

基于神经网络和框架推理的风险应对专家系统

沈 琴¹, 李 原¹, 杨海成^{1,2}, 张 杰¹

(1. 西北工业大学现代设计与集成制造技术教育部重点实验室, 西安 710072; 2. 中国航天科技集团公司, 北京 100037)

摘要: 为了提高飞机装配项目风险应对的效率及可靠性, 提出一种将神经网络和框架知识系统相结合的风险应对方法。该方法基于框架表示理论, 以方案与风险因子之间存在映射为规则, 将专家风险应对经验存储于专家系统知识库之中。使训练后的神经网络以连接权的形式获取知识。使用时, 运用匹配算法对神经网络输出和知识库中的知识进行推理匹配, 得到最终应对方案。该方法在某型飞机装配项目的风险管理中得到应用, 验证了方法的有效性。

关键词: 飞机装配; 风险应对; 神经网络; 框架推理; 专家系统

Risk Response Expert System Based on Neural Network and Framework Reasoning

SHEN Qin¹, LI Yuan¹, YANG Hai-cheng^{1,2}, ZHANG Jie¹

(1. Key Lab of Contemporary Design & Integrated Manufacturing Tech. of Ministry of Education, Northwestern Polytechnical Univ., Xi'an 710072; 2. China Aerospace Sciences & Technology Corp., Beijing 100037)

【Abstract】 The expert judgment risk response method used now in aircraft assembly project need to be improved for its subjectivity and complication. To make it more effective and reliable, this paper proposes an improved method that integrating neural network with framework reasoning. Based on frame theory, it stores experts' experiences about risk response in the expert system repository by the rule that there are mapping relations between solutions and risk factors. The neural network is trained to obtain the knowledge in the form of weight. When using, it gets the response solution for the risk by reasoning and matching the output of the neural network with the knowledge in repository. It gives attention to the coupling of all risk factors to avoid the loss of information and also can simulate the expert thinking exactly to advance the project management ology level of aircraft assembly. This method has been replied in a certain airplane design project. Application illustrates the feasibility and validity of the method.

【Key words】 aircraft assembly; risk response; neural network; framework reasoning; expert system

1 概述

技术难度大、质量要求高等特点, 决定了飞机装配项目要承担高额风险, 所以, 必须对其进行风险管理。风险应对^[1]是风险管理的核心环节, 应对的及时性和有效性将直接关系到项目能否顺利实施。

目前飞机装配项目风险应对最常用的方法是专家评审法, 该方法受个体的主观影响较大, 结果不是很可靠, 也可能造成信息流失。最有效的解决途径是寻求一种既保留专家评审的优点又克服其缺点的计算机辅助人工智能算法。专家系统是“人工智能”最常规的应用形式。框架表示法具有结构性、继承性、推理过程简单易解释等特点, 可表示飞机装配风险应对知识, 然而, 其不能充分理解风险表现及应对方案间存在的隐含关系, 不能通过类比来推广以获得新的求解问题的方法, 神经网络利用其强有力的联想记忆、自组织学习、模糊推理、分布式并行处理能力等能力, 正好可有效弥补单纯框架推理的以上不足^[2-3]。经研究发现, 已有大量的学者将两者结合在一起, 建立综合决策系统, 达到优势互补的效果, 但将其应用于飞机项目风险管理领域, 还未有相关报道。

本文提出一种基于神经网络和框架推理的风险应对方法, 建立一个混合型专家系统, 将其应用于飞机装配风险应

对中, 并以某型飞机装配项目为例对所提方法进行应用验证。

2 基于神经网络专家系统的风险应对模型

本文的研究是在风险已识别和量化的基础上进行的。参考因素层次分析结构模型的层次划分, 依据某型号项目的风险指标体系, 以某飞机型号项目机身04段装配子项目为例^[4], 选取部分风险特征 U_i 和风险因子 U_{ij} , 建立风险因素的层次结构如图1所示。

本文采用神经网络和框架推理的松耦合, 建立飞机装配项目的风险应对模型, 实现了从知识初始化到知识输出的全过程(如图2所示)。此模型主要由人机交互系统、神经网络训练和知识库及推理机3部分构成。人机交互系统将专家知识形成规则存储在知识库中, 接收用户下达的操作任务、输出结果; 神经网络通过内部自适应算法不断调整网络参数分布, 把专家求解实际问题的启发式知识和经验分布到网络的互连权值上; 推理机结合神经网络输出与知识库中的知识, 作出推理应对。

