

文章编号:1671-8879(2005)02-0021-05

铺面水泥混凝土抗冻标号预估模型

李 晔¹, 姚祖康¹, 孙旭毅², 刘春晨²

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 200092; 2. 民航东北管理局, 辽宁 沈阳 110000)

摘 要:在充分利用国内外已有的混凝土抗冻试验数据基础上,用人工神经网络与多元非线性回归两种建模方法相结合的途径,建立了能够反映铺面混凝土配合比参数与抗冻标号之间综合非线性关系的铺面水泥混凝土抗冻标号预估模型。通过 BP 神经网络虚拟试验分析,得到水灰比对混凝土抗冻标号的影响最大,含气量其次,水泥用量对抗冻标号的影响最小,含气量与混凝土抗冻标号呈幂级数关系,水灰比、水泥用量与抗冻标号之间均呈指数函数关系。在这些基本定性关系分析基础上,用多元非线性回归方法得到的铺面混凝土抗冻标号预估模型。该模型具有较好的预估精度,能够反映各配合比参数对铺面混凝土抗冻标号影响的内在规律。

关键词:道路工程;铺面水泥混凝土;抗冻标号;预估模型;BP 神经网络;多元非线性回归

中图分类号:U416.216 **文献标识码:**A

Prediction model of frost-resistance grade for pavement cement concrete

LI Ye¹, YAO Zu-kang¹, SUN Xu-yi², LIU Chun-chen²

(1. Key Laboratory for Road and Traffic Engineering of Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. CAAC Northeast Bureau, Shenyang 110000, China)

Abstract: Combining BP neural network with multi-nonlinear regression method, a frost-resistance grade prediction model, which depends on the main mix parameters of air-entrained concrete, was developed. Through BP neural network virtual tests, cement water ratio has a deepest influence on the concrete frost durability with powered relation, and air content exponentially does it less, then cement content performs least in the same form as cement water ratio. Based on these basic relational analysis, the multi-variables nonlinear model shows good prediction precision and reflects the influences of main mix parameters on concrete frost durability rationally.

Key words: road engineering; pavement cement concrete; frost-resistance grade; prediction model; BP neural network; multi-nonlinear regression

0 引 言

铺面水泥混凝土(以下简称混凝土)的抗冻性能除与原材料品质、施工质量等因素相关外,引气及合理的配合比设计则起着主要作用。从某种意义上

说,抗冻混凝土的设计,也就是引气混凝土的设计。要实现符合环境要求的铺面混凝土抗冻定量化设计,其基本前提之一就是确定铺面混凝土配合比参数与抗冻标号之间的定量关系,建立铺面混凝土抗冻标号预估模型^[1~3]。对此,本文进行了研究和预

收稿日期:2003-12-16

基金项目:上海市重点学科建设项目(沪教委科[2001]44)

作者简介:李 晔(1974-),男,福建宁化人,同济大学讲师,博士研究生。

估模型的建立。

1 建模方法与数据收集

1.1 建模方法

铺面混凝土的抗冻性能与含气量、水灰比、水泥用量等多个配合比参数有密切关系,并且各个配合比参数之间相互联系、相互影响,共同作用,所以铺面混凝土配合比参数与其抗冻性能之间的关系属于多因素综合作用的非线性关系。多元非线性回归和人工神经网络为处理多因素非线性关系最常用的两种方法。

由于混凝土快速冻融试验对试验设备要求较高,试验周期长,工作量与费用都很大,所以关于混凝土抗冻性的许多研究工作都通过广泛收集国内外已有试验数据的方法来获取研究数据^[3]。一般情况下,深入研究混凝土配合比参数与混凝土抗冻标号定量关系时需要进行专门规划设计的大量试验数据。为了克服从不同研究中收集得到的数据系统误差较大、输入参数取值事先没有获得统一规划设计使得定性规律分析困难等不足,本文拟采用人工神经网络与多元非线性回归相结合的建模方法来建立铺面混凝土的抗冻标号预估模型:①应用神经网络容错性好,自适应能力强的特点,先建立 1 个神经网络抗冻标号预估模型,然后充分利用神经网络的泛化外延能力,将该神经网络预估模型当作 1 个虚拟的铺面混凝土抗冻试验室,先通过虚拟试验研究各配合比参数对铺面混凝土抗冻标号影响强度顺序,然后根据这种强度顺序进行研究单个参数与抗冻标号关系的虚拟试验设计,进行根据虚拟试验结果分析铺面混凝土抗冻标号随各配合比参数变化的基本规律,为确定多元非线性回归分析的期望函数奠定基础。②根据神经网络建模分析得出的各配合比参数对铺面混凝土抗冻标号影响规律的经验知识及变化数学规律的基本结构,确定回归期望函数形式,进行多元非线性回归统计分析,建立铺面混凝土抗冻标号预估方程。③将两种方法得到的模型进行精度、参数敏感性等比较分析,检验铺面混凝土抗冻标号预估方程的有效性。

