹

(1. Dalian Maritime University, Dalian 116026, China; 2. Zhongce Rubber Co., Ltd, Hangzhou 310008, China)

Abstract: A tire rolling resistance model based on radial basis function (RBF) neural network was

established, taking full use of the advantages of RBF network model, such as high approximation accuracy, fast training speed and no local minimum, to predict tire rolling resistance comprehensively and accurately. The results showed that the average relative errors of the prediction values of tire rolling resistance RBF neural network model and back propagation (BP) neural network model were about 2% and 6%, respectively. RBF neural network model showed advantages in training and prediction results, and could effectively predict tire rolling resistance.

Key words: tire; rolling resistance; model; RBF; BP; neural network

言能践行,伊士曼推动轮胎制造业革新 2019年9月18日,伊士曼正式启用位于上海的高水准轮胎添加剂实验室,践行其深度承诺:立志为轮胎制造业树立行业新标杆。

位于上海的这家全新轮胎添加剂实验室,集区域跨学科化学家、工程师及应用开发专家于一体,依托先进的实验器材,旨在为中国乃至整个亚太地区的轮胎制造商提供快速及时的轮胎橡胶相关方面的技术服务。

在实验室的启动典礼上,伊士曼高级副总裁兼首席技术官Steve Crawford详细介绍了伊士曼近年来在全球轮胎制造产业中的成果以及对中国轮胎制造产业新的承诺。

“作为一家以创新型增长模式,利用世界先进的技术平台以及差异化的应用开发为主旨的全球性特种材料公司,在轮胎制造领域中,伊士曼始终与客户紧密合作,在提供创新产品和解决方案的同时,致力于维护安全生产和可持续发展。”Steve Crawford表示,“为了解决传统轮胎生产体系生产效率低的问题,伊士曼推出了Crystex™ Cure Pro不溶性硫黄,帮助轮胎制造商通过改善物料操作效率,缩短密炼时间,降低材料损耗及人力成本,以提高生产效率,获取更高经济效益。”

“此外,在日益严苛的安全法规的形势下,伊士曼Impera™功能性树脂能帮助轮胎制造商在各种配方参数范围内实现滚动阻力、抗湿滑性能和效率的最佳平衡。”Steve Crawford补充道,“除了创新材料,伊士曼在技术层面也在不断为轮胎制造商提供全面支持。在被誉为‘世界橡胶之都’的美国俄亥俄州的阿克隆市,我们拥有一家独立实验室,携手全球领先的轮胎制造商,不断研发创新解决方案。”

关于全新启用的伊士曼轮胎添加剂上海实验室,Steve Crawford介绍道:“中国橡胶和轮胎制造

业始终是伊士曼重点关注的对象。在上海建立轮胎添加剂实验室,有利于快速推动我们与中国乃至亚太地区轮胎制造商的紧密合作,共同为轮胎制造业树立行业新标杆。”

伊士曼轮胎添加剂上海实验室配置了齐全的橡胶混炼及橡胶检测、分析设备,确保伊士曼技术团队在材料物理性能、轮胎性能指标、耐用性、橡胶加工和硫化等方面为客户提供技术保障;还配置了在橡胶混合过程中进行精确温度检测的FLIR红外热成像仪以及由伊士曼研发的Keyence光学显微镜用于分散性能分析与拉伸强度分布曲线分析,检测分析不溶性硫黄的分散性。该实验室还具备功能性树脂相容性和胶料物理性能和动态力学性能的分析能力。

Steve Crawford最后强调,伊士曼将凭借上海实验室的先进实验设备与优秀的技术团队,为区域客户提供更快速、有效的技术支持,更好地满足客户需求,推动行业整体发展。

言能践行,伊士曼在推动轮胎制造业革新的道路上不断前行。

伊士曼是一家全球性的特种材料公司,总部位于美国田纳西州金斯波特,在全球范围内拥有约14 500名员工。其产品广泛应用于人们日常生活的各个领域。为了切实提高人们的生活质量,伊士曼与客户紧密合作,在提供创新产品和解决方案的同时,致力于维护安全生产和可持续发展。伊士曼的创新型增长模式运用其优异的技术平台、不断深入的市场开拓及差异化的应用开发,在交通、建筑及消费品等终端市场中具有优势地位。作为一家包容与多元化的全球企业,公司业务遍布全球超过100个国家,2018年公司收入约为100亿美元。

(本刊编辑部 黄丽萍)