基金项目: 国家“863/CIMS”计划基金资助项目(2005AA411040)

作者简介: 沈 琴(1983-), 女, 硕士, 主研方向: 航空项目管理, 风险管理技术; 李 原, 教授; 杨海成, 教授、博士、博士生导师; 张 杰, 博士

收稿日期: 2007-09-10 **E-mail:** shenqin@mail.nwpu.edu.cn

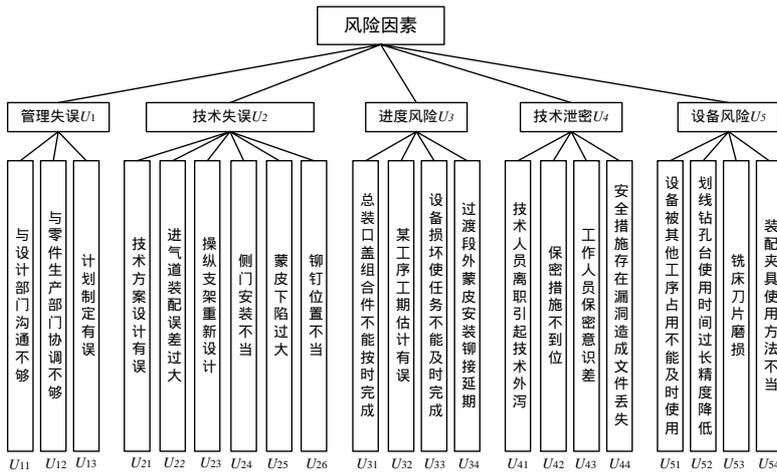


图1 风险因素层次结构

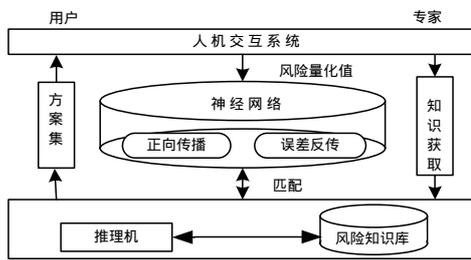


图2 风险应对模型

模型具体运行过程如下:训练阶段,以风险因子 U_{ij} 的量化值为输入,运用神经网络正向计算得到输出值(向应对方案对应的属性值逼近),由推理机对输出值与应对方案的属性值进行推理匹配,若匹配度达不到警戒值,则经由神经网络误差反传调整权值及偏置值,继续训练,直到匹配成功为止;使用阶段,用户输入风险因子量化值到训练好后的系统,通过对神经网络正向计算输出值与知识库知识进行匹配,输出应对方案集。

2.1 输入与输出

模型的输入为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 其中, x_i 表示各风险因子量化值。考虑到系统的适用性,此输入覆盖飞机装配全过程的所有风险因子,用于特定阶段时,置不存在的风险因子 U_{ij} 量化输入 x_i 为 0。输出为最终方案集,即针对各个风险因子的应对方案的集合。

2.2 风险应对神经网络算法

该神经网络采用由输入层、隐含层、输出层组成的三层模型,由正向传播和误差反传 2 部分构成:正向传播以风险因子量化值为输入,经计算后得到应对方案对应属性值的逼近值;误差反传将匹配误差回传至网络,通过参数的不断修正使网络输出所对应的应对方案更接近风险应对专家系统给出的期望输出,最终使匹配度达到警戒值。

2.2.1 正向传播

隐含层单元的输出为

$$u_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + \theta_j\right), j=1,2,\dots,l$$

输出层单元的输出为

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^l v_{jk}u_j + h_k\right), k=1,2,\dots,n$$

其中,输入 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为整个模型的输入-风险因子风险量化值,输出 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 为应对方案对应属性值的

逼近值, $U = (u_1, u_2, \dots, u_l)^T$ 为隐含层过渡值, $W = (w_{ij})_{n \times l}$, $V = (v_{jk})_{l \times n}$ 为输入层到隐含层、隐含层到输出层的权值矩阵, $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_l)^T$ 和 $H = (h_1, h_2, \dots, h_n)^T$ 为隐含层和输出层的阈值向量。

鉴于 Sigmoid 函数对应 0 到 1 的连续区域,且函数是可微的,故 $f(x)$ 选用 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

2.2.2 误差信号反向传播

设 $\eta, \lambda > 0$ 为学习速率, $match(Y, T)$ 为匹配度。算法具体步骤如下:

