

# 机床结构 CAD/CAE 集成分析与逐步回归建模方法\*

魏巍<sup>1</sup> 张连洪<sup>1</sup> 徐彦伟<sup>1</sup> 刘德全<sup>2</sup>

(1. 天津大学机械工程学院, 天津 300072; 2. 天津第一机床总厂, 天津 300180)

**【摘要】** 基于 SolidWorks 软件和 ABAQUS 有限元分析软件平台,提出了一种机床结构 CAD/CAE 集成分析方法,综合应用 CAD 参数化建模功能和 CAE 分析功能,实现了 CAD/CAE 集成和自动计算;以提高机床结构性能建模效率为目的,提出了一种基于拉丁超立方抽样试验设计和 CAD/CAE 集成分析的逐步回归建模方法,该方法通过监测建模过程中回归模型的精度,在保证建模精度的前提下,减少试验样本数量。以弧齿锥齿轮铣齿机为例,实现了该机床结构的 CAD/CAE 集成分析和机床结构优化逐步回归建模,验证了提出的分析及建模方法的可行性。

**关键词:** 机床 结构优化 CAD/CAE 集成 拉丁超立方抽样 逐步回归 弧齿锥齿轮铣齿机

**中图分类号:** TG502.31; TP391.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)06-0187-06

## CAD/CAE Integration and Stepwise Regression Model of Machine Tool Mechanism

Wei Wei<sup>1</sup> Zhang Lianhong<sup>1</sup> Xu Yanwei<sup>1</sup> Liu Dequan<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

2. Tianjin No. 1 Machine Tool Works, Tianjin 300180, China)

### Abstract

A CAD/CAE integration analytical method of machine tool mechanism was proposed based on the 3-D design software SolidWorks and the finite element analysis software ABAQUS, the CAD/CAE integration and automatic computation were realized by integrating the parametric modeling function of CAD and the finite element analysis function of CAE. Stepwise regression modeling based on Latin hypercube sampling and CAD/CAE integration was also proposed to improve the modeling efficiency of machine tool structural performance, it could reduce the samples and ensure the modeling accuracy by monitoring the stepwise regression model. The CAD/CAE integration analysis and stepwise regression model were carried out on spiral bevel gear milling machine, and proved to be feasible.

**Key words** Machine, Optimum structure, CAD/CAE integration, Latin hypercube sampling, Stepwise regression, Spiral bevel gear milling machine

### 引言

随着 CAD/CAE 技术的发展和计算机运算速度的提升,基于数值计算的机床结构优化技术获得了广泛应用。目前,机床三维结构优化的一个重要内容是在机床基本构型确定后,通过改变尺寸参数优

化机床的性能。从而构成了以机床结构参数为设计变量,以机床的某些性能为目标函数的优化问题。

解决此类优化问题方法之一是直接法:首先在 CAE 软件中实现分析过程参数化,并对 CAE 软件接口进行开发,然后运用优化算法逐次调用 CAE 软件进行迭代寻优<sup>[1]</sup>。直接法计算量大、效率较低,适

合设计变量较少的优化问题。另一种方法是近似模型法<sup>[2]</sup>。近似优化模型可运用启发式算法(如遗传算法、模拟退火算法)进行求解。与直接法相比,近似模型法优化求解计算量小、效率高,适用于多设计变量优化。近似模型法的关键是基于 CAE 仿真的优化模型近似建模。

分析模型的参数化建模常用 CAE 软件提供的建模语言,采用人工编程的方式,实现 CAE 几何模型参数化建模<sup>[3]</sup>,结构的全部几何特征都需要人工编程实现,效率低,难以胜任复杂结构建模。

优化模型近似建模常用神经网络法和响应面法。对于响应面法,如何在保证近似精度的条件下,尽量减少样本点的数量是提高建模效率的关键。采用逐步回归的方法可以去掉响应面方程中对输出影响不显著的项,减少样本点的数量<sup>[4]</sup>。由于回归方程的确切形式事先无从了解,所设定回归样本数量往往具有盲目性。样本数量过少,会使得对输出响应有显著影响的项被排除在回归方程之外,会降低近似模型的精度;样本数量过多,则会造成计算资源的浪费,甚至导致过拟合。