1.2 数据收集

在引气抗冻策略下,以含气量、水灰比及水泥用量为输入参数,混凝土抗冻标号为输出参数建立铺面混凝土抗冻标号预估模型。

建模试验数据采用国内外公开发表的与铺面混凝土配合比相近采用 ASTM C666 快速冻融试验方

法的试验数据。数据搜集时注重发表数据载体的权威性,搜集范围主要包括中国重要研究报告和期刊(《重点工程混凝土耐久性的研究》)、《混凝土》、《公路》,国际权威会议论文集(《Proceedings of international conference of concrete durability》和《Proceedings of international conference of materials durability of building components》),共搜集到 272 个样本数据,剔除抗冻标号高于 500、水灰比大于 0.55、水泥用量低于 $250 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$ 、抗压强度低于 30 MPa 或抗折强度低于 3.5 MPa 等明显与铺面混凝土不一类型的数据,最终用于建模的共 191 个样本数据。

2 BP 神经网络建模分析

2.1 基于 Matlab 的 BP 神经网络建模

预估 BP 网络模型的建立采用美国 Math Works 公司的大型数学科学计算软件 Matlab 软件进行。进行 BP 网络设计,主要包括网络的层数、每层神经元的个数以及层与层之间的传递函数类型选择等 3 个方面。理论上证明:具有偏差和至少 1 个 S 型隐含层加上 1 个线性输出层的网络,能够逼近任何有理函数。所以一般情况下,为了不使网络过于复杂,均采用 1 个输入层、1 个隐含层及 1 个输出层组成的 3 层网络。模型隐含层神经元个数最后确定为 8 个。层与层之间的传递函数类型,输入层与隐含层的传递函数采用了 S 型函数(SIGMOID 函数),隐含层与输出层采用线性函数(PURELIN 函数)。模型的总体网络结构见图 1。

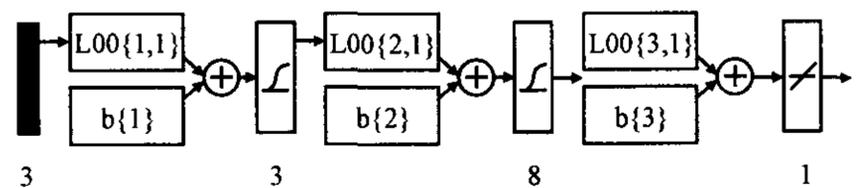


图 1 BP 神经网络结构示意图

各层神经元对应的物理意义见表 1。

表 1 神经网络的结构及参数的选取

输入层	中间层(隐含层)	输出层
含气量/%	神经元数 8, 没有明确的物理意义	神经元数 1, 相应配合比参数的铺面混凝土抗冻标号
水灰比		
水泥用量/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)		

为了防止简单 BP 算法可能发生的数据过拟合(Over-fitting——收敛于局部最优,表现为训练精度很高而预测精度很差),模型训练算法采用改进的附加动量法。其主要训练参数的取值分别如下:最

大训练次数 net.trainParam.epochs=50000;学习率 net.trainParam.lr=0.005;训练精度目标 net.trainParam.goal=0.01;动量因子 net.trainParam.mc=0.93;将用于建模的 191 组样本随机剔除 30 组用于模型检验,剩余 161 组对 BP 网络进行监督训练。在奔腾 III 机器上耗时 13 min,训练 24590 次达到 1%的期望误差目标。

