

# 基于 GA-ANN 算法的材料智能选择方法研究

周长春, 殷国富, 胡晓兵, 刘 丽

ZHOU Chang-chun, YIN Guo-fu, HU Xiao-bing, LIU Li

四川大学 制造科学与工程学院, 成都 610065

College of Manufacturing Science and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

E-mail: shuaner@yeah.net

**ZHOU Chang-chun, YIN Guo-fu, HU Xiao-bing, et al. Study of arithmetic of intelligent material-choice system based on GA-ANN. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(33): 102-104.**

**Abstract:** How to select materials with reason and meet the requirements is an important process in product's design, and it is important for improving the quality and the market competition of products. To meet the requirements of multi-restriction and multi-objective optimization in the material choice progress, an integrated intelligent system based on Artificial Neural Network (ANN) and Genetic Algorithms (GAs) was proposed. ANN was used for system modeling, which searched fitness function for GAs. And GAs was applied in multi-objective optimization. Based on all above, a computer aided intelligent material-choice system was presented. It was validated through the test, and it provide a reasonable guidance for users in materials selection.

**Key words:** intelligent material-choice system; multi-objective optimization; Artificial Neural Network; Genetic Algorithms

**摘 要:** 产品设计过程中如何合理地选择出满足要求的工程材料对提高产品质量和市场竞争能力具有十分重要的作用。针对选材过程中的多条件约束、多目标优化的需要, 提出一种基于神经网络与遗传算法集成的智能选材算法。该算法利用神经网络进行系统建模, 为遗传算法找到适应度函数, 进而利用遗传算法进行多目标优化而得到材料选择方案。在此基础上开发出计算机辅助智能选材软件系统, 应用验证表明该系统对于帮助用户合理选择材料方案有一定的指导意义。

**关键词:** 智能选材系统; 多目标优化; 神经网络; 遗传算法

**文章编号:** 1002-8331(2007)33-0102-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

在产品开发设计的过程中, 设计人员必须考虑产品所用到的材料, 产品的材料选择方案不但影响最终产品的结构和功能设计, 还制约着产品的开发以及成型工艺参数的确定, 所以, 材料选择是产品开发设计过程中的一个重要环节。对于设计者来说, 一定的条件下可选用的材料很多, 且影响选材决策的因数也很多, 因此, 如何在众多的材料里获得最佳的选材方案这就是一个设计过程中多目标优化决策的问题。在这种情况下, 建立一个有效的系统模型和探索一些新的算法, 以解决选材过程中的多目标优化决策问题, 就具有重要的意义。

过去, 大多数的多目标优化方案是建立在数学模型的基础上, 这不仅建模十分困难, 而且由于模型往往建立在各种简化和假设条件下, 与实际系统相差很大, 因而势必会影响优化效果。许多学者已经尝试用神经网络(Artificial Neural Network, ANN)技术来解决多目标优化问题, 他们大多使用 ANN 建立单独的模型, 而不是一个混合系统。因此, 神经网络技术的黑箱性等缺点依然存在。近年来, 也有学者使用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)进行优化, 其中最大的难题就是需要一个适应度函数来评估优化结果, 一般使用数学模型或是概率

分布函数来定义适应度函数(Fitness Function)并用它来评价产生的结论, 然而想在一个复杂的系统中迅速找到一个适合的适应度函数也是一个相当困难的问题。

对此, 许多学者研究应用混合结构的系统来解决上述问题, 这些系统被称为集成智能系统或融合智能系统。当前较常见的融合与集成技术有: 将模糊逻辑与神经网络融合, 即系统由模糊逻辑支撑, 模糊逻辑规则由神经网络实现, 或系统采用神经网络结构, 学习过程采用模糊逻辑推理; GA 与 ANN 融合, 用遗传算法优化神经网络; GA 与模糊逻辑融合, 用遗传算法优化模糊逻辑的规则成员函数, 或利用模糊逻辑改进遗传算法的性能。为此, 采用集成计算智能方法建立复杂选材过程的模型, 并对多目标优化问题进行全新处理, 以期达到简易、精确和高效的目的, 从而使其能够便捷地辅助开发设计人员在多目标约束条件下进行合理的选材。

