

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2018.02.012

基于连续 Hopfield 网络模型的挡泥板成型工艺

郑硕文, 刘泓滨, 车应田

(昆明理工大学机电工程学院, 昆明 650500)

摘要:以电动车挡泥板为研究对象,以缩痕指数、剪切应力、翘曲三个指标为挡泥板优化指标,采用标准离差法对三个指标进行权重计算,通过权重和功效系数法计算得出综合评价值,通过对极差和方差分析得到初步最佳参数,然后代入连续 Hopfield 网络模型进行优化,得出最佳工艺参数;将最佳参数用 Moldflow 软件进行模拟仿真,得出三个优化指标分别为缩痕指数 0.0273%、剪切应力 0.2814 MPa、翘曲 1.085 mm,提出的基于功效系数法和连续 Hopfield 网络模型相结合的方法运用于注塑成型工艺中,可以提高产品质量,缩短试验周期,为注塑产品优化提供一种新的解决途径。

关键词:塑料成型;标准离差法;多目标优化;功效系数法;Hopfield 网络模型

中图分类号: TS943.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2018)02-0060-05

Fender Forming Process Based on Continuous Hopfield Network Model

Zheng Shuowen, Liu Hongbin, Che Yingtian

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Taking fender of electric vehicle as research object, the three indicators of shrinkage marks index, shear stress and warpage as optimized indicators, the standard deviation method was adopted to calculate the weight of the three indicators. Comprehensive evaluation value was calculated according to weight and efficacy coefficient method. The initial optimal parameters were obtained through the analysis of range and variance, and then the parameters were optimized using continuous Hopfield network model and the best process parameters were obtained. The best parameters were simulated using Moldflow software. The results show that the three optimization indexes are shrink mark index 0.0273%, shear stress 0.2814 MPa and warpage 1.085 mm respectively. The proposed method based on the efficiency coefficient method and continuous Hopfield network model can improve product quality and shorten the test cycle, and provide a new solution for injection molding product optimization.

Keywords: plastic molding; standard deviation method; multi-objective optimization; efficacy coefficient method; Hopfield network model

随着科学技术的不断提高,人们对生活用品的需求也越来越高。而对于复杂或者精密零件来说,运用注塑工艺能够很好地解决这些问题。注塑成型由于工艺周期短、效率高、成本低等优点,已获得广泛应用。但是由于注塑工艺中参数众多,对于浇口位置形状以及冷却管道建立等有诸多影响,实际生产中运用经验尝试很难达到理想情况,不仅浪费原材料,而且试验周期长,无法满足快速生产的要求。

Li Shuai 等^[1]采用反压技术对熔体施加逆向压

力来改善注塑成型中发生的缺陷;路小江等^[2]采用粒子群算法对成型工艺参数多目标和注塑产品厚度进行集成优化;薛彤等^[3]采用加权综合评分法对汽车水室进行分析研究;辛勇等^[4]运用人工智能、模糊理论等对薄壳注射成型缺陷进行研究;郑子军^[5]运用气体辅助注塑成型工艺对工艺参数进行优化;吴中友^[6]将综合平衡法、综合评分法、灰色关联分析法等结合对注塑成型工艺进行优化对比;杨炜等^[7]采用模糊加权综合评价方法解决多指标权重问

通讯作者: 刘泓滨,教授,主要研究方向为机器人技术、数字化设计与制造 E-mail: lihong6696@163.com

收稿日期: 2017-11-17

引用格式: 郑硕文,刘泓滨,车应田. 基于连续 Hopfield 网络模型的挡泥板成型工艺 [J]. 工程塑料应用, 2018, 46(2):60-64.

Zheng Shuowen, Liu Hongbin, Che Yingtian. Fender forming process based on continuous Hopfield network model [J]. Engineering Plastics Application, 2018, 46(2):60-64.