本文针对上述问题,在 SolidWorks 软件和 ABAQUS 有限元软件环境下,对机床结构 CAD/CAE 集成建模、有限元分析及逐步回归模型进行研究。以一台弧齿锥齿轮铣齿机为例,建立机床整机刚度和主要支撑部件结构刚度的逐步回归模型。

## 1 机床结构 CAD/CAE 集成分析

建立机床结构优化的逐步回归模型需要一定数量的样本点,因此需要多次 CAE 计算。当样本点数量较多时,无法靠手动实现这一过程<sup>[5]</sup>。本文综合应用 CAD 参数化建模功能和 CAE 分析功能,实现 CAD/CAE 集成和自动计算,具体的方法为:

(1) 在 SolidWorks 中创建参数化的机床零部件,利用 Visual Basic (VB) 调用 SolidWorks 提供的特征操作函数实现几何尺寸的修改并导出为 STEP 标准数据文件。

(2) 由 VB 将几何尺寸信息传递给 Python 命令流文件(Python 为 ABAQUS 的二次开发语言),命令流文件中包含了 STEP 文件的读取、零件的装配、网格划分、施加载荷、提交分析、提取分析结果等一系列操作,命令流文件会依据 VB 传递来的几何尺寸信息完成上述操作。命令流由 VB 启动并以批处理方式运行。

(3) 当 VB 监测到命令流批处理进程完成后,根据预定的输出变量名称进行字符匹配,读取输出文件中的机床性能分析结果。

实现上述过程的关键是 CAD 几何模型到 CAE 分析模型的自动转换,即零件导入 CAE 环境后装配、加载、网格划分等操作的自动实现。下面以一个例子说明这个问题。图 1 是一个变高度的长方体,其顶点 E 与坐标原点重合。沿  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向分别为

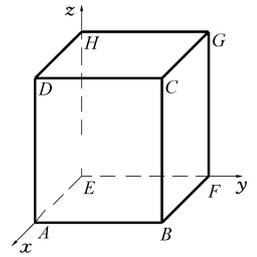


图 1 变高度的长方体  
Fig. 1 Cuboid in variational height

长方体的长、宽、高,尺寸分别为  $a$ 、 $b$ 、 $c$ ,其中  $c$  为高度变量的当前值,其上下限分别为  $c_1$  和  $c_2$ 。

在 SolidWorks 中建立长方体模型后,VB 利用 SolidWorks 提供的 API 创建 SolidWorks 应用程序对象及零件子对象,通过零件子对象的特征操作函数实现尺寸的修改及 STEP 文件的导出。然后启动 Python 命令流,命令流将 STEP 文件读入,长方体在 ABAQUS 中的坐标与在 SolidWorks 中的重合。命令流中的装配、加载等操作都需要相应几何元素(面、线、点)的编号,这些编号可由查询函数通过坐标选取。查询函数可根据某一几何元素内任意一点的坐标查找到这个几何元素的编号,例如要获得长方体的前表面(ABCD)编号可通过在长方体的表面对象集合中查找坐标点( $a, m, n$ ),其中  $0 < m < b$ 、 $0 < n < c$ 。由于长方体的高度为变量,当命令流无法获得其当前值时,长方体上表面(DCGH)及其所包含的线、点都无法用查询函数找到。由此可知,只要 Python 命令流能够获得零件所有尺寸当前值,零件的全部几何元素编号都可通过查询函数获取。因此必须在导出 STEP 文件之后,启动 Python 命令流之前,将设计变量(几何尺寸当前值)传递给命令流文件。Python 命令流的流程如图 2 所示。

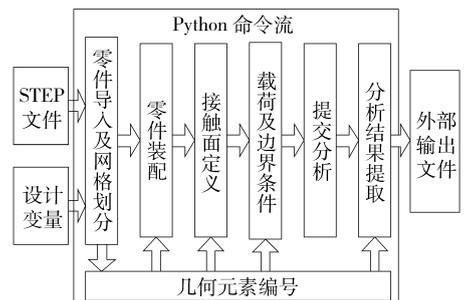


图 2 Python 命令流的流程图

Fig. 2 Flow chart of Python command

为了便于多次分析计算,上述过程被封装为一个函数,其输入为几何尺寸(设计变量)名称、尺寸当前值、相关文件路径和输出变量名称等信息,输出为机床性能分析结果。

## 2 机床结构逐步回归建模

机床结构逐步回归建模方法为:依据拉丁超立方抽样试验设计,逐次进行机床结构分析并在每次分析结束后重构回归模型,设定一定数量的检测样本点对重构的回归模型精度进行预测,当预测精度稳定地达到预定精度时则停止计算并输出回归模型。