## 1 选材系统的研究方案

在智能选材模块中, 系统要实现在选材过程中的多目标优化决策问题, 选用集成计算智能技术, 将 GA 与 ANN 算法融

**基金项目:** 国家高技术研究发展计划(863)/CIMS 专题项目资助(the National High-Tech R&D Program for CIMS, China No.2006AA04Z108)。

**作者简介:** 周长春(1979-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为: 先进制造技术, 人工智能以及 CIMS 等; 殷国富, 男, 教授, 博导, 主要研究方向为: CIMS 及先进制造技术; 胡晓兵, 男, 教授, 硕导, 主要研究方向为: CIMS 及先进制造技术; 刘丽, 女, 博士研究生, 主要研究方向为: 先进制造技术。

合,对选材过程中多目标优化,研究方案如图 1 所示。

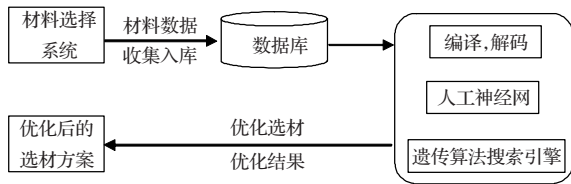


图 1 基于集成智能的计算机辅助选材系统

(1)材料数据收集入库:材料数据库中存储的是有关材料的数据值,如各种材料的工艺特性,固有特性以及表面处理等技术资料,它同时也包含新材料的收集数据资料,对这些数据进行适当的处理和转换后,分类存放在数据库中。

(2)人工神经网络:在选材过程中,输入参数和目标量之间往往找不出连续的函数关系,以前的优化模型大都建立在近似的函数关系上。ANN 具有优越的建模特征,可以用较少的可用数据,建立一个完整的性能优良的模型。因此用 ANN 来解决系统的建模难题,通过 ANN 的模型建立,系统的输出量是能代表选择材料的性能参数,由此实现从多参数输入到选材过程决策输出的模型建立。

(3)集成式优化模块:传统的优化方法通常只能解决满足连续条件并能观察出的单目标函数的优化问题。一个集成的混合智能系统能利用不同算法的优点,并相互克服其缺点,从而提高计算效率。本文采用 GA 与 ANN 相结合的方法,建立输入量与目标量之间的模型,用此模型作为适应度函数并加以优化处理,无需为 GA 建立新的适应度函数,从而大大提高了运算效率,使选材系统得到了有效的发挥。

## 2 多目标参数优化结构建模

### 2.1 数学模型

系统将 GA 与 ANN 进行了集成,具体方法是对采用误差反向传播算法(Error Back Propagation, BP)的多层向前神经网络模型进行编码,然后用 GA 实现神经网络的学习过程,动态调整神经元的连接权值和阈值,并随机生成初始群体,进行交叉和变异操作,直至神经网络训练完成。初始群体随机选取能达到所有状态的遍历,使得最优解在进化过程中得以生存。在本文中,GA 主要用来对神经网络训练的结果进行优化,并用产生的优化结果进行分析评价。

多目标问题可描述为如下模型:

$$T_{\min} f(x)=[f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]^T$$

s.t.  $x \in X, X \subseteq R^m$

式中,  $T_{\min}$  表示向量极小化,即向量目标  $f(x)=[f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]^T$  中的各个子目标函数都尽可能最小。在实际情况中,各目标和参数往往是相互关联又相互冲突,目标值与输入值之间的函数关系一般很难用函数关系精确表达。而且多个目标值之间又常常相互冲突,一个子目标的改善可能又会引起另一个子目标性能的降低,即要同时使多各子目标都一起达到最优值是不可能的,在它们之间只能进行折中和协调处理,使各个子目

标都尽量的达到最优,从而使得系统的优化结果最佳。

### 2.2 模型求解过程分析

图 2 是系统中采用的网络结构示意图。网络由 3 层组成,输入层节点体现设计者对设计材料输入项目的要求与否上。用“1”表示选取此项功能要求,“0”表示不选取。由此,样本输入信息部分的格式为:  $\{(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \mid x_n \in [0, 1]\}$ 。隐含层的数目未知,是可以选择的值。输入和输出向量分别表示为:  $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T, Y=[y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ 。

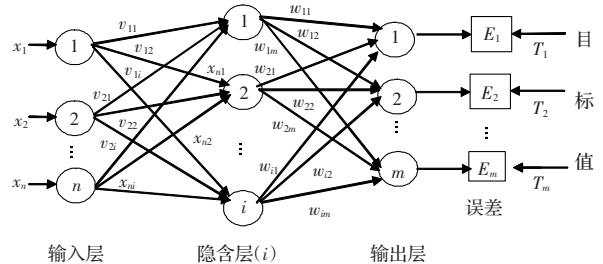


图 2 由遗传算法训练的神经网络结构模型

网络的训练步骤如下:

#### (1)初始化

由设计者根据选材要求对网络输入项目的要求与否则上设定初值,随机设定各节点连接权值和阈值,然后产生初始种群  $Q=[q_1, q_2, \dots, q_n]$ ,种群大小为  $n$ ,每一个  $q_i$  是由一组权值向量和阈值向量组成,即  $q_i=[V_i, W_i, S_i, C_i]$ 。

#### (2)确定编码方案

定义一个表示神经网络模型的编码方案,一般用二进制代码来编码。编译出染色体,随后产生  $n$  个个体,构成初始种群。

#### (3)计算适应度

根据随机产生的权值向量和阈值向量,通过网络结构计算出神经网络的实际输出值,  $Y=VX-S_i, Z=WY-C_i$ , 实际输出值  $Z$  与目标值  $T$  差值的平方和  $E_{se} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^3 (T-Z)^2$ , 称为网络的全局误差,作为 GA 的适应度,并用来确定个体的优劣。

#### (4)优化计算

设计 GA 的选择方案,设置 GA 的各项参数,其计算过程如图 3 所示,最后得出规定的满意个体,设为  $q_m$ 。

#### (5)优化网络结构

在此模型中,隐含层数是一个不确定的值,且在训练过程中它对训练过程和训练结果有很大的影响,为此需要对隐含层数进行优化。首先设定好一定的评价标准,如以全局误差达到某个规定值所用的时间作为评价标准,然后对不同层数的网络运算时间作比较,选择时间最短者作为最优网络。

#### (6)解码

把  $q_m$  解码,得到一个训练好的神经网络模型的参数组合  $Q_m$ ,用  $Q_m$  构成 ANN,即为训练好的网络结构。

如前所述,当用 GA 进行优化时,最大的难题就是需要一个适应度函数来评价优化的结果。大多数学者使用数学模型或

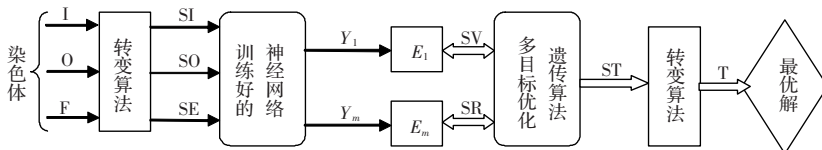


图 3 基于 ANN 的遗传算法多目标优化结构示意图

是概率分布函数来定义适应度函数,并用它来评价产生的结论。而本系统则直接利用神经网络模块作为适应度函数进行处理,无需为 GA 建立一个新的适应度函数,这种方法对于解决上述困难和提高运算效率非常有效。

### 3 选材系统的应用与验证

注塑成型,又称为注射成型,是热塑性塑料制品生产的一种主要方法。通过注塑成型所获得的塑料产品称为注塑制品或注塑件。注塑模具是生产注塑制品的母体。模具性能的好坏,直接影响着注塑制品的质量和性能。目前,几乎所有的注塑模具都是以钢为材料制造的。注塑制品的尺寸精度和表面粗糙度、模具的使用寿命、模具所能承受的成型压力、模具的加工容易程度等,都与制造模具所选用的钢材有关。为了给注塑模具设计人员提供一种简单、实用的计算机辅助选材工具,运用这种基于 GA-ANN 算法的选材系统对注塑制品的各项性能指标通过系统统一运算处理,综合考虑各个影响因素,对多目标进行优化决策,以期在模具材料集合中寻找最适合的材料方案。

#### 3.1 选材系统的设计方案

系统主要有三大模块。图 4 为智能选材系统的设计方案示意图。

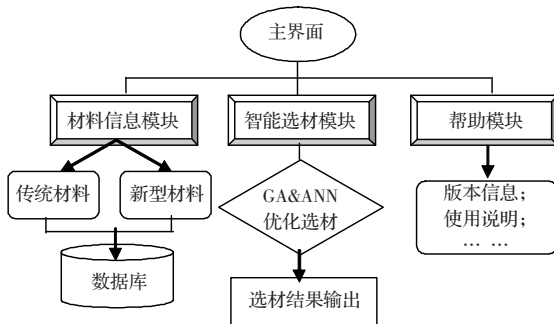


图 4 智能选材系统设计方案示意图

##### (1) 材料信息模块

提供设计师所必需的材料信息。除了传统设计材料外,鉴于新型材料的不断发展,设计了新型材料库,以便设计师随时了解材料动态,用更合理的材料设计更好的产品。为了便于搜索和管理,该模块设计有查询、浏览、删除、添加等基本功能以及安全维护权限。查询成功后,结果在界面中左边的文本框内会给出此材料的特点、用途等资料,在右边会给出化学成分、力学性能、物理性能、热处理等其它相关性能。