题;孙首群等^[8]运用信噪比和灰色关联度相结合的方法进行分析得出最初的工艺参数;张建卿^[9]采用正交试验和 BP 神经网络相结合来分析计算出最优参数组合;曹志勇等^[10]采用改进后的 BP 神经网络 NSGA II 算法来分析得出最优工艺参数;程锦等^[11]采用 Topsis 对各方案优劣进行排序,从而得到最优工艺参数。由于灰色关联度的适用范围有限,使用的理论体系不是很完善,运用 BP 神经网络本质上是梯度下降法,收敛速度较慢,以及存在局部极小等缺点,在解决样本量少而且噪声多问题时效果并不理想。

针对以上问题,将 CAE 技术与连续 Hopfield 相结合,可以解决对于工艺参数优化的问题。笔者以某电动车挡泥板为分析对象,采用功效系数法分析得出初步的工艺参数组合,将初步的优化参数代入连续 Hopfield 网络进一步优化,最后,采用 Moldflow 软件进行模拟验证。

1 功效系数法的建立

功效系数法是针对多变量进行分析优化的一种方法,它根据多目标规划原理,对每一项指标确定一个基础分和最高分,计算的数值介于基础分和最高分之间,通过公式(1)计算出各指标分数,对每个指标进行权重计算,代入各指标分数,从而可以评价研究对象的综合状况。

功效系数法的模型见式(1)。

$$d_{ij} = \frac{z_{ij} - z_j^{\min}}{z_j^{\max} - z_j^{\min}} \times P_i + Q_i \quad (1)$$

式中: d_{ij} ——第 i 个方案第 j 个评价指标的分数值;

z_{ij} ——第 i 个方案第 j 个评价指标的试验值;

$z_j^{\max}$ ——第 j 项评价指标最优值;

$z_j^{\min}$ ——第 j 项评价指标的最低水平值;

Q_i ——分档基础分;

P_i ——单项功效系数。

第 i 个方案的优化指标 (D_i) 按式(2)计算。

$$D_i = \frac{1}{100} \left(\sum_{j=1}^n \omega_j \sqrt{\prod_{j=1}^n d_{ij}^{\omega_j}} \right) \quad (2)$$

式中: ω_j 为第 j 个指标的权重值。

2 分析模型建立和质量指标的确定

2.1 CAE 模型建立

图 1 为运用 Solid Works 建立的三维模型,模型尺寸为 114 mm × 133.94 mm × 250.44 mm。采用双层面网格划分,如图 2 所示,单元类型采用三角形,三角形数量为 89 578 个,总节点数为 44 781 个,

总体积为 100.367 cm³,平均纵横比为 1.72,匹配百分比为 95.0%。通过分析浇口及冷却位置,建立了如图 3 所示的浇注系统及冷却系统,浇注系统主流道采用锥形,分流道和冷料井采用梯形,浇口采用点浇口,在冷却系统中,冷却系统采用 4 个对称管道,冷却管道沿着注塑件表面,冷却液采用常温 25℃ 的水,管道直径 8 mm。

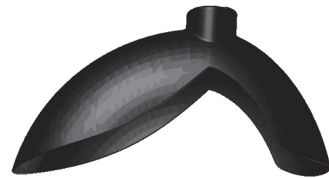


图 1 三维模型



图 2 网格划分

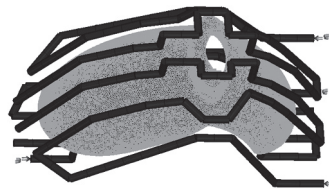


图 3 浇注系统与冷却系统

2.2 质量指标的确定

塑料注塑成型过程中,原料、设备以及工艺条件中的一个小小的因素就可能会对注塑质量产生影响。而在实际生产过程中,注塑件可能会产生例如飞边、气穴、顶伤、裂纹等缺陷,对于不同对象,质量指标要求也不同,对于指标确定也会不同,需要具体问题具体分析。

电动车挡泥板属于易损件,由于实际电动车在路面行驶过程中路况复杂多变,泥土或者小石块可能会粘附在挡泥板内侧,对于应力有一定的要求,且挡泥板需要安装在电动车前后侧,在模具成型过程中对收缩以及翘曲有一定的要求。

针对以上问题,采取缩痕指数、剪切应力、翘曲三个指标为电动车挡泥板优化指标,其中,翘曲、缩痕指数为外形尺寸,剪切应力为优化的力学性能。通过分析优化,可以定量求出最优工艺参数,使该注塑品达到质量要求,延长寿命。

