

文章编号: 1001-0920(2004)02-0143-04

产品设计时间智能预测方法的研究

许 多, 严洪森

(东南大学 自动化研究所, 江苏 南京 210096)

摘 要: 首先利用质量功能配置技术从设计要求中提取产品特征, 从而确定影响设计任务所需时间的因素集; 其次给出一种模糊神经网络模型来融合数据并实现时间的预测, 该模型通过模糊综合评判来精简结构; 最后通过注塑模具设计应用表明了该智能预测方法的有效性和可行性

关键词: 产品设计; 时间预测; 质量功能配置; 模糊神经网络

中图分类号: TP391; F272

文献标识码: A

Research on intelligent estimation method for product design time

XU Duo, YAN Hong-sen

(Research Institute of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China Correspondent: XU Duo, Email: zwang@seu.edu.cn)

Abstract: Via an interactive process called quality function deployment (QFD), the product characteristics are extracted from design demands. Then the time factor set of the design task is formed. A fuzzy neural network model is presented to fuse data and realize the estimation of design time. This model makes use of fuzzy comprehensive evaluation to simplify structure. The results of application in injection mold show that the intelligent estimation method is effective and feasible.

Key words: product design; time estimation; quality function deployment; fuzzy neural network

1 引 言

在并行工程研究领域, 产品开发项目往往被划分为多个分系统产品设计和过程设计任务。为了制定和优化产品开发计划, 一般需要预先假定设计任务所需时间已知或服从某一分布, 也就是说, 产品开发过程的规划和控制, 在很大程度上依赖于设计任务所需时间的预先确定。然而, 产品开发往往意味着全新产品或改型产品的设计, 设计任务所需时间无法在设计之前确定, 只能预先估计。随着市场竞争的加剧, 面对日益增加的产品复杂性和多样性, 企业迫切需要科学的系统化的设计时间预测方法。

设计时间的预测在本质上并非时间序列问题,

因此一般预测方法并不适用。目前只有少量的研究涉及到产品设计时间的预测, 所用方法主要是判断分析法和因素分析法。判断分析法是设计管理人员依靠经验分析预测新设计任务所需时间, 这种主观性很强的定性化方法在企业中广泛采用, 但其预测结果不够精确。因素分析法是通过分析历史数据中预测变量和相关变量之间的关系来预测未来状态, 通常使用回归分析理论, 如 Bashir 和 Thomson 给出的基于产品复杂性与需求迫切性的参数模型^[1]; Griffin 定量化分析了项目新颖性与复杂性对开发时间的影响^[2]。因素分析法虽然能同时考虑纵、横向数据, 但通常只能考虑极少的几种影响因素, 使得所

收稿日期: 2002-12-05; 修回日期: 2003-02-07.

作者简介: 许多(1974—), 男, 江苏武进人, 博士生, 从事并行工程、智能预测等研究; 严洪森(1957—), 男, 浙江江山人, 教授, 博士生导师, 从事并行工程、生产计划与调度等研究。

建模型对实际问题表达不够准确, 预测偏差较大。对于不易建立精确数学模型, 具有多种不确定性和非线性的系统, 应用神经网络和模糊逻辑技术等智能方法往往可以处理传统方法难以解决的问题。

本文提出一种设计任务所需时间的智能预测方法: 基于时间因素模式表, 利用质量功能配置(QFD)技术提取产品特征, 进而确定时间因素集, 给出一个精简的模糊神经网络(FNN)模型来映射时间因素与设计时间之间的非线性关系。

