

工程项目管理中的人工神经网络方法及其应用

汪应洛, 杨耀红

(西安交通大学管理学院, 西安 710049)

[摘要] 概括了神经网络在工程项目管理中的应用, 包括风险预测评估、费用估计、绩效预测、项目组织有效性预测、工程事故诊断、索赔争议分析、投标决策、进度费用优化、资源平衡等, 总结分析了应用中存在的问题, 并对如何开展神经网络方法在我国项目管理中的应用, 提出了一些意见和建议。

[关键词] 工程项目管理; 神经网络; 预测; 优化; 决策支持

[中图分类号] TP183 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2004)07-0026-08

人工神经网络(ANN)是一门新兴的交叉边缘学科, 它通过对人脑的模拟实现智能处理信息的能力, 随着神经生理科学、脑科学、心理学、认知科学、数学、物理学、计算机科学、微电子学、信息科学等学科的发展而形成, 广泛应用于各个领域。具有以下特点^[1, 2]: 分布存储和容错性; 大规模并行处理, 可以快速反应; 自学习、自组织、自适应性; 是大量神经元的集体行为, 表现出一般复杂非线性动态系统的特性。

工程项目管理(EPM)是一项系统工程, 工程项目整个寿命周期过程, 是一个复杂的系统运行过程, 系统内部的质量、成本、进度、安全等因素相互影响, 同时, 复杂的项目环境(包括社会、经济、法律、技术、政治、自然等因素)对EPM也有很大影响。所以EPM过程就是非线性系统的动态运行过程。

在处理该系统的问题时, 由于包含大量需要平行处理的相互关联数据, 难以用推理方法给出模型, 所以EPM专家一般用类推方法解决问题^[3]。而ANN由于其自身的结构特点和性能, 特别适合于解决EPM这类主要靠经验和判断解决的问题, 目前, ANN在EPM领域得到了广泛的应用。本

文对ANN在EPM中的应用进行总结, 并分析在各方面应用的特点, 对如何发展其在EPM领域的应用提出了一些建议。

1 预测和估计

1.1 风险预测

EPM过程中包含大量的风险, 工程项目的成本、时间和质量等都受到风险和不确定性的影响。所以, 主动管理风险, 及时、准确地识别、评估风险, 有效地处理风险, 把风险损失降低到最小程度, 就显得非常重要。利用ANN的非线性映射和模式识别能力, 可以动态预测风险。

基于ANN的工程项目投资风险预测系统PRDCN^[4]结构如图1所示。该系统由 n 个并行排列的ART网络和 n 个并行排列的BP网络以及一个MAXNET网络组成; ART网络用于数据处理, 加速类别形成; BP网络进行判断, 得到 n 个类别估计值, 最后通过MAXNET网络竞争输出结果; 时间缓冲器将相关类别信息存储起来, 输出最终类别判定信息, 在对未来状态进行判断时, 可以利用当前和过去的经济状态确定未来的发展趋势。

国际工程项目费用和时间的超支归因于在项目

[收稿日期] 2004-01-06; 修回日期 2004-03-19

[作者简介] 汪应洛(1930-), 男, 安徽泾县人, 中国工程院院士, 西安交通大学教授, 博士生导师, 主要从事战略与决策方向的研究; 杨耀红(1969-), 男, 河南漯河市人, 西安交通大学管理学院博士研究生, 主要从事项目管理研究

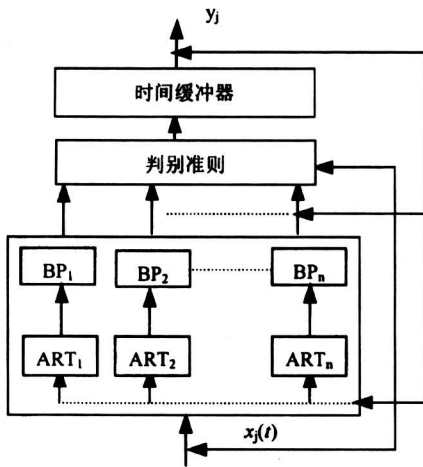


图 1 PRDCN 网络结构

Fig.1 Structure of PRDCN

预算中不能包含风险的成本。进行国际经营的公司面临着政治风险，即政府行为造成投资预计收益下降的风险。风险评估需要分析每个关联风险的过程，预测政治风险影响需要清晰了解影响项目绩效的主要政治风险变量。基于 ANN 的项目政治风险预测系统如图 2 所示^[5]。