### 2.1 拉丁超立方抽样

建立逐步回归模型所需样本点一般由试验设计获得,常用的试验设计方法有正交设计、均匀设计等,通过试验的因素和水平可确定试验设计表,上述两种试验设计方法的特点是在试验全部完成后才能保证样本的均匀分布。由于需要在逐步回归模型达到预定精度后即停止试验,本文采用拉丁超立方抽样(Latin hypercube sampling,简称 LHS)<sup>[6]</sup>。LHS 是一种随机多维分层抽样方法,它的特性之一是在总数为  $n$  的抽样中任意抽取  $m$  个试验样本点,这  $m$  个试验样本点在设计空间内仍近似服从均匀分布,因此采用 LHS 使得不论在何时停止试验,都可以保证已经获得的样本点均匀分布,从而保证回归模型在整个设计空间的近似精度。LHS 的另一个特性是对于任意数量的抽样,都可通过固定算法方便获得,不需要查询表格,因此适合计算机程序化计算。

### 2.2 逐步回归分析

回归分析所建立多项式近似模型称为响应面模型。二阶响应面模型为二次多项式,其表达式为

$$\hat{y} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i + \sum_{i=1}^N \alpha_{ii} x_i^2 + \sum_{ij(i < j)}^N \alpha_{ij} x_i x_j \quad (1)$$

式中  $\hat{y}$ ——近似模型预测的响应

$x$ ——设计变量

$\alpha_0, \alpha_i, \alpha_{ii}, \alpha_{ij}$ ——待定系数,可以由最小二乘法确定

实际问题中,影响响应的因素有很多,为了得到一个可靠的回归模型,可以用逐步回归方法从众多影响响应的设计变量中挑选出对响应贡献大的变量,在它们和响应之间建立回归方程。逐步回归的基本思想是:每次向回归方程中引入对响应影响最显著的变量,引入一个变量后,即对方程中已有变量进行检验,逐个删除不显著的变量,直到没有可删除的变量后接着引入变量,此过程反复进行,直到回归方程中既无可引入的变量也无可删除的变量为止<sup>[7]</sup>。

### 2.3 机床结构回归分析建模的实现

根据上述方法,在 VB 中结合 SQL SERVER 数据库软件开发了通用的机床结构回归分析建模程

序。输入数据后,程序自动运行,期间无需人机交互。程序的具体运行流程如图 3。

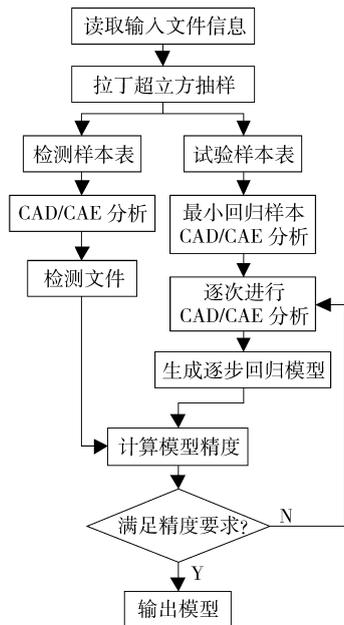


图 3 回归分析建模流程图

Fig. 3 Flow chart of the stepwise regression model

(1) 读取输入文件信息。为了保证程序的通用性,编程遵循程序与数据分离的原则,因此程序只负责逐步回归算法和流程控制,输入输出数据则存储在数据库中。输入文件含有设计变量名称及上下限、SolidWorks 文件路径、Python 文件路径和输出变量名称等。用户完成输入文件的定制后就可以启动程序,程序首先将输入文件中的信息读入以备调用。

