

文章编号: 0253 - 9993 (2005) 06 - 0796 - 05

# 基于模糊神经网络卡车路段行程时间实时动态预测

李建刚<sup>1,2</sup>, 白润才<sup>2</sup>, 郭嗣琮<sup>3</sup>, 毛 君<sup>1</sup>

(1. 辽宁工程技术大学 机械工程学院, 辽宁 阜新 123000; 2. 辽宁工程技术大学 资源与环境工程学院, 辽宁 阜新 123000; 3. 辽宁工程技术大学 基础部, 辽宁 阜新 123000)

**摘 要:** 提出了一种基于模糊神经网络卡车路段行程时间实时预测模型, 阐述了自适应神经网络模糊系统 (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System, ANFIS) 网络原理和方法对行程时间预测的可行性和可靠性, 采用最小二乘法和误差反传算法结合的混合学习算法, 减少了搜索空间的维数, 而采用的减法聚类方法减少了模糊推理规则. 混合学习算法和减法聚类方法的应用提高了网络参数的辨识和收敛速度. 实例仿真论证了该模型预测速度更快、准确性更高, 实时性好, 获得了比单纯使用神经网络或模糊理论更精确的预测结果.

**关键词:** 模糊神经网络; 卡车; 路段行程时间; 实时动态预测

**中图分类号:** TD422 **文献标识码:** A

## Real-time dynamic forecasts of truck link travel time based on fuzzy neural network

LI Jian-gang<sup>1,2</sup>, BAI Run-cai<sup>2</sup>, GUO Si-cong<sup>3</sup>, MAO Jun<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 2. College of Resource and Environment Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 3. Department of Basic Science, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

**Abstract:** Put forward a real-time dynamic truck link travel times forecasting model based on fuzzy neural network, discussed the theory and method of adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) network, and the feasibility and reliability of forecasting the travel time. The hybrid learning algorithm which combines error back propagation algorithm with least-square estimation was used. It makes the dimension of searching space be reduced. The fuzzy inference rule is decreased by using subtraction clustering method. This hybrid learning algorithm and subtraction clustering method greatly raise the speed of parameter identification and convergence. The simulation result shows that the ANFIS network model is more accurate than pure neural network or pure fuzzy theory application, its speed becomes more faster, its accuracy becomes more higher and better real-time.

**Key words:** fuzzy neural network; truck; link travel time; real-time dynamic forecast

露天矿卡车调度决策模型都以时间为参数, 如路径运行时间、等待时间. 但通常时间参数在参与模型计算时是以统计平均值代入的, 不具有实时性, 必然使调度结果出现较大的偏差. 卡车在路径上的行程时间是实时优化调度的重要依据, 对其预测准确程度的高低, 将直接影响到卡车调度决策的可靠性. 露天矿运输系统有别于城市交通和一般的公路交通系统. 卡车调度系统是世界露天矿技术研究的热点, 卡车调度系统中的重点研究内容之一是如何相对准确地预测各种卡车在不同的气候条件下, 及在不同路段上的行程

收稿日期: 2005 - 03 - 01

基金项目: 辽宁省教育厅基金 A 类项目 (20082116)

作者简介: 李建刚 (1976 - ), 男, 山西太谷人, 硕士研究生, 助教. Tel: 0418 - 6512896, E-mail: ljg615@126.com

时间, 从而为调度决策和优化计算提供依据<sup>[1]</sup>. 文献 [1] 证明了行程时间预测函数是复杂的非线性关系, 指出了单因子预测方法的不足, 提出了多因子预测的神经网络行程时间模型, 但该模型存在局部极小点, 导致收敛速度慢、迭代次数多等问题. 为使行程时间预测具有实时性、可靠性和更高的精度, 笔者尝试采用 ANFIS<sup>[2]</sup>网络建立卡车路段行程时间预测函数  $t = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  模型, 其中  $x_i$  为预测因子. 进行了实例仿真, 以取得满意结果, 并与 ANN<sup>[1]</sup>网络预测模型比较.

## 1 基于模糊神经网络卡车行程时间预测模型的应用

### 1.1 模糊系统、神经网络和模糊推理神经网络的融合及等价性

模糊神经网络是近年来智能控制与智能自动化领域的热点. 两者所具有的共同之处为它们的融合提供了基础. 共同之处主要表现在: 它们均可从给定的系统输入/输出数据中, 建立系统的非线性输入/输出关系; 在数据处理的形式上, 它们均采用并行处理结构<sup>[3]</sup>. 神经网络则利用其学习和自适应能力实现非线性的控制和优化. 模糊理论利用专家经验建立模糊集, 隶属函数和模糊推理规则等实现非线性、不确定性复杂系统的控制. 神经网络采用的是典型黑箱型的学习模式, 擅长于在海量数据中寻找特定的模式, 可以用神经网络来辨识因果关系, 通过在输入和输出数据中找出模式而生成逻辑规则; 模糊理论无法自动生成和调整隶属度函数和模糊规划. 这两种技术具有互补性, 表明模糊理论和神经网络是可以融合的.