2.3 正交试验方案

通过查询正交表及分析主要工艺参数对注塑件的影响,确定了料温(A)、模具温度(B)、保压时间(一级保压时间 C 、二级保压时间 E)、保压压力(一级保压压力 D 、二级保压压力 F)、冷却时间(G)、注射时间(H)、注塑压力(I)为影响因子,建立如表1所示的正交试验表。

表1 正交试验表

水平	$A/^{\circ}\text{C}$	$B/^{\circ}\text{C}$	C/s	D/MPa	E/s	F/MPa	G/s	H/s	I/MPa
1	210	40	6	40	2	10	5	1.5	60
2	220	45	8	50	4	20	10	2.5	70
3	230	50	10	60	6	30	15	3.5	80
4	240	55	12	70	8	40	20	4.5	90

3 基于功效系数法的极差和方差分析

3.1 各评价指标权重确定

在实际生产过程中,由于每个指标对制品的影响度不同,需要确定每个指标的权重,从而评定该指标对制品的影响程度。标准差是各数据偏离平均数距离的平均数,它代表大部分数据和平均值之间差异的大小。标准差大,代表在整个系统中反映的数据多,从而代表权重重大;标准差小,代表在整个系统中反映的数据少,从而代表权重小。采用标准差法可以有效解决各个指标在整个系统中的比重,从而计算出各个指标的权重。

利用标准差法对权重进行确定,首先要对原始数据进行无量纲化处理,无量纲化处理有阈值法、指数法、比重法等,笔者采用式(3)、式(4)的极值法无量纲化公式。

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

$$Z_{ij} = \frac{X_{\max} - X_{ij}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

式中: Z_{ij} ——无量纲化计算数值;

X_{ij} ——第 i 个方案第 j 个评价指标的试验值;

$X_{\max}$ ——试验数据中评价指标最大值;

$X_{\min}$ ——试验数据中评价指标最小值。

其中,公式(3)为正指标,公式(4)为逆指标,优化的缩痕指数、剪切应力、翘曲量需要得到较小值,故选择公式(4)。

根据所求的无量纲化值按式(5)、式(6)求出变量的均值($\bar{Z}_j$)和标准差(σ_j)。

$$\bar{Z}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_{ij} \quad (5)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Z_{ij} - \bar{Z}_j)^2}{n}} \quad (6)$$

最后,通过以上计算出来的标准差按式(7)可以计算出各指标权重(W_j)。

$$W_j = \frac{\sigma_j}{\sum_{j=1}^n \sigma_j} \quad (7)$$

根据公式(4)~(7),最终计算出缩痕指数、剪切应力、翘曲量的权重系数分别为0.346,0.065,0.589。

3.2 极差和方差分析

通过功效系数法的极差和方差计算,可以得出各优化指标与各影响因子之间的关系,找出对制品质量影响最大的几个因子,并且可以得到初步最佳的工艺参数组合。根据公式(1),取 P_i 为40, Q_i 为60,通过计算可以得出每个指标的评价指标值,然后通过计算出的各指标权重系数,计算出各指标的加权分数,结果见表2。

表2 基于功效系数法的各指标评价

方案号	缩痕指数	剪切应力	翘曲	综合评价值
1	72.7239	89.1832	65.8565	69.5126
2	61.5143	86.3135	66.5865	65.8878
3	60.1748	70.9934	66.4372	64.4773
4	60.0000	67.2848	65.6574	63.7434
5	70.3109	66.2693	81.5015	76.4067
6	81.0828	68.4327	100.0000	90.7364
7	60.1361	81.3687	62.7706	62.8983
8	62.3032	83.7086	63.0693	63.9695
9	61.6891	68.9625	64.5624	63.8264
10	65.6133	63.4879	62.1900	63.4389
11	74.4377	79.8675	79.6267	77.8069
12	61.9722	77.0861	63.2518	63.6188
13	60.9080	100.0000	60.0000	62.3488
14	67.7773	83.6203	60.0498	63.9806
15	64.7951	60.0000	71.0328	68.0585
16	95.9474	64.7241	97.5114	94.4184
17	82.9080	85.7837	98.0589	91.7258
18	82.1346	89.1832	84.7532	84.1160
19	60.0000	67.2848	63.8988	62.7321
20	66.9219	70.9934	63.7163	65.2648
21	60.7904	68.3002	65.5081	64.0092
22	60.0093	66.2693	66.7026	64.2790
23	65.2421	83.7086	64.5956	65.9198
24	67.0812	81.5011	63.4011	65.7150
25	60.0000	63.0464	63.0859	61.9981
26	100.0000	98.1015	60.9457	74.6088
27	67.6597	77.0861	99.6350	85.7062
28	64.9451	79.9117	65.0601	65.8951
29	64.6930	83.7086	62.1070	64.2239
30	64.6930	72.4945	63.9652	64.7407
31	60.4223	64.6799	60.6802	60.8428
32	72.6883	60.2208	78.5981	75.1879