(2) 拉丁超立方抽样试验设计。根据设计变量上下限和样本总数进行拉丁超立方抽样,取前  $p$  个样本作为检测样本表( $p$  默认为 5),余下样本作为试验样本表。

(3) 检测样本的 CAD/CAE 集成分析。根据检测样本表进行 CAD/CAE 分析并将结果存为检测文件。

(4) 最小回归样本的 CAD/CAE 集成分析。设定最小回归样本数  $q$  (默认为 5),即对试验样本表前  $q$  个样本连续进行 CAD/CAE 集成分析。

(5) 逐次进行 CAD/CAE 集成分析并生成逐步回归模型。从第  $q+1$  次分析开始,每次分析完成后生成逐步回归模型,然后分别计算  $p$  个检测样本的回归模型预测值与检测样本的相对误差,取其中最大者作为回归方程的精度预测值。

(6) 回归模型精度监测。当试验样本表对应的 CAD/CAE 集成分析全部完成或所有回归方程都连续  $r$  次达到预定精度时( $r$  默认为 3,并命名为稳定判定系数),转步骤(7),否则转步骤(5)。

(7)输出回归模型。将回归模型信息写入输出文件,输出文件中含有回归方程、 $R^2$ 值和精度预测值。

回归模型的预定精度根据实际情况确定。一般来说,回归模型预定精度较高时,需要将较多的自变量引入回归方程,所需的样本点数量也会较多,从而使分析的时间增加,反之亦然。程序默认的是二阶逐步回归模型,如果试验设计表全部完成时仍不能达到预定精度,可在程序中设定更高阶的逐步回归模型,同时试验样本数量也要相应增加。

### 3 应用实例

对机床来说,提高机床的刚度和减小整机质量是一对相互矛盾的优化目标。目标函数建模需要建立整机质量及机床刚度与结构尺寸之间的关系,其中整机质量可以通过几何关系和材料密度求得,而机床刚度与结构参数的关系只能采用逐步回归模型等近似模型描述。下面以一台弧齿锥齿轮铣齿机为例,说明其刚度逐步回归模型的建立过程。

弧齿锥齿轮铣齿机一般按照“假想平顶齿轮”原理进行展成加工,刀盘偏心地安装在机床摇台上并随摇台一起摆动,刀盘绕自身轴线转动形成内外两个切削锥面,工件毛坯按照滚比与切削锥面对滚切出齿槽。摇台放置于摇台架中,摇台架放置于床身的导轨上。机床床身分前床身和后床身,装配时用螺栓固连成为一体,床身下部用地脚螺栓与基座相连。

为了建立该机床刚度的逐步回归模型,首先在SolidWorks中创建铣齿机零部件,在ABAQUS中由Python命令流装配后的整机有限元网格模型如图4所示。该机床的有限元结构分析主要考察铣齿机在加载时的结构刚度,因此,可以对传动系统(如电动机、传动轴及齿轮等)进行简化,方法为先计算它们的质量并换算为质量块,然后与相应的零件绑定在一起<sup>[8]</sup>。在切齿加工过程中,工件箱与回转板导轨无相对运动,可将两者进行绑定连接。摇台两端与摇台架通过圆柱滚子相连接(起轴承支撑作用),摇台通过固定在摇台中部外侧的蜗轮与摇台架上的蜗杆连接,实现摇台的转动。建模中将摇台两端与摇台架连接处设定为无摩擦接触边界条件,蜗轮和蜗杆连接处施加绑定约束。切削合力 $F = 2\ 224\ \text{N}$ ,切削合力沿坐标分解为3个分量。滚切终点时刀盘承受的切削力向下分量最大,此时 $F_x = -1\ 334\ \text{N}$ , $F_y = -788\ \text{N}$ , $F_z = -1\ 599\ \text{N}$ 。有限元模型中,将切削力的上述3个分量分别对称施加在刀盘和工件毛坯上,以模拟工作载荷。

