

# 大型工程项目工序工期精准预测方法研究\*

祁神军<sup>1,2</sup>, 丁烈云<sup>1,2</sup>, 骆汉宾<sup>1,2</sup>

(1. 华中科技大学土木工程与力学学院, 湖北武汉 430074, 2. 华中科技大学控制结构湖北省重点实验室, 湖北武汉 430074)

**摘要:** 鉴于传统工期预测的模糊性和随机性, 提出了基于精准建造的大型工程项目工序工期预测。首先分析了大型工程项目工期预测的基础理论和特点, 其次剖析了大型工程项目工期预测的基本理论, 再次提出了多元线性回归模型和BP人工神经网络系统分别预测线性建造和非线性建造工序的工期, 并用一工程实例论证了该方法的有效性, 最后得出这两种方法在大型工程项目工序工期预测中具有一定的指导意义和价值。

**关键词:** 大型工程项目; 精准建造; 多元线性回归; BP人工神经网络系统

中图分类号: F284 文献标志码: A 文章编号: 1006-7329(2007)06-0141-04

## Study on Large Construction Processes Duration Forecasting

QI Shen-jun<sup>1,2</sup>, DING Lie-yun<sup>1,2</sup>, LUO Han-bin<sup>1,2</sup>

(1. School of Civil Engineering & Mechanics Wuhan, Hubei, 430074, China; 2. Hubei Key Laboratory of Control Structure; Huazhong University of Science & Technology, Wuhan, Hubei, 430074, China)

**Abstract:** Referring to illegibility and randomness for procedure duration forecasting of large construction project with traditional ways, lean forecasting of duration was brought forward. Firstly the basic principles of Lean Construction and characteristic of large construction duration forecasting were analyzed. Secondly, the procedure of duration forecasting theory of large construction project was expatiated. And then Multi-Components Linear-Regress and Back-Propagation Artificial Neural Networks were adopted to forecast procedure duration of linear construction and nonlinear construction respectively, for confirming these theories, a case of construction procedure duration forecasting of Wuhan Light rail was studied. Finally, it deduced that both of the two methods for lean forecasting are valuable for large construction producer duration.

**Keywords:** Large Construction Project; Lean Construction; Multi-Components Linear-Regress; Back-Propagation Artificial Neural Networks

进度计划是大型工程项目进度控制的指挥棒, 而各工序的建造工期精确程度直接影响整个进度控制。人为因素在工期估算中产生随机性和模糊性<sup>[1][2]</sup>, 工程条件的多重复杂性导致工期的各种可能性, 因此工期成为一个模糊的随机变量。论文考虑大型工程项目工期的随机性和模糊性, 综合分析影响工期的诸要素, 从精准建造角度提出了大型工程项目工期预测概念, 并用多元线性回归模型和神经网络系统对大型工程项目工序工期进行预测, 从而编制科学合理的进度计划, 使大型工程项目建造过程稳定均衡、工作流持续, 建造周期缩短, 建造成本降低, 产品质量和客户满意度提高<sup>[3]</sup>。

### 1. 基于精准建造的大型工程项目工期预测概述

#### 1.1 工期预测基础理论——精准建造

精准建造(Lean Construction)是一种基于建筑产品管理, 通过精准的建筑产品定义、合理有效的建造单元分解、精准产品策划、精准设计, 在材料的精准供应、全过程的产品控制、及时的信息流通和反馈、全体人员早期介入下实现建筑产品的精准施工, 达到建筑产品的成功交付、资源浪费的最小化、价值创造的最大化的建造管理方法<sup>[4]</sup>。精准建造强调建造单元的合理分解、及时地信息流通和反馈、资源浪费最小、价值创造