从前述可知,建立 BP 神经网络抗冻预估模型的主要目的在于进行 BP 模型的计算机虚拟试验,而虚拟试验的可信程度主要取决于模型的泛化能力(泛化:Generalization,也称为推广,是指 BP 网络对以前从未遇到过的输入做出合理反应的能力),所以需要验证 BP 模型的泛化能力。根据 ASTM C666 的试验方法可知,试验对动弹模量等参数的检测频率要求为间隔冻融循环次数小于 26 次即可,中国规定间隔次数为 25 次,一般进行试验采用的间隔频率为 20~25 次之间,所以 ASTM C666 确定的混凝土抗冻标号本身的系统平均误差则在 10.0~12.5 之间。将原先 191 组样本数据中随机抽取的 30 组数据用于 BP 模型泛化能力验证,BP 模型预测输出混凝土抗冻标号与样本实测抗冻标号进行比较,BP 模型泛化预测的抗冻与实测抗冻标号之间最大差值 13,平均差值 8.4 的预测精度与本身试验系统的系统误差相当,所以前述建立的 BP 神经网络抗冻标号预估模型,具有较强的泛化能力。

2.2 BP 神经网络模型虚拟试验分析

以确定多元非线性回归分析期望函数形式为目的,进行正交试验和单因素关系试验两类 BP 模型虚拟试验:①进行 BP 模型正交试验,确定含气量、水灰比、水泥用量 3 个配合比参数对铺面混凝土抗冻标号影响的强度顺序,为弱化次要因素,深入分析 3 个因素各自与抗冻标号的关系做准备;②在分清含气量、水灰比、水泥用量三者对抗冻标号影响的强度顺序后,分别针对单个因素进行 BP 模型虚拟试验的输入规划设计,进而分析抗冻标号随单个因素的大致变化规律,为确定多元非线性回归的期望函数形式奠定基础^[4]。

结合铺面水泥混凝土本身常用配合比的特点,对 BP 模型正交试验 3 个参数的因素水平表设计见表 2。根据表 2 所示的因素个数和水平,采用 L16(4⁵)正交表进行正交试验,对正交试验结果的极差分析见表 3。

从表 3 的极差分析中可以看出,含气量、水灰比及水泥用量 3 个因素的极差分别为 216、258、31,说

明 3 个因素中水灰比对混凝土抗冻标号的影响最大,含气量其次,水泥用量对抗冻标号的影响最小,水灰比与含气量对抗冻标号的影响强度几乎相当,但远远大于水泥用量对抗冻标号的影响强度。

表 2 正交试验因素水平表

水平	因 素		
	含气量/%	水灰比	水泥用量/(kg·m ⁻³)
1	3	0.35	275
2	4	0.40	300
3	5	0.45	325
4	6	0.50	350

表 3 BP 模型虚拟正交试验极差分析表

试验号	因 素			BP 模型预测 抗冻标号
	含气量/%	水灰比	水泥用量/ (kg·m ⁻³)	
1	3	0.40	325	186
2	5	0.50	275	132
3	4	0.50	325	125
4	6	0.40	275	455
5	3	0.45	275	109
6	5	0.35	325	439
7	4	0.35	275	366
8	6	0.45	325	356
9	3	0.35	350	318
10	5	0.45	300	235
11	4	0.45	350	203
12	6	0.35	300	500
13	3	0.50	300	84
14	5	0.40	350	415
15	4	0.40	300	256
16	6	0.50	350	249
K ₁	697	1 623	1 062	总和 4 428
K ₂	950	1 312	1 075	
K ₃	1 221	903	1 106	
K ₄	1 560	590	1 185	
\bar{K}_1	174	406	266	
\bar{K}_2	238	328	269	
\bar{K}_3	305	226	277	
\bar{K}_4	390	148	296	
极差 R	216	258	31	

分析含气量与水灰比对抗冻标号影响时,由于水泥用量对抗冻标号的影响最小,所以为了分析的方便,进行虚拟试验输入设计时将水泥用量固定在 $310 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$,其试验结果为铺面水泥混凝土抗冻标号与含气量之间为幂级数上升关系。铺面水泥混凝土抗冻标号与水灰比之间为指数下降关系。因水泥用量对抗冻标号的影响最小且和其他 2 个因素之间相差较大,所以试验设计时将含气量设定为 4.5%、水灰比设定为 0.42 进行虚拟试验,试验结果表明,铺面水泥混凝土抗冻标号与水泥用量之间关系为指数上升关系。