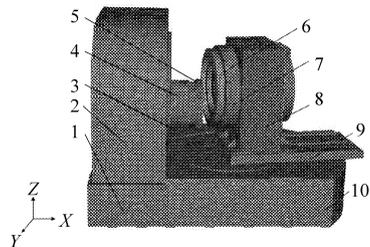


图4 弧齿锥齿轮铣齿机有限元模型

Fig.4 Finite element model of the spiral bevel gear milling machine tool

- 1.后床身 2.摇台架 3.摇台 4.偏心轮 5.刀盘 6.工件  
7.工件卡盘 8.工件箱 9.回转板 10.前床身

铣齿机的主要支撑部件为前床身、后床身和摇台架,三者的质量占机床总质量的54.7%。三者皆为内含筋板的箱体,其外形尺寸、内部筋板的布置形式及各个筋板的厚度与其自身的静刚度有着直接的关系,并间接影响整机加工精度。在它们的结构尺寸中选取了9个结构尺寸作为设计变量。 $x_1$ :前床身高, $x_2$ :前床身纵筋厚, $x_3$ :前床身横筋厚, $x_4$ :前床身中间筋厚, $x_5$ :后床身纵筋厚, $x_6$ :后床身横筋厚, $x_7$ :摇台架纵筋厚, $x_8$ :摇台架横筋厚, $x_9$ :摇台架中间筋厚。同时选取4个位移作为整机和支撑部件静刚度指标。 $f_1$ :刀盘中心点与工件中心点相对位移, $f_2$ :前床身上表面的 $z$ 向最大位移, $f_3$ :后床身上表面的 $z$ 向最大位移, $f_4$ :摇台架的正面 $x$ 向最大位移。本文采用二阶逐步回归模型,在自变量全部引入的情况下样本数量必须大于 $(n+1)(n+2)/2 = 55$ ( $n=9$ ),还需一定数量的检测样本,因此保守设定拉丁超立方抽样总数为100,检测样本数为5,最小回归样本数为5,各个输出变量预定精度为2%,稳定判定系数为3,设置完成后即可运行程序。

试验设计表的样本数为 $(100-5) = 95$ ,经历38次CAD/CAE分析后,所有输出变量的回归方程都稳定(连续3次)达到预定精度,结果如表1。建立逐步回归模型所需样本数为各个输出变量达到预定精度所需样本数的最大值。需要说明的是,当某个输出变量稳定达到预定精度后,为了节省计算时间,这个输出变量的回归方程、 $R^2$ 值和误差的计算即停

表1 回归分析结果

Tab.1 Results of stepwise regression

输出变量	样本数量	回归方程自变量项数	回归方程 $R^2$ 值	回归方程误差/%
$f_1$	22	7	0.996	0.46
$f_2$	38	16	0.999	1.59
$f_3$	24	5	0.991	1.83
$f_4$	21	5	0.983	1.60

止,待所有变量达到预定精度后一并并将结果输出。

整机和支撑部件静刚度指标  $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$ 、 $f_4$  的二阶逐步回归方程为

$$f_1 = 0.259 - 1.357 \times 10^{-4} x_1 - 1.223 \times 10^{-3} x_9 + 5.942 \times 10^{-8} x_1^2 + 1.043 \times 10^{-5} x_9^2 - 4.294 \times 10^{-6} x_2 x_5 + 1.470 \times 10^{-6} x_3 x_7 + 8.630 \times 10^{-7} x_4 x_6 \quad (2)$$

$$f_2 = 0.324 - 4.093 \times 10^{-4} x_1 - 1.662 \times 10^{-3} x_2 - 1.162 \times 10^{-3} x_3 - 2.374 \times 10^{-4} x_5 - 8.404 \times 10^{-5} x_7 + 1.832 \times 10^{-7} x_1^2 + 1.053 \times 10^{-5} x_2^2 + 7.525 \times 10^{-6} x_3^2 + 2.578 \times 10^{-6} x_5^2 + 3.666 \times 10^{-7} x_1 x_2 + 2.608 \times 10^{-7} x_1 x_3 + 1.964 \times 10^{-7} x_1 x_7 + 3.998 \times 10^{-6} x_2 x_3 + 1.566 \times 10^{-6} x_2 x_4 + 7.462 \times 10^{-7} x_3 x_6 - 1.381 \times 10^{-6} x_6 x_7 \quad (3)$$

$$f_3 = 0.127 - 1.779 \times 10^{-4} x_1 + 8.188 \times 10^{-8} x_1^2 - 4.596 \times 10^{-6} x_2 x_5 + 2.047 \times 10^{-6} x_3 x_5 + 9.974 \times 10^{-7} x_4 x_7 \quad (4)$$

$$f_4 = 0.244 - 1.936 \times 10^{-4} x_1 + 8.600 \times 10^{-8} x_1^2 - 2.327 \times 10^{-6} x_5^2 + 1.657 \times 10^{-6} x_2 x_3 - 8.452 \times 10^{-6} x_2 x_9 \quad (5)$$