\* 收稿日期: 2006-06-20

作者简介: 祁神军(1982-), 男, 博士生, 主要从事精准建造的理论与应用研究。

最大化等管理理念。但是如何实现精准建造,必须有科学合理的进度计划作保证<sup>[5]</sup>。

1.2 工期预测特点

基于精准建造的大型工程项目工期预测具有以下三方面的特点。

(1) 综合考虑大型工程项目工期的各种影响因素

影响大型工程项目的工期( $T$ )的因素有工程量( $Q$ )、可调用的人员( $P$ )、可调用的材料( $M$ )、可调用的设备( $E$ )、可利用的工作面( $S$ )以及施工水文条件( $C$ )。而基于精准建造的大型工程项目工期预测,将各影响因素作为学习、训练、预测的参数,可使工期的预测更加符合大型工程项目实际状况。

(2) 保证单项工序工期预测和整个进度计划科学合理

单项工序的工期预测,一般结合定额与工程师的实践经验而编制,主观性很强,偏差较大。但是基于精准建造的大型工程项目工期预测,综合考虑类似工程项目实际经验和工程项目本身固有的特点,更加科学合理地预测工期。另外,在工序间逻辑关系优化的条件下,整个建造进度计划更加科学合理。

(3) 便于工程项目整个建造过程的控制

综合考虑建造工程本身的特点和各参与主体自身能力,使单项工序建造工期和整个进度计划更加科学合理,有利于各参与主体在建造工期内对建设工程诸要素进行合理控制。

2 大型工程项目工期预测理论

2.1 大型工程项目建造类型的假设

可将大型工程项目工序分为线性建造和非线性建造两类,如图 1 所示。线性建造即建造强度与进度影响因素程线性增长、递减或者匀速状态;非线性建造即建造强度与进度影响因素程非线性增长或者递减状态。其中线性建造又可分为线性均衡建造、线性递增建造和线性递减建造。

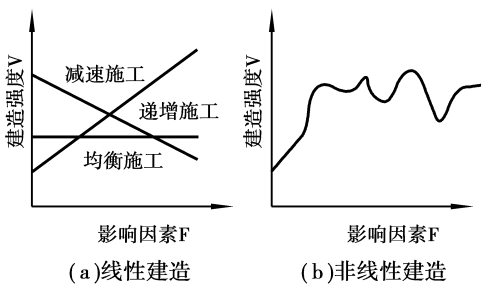


图 1 建造工序分类——线性建造与非线性建造

2.2 精准工期预测基础数据来源分析

影响大型工程项目的工期( $T$ )的因素有  $Q$ 、 $P$ 、 $M$ 、 $E$ 、 $S$ 、 $C$ ,其取值如表 1 所示:

表 1 工程项目  $Q$ 、 $P$ 、 $M$ 、 $E$ 、 $S$ 、 $C$  参数取值

参数名称	参数指标	计算方法	取值类别
工程量( $Q$ )	按工程量清单规则计算的工程量	实际取值	数值型
可调用的人员( $P$ )	该工序可以调用的人员的强度	实际取值	数值型
可调用的材料( $M$ )	该工序建造的材料调用强度	加权取值	数值型
可调用的设备( $E$ )	该工序建造设备的调用强度	加权取值	数值型
可供工作面( $S$ )	可供该工序的工作面的强度	平均取值	数值型
施工水文条件( $C$ )	定性指数	等级取值	数值型

在表 1 中, $Q$ 可从工程量清单预算中直接获取。若  $j$  工序仅有一种材料时, $M = m_{ij}/Q_j$ ;若  $j$  工序存在多种材料时, $M = \sum m_{ij} p(m)_{ij}/Q_j$ ;其中  $m_{ij}$ 、 $p(m)_{ij}$  分别表示  $i$  材料在  $j$  工序中的预算量和预算单价。若  $j$  工序仅有一种设备时, $E = e_{kj}/Q_j$ ;若  $j$  工序存在多种设备时, $E = \sum e_{kj} p(e)_{kj}/Q_j$ ;其中  $e_{kj}$ 、 $p(e)_{kj}$  分别表示  $k$  设备在  $j$  工序中预算量和预算单价。 $S$  是该工序可供工作的工作面与工程量之比。 $C$  的取值为 1、2、3、4 四个等级。