3 多元非线性回归分析建模

3.1 期望函数形式确定

BP 模型虚拟试验的研究表明,混凝土中含气量与混凝土的抗冻性呈幂级数关系,水灰比、水泥用量与抗冻标号之间均呈指数函数关系,且减小水灰比与水泥用量增加的目的都是减小混凝土的渗透性,增加密实性,所以 2 个因素可以进行一并考虑^[5,6]。综合考虑 3 个因素,多元非线性回归的期望函数采用的形式为

$$F_n = (A_E + a)^b e^{(cW/C + dR_C + e)} \quad (1)$$

式中: F_n 为抗冻标号; A_E 为含气量; W/C 为水灰比; R_C 为水泥用量; a, b, c, d, e 为回归参数。

3.2 多元非线性回归统计分析

应用 Statistic 统计软件包采用式(1)回归方程形式,进行非线性回归统计分析。为了提高统计分析结果的相关性,将 BP 神经网络模型预估值与实测值绝对误差超过 13 的样本剔除,剩余 132 个样本进行多元非线性回归统计分析,统计结果见式(2)。相关系数 $R=0.9216$,属于相关性较好的范围。

$$F_n = (A_E + 3.43)^{2.37} \cdot e^{(-8.82W/C + 0.0017R_C + 3.86)}, R^2 = 0.849 \quad (2)$$

3.3 模型检验与分析

为了分析式(2)所示的铺面混凝土抗冻标号预估模型方程对 3 个参数变化的敏感性,拟订 3 个参数的基准值及变化范围如表 4 所示。

让 3 个参数中的 2 个参数固定在基准值,另外

表 4 基准情况参数取值及变化幅度

参数	基准值	变化幅度(±)
含气量/%	4.5	2.0
水灰比	0.41	0.04
水泥用量/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	320	50

1 个参数在变化幅度范围内变化,预估得到的抗冻标号与 3 个参数基准值预估得到的基准标号相比进行敏感性分析,分析结果如图 2 所示。

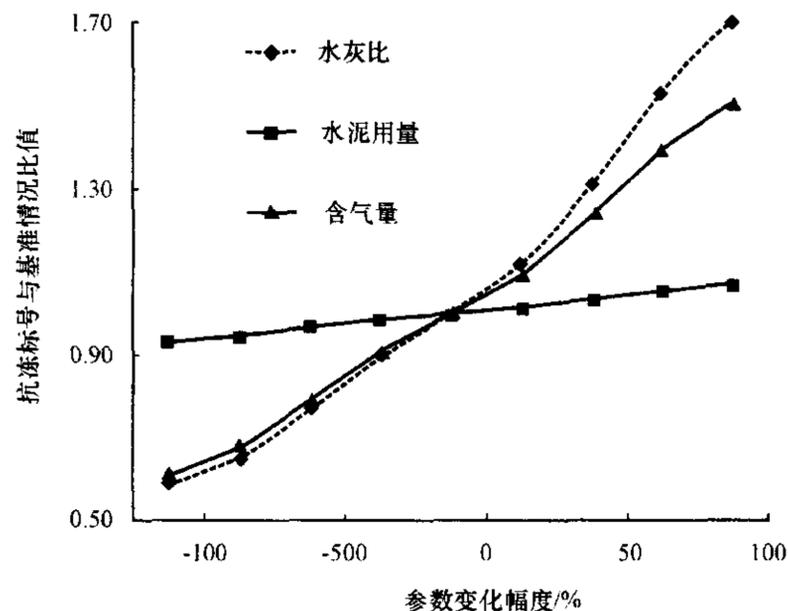


图 2 抗冻标号预估公式敏感性分析结果

为了检验式(2)所示回归统计方程的精度,在 132 个回归样本中随机抽取 20 个样本同时进行 BP 神经网络预测与多元非线性方程预估值计算,其结果如表 5 所示。根据表 5 所示预估方程检验结果,多元非线性回归方程预估得到的平均误差高于 BP 神经网络预估模型误差,但 9 的绝对平均误差值仍低于 10~13 的系统误差,所以预估方程的预测精度仍处于可接受的范围内。

从图 2 可以看出,在铺面混凝土的抗冻性能中,水灰比和含气量起着主要的控制作用并且影响相当,水泥用量对混凝土抗冻性能影响相对较小。预估方程参数敏感性分析结果与 BP 模型虚拟正交分析得出的结论一致,也说明多元非线性回归模型方程结构能够与各配合比参数对铺面混凝土抗冻标号影响的内在规律相符。

