

文章编号: 1002-0268 (2007) 02-0155-04

基于无师 GFMM 神经网络的公路工程 工时定额测算方法研究

牛永亮, 杭文, 何杰, 李旭宏, 毛海军

(东南大学 交通学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 论述了工时定额的概念及影响因素、常用的工时定额制定方法、线性神经网络模型的不足。提出了一种模糊极大极小人工神经网络模型的工时定额测算方法, 该方法不仅具有一般神经网络的优点, 可以输入 n 维模糊量, 而且能够直接处理模糊变量。同时, 网络的训练采用无师学习方法, 使得模型能够应付新出现的影响因素, 从而可以解决新技术、新工艺的出现对工时定额的动态影响。

关键词: 公路工程; 工时定额; 神经网络; 无师训练

中图分类号: U415.1

文献标识码: A

Algorithm of Time Quota Estimation Using Unsupervised General Fuzzy Min-max Artificial Neural Network

NIU Yong-liang, HANG Wen, HE Jie, LI Xu-hong, MAO Hai-jun

(Transportation College, Southeast University, Jiangsu Nanjing 210096, China)

Abstract: Conception and influence factors of time quota estimation, traditional algorithm and shortcoming of linearity neural network were discussed. A kind of algorithm based on the fuzzy min-max artificial neural network model is put forward. It not only has the advantages of normal neural network, but also can be used to deal with fuzzy variables. Meanwhile, an unsupervised learning method is used to train the network, so new influence factors can be coped with by this model, and the dynamic effects of the appearance of new technique and craftwork to time quota can be solved.

Key words: highway engineering; time quota; neural network; unsupervised training

0 引言

工时定额制定是企业生产管理的重要基础工作, 它是企业计划管理、经济核算、调控生产进度、控制成本、产品报价的重要依据。国内工时定额制定的传统方法是人工查表法, 效率较低。随着计算机技术和先进制造技术的不断发展和应用, 计算机查表法、数学模型法(回归预测、模糊预测等)、神经网络等方法相继出现^[1]。然而, 计算机查表法存在定额数据存储量大、数据库维护和操作不便的缺点; 数学模型法则难以克服由于影响因素复杂和难以量化造成的数学建模的困难; 而在已有文献中大量使用的前馈静态

神经网络模型(BP、RBF), 属于静态线性网络, 无法处理具有模糊性的影响因素, 也无法应付技术、工艺的不断更新。

针对上述模型在实际运用中的缺陷, 本文提出了计算工时定额的无师训练模糊极大极小人工神经网络模型(GFMM), 以便为工时定额制定与管理信息化探索出一条新路。

1 工时定额的影响因素及其研究方法

1.1 工时定额的概念及影响因素

工时定额是在一定生产技术组织条件下对生产合格产品或完成一定工作任务的劳动消耗量所预先规定

收稿日期: 2006-09-19

基金项目: 河南省交通科技资助项目(2005P451)

作者简介: 牛永亮(1960-), 男, 河南泌阳人, 博士研究生, 研究方向为公路工程定额、交通运输规划。(nyl@hnjted.gov.cn)

的限额,工时定额用时间表示。为了制订生产对象的工时定额,必须分析影响工时定额的各种因素。经研究分析表明影响工时定额的因素主要有:(1)工程结构特征,包括工程用途特征集(例如路基工程、路面工程、隧道工程、基础工程、安装工程等)、工程内容特征集(例如路面工程中的路面处理、混合料拌和、路面清扫、材料运输等)、结构材料特征集(例如稳定土、沥青混合料、水泥混凝土、碎石等)以及其他一些特征集;(2)工程地质条件和水文地质条件,包括土层结构和密度、气温、降水量、湿度、平均风速等影响因素;(3)施工工艺及机械设备因素;(4)施工组织因素,包括技术水平及管理能力等影响因素;(5)其他因素,包括勘察设计质量等影响因素。