模糊系统和神经网络融合后, 系统由模糊系统表示, 但模糊系统的隶属函数等通过神经网络的学习来完成和调整. 融合后系统结构如图 1 所示.



图 1 自适应神经网络  
模糊推理系统结构

Fig. 1 Structural of adaptive network-based fuzzy inference system

神经网络的理论依据是 Kolmogorov 定理<sup>[1]</sup>和 BP 定理<sup>[3]</sup>. 模糊系统存在定理<sup>[3]</sup>表明模糊系统可以在任意绝对误差内逼近任一连续函数  $f$ . 文献 [3] 指出模糊系统和神经网络各自就是一个非线性的输入/输出映射, 模糊系统可以用一等价的神经网络来表示, 同样, 神经网络也可以用一等价的模糊系统来表示. 文献 [4] 证明了一个加法模糊系统能以任意的精度逼近一个紧致上的任意连续函数. 文献 [5] 根据 Stone-Weierstrass 定理证明了具有积推理、中心反模糊化、高斯型隶属函数的模糊系统也能以任意的精度逼近任一闭子集上的实连续函数. 而梁久祯<sup>[6]</sup>博士已从理论上证实了模糊推理神经网络与传统的 BP 神经网络的连续函数逼近等价性定理. 即: 任何一个传统的 BP 都存在某个模糊推理神经网络以给定的精度逼近它; 任何一个模糊推理神经网络都有一个传统的 BP 网络来以任意精度逼近. 并且这两种网络都可以逼近定义在某一紧支集上的连续函数, 即对任意一个  $[0, 1]^m \rightarrow [0, 1]^n$  上的连续函数  $G(x)$  和任意给定的  $\epsilon > 0$  都存在一个模糊推理神经网络  $F$  (或 BP 网络  $N$ ) 使得  $\|F(x) - G(x)\| < \epsilon$  (或  $\|N(x) - G(x)\| < \epsilon$ ).

基于上述考虑, 本文采用自适应神经网络模糊推理系统 (ANFIS) 建立露天矿卡车路段行程时间的实时动态预测模型.

### 1.2 ANFIS 网络预测模型的建立

选取主要影响行程时间的 6 个因素作为卡车行程时间的预测因子.  $x_1$  为路面类型, 它分为干线、半干线和移动线 3 种类型, 因此,  $x_1$  可取 3 个值;  $x_2$  为车型;  $x_3$  为空、重车;  $x_4$  为路段坡度 ( $-8\% \sim +8\%$ );  $x_5$  为瞭望条件 (白天、夜间);  $x_6$  为时段 (即  $0 \sim 24$  时), 主要考虑到时段与司机的疲劳程度关系及会对行车时间造成的影响. 其中, 输入变量  $x_4$  可以在  $[-8, +8]$  中取值 (“+”表示上坡; “-”表示下坡), 其它的变量均可取整数值. 如路面分为 3 类, 分别用 1, 2, 3 表示. 车型分为  $n$  类, 可分别用 1, 2, ...,  $n$  表示. 其它诸如此类.

(1) ANFIS 自适应神经模糊推理系统结构 根据 Sugeno 模型<sup>[7-10]</sup>, 可设计出如图 2 所示的 ANFIS 系统结构<sup>[11]</sup>. 该网络由隶属函数层、规则节点层、归一化激励层、节点输出层和总输出层组成.

第 1 层: 取 Gauss 隶属函数时, 此层的输出为

$$O_{i_{s_i}}^{(1)} = \mu_{i_{s_i}}^{s_i}(x_i) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_{i_{s_i}}}{i_{s_i}}\right)^2\right],$$

式中,  $\mu_{i_{s_i}}^{s_i}$  为各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属度函数;  $x_i$  即为系统输入变量;  $s_i = 1, 2, \dots, m_i, i = 1, 2, \dots, n$ ;  $m_i$  为  $x_i$  的模糊分割数;  $\{c_{i_{s_i}}, i_{s_i}\}$  是参数集. 本层参数称为前提参数.