通过拉丁超立方抽样试验设计,得到如表 2 所示的不同检测样本条件下  $f_1$  (刀盘中心点与工件中心点相对位移) 的有限元计算值及回归模型预测值。从表中可以看出最大误差为  $-0.46\%$ , 误差计算结果证明了回归模型的合理性。

为了考察回归方程自变量项数、 $R^2$  和误差与样

表 2 回归模型的预测效果

Tab.2 Predictive validity of stepwise regression model

参数	检测样本编号				
	1	2	3	4	5
$x_1$ /mm	822	629	918	795	684
$x_2$ /mm	32	42	21	29	48
$x_3$ /mm	33	30	41	24	49
$x_4$ /mm	26	21	47	34	40
$x_5$ /mm	26	33	31	40	48
$x_6$ /mm	34	30	46	39	25
$x_7$ /mm	25	50	26	35	43
$x_8$ /mm	29	46	43	25	33
$x_9$ /mm	41	45	24	37	30
$f_1$ 有限元 计算值/mm	0.153 8	0.159 5	0.161 7	0.154 1	0.160 8
$f_1$ 回归模型 预测值/mm	0.153 1	0.159 7	0.161 5	0.154 8	0.160 4
误差/%	-0.46	0.13	-0.12	0.45	-0.25

本数量之间的关系,编程时设定了一个中间过程文件,文件记录了每一次生成的回归方程、自变量项数、 $R^2$ 、误差和样本数量。将文件中信息导出,可得  $f_1$  的回归方程自变量项数、 $R^2$  及误差随样本数量增加的变化情况,如图 5 所示。 $f_2$ 、 $f_3$ 、 $f_4$  变化趋势与  $f_1$  相同,不再一一列出。图 5b 中,回归模型误差设为 5 个检测样本点预测值相对误差的最大值。

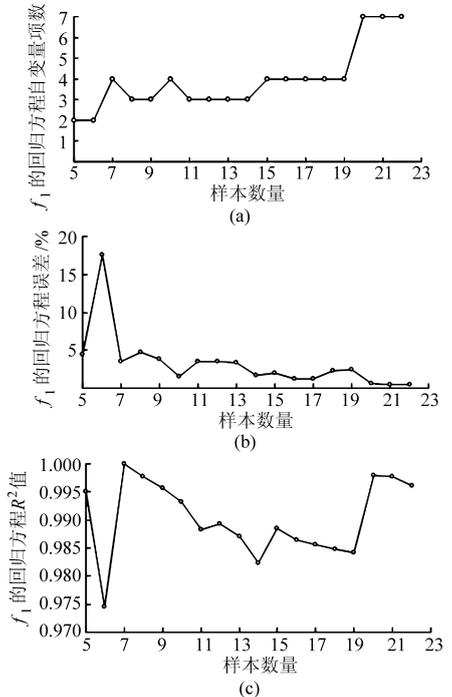


图 5 不同样本数量时  $f_1$  的回归方程自变量项数、 $R^2$  值和误差

Fig.5 Quantity of regression equation independent variables, the value of  $R^2$  and the percentage error of  $f_1$  in various sample size

由图 5 可知,随着样本数量的增加,回归方程中引入的自变量项数有增加的趋势,方程误差有减小的趋势,但都不是单调增加或减少,这可由拉丁超立方抽样具有随机性来解释。而  $R^2$  一直在  $0.975 \sim 0.999$  之间无规律波动,表明回归方程一直能与样本点很好的拟合,由此可知  $R^2$  值接近 1 只是回归模型具有良好近似精度的必要条件,回归方程的近似精度需在试验设计样本之外另取检测样本来评估。