根据表 2 得到表 3 所示极差方差分析结果。从均值可知初步最佳参数为 $A_1B_2C_4D_1E_2F_2G_3H_3I_4$ 。对试验影响最大的四个因素排序为:一级保压压力>注塑压力>二级保压时间>注射时间。

表 3 极差和方差分析结果

项目	A	B	C	D	E	F	G	H	I
均值 1	0.709	0.693	0.689	0.812	0.687	0.705	0.685	0.694	0.652
均值 2	0.692	0.715	0.691	0.686	0.727	0.710	0.677	0.703	0.671
均值 3	0.696	0.686	0.700	0.639	0.704	0.677	0.720	0.723	0.718
均值 4	0.692	0.697	0.711	0.653	0.671	0.698	0.709	0.670	0.749
极差	0.017	0.029	0.022	0.173	0.056	0.033	0.043	0.053	0.097
方差	0.002	0.004	0.002	0.148	0.014	0.005	0.010	0.012	0.046

对于所得到的最佳工艺参数,由于参数间距太大,不能满足实际对精度的要求,现通过连续 Hopfield 网络模型进行进一步优化以得到最优参数。

4 基于连续 Hopfield 网络模型的工艺参数优化

4.1 基于连续 Hopfield 网络模型的建立

利用神经网络可以有效解决多目标优化问题,将多目标优化问题应用于连续 Hopfield 网络,通过构造能量函数和网络动态方程,通过判断能量函数和网络动态方程一致性,从而判断网络的稳定性,通过求解能量函数,当能量函数逐渐趋于稳定时,即可求出优化目标参数。采用连续 Hopfield 网络运算时,每个神经元是并联的,可以独立运算,并不会出现由于优化目标增大而产生的高计算量,对于多目标优化问题求解有很高的效率。

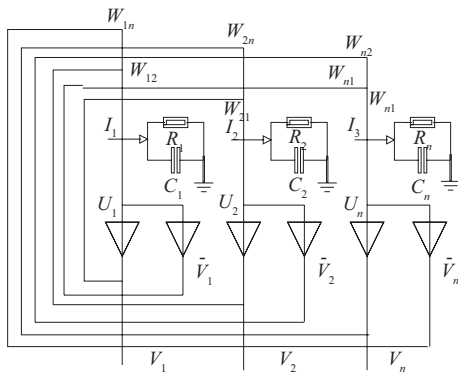


图 4 连续 Hopfield 神经网络的电路形式

由基尔霍夫电流定律可以得出式 (8)、式 (9)。

$$C_j \frac{dU_j(t)}{dt} = \sum_{i=1}^n W_{ij} V_i(t) - \frac{U_j(t)}{R_j} + I_j \quad (8)$$

$$V_j(t) = g_j[U_j(t)] \quad (9)$$

式中: C_j , $U_j(t)$, $R_j(t)$ ——输入电容、电位、电阻;

n ——神经网络神经元的个数;

W_{ij} ——网络权系数矩阵;

$V_j(t)$ ——输出电位;

I_j ——偏置电流;

$g(t)$ ——神经元的传递函数。

4.2 基于连续 Hopfield 网络模型的优化计算

将结构及参数在网络中设计完成后,进行迭代计算。其分析步骤为先进行模型映射,然后通过模型映射构造出能量函数和网络动态方程,然后代入初始化网络,从而得到最优结果。根据以上得到的初步工艺参数,将一级保压压力、二级保压时间、注射时间和注塑压力作为变量,利用连续 Hopfield 网络进行迭代优化。建立表 4 所示的正交试验表。

