

基于粗糙集与 BP 神经网络军航飞行风险等级预测

孙天驰,姚登凯,赵顾颢,马嘉呈

空军工程大学 空管领航学院, 陕西 西安 710051

摘要: 为准确高效地预测现行军航飞行风险等级, 本文利用相关历史数据, 提出一种基于粗糙集和 BP 神经网络的军航飞行风险等级预测模型。首先根据人-机-环-管理论并咨询专家, 建立军航飞行风险原因属性指标体系, 然后利用粗糙集删减体系中冗余的原因属性, 确定造成军航飞行风险的主要因素, 据此构建 BP 神经网络模型并对训练中的军航飞行风险等级预测。预测结果表明, 该模型能够准确有效地克服由于过多风险因素干扰以及主观臆测对军航飞行风险的影响。

关键词: 粗糙集; 神经网络; 军航飞行; 风险等级预测

中图分类号: R852.82

文献标识码: A

文章编号: 1000-2324(2017)04-0606-05

Prediction for Military Flight Risk Grades Based on Rough Set and BP Neural Network

SUN Tian-chi, YAO Deng-kai, ZHAO Gu-hao, MA Jia-cheng

College of Air Traffic Control and Navigation/Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China

Abstract: To predict the current military flight risk grades exactly and efficiently, this paper proposed a prediction model based on the rough set and BP neural network according to the relevant historic data. Firstly, the indicator system of military flight risks was established on the basis of the living-aircraft-environment-management theory as well as proposals from experts, cut down the redundancy causes by rough set to ensure the key factors making military flight risks and established the BP neural network model and predicted the flight risk grades in training. The result showed that this model could overcome correctly and effectively the influence of excessive risk factors and subjective assumption on the military aviation risk.

Keywords: Rough set; neural network; military flight; risk grade prediction

军航飞行安全事关重大, 一旦发生诸如危险接近甚至空中相撞的飞行事故很可能会造成大量人员伤亡和巨量的经济损失。因此在开飞前对军航飞行风险等级进行准确有效预测对军航安全稳定运行具有重要意义。

目前, 相关部门和有关军航单位对军航飞行风险预测高度重视并进行了大量工作。相关研究主要包括两类: 一是对事故进行定性研究, 例如陈东锋等^[1]通过寻找军航飞行事故之间的逻辑关系, 分析军航飞行风险的规律; 二是对事故各环节原因逻辑进行分析, 辨识造成事故的主要因素, 如魏水先等^[2]基于 HFACS 模型并结合主观评分和灰色系统理论建立了航空飞行事故的人为差错致因分析的综合分析模型, 对人为原因等因素进行了评估。前者所需要资料的庞大并要求资料翔实可靠; 后者则在较大程度上依靠人的经验和知识, 具有较强的主观性, 使分析不够客观。为解决这些问题, 戴蓉^[3]等构建了基于时间序列法和支持向量机的飞行事故率预测模型, 克服单一和传统方法的缺陷, 研究了飞行事故和环境等因素之间的联系, 但是缺少对军航飞行风险的考虑, 不能直接套用对军航飞行风险进行预测。Ersin Ancel 等^[4]运用面向对象的贝叶斯网络分析了空中相撞事故因素, 这种方法能快速找到事故主要致因, 不需大量数据, 然而存在过多定性分析、假设和前提。

为了克服上述方法的不足, 对军航飞行风险等级进行准确预测, 提出一种基于 Rough Set 和 BP 神经网络的军航飞行风险等级预测模型, 由于造成军航飞行风险的原因与历史阶段有紧密联系, 因此在选用历史数据对军航飞行风险等级进行预测时要选用近年来得最新案例。根据人-机-环-管理论并咨询专家, 得到对军航飞行风险造成影响的原因属性, 利用粗糙集对原因属性进行约简, 在找到造成军航飞行风险的主要因素的同时简化神经网络的结构。将经过约简的主要因素输入神经网络并

收稿日期: 2017-03-10

修回日期: 2017-04-20

基金项目: 国家空管科研课题:无人机空域运行安全关键技术研究(KGKT05140501)