1.2 常用的工时定额制定方法

目前,使用计算机制定工时定额的常用方法一般有两种,即查表法和数学模型法^[1]。

(1)查表法事先将各种典型的、具体的生产组织技术条件下的工时定额数据输入到数据库中,以工艺设计结果为依据,按预先设计的逻辑访问数据库,并进行必要的统计计算,以确定各工序及各特征所需的时间。这种方法需要存储的数据量非常庞大,数据的录入和维护工作量也很大,当现有数据需要改变和添加时,十分费时费力。

(2)数学模型法不依赖于大量的原始数据,而是用数学模型(经验公式)直接计算工时定额,这类模型是在生产组织技术条件典型化的基础上,按以选定典型条件搜集有关工时定额的资料,分析时间消耗与主要影响因素之间的函数关系,从而建立与这种典型生产组织技术条件相适应的基本数学模型。但是,由于工时定额与其影响因素之间往往是非线性关系,加之影响因素甚多,很多影响因素难以量化,因此其数学模型的建立并非易事。

为此,一些学者提出了基于神经网络的工时定额测算方法:根据生产中影响工时定额的因素,建立相应的网络模型,收集典型样本进行训练,实际应用中根据训练后的网络快速计算出各类工时定额。

1.3 线性神经网络模型的不足

由前所述,工程工时消耗的影响因素可分为确定性量(例如工程用途)和非确定性量两类,后者又包括随机量(例如降水量)和模糊量(例如施工管理能力)。同时,随着科学技术的快速发展,工程项目建设中新技术、新工艺、新结构层出不穷。这些都对工时定额的测算方法提出了更高的要求。

已有的研究表明,人工神经网络在计算工时定额

方面具有得天独厚的优势^[2]。神经网络是由与人脑神经细胞相似的基本计算单元即神经元大规模并行、互相连接而成的非线性动力学系统,由此提供了与现有的数值计算和符号计算完全不同的计算方法。神经计算具有分布式存储、并行处理和自适应学习的特点,具有运算快速、响应灵活、容错性良好的优越性。神经网络方法不必作任何假设,也不需要建立一组规则或方程,而直接使用样本数据实现输入层与输出层之间非线性映射。这些特点使得神经网络完全能够解决解决在工时定额计算方面的非线性因素影响以及多目标规划中海量数据量造成的问题,避免并摆脱了查表法的繁琐和数学模型法建模困难的问题,可以真正实现工时定额计算的计算机化、信息化。

一般来说,目前应用较多的前馈网络(BP网)和径向基函数网络(RBF网)属于有师训练静态线性网络,这两类神经网络只能处理确定性变量而无法应付模糊性的存在^[3]。同时,这两类神经网络属于有师训练的网络,其最主要的缺点是必须预先知道一共有多少类,每个类还要有一定数量的训练样本,经过训练后的网络才能对新输入的待分类向量进行识别。但在实际应用中,往往无法预知可能会出现多少类目标,即使知道也无法对每个类收集足够的训练样本,特别是在新技术、新工艺出现的情况下。

因此,本文使用一种能够完全自适应在线学习的无师训练模糊极小-极大(GFMM)网络进行工程工时定额研究,GFMM网是模糊极小-极大网(FMM)的改进与推广,它具有以下特点:输入可以是区间形式的真正的模糊量;既可以处理纯识别问题,也可以处理纯聚类问题以及识别聚类兼有的混合问题,这种网络在计算工时定额时更具有现实意义。

2 无师模糊极大极小神经网络模型(GFMM)的建模

2.1 网络的输入模式

通常,增加输入向量维数虽然可以提高预测精度,但会降低算法的实时性,而且对数据信息的收集/维护难度会大大增加;而维数太低虽然可以提高实时性,但会导致预测精度的下降。因此,在选取输入向量时必须同时把握实时性和预测精度这两个因素,在定性分析的基础上,通过相关分析、主成分分析或关联规则数据挖掘等定量化方法,从影响因素集中选择与预测指标关系最为密切的因素。本文选择施工技术、工程内容、材料类型、工程量、设备功率以及施工管理水平等指标作为工时定额的主要影响因素。