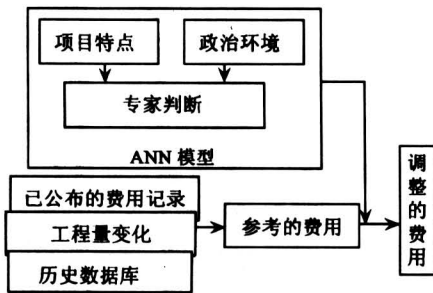


图 2 风险估计程序

Fig.2 Process of risk evaluation

在该模型中，考虑的环境因素有公司和政府的关系、公司和权力组织的关系、地方商业利益的参与程度、地方和外部因素的影响、当民众对公司的态度、业主国对工程的愿望。选用 50 个工程案例训练 BP 网络，每个风险因素从最好到最坏分成 7 级，作为输入；对政治风险引起的成本变化作为输出。但应用该系统时应注意：a. 由于专家个人的直觉和主观性，专家判断得到的训练数据存有偏差，该模型的精确性取决于良好的专家判断，即预测质量依赖于训练数据的合理性；b. 在知识表示阶段，漏掉任何影响成本的政治风险因素，都会改变预测结果。所以，应采取有效措施，如聘请高水

平有经验的专家，尽量收集更多的案例等，来提高预测精度。

1.2 费用估计

费用估计是 EPM 的一项重要工作，Al-Tabatabai 等认为，一个好的费用估计方法应该是把基于历史趋势的数据和施工的经验及知识相结合^[6]。由于费用的影响因素很多，这些因素和费用函数的关系可能是线性的、或非线性的，甚至是非连续函数，用传统的计算模型不能很好模拟每一个费用估计问题，而 ANN 可不用管每个因素和成本函数之间的关系，费用估计程序如图 3 所示^[6]。采用 BP 网络，用 40 个公路工程样例训练网络，并用工程实例进行验证，预测效果较好。

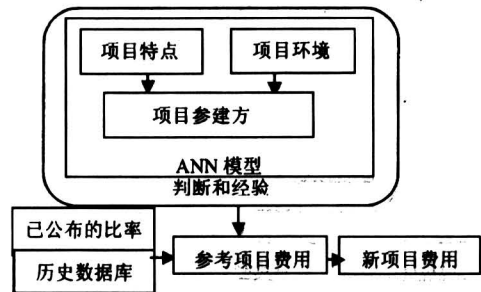


图 3 费用估计程序

Fig.3 Process of estimating cost

Tarek Hegazy 等用 MS-Excel 的表格进行 ANN 模拟，并在输入层和隐层均加入了偏置神经元来促进网络学习。在计算网络连接权重时，采用简单优化 (simplex optimization) 方法^[7]。计算分七步，包括数据组织、数据规范化、初始化输入和隐层的连接权重、计算隐层输出、计算隐层和输出层的连接权重、计算最终输出、规范化输出并计算误差。

用 ANN 进行费用估计，其准确性必需考虑。假定费用函数是连续的和光滑的，由于网络学习时的训练样本数据中有噪声，会造成过度学习现象，即训练样本误差很小，拟和曲线很复杂，泛化程度差。所以避免过度学习对于估计的准确性非常重要。采用规则化网络可以解决这个问题，即在误差函数 $E(F)$ 中，除 $E_s(F)$ 标准误差项外，加入了规则误差项 $E_c(F)$ ，来补偿过度学习问题。通过规则项的引入，使拟合函数成为围绕给定数据中心的多自变量 Gauss 函数，规则化 ANN 结构如图 4^[8]。该规则化 ANN 模型比一般的网络模型有几点优势：a. 该网络基于一致数值函数，使费用估计的

$$E(F) = E_s(F) + E_c(F)$$

$$E_s(F) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (d_i - o_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (d_i - F(x_i))^2$$

$$E_c(F) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^K \sum_{|a|=k} \int_R b_k [\partial^a F(x)]^2 dx_1 dx_2 \cdots dx_p$$

$$F(x) = \sum_{i=1}^N w_i \exp(-\sigma \|x - x_i\|^2)$$

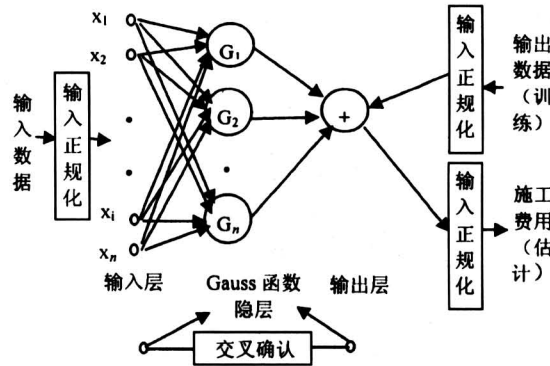


图4 施工费用估计的网络结构

Fig.4 ANN structure of estimating construction cost

可靠性和可预知性相统一。b. 该网络的估计结果仅和训练样本有关，而和网络结构、学习参数、迭代次数等无关，所以该估计是完全客观的。c. 该模型以合理的方式处理了训练数据中的噪声。