作者简介: 孙天驰(1990-),男,硕士研究生.主要研究方向为空域与流量管理. E-mail:triplemeteorj@163.com

对神经网络进行训练得到最终的风险预测模型。此方法解决的是由于神经网络输入端的参数过多而造成泛化能力下降的问题,因此利用粗糙集对冗余因素进行删减,以保证网络的泛化能力。希望通过该模型在军航飞行任务之前对飞行风险等级进行预测,改进造成风险的原因,降低军航飞行的飞行风险。

1 相关理论

1.1 粗糙集理论

粗糙集理论一种处理含糊性和不确定性问题的数学工具。粗糙集在进行属性约简时不需要关于数据的任何预备的或者额外的信息,与其他进行属性约简的方法相比较具有不可替代的优势,很大程度上克服了由于主观判断而造成的失误。造成军航风险的原因复杂多样,同时对造成风险原因的分析中存在人为分类不准确、统计不完全的问题,利用粗糙集可较好地找出造成军航风险的主要原因属性

1.2 BP 神经网络

人工神经网络具有自学习、自组织和较强的鲁棒性,能够对任意的非线性函数进行逼近。因此,人工神经网络在模式识别、计算机视觉、智能控制、信号处理、数据挖掘等方面有着广泛的应用。BP神经网络是一种后向传播的神经网络,通过对训练集的学习来调整连接权值的数值,使其输出结果不受人的主观性的影响。军航飞行风险和造成风险的原因属性之间是一种非线性的映射关系,利用BP神经网络能够找出二者之间的非线性关系,同时BP神经网络自身的自学习性、客观性和较强的鲁棒性有助于得到更加有效的评估结果。

2 军航飞行风险等级预测模型

为对军航飞行风险等级进行准确的预测,本文提出一种预测模型,建立过程分为三个步骤。

第一步是建立军航飞行风险原因属性指标体系。依据人-机-环-管理论并咨询专家,对选取的若干项有详细原因报告的军航飞行事故进行分析,确定造成军航飞行风险的相关因素。

第二步是利用粗糙集对相关因素进行约简。为保证第三步神经网络的处理能力,简化网络结构,提高网络的泛化能力,利用粗糙集处理冗余因素筛选主要因素的能力,对第一步中建立的原因指标体系进行约简。

第三步是建立军航飞行风险等级评估模型。利用BP神经网络能够拟合任意函数、鲁棒性强以及客观相强的特点,建立军航飞行风险等级评估模型对军航飞行风险等级进行预测。

2.1 军航飞行风险原因属性指标体系的建立

造成军航飞行风险原因是多方面的,按照人-机-环-管理论来分类,主要原因大致可以分为四大类:人员因素、机械因素、环境因素和管理因素。根据统计数据表(表1)中可以看出,人员因素占大部分,管理因素和机械故障次之,环境因素比例较小。

表1 军航飞行风险成因表比例

类别 Factors	人的因素 Person	机械故障 Mechanical breakdown	环境因素 Environment	管理因素 management
百分比(%)	64.5	14.4	5.8	15.3

从人-机-环-管理论出发,通过分析统计一定时期之内的风险实例,选取具有代表性的、多种因素同时作用的飞行事故实例,并咨询相关飞行、管制和维修等专业人员,筛选确定造成军航飞行风险具有普遍影响的原因属性,建立军航飞行风险原因属性指标体系。

2.2 基于粗糙集原因属性约简

根据所统计若干起军航飞行事故实例并咨询专家得到风险属性表。规定某次风险中有某因素影响时属性值记为1,否则记为0。在风险属性表的基础之上可以利用约简的定义对原因属性进行约简并求核。但是要计算所有约简是NP完全问题,时间和计算复杂度过高,因此利用约简的定义来求

解约简是不现实的。本文利用分辨矩阵和分辨函数来求解约简和核。图 1 为分辨函数对属性进行约简流程。其中 $S=(U,A,V,f)$ 为信息系统， U 为所考虑对象的非空有限集合； A 为属性的非空集合； V 为属性 a 的值域； f 为一个信息函数； num_eve 为事件数； M 为分辨矩阵。