第 2 层: 输出为  $O_j^{(2)} = \min\{O_{1s_{1j}}^{(1)}, O_{2s_{2j}}^{(1)}, \dots, O_{ns_{nj}}^{(1)}\} = \min\{\mu_{1s_{1j}}^{s_{1j}}, \mu_{2s_{2j}}^{s_{2j}}, \dots, \mu_{ns_{nj}}^{s_{nj}}\}, j = 1, 2, \dots, m, m = \prod_{i=1}^n m_i$ .

第 3 层: 输出为  $O_j^{(3)} = O_j^{(2)} / \prod_{j=1}^m O_j^{(2)}, j = 1, 2, \dots, m$ .

第 4 层: 输出为  $O_k^{(4)} = \sum_{j=1}^m y_{kj} O_j^{(3)}, k = 1, 2, \dots, r$ , 其中  $y_{kj}$  中的参数  $\{P_{ji}^k\}$  是该节点的参数集. 本层的参数称为结论参数.

第 5 层: 计算所有信号之和, 并作为总输出.  $O^{(5)} = \sum_{k=1}^r O_k^{(4)}, k = 1, 2, \dots, r$ .

(2) 学习算法的选择 在利用梯度下降 BP 神经网络来预测卡车路段行程时间时, 训练的迭代次数达 3 921 次, 花费很长的时间<sup>[11]</sup>. 对于 ANFIS 网络, 采用最小二乘估计与误差反传算法相结合的方法来辨识网络参数. 根据 ANFIS 网络结构, 当固定前提参数 (即隶属度中的参数) 值时, 系统总的输出可以表示为结论参数和第 3 层归一化激励强度的线性组合, 即可认为前提参数集为非线性参数, 结论参数集为线性参数. 为了加快网络参数辨识速度, 我们根据误差反传算法对非线性参数良好的辨识能力, 观察到某个自适应网络的输出与某些网络参数是线性关系, 因此, 采用误差反传算法来辨识前提参数, 而采用线性最小二乘方法来辨识结论参数<sup>[12]</sup>.

(3) ANFIS 预测模型实施步骤 笔者实现基于减法聚类, 用快速的单次算法对输入、输出的训练数据进行处理并生成一个能够模拟数据行为的 Sugeno 型模糊推理系统. 这样生成的系统可以使用最少的模糊规则来最好地模拟这些输入/输出数据, 而这些模糊规则正好分别对应于那些具有一定模糊程度的分组数据. 在所建立的路段行程时间预测模型中, 减法聚类方法主要用于对采集到的不同车型、同一车型在不同路段或同一路段的行程时间进行聚类分组, 使得有效数据信息量尽量精确, 模型更具有广泛适用性.

通过 ANFIS 网络的学习, 确定行程时间与网络参数的精确非线性对应关系, 然后就可以对新路段进行预测, 而且可以不断添加新的样本, 增强模型的预测灵活性, 扩大模型的预测范围. 具体实施步骤: 首先通过减法聚类方法对原始数据进行预处理, 输入变量的隶属函数统一取 Gauss 函数; 根据输入变量的特征, 将路面类型分为 3 个模糊等级, 即  $m_1 = 3$ , 将车型和车的状态 (空、重车) 分为 2 个模糊等级, 即  $m_2 = m_3 = 2$ , 路段坡度分为 5 个模糊等级, 即  $m_4 = 5$ , 瞭望条件和时段分为 2 个模糊等级, 即  $m_5 = m_6 = 2$ ; 采用 ANFIS 网络进行计算, 达到确定的输入精度要求后, 输入新样本进行预测.

### 1.3 ANFIS 预测模型应用实例仿真

以安太堡露天矿为研究对象, 从实际标定行程时间数据中选取 336 个实例样本, 对所建的 ANFIS 网络模型进行了训练, 从实际标定行程时间数据中另取 32 个预测样本作为检验本网络模型精度的检定样品. 在训练中, 设定初始学习率为 0.006, 动量常数为 0.9, 网络节点总数为 429 个, 辨识总参数为 570 个, 其中非线性参数 360 个, 线性参数 210 个, 确定的最少模糊规则数 30 个, 网络迭代终止平均误差平方值 0.000 2, 迭代终止步数 20 步, 远低于 BP 网络 3 921 步<sup>[11]</sup>. 限于篇幅, 预测样本仅列出 10 个. 预测样本期望输出和模型预测结果见表 1. 从表 1 可以看出, 实际标定结果与预测结果基本吻合, 模型预测误差精度满足工程要求, 验证了预测函数的存在性.