学习速度慢和泛化能力差的问题也可以用对数神经网络 (LNN) 来解决，即在 BP 网络的输入层和输出层分别增加对数神经元^[9]。增加的对数神经元的输出数据为：

输入层对数神经元的输入训练数据为： $A_i = \ln(1.175X_i + 1.543)$ X_i 为输入的第 i 个训练数据；输出层对数神经元的输出数据为：

$$B_j = \ln(1.718Y_j + 1)$$

Y_j 为第 j 个训练输出值。

这样处理的机理为：在大多数自然系统中，激励和反映之间的函数关系通常是高阶次的非线性函数，通过对数处理方法，可以减少 I/O 系统中的非线性项，使其更多地成为线性关系，从而提高网络的效率和精确性。但计算结果表明，仍需提高对数网络在小型项目费用估计上的精确性。

1.3 项目绩效预测

项目绩效直接影响着项目的费用和进度，项目绩效估计可以为进度计划、招标、资源管理等决策提供支持。由于独特的作业要求和多变的项目环境，作业和管理因素对绩效的影响是非常复杂的，所以绩效估计是一项具有挑战性的工作。

1.3.1 施工设备和人员生产率估计 Li-Chung Chao 等采用 BP 网络估计开挖 - 出渣运输的效率^[10]，把该问题分解为两个问题：a. 对于给定的自然工作环境，挖掘机生产能力的估计；b. 给定工作运行环境的挖掘机运行效率分析。生产率就是生产能力和运行效率的乘积。第一个问题就是找作业循环时间和自然工作环境之间的关系，第二个问

题就是找挖掘机效率和运行特性之间的关系。Karshenas 等利用 BP 网络预测运土设备的生产效率，每个网络模块有两个输入、四个隐层单元。一个输出代表一种设备^[11]。

项目人员的绩效，除了外部环境和管理因素的影响外，还和人员本身的情况有关，加上估计过程的主观因素，其估计结果往往反映了估测者的经验和态度，使估计缺乏一致性，误差较大。比如，对于混凝土模板工程作业时间，一般估计人员的估计精度为 $\pm(15\% \sim 40\%)$ ，有时误差可达 $50\% \sim 100\%$ ^[12]。

Rifat Sonmez 等采用 BP 网络分析混凝土浇注和模板工程的人员生产率。ANN 与回归分析估计结果比较以及逐渐减少影响因素所做的计算分析表明：ANN 比回归分析精度高，同时对于生产率估计模型，只包含少数主要因素的模型要比不管重要性而包含许多因素的模型估计结果要精确^[13]。

Jason Portas 等也采用 BP 网络预测人员绩效，把影响人员绩效的因素分为作业因素和项目因素，共 55 个变量。比较独特的是网络设计，对绩效的输出采用模糊的处理方式，把效率值分为多个区，通过多个区的输出值来计算效率，如图 5 所示^[12]。

AbouRizk 等对以上方法作了改进，把模型分成两个阶段，第一阶段为分类阶段，根据绩效高低分成两类，采用 LVQ 网；第二阶段为预测绩效阶段，用 BP 网络^[14]。用 39 个管道工程的数据，影响因素有 9 类 33 个。网络训练完成后，对于新的工程，先用 LVQ 分类网确定工程绩效类别，再用 BP 网预测绩效。

采用以上两阶段分析的好处是网络训练较容易；缺点是假设分类网的精确性为 90%，预测网的精确性为 80%，则总的预测精确性仅为 72%。可以使用概率神经网络 (PINN) 预测绩效来弥补。

网络拓补结构如图 6^[15]。

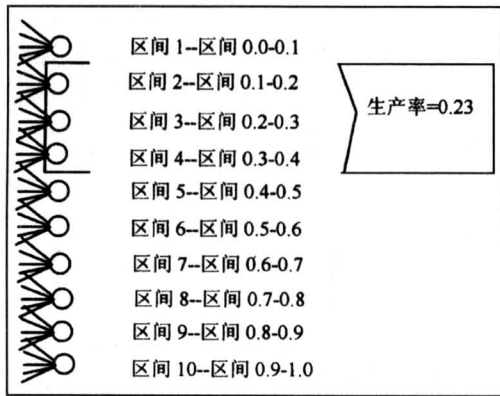


图 5 输出方案

Fig.5 Scheme of output

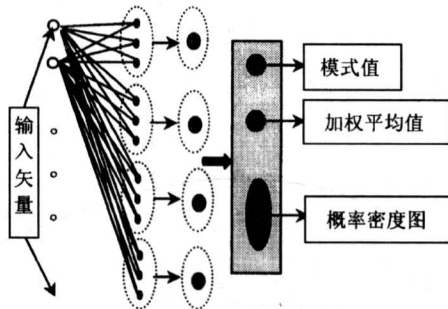


图 6 PINN 模型结构

Fig.6 Structure of PINN

Ming Lu 等对于正规化数据和原始数据均进行输入敏感性分析，并提出对所有数据均适用的数据 Monte Carlo 模拟方法以进行输入敏感性分析^[16]，可使建模者更好地理解 BP 网络推理的合理性和以概率的方式预知模型的有效性。