##### (2) 智能选材模块

模块是整个系统的核心所在,它以 GA-ANN 算法为基础。用户首先提出材料性能指标,然后通过对话框输入产品所需的主要功能参数及相应的输入项目,用户参数输入后,系统即进行初始化,随即进行编码及计算适应度,最后通过优化好的网络结构进行多目标优化计算,解码后再输出结果,若不满意可返回重新输入设计要求重复上述过程,终寻找到满意解,并将选择结果提供给用户。

此外,影响材料选择的因素很多,这些因素有时会相互制约,使得最终所选材料不可能达到全优,因此,该系统需要用户选定若干重要的影响因素,并以此为目标进行优化。

##### (3) 帮助模块

该模块里面含有整个系统的版本信息,以及操作使用说明和介绍,为新老用户提供详细的帮助信息。

### 3.2 系统的应用

选材系统的输入信息体现在设计者对材料输入项目的要求与否上,用“1”表示规定,用“0”表示不规定。因而,系统的输入元素用元素取值为“1”与“0”的  $n$  维向量来表达。在系统的输出层,采用在[0,1]区间中的数值来表示系统的最终输出信息。它代表了材料的选定度,某种材料所对应的输出数值越大,就表示选择该种材料的倾向程度越大。在确定了截取值之后,设计者可以获得若干种备选材料。

分析注塑成型制品模具要求可知,有五种要求是常见的:尺寸要求;寿命要求;表面要求;抗腐蚀能力要求以及变形要求,将这五种功能要求进一步刻画,便形成了 12 个项目的要求,它们构成塑料选材系统的输入项目,见表 1。由此,塑料选材系统的输入层有 12 个节点。选材系统的输出是每一种待选材料在同一要求下的选定程度,可见选材系统输出节点数目取决于待选材料的总数。

表 1 选材系统输入项目

材料要求	输入项目	代号
尺寸要求	大型模具	x1
	中型模具	x2
	小型模具	x3
寿命要求	长寿命	x4
	较长寿命	x5
	一般寿命	x6
表面要求	无特殊要求	x7
	镜面或花纹面	x8
抗腐蚀能力要求	抗腐蚀性能强	x9
	抗腐蚀性能一般	x10
变形要求	变形要求微小	x11
	变形要求一般	x12

某塑料制品厂生产一种日用品注塑成型件,其具体的要求描述为:“小型模具,制品生产批量较大,制品表面无特殊要求,注塑材料无腐蚀性,模具变形要求为微小”。由此转化系统选材的输入信息为:(0,0,1,0,1,0,0,1,0,1,1,0)。通过该系统测试运算,其实际输出如表 2 所示,程序运行界面如图 5 所示。通过系统运算结果可以发现,最高选定度和最低选定度的两种材料分别是  $y_1, y_2$  和  $y_{13}, y_{12}$ 。而在实际生产中所选用的材料是 20CrMnTi,这与根据实际生产所作的判断是相符合的,由此说明系统对于材料选择的两种边界情形:“选用”和“不选用”具有足够的分辨力,并在多个设计目标要求下,系统能够很好的协调和折中各个目标之间的相互影响关系,从而实现优化选材的目的。

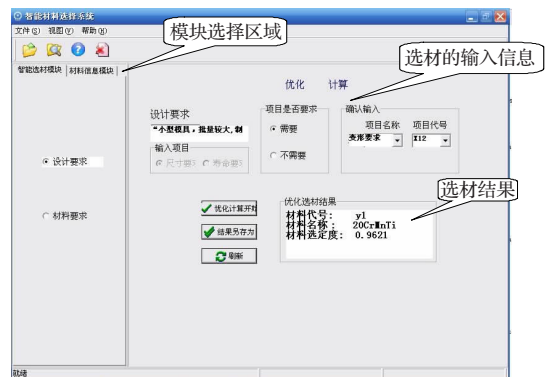


图 5 某材料运算界面

(下转 107 页)