输入网络时,令输入向量是一个经过某种归一化

处理后的 n 维模糊量,即一个 n 维的超盒,记作 $X_h = [X_h^l, X_h^u]$ 。 X_h 总是落在 n 维立方体 I^n 中。其中 $X_h^l = [x_{h1}^l, \dots, x_{hn}^l]^T$ 为超盒的极小点, $X_h^u = [x_{h1}^u, \dots, x_{hn}^u]^T$ 为超盒的极大点,不同的输入超盒允许相交。令 $d_h \in \{0, 1, \dots, p\}$ 是 X_h 的类标号,如果 X_h 是没有标识的输入样本,则 $d_h = 0$ 。

2.2 网络的超盒模糊集和隶属度函数

FGMM 网络中的模糊集由多个 n 维超盒 B_j 合并而成。 n 维超盒由极小点-极大点来表示,极小点记作 $V_j = [v_{j1}, \dots, v_{jn}]^T$,极大点记作 $W_j = [w_{j1}, \dots, w_{jn}]^T$ 。记输入模糊量 X_h 属于超盒 B_j 的隶属度函数为 $b_j(X_h, V_j, W_j)$,则得到一个超盒模糊集 $B_j = \{X_h, V_j, W_j, b_j(X_h, V_j, W_j)\}$ 。 X_h 属于模糊集 B_j 的隶属度函数为:

$$b_j(X_h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [\max(0, 1 - \max(0, \gamma \min(1, x_{hi} - w_{ji}))) + \max(0, 1 - \max(0, \gamma \min(1, v_{ji} - x_{hi})))], \quad (1)$$

其中,每个分量 x_{hi} 对应的隶属函数为等腰梯形;参数 $\gamma = [\gamma_1, \dots, \gamma_n]$ 为敏感参数, γ 相当于梯形腰斜率的绝对值,用来调节两腰的倾斜程度。

2.3 网络的拓扑结构

无师训练 FGMM 网络的拓扑结构如图 1 所示。它近似于一个前馈三层全连接网络:最下面一层是输入层 F_A ,用来接收经过归一化之后的一个区间形式的 n 维模糊量,即一个 n 维超盒,因此网络的输入端变为 $2n$ 维;中间一层是超盒节点层 F_B ,其中每一个节点都代表了一个超盒,超盒个数在学习过程中可以增加(从而使 FGMM 是一个结构自适应的网络); F_C 是输出层,共 P 个神经元,每一个表示一模式类,同时输出端增加一个 c_0 类,对应未标明类型的输入数据。 F_A 与 F_B 之间的连接矩阵是 V 矩阵和 W 矩阵,即超盒的极大点和极小点构成的矩阵。 F_B 与 F_C 之间的连接矩阵是一个二值矩阵 U ,它的元素定义为:

$$u_{kj} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } B_j \text{ 是 } C_k \text{ 类的一个超盒,} \\ 0, & \text{否则。} \end{cases} \quad (2)$$

2.4 网络的输出模式

记 K 为第 k 类模式中所有超盒的下标集,则与第 k 类相对应的集为:

$$C_k = \bigcup_{j \in K} B_j. \quad (2)$$

若网络已经过训练,权矩阵 V, W, U 均已确定。将第 h 个模糊量 X_h 输入后,用式(2)计算它属于每个超盒的隶属度,再计算 X_h 属于第 k 个类 C_k 的程度:

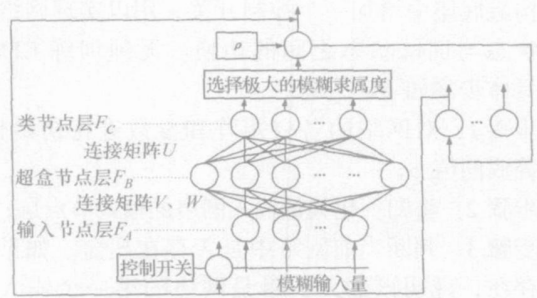


图1 无师训练 FGMM 网络的拓扑结构

Fig.1 Topology Structure of Unsupervised FGMM Network

$$c_k(X) = \bigcup_{j \in K} b_j(X, V_j, W_j) = \max_{j=1}^m b_j u_{kj}, k = 1, \dots, P. \quad (3)$$

最终输出有两种方式:①软判决。类节点输出层中各神经元输出自己代表的那个类的 c_k 值,则输出矢量 $c = (c_0, c_1, \dots, c_p)^T$ 表示 c_k 属于各个类的程度,为决策者提供参考信息;②硬判决。令最大的 c_k 对应的神经元输出为 1,其余神经元输出为零。

3 公路工程工时定额 FGMM 模型的训练

整个网络是按照先识别后训练的顺序进行的。首先,将每个样本(包含有相关主要影响因素以及此时工时消耗的原始数据)输入网络,得出的极大模糊隶属度经警戒阈值判断之后,形成两路反馈:如果通过阈值,则将所属的已有类的类号反馈到输入层;否则开辟一个新类,在类节点层中增加一个新类节点,并将新类的类号反馈到输入层^[3,4](从而可以借助于新类的开辟应对新技术、新工艺的出现)。

此时,样本的识别已经完成,开始进行样本的有师训练过程。样本的有师训练过程分为若干轮次,每一轮包括超盒产生与调整阶段和网络运行检验阶段。其中超盒的产生与调整阶段又可分为超盒初始化、超盒扩张、重叠检测和超盒压缩 4 个步骤^[5]。当网络中的超盒调整结束后,再将模糊量样本输入网络,逐一检查网络输出结果是否有误识别的,如有,则统计误识别率。当满足下列两条件之一时网络停止学习:

(1) 网络运行检验阶段误识别率为零;

(2) 控制超盒尺寸的自适应参数 θ 小于规定的最小值。如不能满足算法的终止条件,则进行下一轮学习。其中, θ 在训练开始时设置较大值,然后逐轮降低,并规定一个最小值。每当训练样本输入一轮, θ 值就改进一次:

$$\theta_{\text{new}} = \phi \theta_{\text{old}}, \quad (4)$$

式中, $0 < \phi < 1$ 为比例常数。

此外,在输出端设有 c_0 类(未知类),同时在网

络结构最底层中增加一个控制开关,用以实现网络在识别状态与训练状态之间的切换。无师训练 GFMM 算法具体步骤如下。

步骤 1: 对网络的各权矩阵和参数进行初始化,设置警戒阈值 ρ ;

步骤 2: 将归一化矢量输入网络的输入节点层;

步骤 3: 判断当前网络中是否存在超盒。如果无超盒存在,说明该输入矢量是网络的第一个输入矢量,转步骤 4,否则转步骤 5;

步骤 4: 开辟一个新的类,类号为 1。将输入矢量与 1 组合成一个有序对,对网络进行有师训练。训练完毕后,转步骤 2;

步骤 5: 识别该输入矢量,并从网络输出的隶属度函数序列中找出最大值 $c_{\max}$ 。设 $c_{\max}$ 对应的类号为 J ;

步骤 6: 判断 $c_{\max} > \rho$ 是否成立。如果是,说明该输入矢量属于第 J 类,将该矢量与 J 组合成一个有序对,对网络进行有师训练。训练完毕后,转步骤 2。否则说明该输入矢量不属于已有的任何一类,转步骤 7;