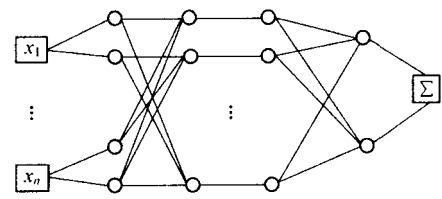


图 2 ANFIS 网络结构

Fig. 2 Network structural of adaptive network-based fuzzy inference system

表 1 样本期望输出和模型预测结果  
Table 1 Output of example expectation and model forecasting results

样本号	路面类型 $x_1$	车型 $x_2$	空重车 $x_3$	坡度 $x_4$	瞭望条件 $x_5$	时段 $x_6$	实际输出 /min	目标输出 /min	绝对误差 /min
1	1	2	1	1	1	1	0.948 9	0.957 0	- 0.008 1
2	1	1	1	0	1	1	0.848 5	0.857 0	- 0.008 5
3	2	2	2	6	1	2	1.984 9	1.985 0	- 0.000 1
4	2	2	2	1	2	1	1.890 9	1.885 0	0.005 9
5	3	1	1	6	2	2	2.187 5	2.215 0	- 0.027 5
6	3	1	1	0	1	2	2.018 8	2.020 0	- 0.001 2
7	1	2	2	- 6	2	1	1.162 4	1.195 0	- 0.032 6
8	1	2	1	- 1	2	1	1.033 0	1.040 0	- 0.007 0
9	2	1	2	- 1	2	1	1.692 9	1.690 0	0.002 9
10	3	1	2	- 6	1	1	2.343 0	2.350 0	- 0.007 0

共采用两种网络模型对预测模型精度和收敛速度进行对比验证。预测模型仿真过程曲线如图 3 所示。图 3 (a), (b) 有助于决策者剔除明显不符合现实实际的异常数据信息或提供给决策者关于预测对象的发展趋势和相关敏感信息；由图 3 (c) 看出，ANFIS 优化后结果模型输出与测试数据吻合很好，说明模型建立的准确性；图 3 (b), (c) 的时间指标随样本个数的增大而被动起伏，反映了对采集到的不同车型、同一车型在不同路段或同一路段的行程时间利用减法聚类方法进行的聚类分组和通过训练优化后的逼近能力，有利于决策者进一步对卡车的状态信息（分组中心和个数）分析，提供优化决策；由图 3 (d) 看到，当迭代到第 20 次左右的时候，核对数据和训练数据的相对误差是最小的，当迭代次数较小时，核对数据和训练数据的相对误差也很小，但未选择，因考虑到预测模型存在自适应过程和两数据曲线的总体趋势，因此利用 ANFIS 网络模型的训练结果，网络训练学习迭代次数选择 20 次，继续训练时，相对误差反而增加，而训练数据的误差在第 20 次以后减少的速度也明显变慢。ANFIS 网络全局误差  $E = 0.000\ 998\ 571$ ；而利用梯度下降算法 BP 神经网络的训练结果，网络训练学习迭代次数 3 921 次，ANN 网络全局误差  $E = 0.000\ 999\ 893^{[1]}$ 。显然，网络预测模型的精度得到提高，收敛速度也明显加快。

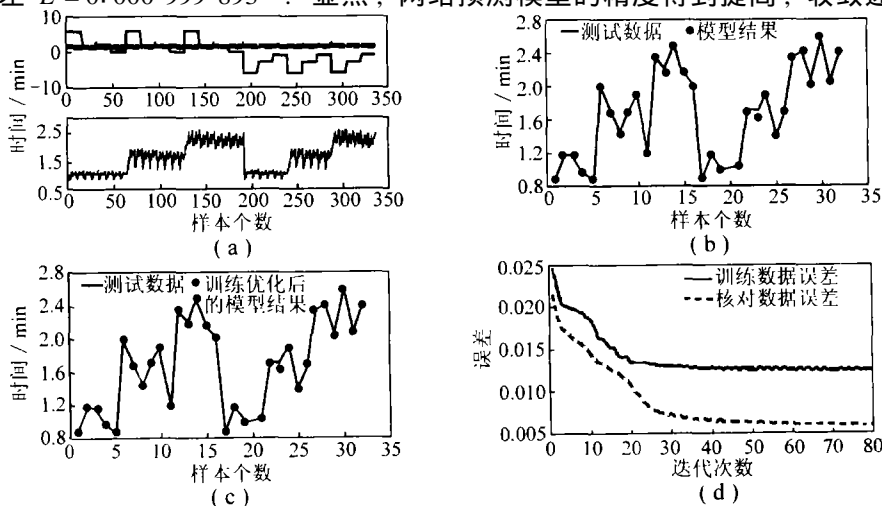


图 3 预测模型仿真过程曲线

Fig. 3 Simulated processes curves of forecasting model

- (a) 输入、输出数据显示；
- (b) 减法聚类结果模型输出与测试数据；
- (c) ANFIS 优化后结果模型输出与测试数据；
- (d) 网络学习过程误差变化曲线