2 时间因素集确定

时间因素集是影响产品设计任务所需时间的各种因素变量的集合。时间因素集的确定主要包括两个步骤: 时间因素识别和产品特征提取。

2.1 时间因素识别

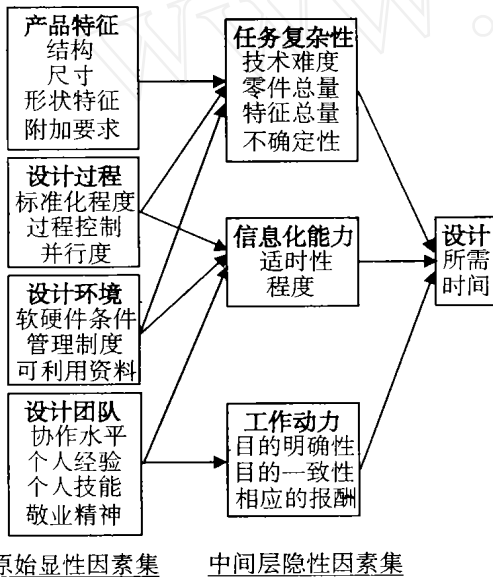


图1 设计任务所需时间影响因素的概念模型

时间因素识别是对各种时间因素进行辨识、分析和归类, 这是产品特征提取的前提和基础。识别的

目的是得到时间因素模式表, 它是针对特定产品设计时间因素集的具体定义。目前, 这方面的研究成果都是针对整个产品开发周期时间的, 不能直接适用于产品设计任务。在 Zirger 和 Hartley 的研究成果基础上^[3], 本文给出一个概念模型, 用来表示原始显性因素集、中间层隐性因素集与设计所需时间三者之间的传递与作用关系, 如图1所示。原始显性因素集包含4个因子集: 产品特征、设计过程、设计环境和设计团队。中间层隐性因素集将原始显性因素集的功能明晰化并直接作用于设计所需时间, 这一非线性映射过程可利用模糊神经网络方法来实现。

2.2 产品特征提取

产品设计任务所对应的产品特征是指包含相关技术和工艺要求的分系统产品特征。原始显性因素集中设计过程、环境和团队3类因素值可直接评估得到, 但产品特征必须在设计工作开始前通过转化顾客需求而获得。QFD正是具有这种转化功能的使能技术。它通过瀑布式分解过程, 将顾客需求的抽象功能逐步转化成具体的产品和零部件特征并配置到制造工序和生产计划中^[4]。QFD中实现分解过程的常用工具是质量屋(HOQ), 它是一种“what-how”图解式矩阵。本文使用3个质量屋来分解产品设计要求, 提取出的产品特征与设计过程、环境、团队3方面因素共同组成设计任务时间因素集, 如图2所示。

特征提取过程起始于产品规划矩阵的建立, 将表征产品设计总要求、工程特征以及两者间相关程度的数据输入, 通过重要性评估确定主要的工程特征。依据工程特征和分系统设计任务确定具体的分系统设计任务, 通过零部件配置矩阵和工艺规划矩阵最终获得产品特征。

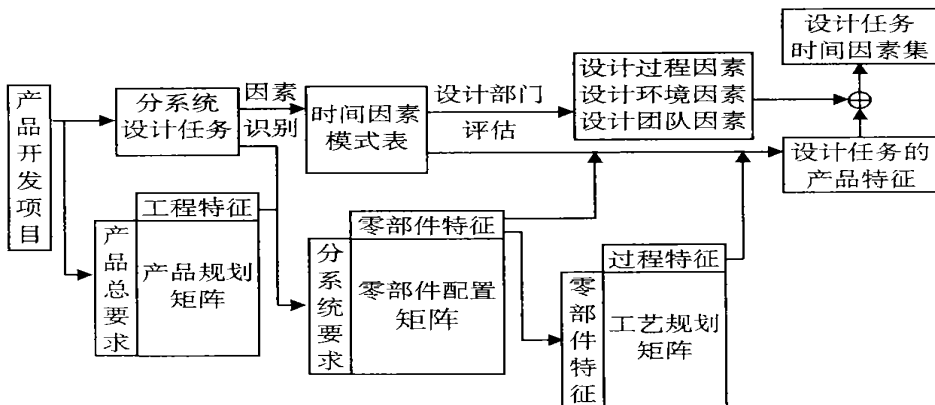


图2 基于QFD的时间因素集的确定过程

3 模糊神经网络模型

FNN 是模糊逻辑与神经网络的结合, 可有效发挥各自优势并弥补其不足^[5]. 时间因素集的因素数据既有精确数值型又有模糊语言型, 利用 FNN 进行一致的模糊化处理, 可实现两种类型数据的融合.

FNN 的结构与输入输出变量以及变量的模糊子集数有关. 设计时间预测系统具有较多的输入变量, 为保证预测精度, 各变量取的模糊子集数也较多, 这就使得模糊规则剧增, 网络结构庞大, 陷入“维数灾难”. 本文从因素子集的模糊综合评判入手, 提出一种适合于数据融合的 FNN 精简模型.