步骤 7: 开辟一个新类,类号为目前网络中已存在的类的总个数加 1,记为 K 。将该矢量与 K 组合成一个有序对,对网络进行有师训练。训练完毕后,转步骤 2。

对于警戒阈值 ρ 的选取,要想获得较精细的预测结果就必须提高阈值,但是较高的阈值会使网络的抗噪性能出现下降;反之,若想获得较好的抗噪性能,就应降低警戒阈值,但这又会影响网络的预测精度^[6,7]。因此,对警戒阈值的选取是依靠经验值,并通过试算确定。

4 实例检验

本文在 Matlab6.5 平台上使用 Matlab 语言进行软件开发,将所有样本分成训练集和预测集,其中训练集有 182 个样本,预测集有 16 个样本,均引自河南

省定额站数据库资料^[8]。抽样工程的建设地点分布在河南省各地,可以认为,这些公路工程资料在实际建设中具有一定的代表性。训练集是经过特征提取以后的 7 维输入向量,在输入初始矩阵之前,对输入向量进行了规范化,对其中的定性数据(例如施工管理水平)进行了模糊化($\gamma = 0.85$)。

学习训练中,自适应参数 θ 取值 0.3,敏感参数 γ 取值 0.85,警戒阈值 ρ 取值 0.8。控制网络总误差 $E \leq 0.0002$,结果表明迭代次数 N 均小于 500 次,学习效果良好。用训练好的网络测算训练集,结果表明该神经网络模型的泛化性能良好。

5 结论

本文提出的公路工时定额计算模糊神经网络模型,它继承了 GFMM 网的优点,可以输入 n 维模糊量,并引入无师学习的功能,弥补了 GFMM 网不能自适应在线学习新类的缺陷。具有网络模型数量少,计算准确,使用简便等优点,使得该网络在公路工程工时定额估算的实际应用中具有更好的广泛适用性。

参考文献:

- [1] 何杰,杭文,陈一锴,等.公路工程定额在线管理信息系统研究报告[R].南京:东南大学交通学院,2006.
- [2] 李淑娟,李言,洪伟.基于神经网络的加工时间定额确定方法[J].机械科学与技术,2000,19(2):266-268.
- [3] 彭鹏菲,杨露菁,张青贵.无师 General Fuzzy Min-Max 人工神经网络[J].系统工程与电子技术,2004,26(10):1503-1505.
- [4] 陈民俊,潘斌,刘建峰.应用 BP 网络测算造船作业任务包定额工时[J].中国造船,2003,44(2):1-7.
- [5] 朱历新,周竞涛,高俊杰,等.基于神经网络的工时定额技术研究[J].机械科学与技术,2004,23(6):702-704.
- [6] 姜晓鹏,王润孝,高琳,等.计算机辅助工时定额系统中的定额测算模型研究[J].计算机应用研究,2006(3):183-185.
- [7] 张青贵.人工神经网络导论[M].北京:中国水利水电出版社,2004.
- [8] 石勇民.公路工程定额原理与估价[M].北京:人民交通出版社,2006.

(上接第 146 页)

参考文献:

- [1] 刘伟华.公路主枢纽客货站场规模确定方法[J].重庆交通学院学报,2002,21(3):59-63.
- [2] 王伟.公路网络规划建设与管理方法[M].北京:科学出版社,2001:133-138.
- [3] 晏启鹏.公路主枢纽站场总体布局方案优选模型及算法[J].重庆交通学院学报,2000,19(1):38-42.
- [4] 虞明远.高等级公路配套客货运站场规模的计算[J].公路交

通科技,1995,12(4):41-45.

- [5] 郭晓汾.对公路主枢纽的实践与思考[J].西安公路交通大学学报,1997,10(2):22-25.
- [6] 晏启鹏,王忠强.AHP 在公路主枢纽站场总体布局规划中的应用[J].西南交通大学学报,1999,34(2):22-27.
- [7] 朱健梅.竞争性运输通道博弈模型的研究[J].西南交通大学学报,2003,38(3):33-36.
- [8] 李维斌.公路运输组织学[M].北京:人民交通出版社,1997:46-47.