通过选择适当的网络模型建模方法和训练算法可提高模型的收敛速度和网络模型的精度,为实时性动态预测提供依据.建立的模型充分体现了模糊神经网络的逼近能力、学习能力、泛化能力和自适应能力,说明利用模糊神经网络进行卡车路段行程时间建模是一种快速、可靠、有效的预测方法,并且能够以足够高的精度为露天矿实时优化调度系统提供决策支持.

#### 1.4 模糊神经网络预测模型的优缺点

该模糊神经网络模型的使用限制:只支持一阶或零阶的 Sugeno型的模糊推理系统;只能用于单输出系统,并且采用权重平均法解模糊化;所有规则取单位权重 1.

自适应神经网络模糊推理系统是基于数据的建模方法.自适应神经网络模糊推理系统中的模糊隶属度函数及模糊规则是通过大量已知数据的学习得到的.这个网络模型不仅具有神经网络预测模型的所有优势,还可以不断地对其进行实时修正.利用 ANFIS网络的自学习功能,不断用新数据来训练网络,可以不断地根据环境变化而修正预测模型.而且具有模糊逻辑易于表达人类知识和神经网络的分布式信息存储以及学习能力的优点,可以用神经网络的学习机制补偿控制系统原有的缺点,为复杂系统的建模和控制提供了有效的工具.系统结构的选择以及数据的数目可以有较大的变动范围,都能取得理想的结果,网络的计算容易而快捷,对于解决动态实时调度问题具有极大的优势.

## 2 结 论

应用自适应神经网络模糊系统建模应注意系统的结构确定、预测因子个数和数据的匹配.采用减法聚类方法预处理原始数据减少了模糊推理规则,加快了模糊神经网络的收敛速度.利用 ANFIS网络建立了露天矿卡车路段行程时间预测模型,实例仿真论证了该模型预测速度更快、准确性更高,实时性好的结果;采用最小二乘法和误差反传算法相结合的混合算法,减少了原始纯反向传播算法的搜索空间的维数,加快了网络参数的辨识速度,提高了网络计算的收敛速度;该模型方法具有较好的应用泛化能力,为建立未知非线性动态系统预测模型的又一途径.

#### 参考文献:

- [1] 白润才,李建刚.卡车路段行程时间的实时动态预测 [J]. 辽宁工程技术大学学报, 2005, 24 (1): 12~14
- [2] J-S Roger Jang ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems [J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics, 1993, 23 (3): 665~685.
- [3] 赵振宇,徐用懋.模糊理论和神经网络的基础与应用 [M]. 北京:清华大学出版社, 1997.
- [4] Kosko B. Neural network and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence [M]. NJ: Prentice-Hall, 1992
- [5] Wan Lixin Fuzzy systems are universal approximates [A]. In IJCNN International Joint Conference on Fuzzy Systems [C]. IEEE, 1992 1 163~1 170.
- [6] 梁久祯,何新贵.模糊推理神经网络的函数逼近能力 [J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24 (2): 99~102
- [7] Tomohiro Takagi, Michio Sugeno Fuzzy identification of system and its application to modeling and control [J]. Trans on System, Man and Cybernetics, 1985, 15 (1): 116~132
- [8] Lin C T, Lee C S G Neural-network-based fuzzy logic control and decision system [J]. IEEE Trans. on Computers, 1991, 40 (12): 1 320~1 336
- [9] Wang L X, Mended J M. Back-propagation fuzzy systems as nonlinear dynamic system identifiers [A]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems [C]. San Diego, 1992
- [10] 孙增圻,张再兴,邓志东.智能控制理论与技术 [M]. 北京:清华大学出版社, 2000
- [11] 张恒喜,郭基联,朱家元.小样本多元数据分析方法及应用 [M]. 西安:西北工业大学出版社, 2002
- [12] 朱家元,虞建飞,张恒喜.ANFIS网络在机械电子设备费用估算中的应用 [J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24 (3): 57~60.
- [13] 吴晓莉,林哲辉. MATLAB辅助模糊系统设计 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2002