表 4 基于连续 Hopfield 网络模型的正交试验表

水平	一级保压 压力 / MPa	二级保压 时间 / s	注射时间 / s	注塑压力 / MPa
1	35	3	3	85
2	40	4	3.5	90
3	45	5	4	95

4.3 基于连续 Hopfield 网络模型的稳定性分析

将正交试验表代入 MATLAB 中,通过编辑程序,可得到如图 5 所示的网络能量 $E(t)$ 随时间 t 的变化曲线。从图 5 可以看出,网络能量随着时间增加而减少,当时间增加时,网络能量趋于平衡,此时,网络神经元状态也趋于不变。

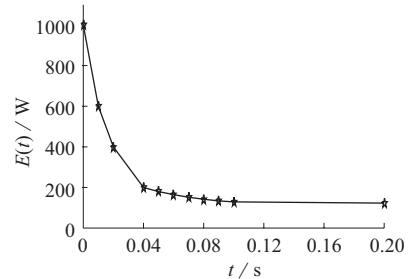


图 5 网络能量随时间的变化曲线

图 6 为系统控制状态变化图,其中 k 为神经元数, $X(k)$ 为对应的系统状态。通过神经网络计算值和求解 Riccati 方程得到的理论解作出的两条曲线基本重合,说明用连续 Hopfield 网络所获得的最优解与理论最优解很吻合,结果可靠。

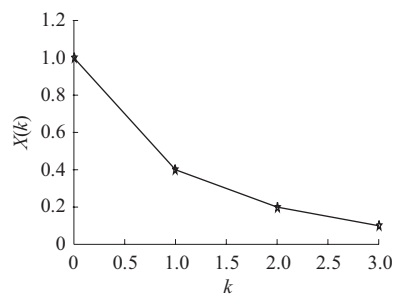


图 6 控制系统状态变化图

4.4 基于连续 Hopfield 网络模型实验结果及分析

将网络初始化后,把网络的结构及参数代入 MATLAB 进行迭代,得到表 5 的网络预测值和 CAE 值。通过功效系数法进行迭代,从而得到 CAE 第八组数据的综合评价值最小,为 60.8;第八组数据通过连续 Hopfield 网络模型得到的评价指标也最小,为 61.2。根据 4.3 中网络能量和控制状态变化基本吻合,以及此处通过网络预测和 CAE 值的比较,说明结果可靠。最终得出的最优工艺参数为料温 110℃、模具温度 45℃、一级保压时间 12 s、一级保压压力 35 MPa、二级保压时间 3 s、二级保压压力 20 MPa、冷却时间 15 s、注射时间 3 s、注塑压力 90 MPa,挡泥板的缩痕指数为 0.027 3%,剪切应力为 0.281 4 MPa,翘曲为 1.085 mm,达到生产要求。

表 5 网络预测值和 CAE 值

试验号	缩痕指数/%		剪切应力/MPa		翘曲/mm	
	CAE 值	预测值	CAE 值	预测值	CAE 值	预测值
1	0.148 9	0.156 8	0.324 5	0.356 9	1.229	1.135
2	0.447 5	0.432 6	0.295 7	0.265 6	1.268	1.632
3	0.457 8	0.528 6	0.319 5	0.326 9	1.249	1.869
4	0.008 8	0.032 0	0.319 2	0.568 2	1.211	2.316
5	0.495 2	0.438 5	0.315 9	0.365 9	1.349	1.569
6	0.319 7	0.327 6	0.324 5	0.568 5	1.171	1.285
7	0.303 4	0.265 6	0.299 1	0.315 2	1.283	2.362
8	0.027 3	0.068 7	0.281 4	0.369 8	1.085	1.653
9	0.820 3	0.685 2	0.271 3	0.153 2	2.165	1.865