4 结 语

通过 BP 神经网络虚拟试验分析可知,在引气混凝土含气量、水灰比、水泥用量等 3 个抗冻铺面水泥混凝土主要配合比参数中,水灰比对混凝土抗冻标号的影响最大,含气量其次,水泥用量对抗冻标号的影响最小,含气量与混凝土的抗冻标号呈幂级数关系,水灰比、水泥用量与抗冻标号之间均呈指数函数关系。根据这些关系拟定期望函数形式,多元非线性回归得到如式(2)所示的多元非线性铺面混凝土抗冻标号预估模型,具有较好的预估精度,反映了各配合比参数对铺面混凝土抗冻标号影响的内在规律。因此,式(2)所示预估模型可以作为抗冻铺面水泥混凝土配合比设计的技术基础。

表 5 预估方程随机抽样检验结果

序号	含气量/ %	水灰比	水泥用量/ ($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	实测抗 冻标号	BP 预测 抗冻标号	BP 预测 绝对误差	BP 预测相 对误差/%	回归预测 抗冻标号	回归预测 绝对误差	回归预测相 对误差/%
1	3.5	0.45	290	150	141	9	6.00	141	9	6.30
2	2.5	0.45	277	100	102	2	2.00	95	5	5.48
3	3.1	0.37	319	275	279	4	1.45	261	14	5.04
4	3.0	0.43	292	150	139	11	7.41	141	9	6.33
5	3.0	0.45	291	125	117	8	6.08	118	7	5.91
6	3.1	0.44	336	150	137	13	8.98	143	7	4.79
7	4.5	0.44	291	225	220	5	2.22	211	14	6.00
8	3.1	0.40	302	200	202	2	1.03	193	7	3.26
9	5.5	0.50	313	175	167	8	4.57	168	7	4.28
10	3.1	0.41	349	200	202	2	0.88	193	7	3.57
11	2.5	0.37	276	200	212	12	6.00	192	8	3.78
12	3.5	0.39	341	275	282	7	2.55	261	14	5.24
13	2.6	0.50	277	83	75	8	10.70	70	5	6.13
14	3.0	0.39	332	225	238	13	5.61	215	10	4.65
15	5.5	0.50	289	175	168	7	4.00	165	10	5.90
16	4.0	0.49	312	125	119	6	4.80	120	5	3.76
17	3.0	0.43	288	150	139	11	7.41	141	9	6.33
18	3.6	0.39	321	275	287	12	4.38	261	14	5.25
19	5.0	0.44	329	275	275	0	0.17	262	13	4.81
20	2.6	0.44	328	125	121	4	3.55	118	7	5.47
平均						7	4.49		9	5.11

参考文献:

References:

[1] 李 晔. 铺面水泥混凝土抗冻设计指标研究[D]. 上海:同济大学,2003.

LI Ye. Study of the frost resistance design criteria for pavement cement concrete[D]. Shanghai: Tongji University, 2003

[2] 吴学礼,杨全兵,朱蓓蓉,等. 抗冻混凝土设计微机化的几个问题[J]. 混凝土与水泥制品,1999,(4):3~7.

WU Xue-li, YANG Quan-bing, ZHU Bei-rong, et al. Some problems about computerized design of anti-frost concrete[J]. China Concrete and Cement Products, 1999,(4):3-7.

[3] 李金玉,邓正刚,曹建国,等. 混凝土抗冻性的定量化设计[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2001.

LI Jing-yu, DENG Zheng-gang, CAO Jian-guo, et al. Quantitation design of anti-frost concrete [M]. Beijing: China Construction Press, 2001.

[4] 杨志远. 普通混凝土强度预测的 BP 神经网络模型[J]. 长安大学学报(自然科学版),2003,23(3):50-52.

YANG Zhi-yuan. Prediction model of common concrete strength by BP artificial neural network[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2003, 23(3):50-52.

[5] 谈至明,姚祖康,刘伯莹. 双层水泥混凝土路面板的温度应力[J]. 中国公路学报,2003,16(2):10-12.

TAN Zhi-ming, YAO Zu-kang, LIU Bo-ying. Thermal stress analysis of two-layered concrete slabs[J]. China Journal of Highway and Transport, 2003,16(2):10-12.

[6] 赵鸿铎,姚祖康,张长安,等. 飞机除冰液对停机坪水泥混凝土的影响[J]. 交通运输工程学院,2004,4(2):1-5.

ZHAO Hong-duo, YAO Zu-kang, ZHANG Chang-an, et al. Influence of aircraft deicer on apron cement concrete[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2004,4(2):1-5.