Step1 计算匹配误差:

$$E = 1 - match(Y, T)$$

Step2 反向计算局部梯度 δ 。

对输出单元:

$$\delta_k = -\partial E / \partial v_{jk} = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k) / nt_k^2$$

对隐含单元:

$$\delta_j = -\partial E / \partial w_{ij} = u_j(1 - u_j) \sum_k \delta_k v_{jk} / nt_k^2$$

Step3 修正输入层到隐含层的权值及偏置值:

$$w_{ij}' = w_{ij} + \eta \delta_j x_i, \theta_j' = \theta_j + \lambda \delta_j$$

Step4 修正隐含层到输出层的权值及偏置值:

$$v_{jk}' = v_{jk} + \eta \delta_k u_j, h_k' = h_k + \lambda \delta_k$$

在使用过程中,此算法存在一个重要的问题:即收敛速度慢。在这方面,多位学者已经做了大量研究,提出了运用反对称函数、随机排列样本等方法^[5]。本文结合模型在飞机装配项目中的具体应用,在优先选择网络参数的前提下,采用“加动量项”方法解决此问题:即用 $\Delta W_{ij}(z) = \alpha \Delta W_{ij}(z-1) + \eta \delta_j(z)x_i(z)$, $\Delta V_{jk}(z) = \alpha \Delta V_{jk}(z-1) + \eta \delta_k(z)x_j(z)$ 取代 Step3、Step4 中的 $\eta \delta_j x_i$, $\eta \delta_k u_j$ 。 $\alpha \Delta W_{ij}(z-1)$, $\alpha \Delta V_{jk}(z-1)$ 为动量项,且 $\alpha \in (0, 1)$ 。 Z 表示迭代次数。

2.3 风险应对知识表示及推理机制

风险应对方案在结构上具有相似性,通过设定一个方案模板,各方案可运用继承简单明了地表示专家经验;再者此风险应对模型的实现是一个神经网络输出值同专家风险应对知识匹配的过程。框架表示法具有结构性、继承性等特点,且善于处理模式匹配问题。因此,采用框架表示法表示专家风险应对知识。具体表示如下:

框架名: <方案>

ID: 数值

属性 ID: 范围(1, 2, ..., n)

方案描述: 字符串

状态: 范围(可操作, 不可操作)

框架名: <方案 1>

ISA: <方案>

ID: 1

属性 ID: 1

方案描述: 加强与设计部门的沟通

状态: 可操作

框架名: <方案 n>

ISA: <方案>

ID: n

属性 ID: n

方案描述: 制定装配夹具正确使用规范

状态: 可操作

用“ISA”槽所指出的联系都具有继承性，即下层框架可继承其上层框架所描述的属性及其属性值。构建风险因素层次结构时，每一个风险因子给定一个唯一的ID值，“ID”槽的槽值与风险因子ID值相对应，例如某“ID”槽的槽值为1，说明它是针对ID值为1的风险因子的解决方案。针对每一个风险因子，假设给出 n 个可选方案，“属性ID”槽的槽值表示此方案的属性值，范围(1, 2, ..., n)表示目前每个风险因子给定的 n 个可选方案，“1”代表方案1。“方案描述”槽的槽值为与“属性ID”对应方案的具体描述。“状态”槽的槽值代表是否存在此风险因子，若其值为“可操作”则存在，反之，则不存在。

在基于专门领域知识的专家系统推理中，推理所采用的方法在一定程度上取决于所采用的知识表示方法^[5]。因此，本模型采用基于框架推理机。具体推理实现如下：

置推理结束标志为 False；

If(推理结束标志 = False)

{
If(ID = 风险因子 ID && 状态 = 可操作){

取框架“属性ID”槽槽值与神经网络正向计算输出值进行匹配；

If(成功)

{

取“方案描述”槽槽值；

置推理结束标志为 True or False；(根据推理情况)；

}

}else 输出推理失败；

}

2.4 匹配算法

神经网络正向计算的输出为数字列向量，要给出具体方案，还需要进行与风险应对知识匹配的过程。输入模式： Y 是神经网络正向计算输出的 n 维向量； $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)^T$ 是风险应对知识库给出的期望输出 n 维向量。