1.3.2 预测组织有效性 项目组织模式是成功进行 EPM 的基石，而评估组织有效性是提高组织绩效的重要一步。目前，提高组织有效性有许多技术和工具，比如：全面质量管理、流程重组、采用 ISO 标准等。因此，开发有效的方法来评估和预测组织有效性就显得非常必要。可以应用 ANN 预测组织有效性^[17]。首先确定影响组织有效性的因素，笔者采用 4 个竞争值方法模型（包括合理目标模型、开放系统模型、内部过程模型、人员关系模型）分析确定主要影响因素，从而确定了 4 类（结构因素、适应性和规则及管制、以人为本的方法、战略方法和目标）14 个因素，作为网络输入值。组织有效性的度量，采用 3 个常规指标：已完成项

目的时间、费用、质量绩效。采用问卷方式调查约 100 家公司过去 10 年的工程记录，用主成分分析 (PCA)、线性回归和相关分析方法对收集的数据进行统计分析，进行 5 种网络计算：常规的 BP 网、PCA 和 BP 相结合、回归分析和 BP 结合、相关分析和 BP 结合、GEN 和 PCA 结合 (PCA-ANN)，5 种网络的训练结果证明，PCA-ANN 效果最好。

1.3.3 神经网络和专家系统相结合预测施工绩效

分析施工项目绩效是一个诊断过程，预测绩效是一个认知（感知）过程。专家系统 (ES) 采用大量的知识、事实和程序，这些都是从大量专家那里收集来的、证明解决某些领域的问题是非常有效的。ANN 可以从大量的经验中学习，找到影响因素和绩效之间的函数关系用于预测。对于 EPM 这样的复杂的非结构性问题，可以把两者相结合来解决，形成绩效分析和预测专家系统，系统结构如图 7 所示^[18]。

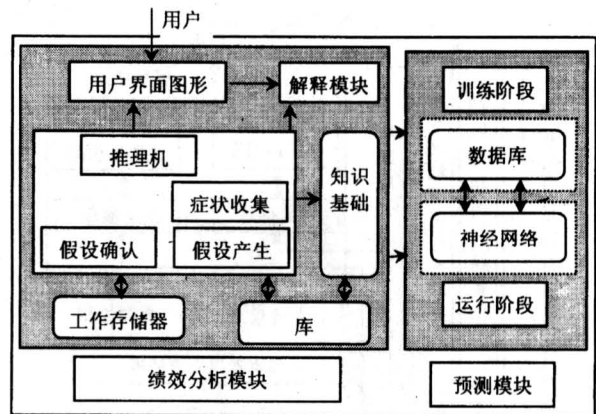


图 7 绩效分析预测专家系统结构图

Fig.7 Expert system structure of performance analysis

该系统包括绩效分析模块和绩效预测模块。绩效分析模块是诊断模块，采用因果诊断分析策略，在分辨每个施工任务绩效偏差时，使用面向目标的技术和规则 (OOP) 代表、控制和处理获得的知识，实际上是 ES。绩效预测模块为 7 个并行的 BP 网络，对每个施工作业的费用和进度参数，用 ANN 模型进行绩效预测。对于一个项目，先用分析模块确定绩效情况，结果分为：满意、不满意、非常不满意，进而查找原因，再用预测模块预测未来绩效。

2 工程事故诊断分析和施工索赔诉讼分析

2.1 工程事故诊断、分析专家系统

EPM 过程中，由于各种因素的影响，会出现各种工程事故。工程事故会影响到工程的成本、进度和质量，对工程的顺利实施造成很大干扰。故对工程事故进行诊断分析，查找原因，并采取及时合理的补救措施，就非常重要。

对工程事故的处理，一般是通过专家组来实施。专家针对工程事故具体情况，根据自己的经验，判断工程事故的性质和类型，确定事故发生的原因，并提出补救措施建议，所以该过程带有专家的主观性。一般的 ES 基于规则或诊断矩阵，有清晰的逻辑标准，很难表示事故之间的相似性。而 ANN 系统可以通过实例学习，提取存储知识，并根据相似性确定分类标准。ANN 工程事故诊断分析 ES 结构如图 8 所示^[4]。