3.1 精简模型

设计时间因素集包括 4 个因素子集, 其中产品特征因素的种类随产品类型不同而变化, 设计过程、环境和团队 3 方面因素基本不变, 而且都是通过评估获得的模糊语言型变量. 如果将后 3 个因素子集的各因素变量进行适当的加权组合, 则可以获得整个因素子集的模糊综合评判, 具体方法如下:

假设因素子集有 q 个因素, 第 i 个因素的影响权重为 $W_i (i = 1, 2, \dots, q)$, 每个因素变量的论域都划分为 r 个模糊子集, 相应的隶属度值为 $\mu_{i,j} (j = 1, 2, \dots, r)$, 则对于整个因素子集, 可以将论域也划分为 r 个模糊子集, 第 k 项模糊子集的隶属度值

$$\bar{\mu}_k = \frac{\sum_{i=1}^q \mu_{i,k} W_i}{\sum_{i=1}^q W_i}, k = 1, 2, \dots, r \quad (1)$$

在对因素子集进行模糊综合评判的同时实现了输入变量的压缩和模糊化, 这将使 FNN 中的模糊规则减少, 从而使结构得以精简. FNN 精简模型如图 3 所示, 图 3(b) 是 (a) 图中虚线框的放大图, 即对因素子集实现模糊综合评判的图形表示. 整个网络分为 4 层, 采用 sum-product 模糊推理方法.

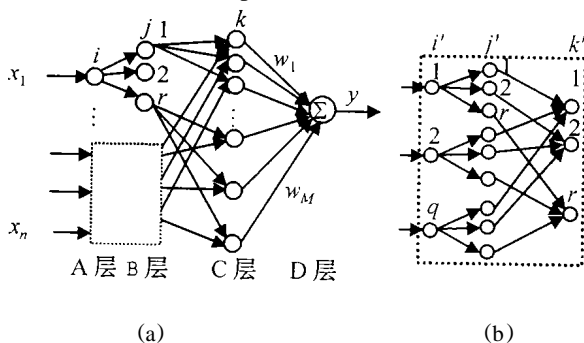


图 3 适于数据融合的 FNN 精简模型

1) A 层为输入层, 输入变量 $X (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 对应于 $n = n_1 + n_2 + n_3$ 个因素, 其中: n_1 和 n_2 分别为产品特征因素的数值型和语言型变量个数, n_3 为设计过程、环境和团队 3 方面变量数. 语言型变量数据

由评估获得, 各数值型变量的量纲不同, 需进行归一化处理.

2) B 层为模糊化层, 实现两种类型数据的融合和输入变量空间的压缩. 各变量论域的模糊子集取 5 个: $\{A_{i,j}\} = \{\text{很小, 较小, 中等, 较大, 很大}\}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, 5$. 语言型变量隶属函数的确定方法为: 对于模糊子集 $\{A_1, A_2, \dots, A_j, \dots, A_r\}$, 若 $x_i \in A_j$, 则 $\mu_{i,j} = 0.9, \mu_{i,j-1} = \mu_{i,j+1} = 0.75, \mu_{i,j-2} = \mu_{i,j+2} = 0.25$, 其余项取 0.1. 数值型变量的隶属函数采用高斯函数

$$\mu_{i,j}(x_i) = \exp[-(x_i - c_{i,j})^2 / (2\sigma_{i,j}^2)] \quad (2)$$

式中: $c_{i,j}$ 和 $\sigma_{i,j}$ 分别为高斯函数的中心和宽度参数, $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, 5$. 为了更好地表述模糊概念, 将数值型变量 {很小} 和 {很大} 两个模糊子集的隶属函数分别改为戒上型和戒下型.

设计过程、环境和团队 3 方面因素变量在模糊化的同时进行模糊综合评判, 变量数由 n_3 压缩为 3. 整个网络的变量个数由 n 降为 $N, N = n_1 + n_2 + 3$, B 层输出节点数为 $5N$.

3) C 层为模糊推理层, 与前层节点的连接权重均为 1. 该层节点个数 $M = 5^{n_1 + n_2 + 3}$, 每个节点对应一条模糊规则

$$R^k: \text{If } x_1 \text{ is } A_{1,j_1} \text{ and } \dots \text{ } x_N \text{ is } A_{N,j_N}, \text{ Then } y \text{ is } Y^k \quad (3)$$

再用乘积推理计算出每条规则的适合度

$$N_k(x) = \mu_{1,j_1} \mu_{2,j_2} \dots \mu_{N,j_N}, k = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

4) D 层为输出层, w_k 既是该层与模糊推理层之间的连接权重, 同时也相当于规则 R^k 的结论 Y^k . 采用加权平均反模糊化方法获得网络输出

$$y = \frac{\sum_{k=1}^M N_k(x) w_k}{\sum_{k=1}^M N_k(x)} \quad (5)$$

3.2 学习算法

高斯函数中心 $c_{i,j}$ 的确定采用模糊 C-均值聚类算法 (FCM)^[6]. FCM 是模式识别中广泛采用的一种迭代优化算法, 可描述为如下最小化目标函数:

$$\min J = \sum_{p=1}^Q \sum_{j=1}^C (\mu_{j,p})^m |x_{i,p} - c_{i,j}|^2 \quad (6)$$