### 4 结论

(1) 通过对 SolidWorks 和 ABAQUS 接口的开发,综合两者的优势,实现了 CAD/CAE 集成分析,提高了分析模型参数化建模的效率。

(2) 提出机床结构逐步回归建模方法并编制了相应的程序,通过对回归模型精度的监控,在保证模型近似精度的同时使样本数量减少,提高了回归分析建模的效率。

(3)单纯用  $R^2$  值来表征回归方程的近似精度是不合适的, $R^2$  值接近 1 只是回归模型具有良好近似精度的必要条件,回归方程的近似精度需在试验设计样本之外另取检测样本来评估。

#### 参 考 文 献

- 1 戴磊,关振群,单菊林,等. 机床结构三维参数化形状优化设计[J]. 机械工程学报,2008,44(5):152~159.  
Dai Lei, Guan Zhenqun, Shan Julin, et al. 3D parameterized shape optimization design for machine tool mechanism[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(5):152~159. (in Chinese)
- 2 赵茂俞,薛克敏,李萍. 多元非线性回归的铝合金覆盖件成形模拟优化设计[J]. 农业机械学报,2008,39(9):166~169.  
Zhao Maoyu, Xue Kemin, Li Ping. Numerical simulation and optimization of aluminum alloy auto panel forming by multivariate nonlinear regressing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(9):166~169. (in Chinese)
- 3 张维刚,廖兴涛,钟志华. 基于逐步回归模型的汽车碰撞安全性多目标优化[J]. 机械工程学报,2007,43(8):142~147.  
Zhang Weigang, Liao Xingtao, Zhong Zhihua. Multi-objective optimization for crash safety design of vehicles using stepwise regression model[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(8):142~147. (in Chinese)
- 4 项忠霞,卜研,张玉环,等. 一种基于振动舒适性的山地自行车后悬架参数设计方法[J]. 天津大学学报,2008,41(6):685~689.  
Xiang Zhongxia, Bu Yan, Zhang Yuhuan, et al. Vibrant comfort-based parameterization for mountain bike rear suspension[J]. Journal of Tianjin University, 2008, 41(6):685~689. (in Chinese)
- 5 陈伟,何飞,温卫东. 基于结构参数化的有限元分析方法[J]. 机械科学与技术,2003,22(6):948~950.  
Chen Wei, He Fei, Wen Weidong. Finite element analysis based on structural parametric design and its application[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2003, 22(6):948~950. (in Chinese)
- 6 吴芝亮. 质子交换膜燃料电池接触电阻数学建模与参数分析[D]. 天津:天津大学,2008.  
Wu Zhiliang. Modeling and parametric study of electrical contact resistance in PEM fuel cells[D]. Tianjin: Tianjin University, 2008. (in Chinese)
- 7 何晓群. 实用回归分析[M]. 北京:高等教育出版社,2008.
- 8 Bais R S, Gupta A K, Nakra B C. Studies in design of drilling machine using updated finite element models[J]. Mechanism and Machine Theory, 2004, 39(12):1307~1320.

(上接第 166 页)

- 8 陈树人,沈宝国,毛罕平,等. 基于颜色特征的棉田中铁苋菜识别技术[J]. 农业机械学报,2009,40(5):149~152.  
Chen Shuren, Shen Baoguo, Mao Hanping, et al. Copperleaf herb detection from cotton field based on color feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(5):149~152. (in Chinese)
- 9 吴兰兰,刘剑英,文友先,等. 基于支持向量机的玉米田间杂草识别方法[J]. 农业机械学报,2009,40(1):162~166.  
Wu Lanlan, Liu Jianying, Wen Youxian, et al. Weed identification method based on SVM in the corn field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(1):162~166. (in Chinese)
- 10 沈宝国. 基于颜色特征的棉田杂草识别方法与定位技术研究[D]. 镇江:江苏大学,2009.  
Shen Baoguo. Research on recognition method of weeds in cotton fields based on color feature and localization technology of weeds[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2009. (in Chinese)
- 11 Shapiro L G, Stockman G C. 计算机视觉[M]. 赵清杰,钱芳,蔡利栋,译. 北京:机械工业出版社,2005.