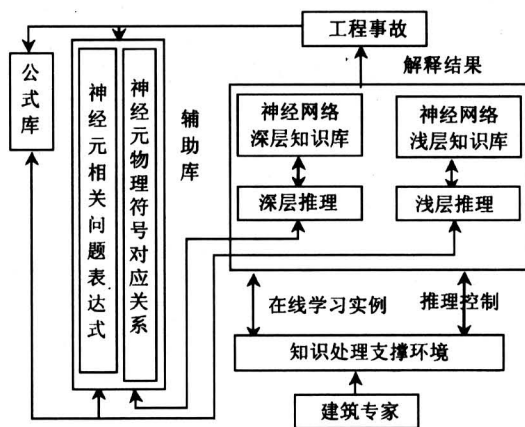


图 8 PAFEX 系统结构
Fig. 8 Structure of PAFEX

该系统的核心是 ANN 浅层知识库和深层知识库。ANN 浅层知识库由 BP 算法、自适应共振理论 (ATR) 模型和多层前馈 ANN 组成，训练数据为由 EPM 专家给出的诊断实例偶对。ANN 深层知识库把建筑物的整体结构及其部件之间的相互关系表示出来，并用 ANN 的互连模式表示，形成深层推理机制，给出诊断结论和补救方法的解释。

2.2 施工索赔诉讼分析

工程项目业主和承包方签有工程施工承包合同。在工程施工过程中，由于各类因素的影响，会使合同一方遭受损失，从而向另一方提出索赔。解

决索赔需要消耗合同双方大量时间和费用，对工程实施非常不利。故找到导致索赔的主要因素，并采取合理有效的方式处理索赔非常重要，尤其是预测索赔，对于合同一方提前采取措施防止和控制索赔更为重要。

索赔问题是一个复杂的非结构问题，根据合同双方对施工索赔解决的满意程度 (DRS)，把索赔解决方式分为两类：顺利的 (协商解决) 和不顺利的 (通过 DRB、调解、仲裁、诉讼解决)。通过文献查阅确定引起合同索赔和争议的原因，得到的影响因素为四大类 (环境类、组织类、项目类、过程类) 34 个。采用 MLP 分类网，判断索赔是否可以顺利解决；然后通过敏感性分析，辨别影响索赔解决的敏感变量^[19]，确定 9 个主要影响因素。

由于大型工程越来越多，采用的技术越来越先进，EPM 变得越来越复杂，许多合同问题最终不得通过诉讼来解决。影响诉讼结果的因素非常多，因素之间相互关系复杂。Cheung 等采用 BP 网络来预测工程诉讼的结果^[3]。把美国 Illinois 州从 1982.1—1992.3 期间的 102 个案例作为训练样本，把 1992.3—1994.8 期间的 12 个案例作为测试样本，影响因素考虑了 45 个。但由于在目前情况下，像社会、心理、宗教、文化、信仰、政治因素等，均不能在智能系统中加以考虑，预测工程诉讼结果的准确性有待提高。

3 决策支持 (DS)

在 EPM 过程中，需要进行大量的决策。如前所述，由于工程影响因素多，且与决策目标多呈非线性关系，所以大量决策是基于经验的。ANN 方法可以对此类决策提供有力的支持。

3.1 把 ES 分析和预测联系起来进行方案选择

Sawhney 等在选择起重机类型时，考虑 9 个影响因素：应用类型、现场作业时间、施工高度、施工覆盖区域、现场地形、土基稳定性、施工纵横比、现场移动、现场交通条件，把 ANN 与 ES 结合起来，形成 IntelliCranes 系统，选择确定起重机类型。系统结构如图 9^[20]。ANN 采用概率网络 PNN，采用监督学习方法，用遗传算法进行计算。

M. B. Murtaza 等在进行模块化施工决策时，采用自组织网络竞争学习方法^[21]，考虑加工场位置、人工、环境和组织、加工场特点和项目风险 5

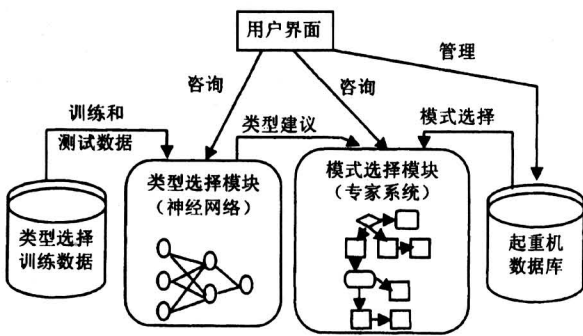


图 9 IntelliCranes 内部结构
Fig.9 Structure of IntelliCranes

个方面共 40 个因素，可确定某个工程采用模块化施工的程度。

3.2 用于投标决策

投标报价过程是一个充满着不确定性的复杂决策过程，投标人的报价决策通常依赖经验、直觉、偏好等因素。投标决策的特点：**a.** 影响因素多，需要对大量数据进行评估；**b.** 知识非常隐含，不容易提取和描述；**c.** 实际解决办法是从包含大量经验和直觉的历史案例中类推。