式中: Q 为数值型变量 x_i 的样本数; C 为聚类数, 即中心 $c_{i,j}$ 的个数, 这里 $C = 5$; $\mu_{j,p}$ 为第 p 个样本数据 $x_{i,p}$ 对第 j 个聚类中心 $c_{i,j}$ 的隶属度; m 为加权指数 (一般取 $1.5 < m < 2.5$). 具体算法如下:

Step 1: 确定加权指数 m , 随机取 5 个样本数据值作为初始中心;

Step 2: 计算隶属度 $\mu_{j,p}$ 和聚类中心 $c_{i,j}$ 如下:

表1 注塑模具的时间因素模式表

因素集	模具特征				设计过程				设计环境				设计团队			
	结构复杂性	造型难度	壁厚变化	型腔数	长径比尺寸	形状特征数	标准化程度	过程控制	并行度	软硬件条件	管理制度	可利用资料	协作水平	个人经验	个人技能	敬业精神
类型	语言型	语言型	语言型	语言型	数值型	数值型	语言型	语言型	语言型	语言型	语言型	语言型	语言型	语言型	语言型	语言型
权重	0.9	0.75	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.75	0.75	0.5	0.75	0.75	0.5	0.9	0.75	0.75

$$\mu_{j,p} = \left[\prod_{l=1}^c \frac{x_{i,p} - c_{i,l}}{x_{i,p} - c_{i,l}} \right]^{-1}, \quad (7)$$

$$c_{i,j} = \frac{\prod_{p=1}^Q (\mu_{j,p})^m x_{i,p}}{\prod_{p=1}^Q (\mu_{j,p})^m}; \quad (8)$$

Step3: 返回Step2重新计算 $\mu_{j,p}$ 和 $c_{i,j}$,直到目标函数的变化 ΔJ 小于允许误差

聚类算法确定高斯函数中心 $c_{i,j}$ 的同时还得到每个数据对于各中心的隶属度 $\mu_{j,p}$,由此可求得高斯函数的宽度参数

$$\sigma_{i,j} = \frac{\prod_{p=1}^Q \mu_{j,p} x_{i,p} - c_{i,j}}{\prod_{p=1}^Q \mu_{j,p}} \quad (9)$$

高斯函数参数确定后,通过调整输出层权重 w 可使网络逼近所对应的映射关系.权重 w 的学习采用附加动量项的有导师梯度下降算法^[7].

4 应用实例

以注塑模具的设计为例验证智能预测方法.在家电、玩具等产品的开发过程中,模具设计时间的预测对于整个开发项目的计划、部署和优化具有重要意义.另一方面,模具开发过程本身还包含多个环节:塑件设计、模具设计、工程分析、制造过程设计、制造装配、试模修模和塑件生产等,其中模具设计最为关键,预先估计其所需时间,可为下游活动的并行和优化奠定基础.

通过对若干个相关企业调查和综合分析后获得主要的设计时间因素,其中具有较大影响权重的因素用于构建如表1所示的时间因素模式表.表中:结构复杂性是对抽芯和顶出机构的设计难度进行估计,主要考察塑件的侧孔侧凹、沟槽、螺纹以及脱模斜度等影响因素;造型难度是针对曲线、曲面、过渡等复杂特征进行评估;长径比尺寸是主型腔的长径比;型腔数是模具的型腔数目,由于论域元素少,这里采用模糊语言将单型腔、两腔、三腔、四到六腔、七到十腔和十一腔以上分别表示为“很小”、“较小”、“中等”、“较大”和“很大”.

同一企业内设计过程、环境和团队3方面因素一

般很少变化,因此这里仅考虑模具特征因素.样本数据的收集整理是个难点,在准备数据时考虑以下原则:数据分布尽可能均匀;样本间要体现一定的异同点;采用常规设计方法;不考虑材料、批量、交货期、辅助装置等设计约束.从有关资料和企业实际设计的模具中挑选出55套进行研究,特征提取后形成55组数据(限于篇幅,详细过程不再列出),其中46组作为训练样本,其余9组作为测试数据.