2.3 工期预测方法的选定及流程

多元线性回归模型是处理两个及两个以上变量间线性依存关系的统计方法,可以说明线性建造工序关系。因此对线性建造工序,可采用多元线性回归模型对其工期进行预测。人工神经网络系统(Artificial Neural Networks, ANN<sup>[6]</sup>),是一种为模仿人脑神经网络的工作机制而建立的网络模型,可将一组复杂关系的输入数据和正确结果引进网络中,经过神经元的反复学习训练、预测,将解决方案输出。因此,对于非线性建造工序,可采用人工神经网络系统预测工期,本文选用了 BP 人工神经网络系统。

BP 人工神经网络系统是一种基于误差反向传播算法(Error Back-Propagation)的多层前向的神经网络系统,由一个输入层、一个或多个隐含层和一个输出层构成,不同层次的神经元之间互相连接,同层次之间无连接<sup>[7]</sup>。BP 人工神经网络系统的基本原理是梯度最速下降法,中心思想是调整连接权值使网络总误差最小,即采用梯度搜索技术使期望输出值与实际输出值之间的误差最小,其学习是一种误差边向后传播边修正权数的过程。

对于线性建造工序,首先采用多元线性回归模型对各因数进行学习训练;当回归显著时,采用该模型预测建造工期;反之,说明该工序是非线性建造类型,转入神经网络系统模型预测。对于非线性建造工序,直接采用神经网络系统预测工期。

### 3 多元线性回归

#### 3.1 模型建立

对于线性建造工序,可建立如(1)所示的多元线性回归模型:

$$\begin{cases} T_i = \alpha_i + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + \beta_6 X_{6i} + \epsilon_i \\ \epsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \end{cases} \quad (1)$$

$X_{1i}, X_{2i}, X_{3i}, X_{4i}, X_{5i}, X_{6i}$  分别表示第  $i$  组工程数据  $Q, P, M, E, C, S$  的实际取值,如表 1 所示。通过(1)式的多元线性回归模型工程数据进行学习和训练,求解未知参数  $\hat{\alpha}, \hat{\beta}_j, \hat{\epsilon}_i$ 。

#### 3.2 回归显著性检验

设 ESS 为回归平方和, RSS 为残差平方和,则可以计算出:

$$ESS = \sum_{j=1}^6 \hat{\beta}_{ji} \sum X_j Q_i - \frac{1}{n} (\sum X_{ji}) (\sum Q_i),$$

$$RSS = \sum Q_i^2 - \frac{1}{n} (\sum Q_i)^2 - ESS, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

则

$$F = (n - 6 - 1) ESS / 6 RSS \sim F(6, n - 6 - 1) \quad (2)$$

在给定  $\alpha$  的情况下,如果  $F > F_{1-\alpha}(6, n - 6 - 1)$ ,说明“线性建造”假定成立;反之,“线性建造”假定不成立,需采用非线性方式对工期进行预测。

#### 3.3 预测

当“线性建造”假定成立时,可将预测工程数据 ( $Q, P, M, E, C, S$ ) 代入(3)所示的模型预测建造工期:

$$T = \hat{\alpha} + \hat{\beta}_1 Q + \hat{\beta}_2 P + \hat{\beta}_3 M + \hat{\beta}_4 E + \hat{\beta}_5 C + \hat{\beta}_6 S \quad (3)$$