5 结论

(1) 利用功效系数法结合连续 Hopfield 网络模型对电动车挡泥板进行快速优化分析,从而能快速找出最优参数模型,满足实际生产的要求。

(2) 得出的最佳参数组合为料温 110℃、模具温度 45℃、一级保压时间 12 s、一级保压压力 35 MPa、二级保压时间 3 s、二级保压压力 20 MPa、冷却时间 15 s、注射时间 3 s、注塑压力 90 MPa,挡泥板的缩痕指数为 0.027 3%,剪切应力为 0.281 4 MPa,翘曲为 1.085 mm。

(3) 将功效系数法和连续 Hopfield 网络模型结合,为多工艺参数选择提供了一种新的解决方案。

参考文献

- [1] Li Shuai, Zhao Guoqun, Wang Jiachang. A method to improve dimensional accuracy and mechanical properties of injection molded polypropylene parts[J]. Journal of Polymer Engineering, 2017, 37(4):323-334.
- [2] 路小江,邓益民. 基于粒子群算法的注塑产品厚度与成型工艺参数的多目标集成优化[J]. 塑料, 2008(1):92-96, 81.
- Lu Xiaojiang, Deng Yimin. Integrated multiobjective optimization of part thickness and injection molding process parameters based on

PSO[J]. Plastics, 2008(1):92-96, 81.

- [3] 薛彤,黄瑶,薛世鲜. 基于 Taguchi 稳健设计的多指标注塑参数优化[J]. 现代塑料加工应用, 2017, 29(3):46-49.
- Xue Tong, Huang Yao, Xue Shixian. Optimization of multi index injection parameters based on Taguchi robust design[J]. Modern Plastics Processing and Applications, 2017, 29(3):46-49.
- [4] 赵果,辛勇. 基于多指标综合评价的注塑工艺参数优化[J]. 工程塑料应用, 2008, 36(1):31-34.
- Zhao Guo, Xin Yong. Optimization of injection molding process parameters based on multi index comprehensive evaluation[J]. Engineering Plastics Application, 2008, 36(1):31-34.
- [5] 郑子军. 气体辅助注塑成型工艺参数优化设定方法研究[D]. 杭州:浙江工业大学, 2005.
- Zheng Zijun. Study on optimization setting method of gas assisted injection molding process parameters[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2005.
- [6] 吴中友. 汽车前保险杠的注塑成型仿真分析及优化[D]. 合肥:合肥工业大学, 2016.
- Wu Zhongyong. Simulation analysis and optimization of injection molding of automobile front bumper[D]. Hefei: Hefei Polytechnic University, 2016.
- [7] 杨伟,胡树根,金光. 基于 CAE、DOE 和模糊加权的注塑成型工艺参数的优化配置[J]. 机电工程, 2004(6):37-40.
- Yang Wei, Hu Shugen, Jin Guang. Setup and optimization of the parameters in injection molding based on CAE, DOE and fuzzy weights[J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2004(6):37-40.
- [8] 孙守群,张书魁,黄梅仙. 基于信噪比及灰色关联度的注塑工艺参数优化[J]. 塑性工程学报, 2016, 23(1):141-145.
- Sun Shouqun, Zhang Shukui, Huang Meixian. Optimization of injection molding process parameters based on signal-to-noise ratio and grey correlation degree[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2016, 23(1):141-145.
- [9] 张建卿. 车用 CD 托架 CAE 注塑工艺参数优化分析[J]. 工程塑料应用, 2016, 44(7):73-78.
- Zhang Jianqing. CAE optimization analysis of injection process parameters for automobile CD bracket[J]. Engineering Plastics Application, 2016, 44(7):73-78.
- [10] 曹志勇,幸俊龙,夏巨湛,等. 基于改进的 BP-NSGA II 算法的注塑工艺参数优化[J]. 锻压技术, 2016, 41(11):135-142.
- Cao Zhiyong, Xing Junlong, Xia Juchan, et al. Optimization on injection process parameters based on an improved BP-NSGA II algorithm[J]. Forging & Stamping Technology, 2016, 41(11):135-142.
- [11] 程锦,谭建荣,余加红. 基于 TOPSIS 的注塑工艺参数多目标稳健优化设计[J]. 机械工程学报, 2011, 47(6):27-32.
- Cheng Jin, Tan Jianrong, Yu Jiahong. Multi-objective robust optimization of injection molding process parameters based on TOPSIS[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(6):27-32.