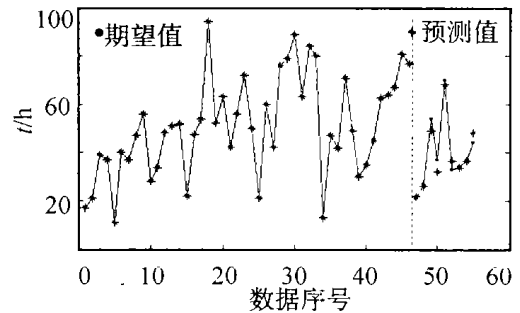


图4 训练后FNN的输出

在Matlab6.1环境下编写FNN的仿真程序,定义训练的目标误差为 1×10^{-4} ,初始学习率取0.2.统计不同初始权重下程序运行10次的结果,得到平均迭代次数为246,平均训练时间为48.219s,9组测试数据的平均误差为5.68%,单个数据出现的最大误差为18.98%.图4为第3次训练后的结果.

5 结语

对产品设计任务所需时间进行智能预测是一种全新的尝试,它为产品开发活动的规划和控制提供了决策依据.在智能预测方法中,时间因素集的确定和FNN模型的构建是两个关键部分.本文引入QFD技术提取产品特征,从而获得相应产品的时间因素集,利用FNN融合数值型和语言型两种数据实现时间预测,同时凭借因子集的模糊综合评判对FNN模型进行了精简.注塑模具设计实例的仿真结果表明智能预测方法是有效的.

(下转第152页)

约束以及其他性能指标约束的多目标滤波器设计中,从而得出具有较小保守性的滤波器设计方法是有待于进一步研究的课题

参考文献(References):

- [1] De Souza C E, Shaked U, Fu M. Robust H_∞ filter for continuous time varying uncertain systems with deterministic input signals[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1995, 43(3): 709-719
- [2] Fu M, De Souza C E, Xie L. H_∞ estimation for uncertain systems[J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 1992, 2(1): 87-105
- [3] Jin S H, Park J B. Robust H_∞ filter for polytopic uncertain systems via convex optimization [J]. *IEE Proc—Control Theory and Applications*, 2001, 148(1): 55-59
- [4] Palhares R M, Peres P L D. Robust H_∞ filtering design with pole placement constraint via linear matrix inequalities [J]. *J of Optimization Theory and Applications*, 1999, 102(2): 239-261
- [5] Li H, Fu M. A linear matrix inequality approach to robust H_∞ filtering[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1997, 45(9): 2338-2350
- [6] Geromel J C. Optimal linear filtering under parameter uncertainty [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1999, 47(1): 168-175
- [7] Gao H, Wang C. Robust L_2/L_∞ filtering for uncertain systems with multiple time-varying state delays [J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems—I: Fundamental Theory and Applications*, 2003, 50(4): 594-599
- [8] 高会军,王常虹. 不确定离散系统的鲁棒 l_2-l_∞ 及 H_∞ 滤波新方法[J]. *中国科学*, 2003, 33(8): 695-706 (Gao H J, Wang C H. New approaches to robust l_2-l_∞ and H_∞ filtering for uncertain discrete-time systems [J]. *Science in China (Series E)*, 2003, 33(8): 695-706)
- [9] De Oliveira M C, Bernussou J, Geromel J C. A new discrete-time robust stability condition [J]. *Systems and Control Letters*, 1999, 37(2): 261-265
- [10] Apkarian P, Tuan H D, Bernussou J. Continuous-time analysis, eigenstructure assignment, and synthesis with enhanced linear matrix inequalities (LMI) characterizations [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2001, 46(12): 1941-1946
- [11] Shaked U. Improved LMI representations for the analysis and the design of continuous-time systems with polytopic type uncertainty [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2001, 46(4): 652-656
- [12] Xie L. Output feedback H_∞ control of systems with parameter uncertainty [J]. *Int J of Control*, 1996, 63(4): 741-750
- [13] Scherer C, Gahinet P, Chilali M. Multiobjective output-feedback control via LMI optimization [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1997, 42(7): 896-911

(上接第146页)

参考文献(References):

- [1] Bashir H A, Thomson V. Models for estimating design effort and time [J]. *Design Studies*, 2001, 22(2): 141-155
- [2] Griffin A. Modeling and measuring product development cycle time across industries [J]. *J of Engineering and Technology Management*, 1997, 14(1): 1-24
- [3] Zirger B J, Hartley J L. The effect of acceleration techniques on product development time [J]. *IEEE Trans on Engineering Management*, 1996, 43(2): 143-151
- [4] Prasad B. Review of QFD and related deployment techniques [J]. *J of Manufacturing System*, 1998, 17(3): 221-234
- [5] Gupta M M, Rao D H. On the principles of fuzzy neural networks [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, 61(1): 1-18
- [6] Bezdek J C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms* [M]. New York: Plenum Press, 1981
- [7] 丛爽. 面向MATLAB工具箱的神经网络理论与应用 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1998. 45-71