### 4 BP 人工神经网络系统预测

#### 4.1 BP 人工神经网络参数的确定与初始化<sup>[8]</sup>

对于“非线性建造”工序,或者“线性建造”假定不成立的工序,采用神经网络系统预测工期。首先是确定神经网络的输入参数并初始化,如表 1 所示。

#### 4.2 BP 人工神经网络系统的学习与训练

##### 4.2.1 学习模型的建立

将标准化后的  $Q, P, M, E, S, C$  作为 6 个输入层神经元,设置 6 个中间层神经元数,  $T$  作为输出层神经元,构建“非线性建造”工序 BP 人工神经网络模型,如图 2 所示。其中  $\omega_{ij}$  表示输入层神经元  $i$  到中间层  $j$  的连接权;  $\theta_j$  表示中间神经元的阈值;  $s_j$  和  $y_j$  是中间神经元  $j$  的输入值和输出值,  $w_j^*$  为中间层神经元  $j$  到输出层工期  $T^*$  的接权值,  $\gamma$  是中间神经元到输出层的阈值。其中  $i, j = 1, 2, 3, \dots, 6$ 。  $T^*$  为是经过训练后输出

的预测工期。

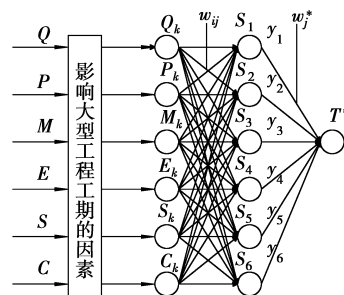


图 2 工序的 BP 人工神经网络模型

##### 4.2.2 学习和训练

选择某一工序的  $N$  组工程数据,并初始化  $w_{ij}, w_j^*, \theta_j, \gamma$  在  $(-1, 1)$  之间,并给定预测精度  $\epsilon$ 。通过 BP 人工神经网络系统对工程数据 ( $Q_k, P_k, M_k, E_k, S_k, C_k, T_k$ ) 进行学习和训练,不断的更新  $w_{ij}, w_j^*, \theta_j, \gamma$ 。当满足  $|\sum E_k| \leq \epsilon$  为止,将最终的权值  $w_{ij}, w_j^*, \theta_j, \gamma$  存入相应的数据库中,以便于预测时使用。其中  $E_k = \frac{1}{2} \delta^2 = \frac{1}{2} (T_k - T^*)^2, k = 1, 2, 3, \dots, N$ 。

##### 4.3 预测

(1)输入一组需要预测  $T$  的  $X = (Q, P, M, E, C, S)^T$ , 计算中间单元的输入向量  $S_j$  和输出向量  $y_j$ ,

$$\begin{aligned} s_j &= \omega_{1j} Q + \omega_{2j} P + \omega_{3j} M + \omega_{4j} E + \omega_{5j} C + \omega_{6j} S - \theta_j; \\ y_j &= f(s_j) = 1 / (1 + e^{-s_j}) \end{aligned} \quad (4)$$

(2)计算输出单元的输入值和输出相应函数,即

$$l = \sum_{j=1}^6 w_j^* y_j - \gamma; \quad T^* = f(l) = \frac{1}{1 + e^{-l}} \quad (5)$$

$T^*$  是预测的工期。

### 5 工程实例

武汉轻轨一组类似工序的  $Q, P, M, E, C, S, T$  统计数据如表 2 所示。其中待预测的工期基础数据为 (100, 50, 200, 2.12, 3, 200)。

表 2 武汉轻轨一组类似工序基础数据和待测工序工程数据

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Q	22.20	20.20	32.20	25.20	21.40	47.08	50.30	21.40	100.00
P	10	11	16	8	9.5	21.2	22.7	11	50
M	47.60	50.60	70.20	39.20	47.06	103.50	110.86	51.20	200.00
E	0.49	0.52	0.72	0.41	0.50	1.10	1.20	0.56	2.12
C	2	2	1	2	3	4	4	3	3
S	50.24	54.24	54.24	40.24	49.20	105.00	110.00	53.45	200.00
T	6.50	6.00	5.00	6.00	9.00	17.00	18.00	6.00	待预测

(1)假定该工序是“线性建造”,可采 Eviews 对线性回归模型进行分析,其结果如表 3 所示。其中,  $R = 0.998985$ ,说明  $T$  与  $Q, P, M, E, C, S$  高度线性相关;但是  $F = 164.1089 < F_{1-0.5}(6, 1) = 234$ ,故回归不显著,应该采用其他预测方法预测工期。