2.3 基于粗糙集的 BP 神经网络的建立

建立神经网络时，输入层的节点数是经过粗糙集约简的实例的属性维数，隐含层的节点个数的确定一般遵循 Kolmogorov 定理，满足 $s=2n+1$ 。结合经验公式 (1) 并利用试凑法，确定第二层神经元的个数。其中 n 为输入层神经元个数， m 为输出层神经元个数，且 $m=1$

$$s = \sqrt{0.43mn + 0.12m^2 + 2.54n + 0.77m + 0.35} + 0.51 \quad (1)$$

网络结构如图 2 所示。图中 w_{ij} 为输入层第 i 个神经元和隐含层第 j 神经元的连接权值； v_j 为隐含层第 j 个神经元和输出层神经元的连接权值； θ_2 为隐含层第 j 个神经元的阈值， θ_3 为输出层神经元的阈值； y 为输出值。数值 y 即为该模型对军航飞行风险评估结果。

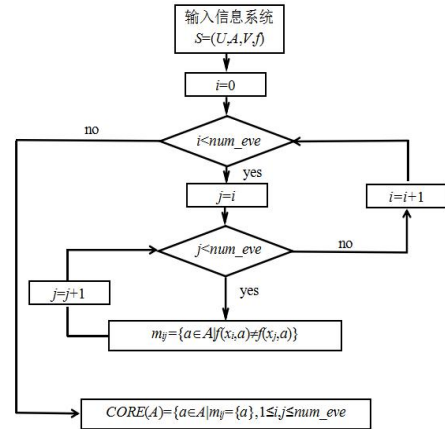


图 1 分辨函数约简属性流程

Fig.1 Process of reducing attributes by resolution function

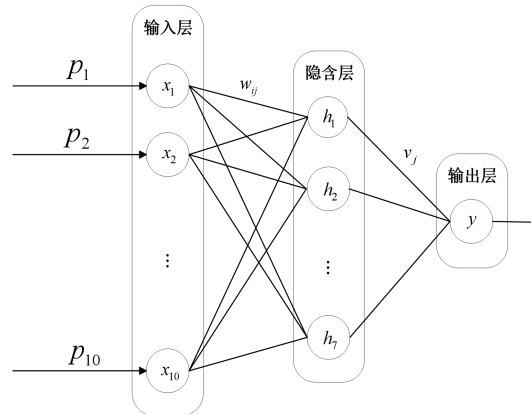


图 2 BP神经网络评估模型

Fig.2 The assessment model of BP neural network

3 仿真实验及分析

为使预测结果更加能够体现最近一段时间内军航飞行风险的特点，统计在 2010~2016 年间 43 起具有代表性的军航飞行风险实例^[5]，筛选并咨询专家确定造成军航飞行风险并具有普遍影响的 17 个原因属性。图 3 为风险原因属性评估指标体系。

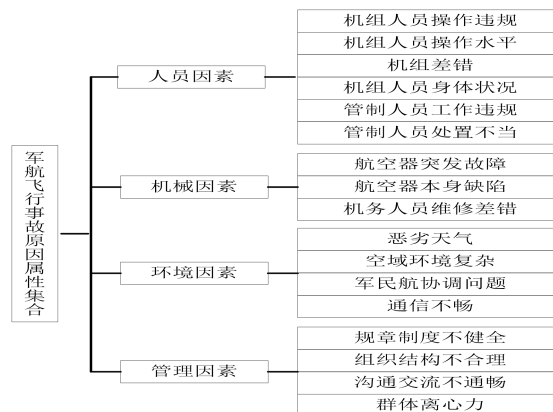


图 3 军航飞行风险原因属性指标体系

Fig.3 Indicator system of military aviation accident causes

根据所统计的军航飞行风险原因属性评估指标体系并咨询专家得到风险属性表, 见表 2。表 2 中, 记对某实例中有影响的原因为 1, 否则为 0。

表 2 军航飞行风险原因属性表
Table 2 Causes of military aviation risks

编号 No.	条件属性 Factors																
	人员因素 Person					机械因素 Machine					环境因素 Environment				管理因素 Management		
	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	x ₁₀	x ₁₁	x ₁₂	x ₁₃	x ₁₄	x ₁₅	x ₁₆	x ₁₇
1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1	0
2	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1
3	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1
4	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0
5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1
6	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0
7	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0
⋮																	⋮
37	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0
38	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1
39	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1
40	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0
41	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0
42	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1
43	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0