针对报高价方法，Mosehi 等提出了基于 ANN 的报价模型。网络结构如图 10 所示^[22]。根据公司本身数据、投标项目的数据和公司典型竞争对手的数据等 3 类数据，考虑 30 个影响报价的关键因素，用 65 个实际工程数据训练网络，可以输出最优报高率、中标可能性、预期利润、项目变更潜力、项目索赔潜力和预期工期延长等。

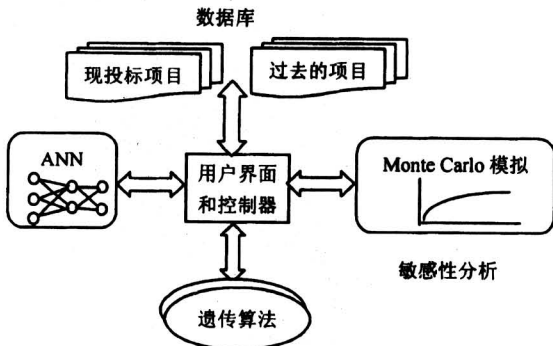


图 10 DBID 结构
Fig.10 Structure of DBID

Li 和 Shen 利用 ANN 建立了投标报价模型^[23]。该模型的输入层和隐层没有全互连，而是输入层的神经元只和代表输入层种类的隐层神经元

相连。用 30 个工程实例进行训练，证明了该方法的有效性。而且，在网络中采用了 KT-1 方法，能够对网络产生的结果给予解释，提高了网络的可信性。

4 优化

EPM 的主要目的是最优实现工程项目进度、费用、质量等目标。由于目标影响因素繁多且复杂，所以目标优化就非常复杂。ANN 方法同样可为工程优化工作提供强有力的支持。

4.1 费用和进度优化

Hojjat Adeli 采用动态 ANN 来进行施工进度和费用的优化。他认为 CPM 虽然应用广泛，但不能处理重复作业、多团队工作难于实施等缺点。LSM 虽然能处理重复作业，但只能用固定的生产率，不能多团队工作。把所有的进度约束条件均用数学表示，可以给出进度计算的一般数学公式，进而把进度计算作为一个优化问题，即在考虑作业的费用进度线性和非线性关系的基础上，最小化项目的直接费用，并应用动态 ANN 进行优化计算。ANN 拓补结构如图 11 所示^[24]。

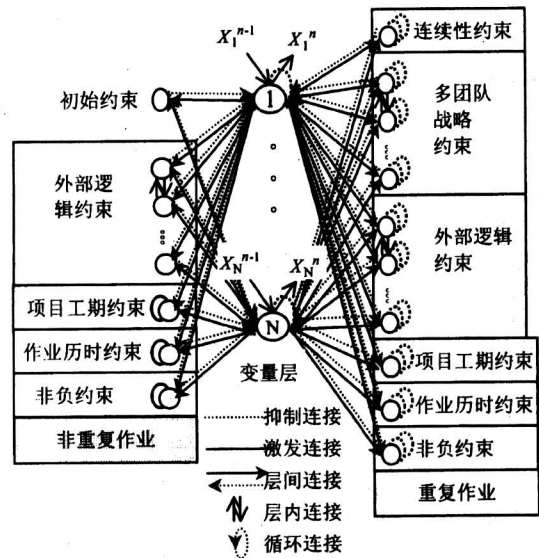


图 11 动态费用优化模型的 ANN 拓补结构
Fig.11 Structure of dynamic model on cost optimization

变量层的单元数等于决策变量的个数，约束单元分为两部分：重复作业和非重复作业。优化的结果就是变量层的输出，即当前的状态矢量。

4.2 资源平衡优化

资源优化这类组合优化问题,其结果不可预知,不能用前馈网络解决,但可以用反馈网络(如Hopfield网络)解决。通过构造合适的能量函数,使该函数的最小值解就是优化问题的解,从而可把组合优化问题构造在Hopfield神经网络结构上^[25]。把资源优化问题作为Lagrangian函数优化,把Lagrangian函数作为Hopfield神经网络的能量函数。该ANN包括两部分:a. Hopfield神经网络块;b. 控制块,计算网络权重并按照Lagrangian乘子的调整修改权重。优化问题的数学模型:

资源优化问题的费用函数

$$f(v) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left(\sum_{j \in \Gamma_k} r_j v_j^{(k)} + \sum_{j \in \Gamma_k^*} r_j \right)^2$$

式中 $v_j^{(k)}$ 可按天气设为0或1,或表示第 j 个作业历时 k ; r_j 代表第 j 个作业每天所需的资源;项目工期为 K ; Γ_k 表示 k 天发生的非关键作业的集合, Γ_k^* 表示 k 天发生的关键作业的集合。

约束条件包括作业历时约束、作业最小约束、作业前后关系约束。

该等式约束二次优化问题可转化为无约束的Lagrangian求最小值问题,加入惩罚项后,问题变为 $E = L + \sum_{k=1}^K \tilde{f}_k + \sum_{j=1}^J \tilde{h}_j^{(1)} + \sum_{j=1}^J \tilde{h}_j^{(2)} + \sum_{j=1}^J \tilde{h}_j^{(3)}$, 写成矩阵形式: $E(V) = C^T V + \frac{1}{2} V^T Q V + \zeta$