表3 武汉轻轨一组类似工序工程数据估计结果

参数	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
$\hat{\alpha}$	0.195 364	2.017 190	0.096 850	0.938 5
$\hat{\beta}_1$	-0.152 812	0.113 747	-1.343 439	0.407 4
$\hat{\beta}_2$	-5.098 798	1.222 419	-4.171 071	0.149 8
$\hat{\beta}_3$	1.615 216	0.350 977	4.602 063	0.136 2
$\hat{\beta}_4$	-23.396 32	24.057 33	-0.972 523	0.508 9
$\hat{\beta}_5$	0.408 031	0.897 983	0.454 386	0.728 5
$\hat{\beta}_6$	-0.104 023	0.072 180	-1.441 162	0.386 2
R-squared	0.998 985	F-statistic		164.108 9

(2)采用BP人工神经网络系统预测。允许误差 $\epsilon$ 设置为0.000 1,最大迭代次数为1 000,经过标准变换以后,经过964次模拟,拟合残差为0.000 3,其预测结果如表4所示。

表4 BP人工神经网络系统对该工序的学习和预测结果

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	待测
实际工期	6.50	6.00	5.00	6.00	9.00	17.00	18.00	6.00	—
模拟T	6.523	5.900	5.028	6.030	8.934	17.328	17.560	6.199	5.150 2
相对误差	+0.023	-0.100	+0.027	+0.029	-0.066	+0.328	-0.441	+0.199	—

故5.150 2天是该工序在 $Q$ 为100、 $P$ 为50、 $M$ 为200、 $E$ 为2.12、 $C$ 为3、 $S$ 为200的条件下的施工工期,作为该工序的预测工期。

## 6 结论与展望

要全局优化大型工程的进度计划,不仅仅在WBS分解和工序间逻辑关系上进行优化,而且应该根据工程本身的属性,并结合影响工期的相关因素,提高工期预测的精度。采用传统的工期预测方法编制的进度计划并不符合大型工程实际施工状况,导致进度计划与进度实施脱节;对类似工程或者同一大型工程的类似工序的进度执行状况进行学习,采用线性回归模型以及神经网络系统等方法预测即将实施的大型工程的工序工期,符合实际工期控制的要求。

笔者将进一步研究 $Q$ 、 $P$ 、 $M$ 、 $E$ 、 $C$ 、 $S$ 对工期的贡献度以及各要素之间的关联度,届时可以更加清楚的显示各影响因子对工期的贡献度,从而更加准确的估计工期。另外,论文仅仅是对大型工程项目工期预测做了理论研究,至于如何采用计算机管理系统实现,也是笔者下一阶段重要的研究任务。

## 参考文献:

- [1] 陆歆弘. 模糊假言推理确定施工工期[J]. 基建优化, 1999,20(5):18-21
- [2] 方子帆, 郑霞忠, 朱乔生. 工程项目建设工期模糊性研究[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2001, 23(5):442-445.
- [3] O S J, Solomon A. G. Site Implementation and Assessment of Lean Construction Techniques. [J] Lean Construction Journal. ;2005,3(2): 1-21
- [4] Gregory A H. What is Lean Construction [J]. Proceedings IGLC - 7, University of California. 1999 (6): 26-28
- [5] 祁神军, 陈峰, 丁烈云. 建筑施工企业精准物流管理[J]. 价值工程, 2006,15(7):114-116
- [6] 王悦. 神经网络系统在经济效益综合评价中的应用[J]. 北京广播电视大学学报, 2003,(3):39-44.
- [7] 陈惠娥, 陈长征. 基于神经网络系统评标方法的建立与应用[J]. 建筑经济, 2006,279(1):56-59.
- [8] 李文华, 王双庆. 基于人工神经网络的煤立井施工工期预测方法研究[J]. 煤炭科学技术, 1999,(6):44-47.

(编辑 陈蓉)