在表 2 的基础之上利用分辨矩阵和分辨函数来求解约简和核。通过分辨函数对原因属性进行约简, 一个约简即造成军航飞行风险的主要因素属性为以下这 10 个因素 $p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8, p_9, p_{10}$ 分别为: 机组人员操作违规、机组人员操作水平、机组差错、管制人员工作违规、管制人员处置不当、航空器突发故障、恶劣天气、空域环境复杂、通信不畅和沟通交流不畅。

为避免不同原因评价标准不统一带来的误差, 所以有必要对输入的实例数据进行归一化处理, 利用式 (2) 对经过约简的属性进行归一化处理。式中, p_{ij} 为第 j 个实例输入数据的第 i 个数入量; $p_{i\min}$ 为所有实例数据第 i 个属性的最小值; $p_{i\max}$ 为所有实例数据第 i 个属性的最大值; $\overline{p_{ij}}$ 为归一化之后得到的结果。

$$\overline{p_{ij}} = 0.1 + \frac{0.9 \times (p_{ij} - p_{i\min})}{p_{i\max} - p_{i\min}} \quad (2)$$

根据 2.3 节中的方法, 确定隐含层的神经元个数为 7。设置 BP 神经网络的训练参数为: 传递函数为 Sigmoid 函数, 训练函数为 traingdx; 输入层到隐含层的初始连接权值 w_{ij} 和隐含层到输出层的初始连接权值 v_j 为 [0,1] 之间的随机数; 隐含层神经元的初始阈值 θ_{2j} 和输出层初始阈值 θ_3 为 [0,1] 之间的随机数; 训练步长为 $1/t$, 其中 t 为当前训练次数; 最大训练次数为 500, 训练误差为 10^{-4} 。

规定军航飞行风险的等级中, 高风险属性值为 1.0, 一般风险属性值为 0.7, 低风险属性值为 0.4, 无风险的属性值为 0.1。最后得到军航飞行风原因属性以及等级数据表, 表 3 位其中前 40 起经过处理的风险事件原因属性数据。

表 3 40 起军航飞行风险事件原因属性数据
Table 3 Causal data from 40 military aviation risk accidents

编号 No.	风险属性 Risk attribute										d
	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}	
1	0.120	0.160	0.060	0.050	0.090	0.250	0.520	0.180	0.140	0.100	0.4
2	0.130	0.110	0.080	0.060	0.120	0.270	0.410	0.200	0.160	0.130	0.4
3	0.110	0.180	0.070	0.050	0.110	0.210	0.480	0.190	0.130	0.110	0.1
4	0.170	0.100	0.080	0.070	0.100	0.200	0.490	0.230	0.170	0.110	0.7
5	0.150	0.130	0.070	0.080	0.100	0.320	0.430	0.230	0.150	0.120	1.0
6	0.170	0.110	0.080	0.090	0.050	0.180	0.390	0.230	0.190	0.140	0.1
⋮											⋮
37	0.180	0.120	0.040	0.070	0.120	0.250	0.380	0.280	0.160	0.140	0.7
38	0.110	0.130	0.030	0.040	0.140	0.290	0.370	0.300	0.140	0.160	0.4
39	0.150	0.120	0.120	0.060	0.080	0.190	0.510	0.230	0.140	0.130	0.7
40	0.130	0.140	0.030	0.080	0.130	0.210	0.440	0.230	0.170	0.120	0.4

利用 Matlab7.11 平台进行编程并解算, 利用上述 40 个实例对网络进行训练。图 4 中网络训练误差曲线可以看出, 经过 133 次训练之后, BP 神经网络的误差满足训练误差的要求, 认为神经网络训练完成。从图 5 中的网络输出的结果可知组样本的输出值与实际值相吻合, 表明网络训练完成。