Hopfield网络解为 $E_H(x) = -t^T x - \frac{1}{2} x^T W x$, t 为输入, x 为输出, W 为权重。于是有式 $t = -c$ $W = -Q$ 。

把资源优化问题构造在Hopfield网络后的主要问题,就是计算矩阵 C 和 Q 。

当然,神经网络还可用于预测项目技术的可接受性、工程造价、材料用量以及进行项目过程仿真等,由于在这些方面的应用有限,在此不赘述。

5 在工程项目管理中使用神经网络方法应注意的问题和建议

1) 由于ANN本身就是相对新的研究领域,所以其在EPM中的应用仍是有限的,研究主要集中于ANN在EPM中的适用性和可行性。所以应根据ANN的特点,继续研究ANN方法在EPM中的应用。在我国,ANN在图像识别、市场分析、数据挖掘等领域应用较广,而在EPM领域应用较少,应大力开展ANN在我国EPM中的应用。

2) ANN有以下缺点:解缺乏精确性;在确定网络规模和结构时缺乏理论指导,尤其对于解决特殊问题的网络设计,需要经验和想象力,不能确保成功找到可接受的解;对结果的解释力有限;学习时间较慢;训练可能受困于极小点而瘫痪等。这些缺点也制约着ANN在EPM中的应用。比如估计费用时,估计结果的精确性直接影响着决策合理性。所以,应加强ANN的研究,完善理论系统;可把ANN系统与其他系统相结合,以取长补短,如把ANN系统与ES相结合,可以增加ES的预测能力,也可以增强ANN对问题的解释力。

3) 目前,在EPM中应用的ANN主要是BP网络,且输出单一,而其他网络应用有限,所以,应深化BP网络的应用,并注意其他网络方法的应用潜力,比如仿真应用等。

4) 对于应用较广的前馈网络,投入应用前,需要大量案例训练它,而大量案例需要长时间的收集和积累。我国在这方面非常不足,所以碰到此类问题时,往往是请专家进行咨询。其实,每次所请专家的数量是有限的,专家的知识也是有限的,而且,针对具体问题,专家们意见往往带有很大主观性。所以,应加强案例的积累,训练ANN,把经验知识存储在网络中,用网络来解决问题,提高问题解决方案的合理性、准确性。

5) 网络学习的过程受决策环境复杂程度和训练样本的内敛性影响很大,有时需要增大样本量来提高网络所学知识的代表性,应注意在收集某个问题领域的样本时,注意样本的全面性、代表性等。

6) 在收集训练样本时,一般采用文献查阅、专家调查、实际观察方法,应对这些方法给出操作规范和步骤,以提高样本的准确性,减少噪声,还可以采用其他方法收集样本。

7) 训练数据的处理方法对网络训练的收敛性和结果的精确性均有很大影响。所以应对训练数据的处理方法进行总结,针对各类问题,可找出规律,提高网络计算结果的精度。

8) 现有用于EPM的ANN系统,一般比较孤立。现有大量的基于Windows的项目管理系统(PMS),如MS-Project, P3等,可以应用Windows系统的DDE, OLE等技术把他们整合,使工程数据直接用于ANN分析预测系统,并把分析预测结果直接用于EPM系统,可以同时增加ANN系统和PMS系统的效率和效力。

6 展望

ANN在EPM中已经得到了应用, 由于EPM的特点和ANN方法本身具有的特点, 决定了ANN必将在EPM领域广泛应用。但由于ANN作为一门新兴的边缘交叉学科, 有其不完善和不成熟的地方, 所以又在一定程度上制约着它的实际应用。应在加强ANN的研究以完善其理论体系的同时, 积极研究并开展ANN在EPM中的应用。