匹配算法涵盖个体匹配和整体匹配两部分，个体匹配是整体匹配的基础，个体匹配针对单个风险因子，整体匹配为所有个体匹配的综合。其工作原理为：推理机接收来自神经网络的输出后，计算与样本间的个体匹配度 P_k ，取最小个体匹配度作匹配度检查；若其大于等于警戒值 ρ ($\rho \in [0,1]$)，匹配成功，训练停止；反之，根据整体匹配度计算函数 $match$ 得到整体匹配度，进行误差信号反向传播计算。如式(3)所示，整体匹配度为个体匹配度的平均值，若最小个体匹配度达到警戒值，整体匹配度也必然符合，因此，只需作最小个体匹配度检查；而误差反传是对网络整体参数的调整，因此，将整体匹配误差作为误差信号。

$$P_k = \frac{(t_k - y_k)^2}{t_k^2} \quad (2)$$

$$match(Y, T) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_k \quad (3)$$

匹配度计算函数 $match$ 实际上就是计算输入模式之间的相似度。从直观上来看， ρ 越接近1，匹配越成功。

3 仿真试验

风险应对模型的仿真需要一个训练集和一个评价其训练结果的测试集，训练集和测试集源于同一对象的由输入输出对构成的集合。下面以上述的某飞机型号项目机身04段装配子项目为例，应用基于神经网络-框架知识系统的风险应对模型对此风险应对的过程加以说明。

3.1 初始化

根据图1选定一个结构合理的网络，置所有可调参数(权值和偏置值)矩阵为均匀分布的小数经验值。学习速率 η ， λ 一般取(0,1)的实数，此处设 $\eta = 0.1$ ， $\lambda = 0.3$ ；设警戒值 ρ 为0.95。根据最佳隐层节点数公式确定隐层节点数：

$$L = (m + n)^{\frac{1}{2}} + c \quad (4)$$

其中， m 为输入节点个数； n 为输出节点个数； c 为介于1~10的常数。在本文试验中， $m=23$ ， $n=23$ ， $c=3$ 。确定隐层节点数为10。

3.2 模型训练

结合目前所作的课题，收集各阶段专家给出的风险量化及应对方案，从中选取10个样本对系统进行训练。系统仿真使用Java编程实现，图3给出了此训练过程中最小个体匹配度随着训练次数的不断增加而变动的情况。经过1300多次训练后，最小个体匹配度达到了警戒值95%，此后状态平稳。

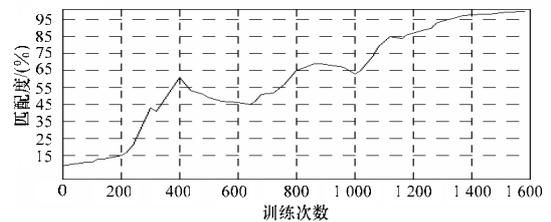


图3 样本训练过程

3.3 模型测试

根据训练结果，对模型进行测试，测试结果如表1所示，其中， A 为风险因子量化输入； B 为期望输出； C 为用此模型测试的结果。

表1 模型验证

U_{ij}	A	B	C	U_{ij}	A	B	C
U_{11}	0.10	1	1.03	U_{33}	0.00
U_{12}	0.09	3	2.98	U_{34}	0.08	1	1.02
U_{13}	0.00	U_{41}	0.04	1	0.97
U_{21}	0.01	2	2.00	U_{42}	0.15	2	1.99
U_{22}	0.02	2	1.99	U_{43}	0.00
U_{23}	0.02	1	1.01	U_{44}	0.04	1	0.99
U_{24}	0.00	U_{51}	0.06	3	3.06
U_{25}	0.12	1	0.99	U_{52}	0.11	2	1.95
U_{26}	0.01	2	1.89	U_{53}	0.07	2	2.04
U_{31}	0.05	3	3.05	U_{54}	0.00
U_{32}	0.03	2	2.10				

4 结束语

本文将框架推理与神经网络相结合，建立了飞机装配项目风险应对专家系统。该模型对所有风险因子一次输入，兼顾了各因子间的耦合关系，解决了传统应对方法的信息流失等问题；模型准确模拟专家思维进行风险应对，提高了飞机装配项目风险管理科学水平。当项目中出现新的风险因素时，系统需要重新进行训练，进一步的研究工作将侧重于如何提高系统的可重用性。

参考文献

- [1] Hall E M. 风险管理[M]. 王海鹏, 周 靖, 译. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [2] 傅京孙, 蔡白兴, 徐光佑. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1987.
- [3] 王永庆. 人工智能原理与方法[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.
- [4] 王云勃. 飞机装配工艺学[M]. 北京: 国防工业出版社, 1996.
- [5] 郑丽敏. 人工智能与专家系统原理及其应用[M]. 北京: 中国农业大学出版社, 2004.