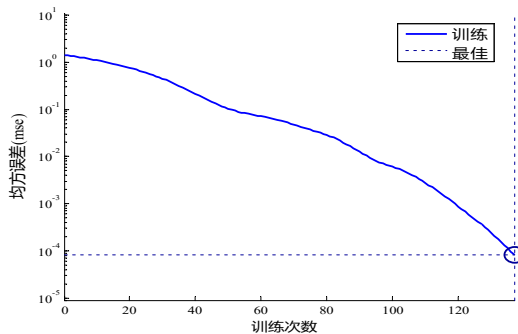


图 4 网络训练误差曲线

Fig.4 Curve of network training errors

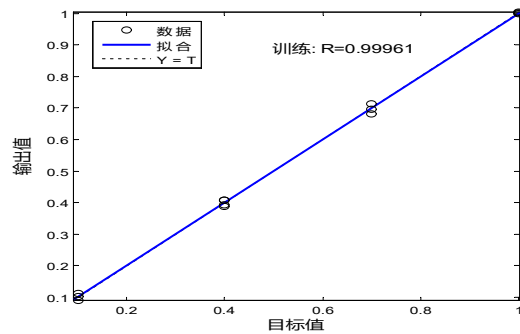


图 5 训练结果分析图

Fig.5 Analysis on the training results

将 41~43 号实例输入训练完成之后的网络进行检验。表 4 中的列出了目标输出和实际输出以及二者之间的误差值, 输出结果同真实值的误差在 1%, 可以认为此评估模型是合理的。

表 4 网络仿真与实际输出结果及误差

Table 4 The results and errors of network simulation and actual output

编号 No.	目标输出 Objective output	目标结果 Objective results	实际输出 Actual output	预测结果 Prediction	误差 (绝对值) Error
1	1	高风险	0.992	高风险	0.008
2	1	高风险	0.995	高风险	0.005
3	0.1	无风险	0.101	无风险	0.001

4 结论

本文对军航飞行风险进行预测时, 着重考虑经过粗糙集约简过的若干个重要因素, 即减少了影响因素的数量又能对近一个时期的军航飞行风险等级进行较为准确的预测。对预测结果为高风险的飞行任务, 相关人员能够更有指向性地针对重要因素逐条进行整改, 然后重新进行等级预测, 直到所要执行的飞行任务无风险为止, 保证军航飞行的安全。

参考文献

[1] 陈东锋,张国正,乔巍巍.军事飞行事故致因模型构建研究[J].中国安全生产科学技术,2013,9(4):135-139
 [2] 魏水先,孙有朝,陈迎春.基于 HFACS 的飞行事故人为差错分析方法研究[J].航空计算技术,2014(2):50-53
 [3] 戴蓉,黄成.飞机飞行事故率预测建模与仿真研究[J].计算机仿真,2011,28(7):120-123
 [4] Shih AT. Predictive safety analytics: inferring aviation accident shaping factors and causation [J]. Journal of Risk Research, 2015,18(4):428-451
 [5] 陆惠良.军事飞行事故研究[M].北京:国防工业出版社,2015:40-80
 [6] 蒋宗礼.人工神经网络导论[M].北京:高等教育出版社,2001:47-52
 [7] 苏文国.空中交通管制系统中人为差错的研究[D].广州:华侨大学,2011
 [8] Othman ML, Aris I, Othman MR, et al. Rough-Set-and-Genetic-Algorithm based data mining and Rule Quality Measure to hypothesize distance protective relay operation characteristics from relay [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2011,33:1437-1456
 [9] Rissino S, Lambert-Torres G. Rough Set Theory-Fundamental Concepts, Principals, Data Extraction, and Applications [M]. InTech, 2009:35-58
 [10] ZHOU Hang, WANG Ying. Renovated method of risk warning of air-traffic control safety based on the SHELL model and neural network [J]. Journal of Safety and Environment, 2014,14(3):138-141
 [11] GAN Xusheng, DUAN Mujingshun, CONG Wei. Analysis and Bootstrap Prediction Simulation on Inducement of Human Factor Flight Accident [J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2012,31(3):484-490