参考文献

- [1] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999. 1~20
- [2] Mosehi O, Hegazy T, Fazio P. Neural networks as tools in construction [J]. ASCE, Journal of Construction Engineering and Management. 1991, 117(4): 606~625
- [3] Cheung S O, Tam C M, Harris F C. Project dispute resolution satisfaction classification through neural network[J]. Journal of Management in Engineering, 2000, 16(1): 70~79
- [4] 王要武, 徐韞玺. 人工神经网络在建筑管理中的应用[J]. 哈尔滨建筑大学学报, 2001, 34(5): 103~107
- [5] Al-Tabtabai H, Alx A P. Modeling the cost of political risk in international construction projects[J]. Project Management Journal, 2000, 31(3): 4~13
- [6] Al-Tabtabai H, Alx A P, Tantash M. Preliminary cost estimation of highway construction using neural networks [J]. Cost Engineering, 1999, 41(3): 19~24
- [7] Hegazy T, Ayed A. Neural network model for parametric cost estimation of highway projects [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 1998, 124(3): 210~218
- [8] Adell H, Wu M. Regularization neural network for construction cost estimation [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 1998, 124(1): 18~24
- [9] Yeh I-Cheng. Quantity estimation of building with logarithm-neural networks [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 1998, 124(5): 374~380
- [10] Chao L-C, Skibniewski M J. Estimating construction productivity: Neural-network-based approach [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 1994, 8(2): 234~251
- [11] Karshenas S, and Feng X. Application of neural networks in earthmoving equipment production estimating [A]. Proc, 8th Conf. Computing in Cil. Engrg, ASCE [C]. New York: 1992. 841~847
- [12] Portas J, AbouRizk S. Neural network model for estimating construction productivity [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 1997, 123(4): 399~410
- [13] Sonmez R, Rowings J. Construction labor productivity modeling with neural networks [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 1998, 124(6): 498~504
- [14] AbouRizk S M, Knowles P, Hermann U H. Estimating labor production for industrial construction activity [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2001, 127(6): 502~511
- [15] Lu M, AbouRizk S M, Hermann U H. Estimating labor productivity using probability inference neural network [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2000, 14(4): 241~248
- [16] Lu M, AbouRizk S M, Hermann U H. Sensitivity analysis of neural networks in spool fabrication productivity studies [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2001, 15(4): 299~308
- [17] Sinha S K, McKim R A. Artificial neural network for measuring organizational effectiveness [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2000, 14(1): 9~14
- [18] Al-Tabtabai H. A framework for developing an expert analysis and forecasting system for construction project [M]. Expert Systems With Application, 1998, 14: 259~273
- [19] Arditi D, Tokdemir O B. Comparison of cas-based reasoning and artificial neural networks [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 1999, 13(3): 162~169
- [20] Sawhney A, Mund A. Adaptive probabilistic neural network-based crane type selection system [J]. Journal of Construction Engineering and Management. 2002, 128(3): 265~273
- [21] Murtaza M B, Fisher D J. Neuromodex-neural network system for modular construction decision making [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 1994, 8(2): 221~233
- [22] Mosehi O, Hegazy T, Fazio P. DBID: Analogy-based DSS for Bidding in construction [J]. ASCE, Journal of Construction Engineering and Management. 1993, 119(3): 466~479

International Journal for Numerical and Analytical
Methods in Geomechanics, 1991, 15: 857~870

anisotropic soil [J]. Geotechnique, 1963, 13(2): 198
~210

[6] Barden L. Stresses and displacements in a cross -

Finite Layer Analysis of Three-Dimensional Biot Consolidation of Homogeneous Soils

Mei Guoxiong^{1, 2, 3}, Zai Jinmin¹, Zhao Weibing², Yin Jianhua³

(1. College of Civil Engineering, Nanjing University of Technology,
Nanjing 210009, China; 2. Geotechnical Engineering Department, Nanjing Hydraulic Research
Institute, Nanjing 210024, China; 3. Department of Civil and Structural Engineering,
The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong, China)

[Abstract] This paper presents a finite layer procedure for the consolidation analysis of layered soils using a cross isotropic elastic constitutive model. The program is first verified using two published results. Then using this program, the influences of cross isotropy on the consolidation behavior are analyzed. The results obtained using the cross isotropic elastic model are compared with results using isotropic elastic model. It is found that the cross isotropy has very large influences on the consolidation behavior. Curves of the average degree of consolidation are obtained and presented in the paper, which is useful for engineering practice.

[Key words] finite layer analysis; Biot's consolidation; three-dimension; cross-an isotropic

(cont. from p.33)

[23] Li H Shen, L Y Love, P. E. D. ANN-based mark-up
estimation system with self-explanatory capacities[J].

Journal of Construction Engineering and Management,
1999, 125(3): 185~189

Construction Engineering and Management, 1997,
123(4): 450~458

[25] Savin D, Alkass S, Fazio P. Calculating weight matrix
of neural network for resource leveling[J]. Journal of
Computing in Civil Engineering, 1998, 12(4): 241~
248

[24] Adeli H, Karim A. Scheduling/Cost optimization and
neural dynamics model for construction[J]. Journal of

Application of Artificial Neural Network to Engineering Project Management

Wang Yingluo, Yang Yaohong

(School of Management, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

[Abstract] Applications of ANN to engineering project management were summarized, including prediction and evaluation of risk, cost estimation, performance prediction, organization effectivity, engineering accident diagnoses, claim and litigation analysis, enter bidding decision, schedule/cost optimization and resource leveling. Problems existing in application were summarized and analyzed, some suggestions on how to develop application of ANN to engineering project management in China were submitted.

[Key words] engineering project management; ANN; prediction; optimization; DS