

doi : 10.3969 / j.issn.1001-3539.2015.12.010

基于 KPCA 与 MPSO-BP 注射成型工艺参数优化^{*}

杨东民¹, 陈敏², 吴庆朝³

(1. 包头职业技术学院, 内蒙古包头 014030; 2. 浙江大学信息学部控制科学与工程学院, 杭州 310000;

3. 中国北车大同电力机车有限责任公司, 山西大同 037038)

摘要: 针对注塑过程中工艺参数的优化选择问题, 提出一种融合核主元分析方法 (KPCA) 与改进粒子群算法优化 BP 神经网络的成型工艺参数优化方法。首先, 对正交实验数据作为训练样本的工艺参数利用核主元分析方法进行降维、拨冗余, 约减网络结构; 其次, 针对 BP 易陷入局部最优、收敛效率低的不足, 改进粒子群算法中粒子速度与位置更新策略并优化 BP 算法的权值和阈值, 从而构建了工艺参数预测模型。在此基础上, 实现粒子群算法寻优最佳的注射成型工艺参数。结果表明, 该方法能够更快、更好地获得注射成型中的工艺参数, 且以此工艺参数进行实验, 塑料件的翘曲变形量、收缩率均较小。

关键词: 核主元分析; BP 神经网络; 改进粒子群算法; 注射成型; 工艺参数优化

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2015)12-0042-06

Study on Parameters Optimization of Injection Molding Based on KPCA and Modified Particle Swarm Optimized Back Propagation Neural Network

Yang Dongmin¹, Chen Min², Wu Qingchao³

(1. Baotou Vocational Technology College, Baotou 014030, China; 2. Zhejiang University, Department of Control Science and Engineering, Hangzhou 310000, China; 3. CNR Datong Electric Locomotive Co. Ltd., Datong 037038, China)

Abstract : For optimization selection of process parameters in injection molding process, molding process parameters optimization method which fuses kernel principal component analysis (KPCA) method, modified particle swarm optimization (PSO) algorithm and BP neural network is proposed. Firstly, the kernel principal component analysis method is employed to reduce the dimensionality, get rid of the redundancy, do reduction of network structure. Subsequently, a prediction model about process parameters and the optimized objectives is established, because BP is easy to fall into local optimum and low convergence efficiency, particle swarm algorithm in the particle's velocity and location update strategy is improved and the weights and thresholds of BP algorithm are optimized. On this basis, the injection molding process parameters of the optimization of particle swarm optimization is realized. The experimental analysis shows that the war page and the shrinkage of the plastic parts both become smaller with the proposed method, which demonstrates this algorithm can provide a faster and better tool to optimize injection molding process parameters.

Keywords : kernel principal component analysis ; BP neural network ; modified particle swarm optimization ; injection molding ; optimization of process parameters

注射成型过程中, 工艺参数的选择极其重要, 直接影响注塑制品的质量、成本和生产周期, 工艺参数的选择一直是广大模具设计人员关注的焦点问题^[1-4]。然而, 注射成型过程是一个涵盖多个学科、十分复杂的动态变化过程, 工艺参数与制品质量间存在高度非线性、强耦合和时变性的特点, 构建精确的数学模型极为困难。同时, 传统的工艺参数设定往往凭借人工经验, 采取枚举试凑的方法, 具有较大的盲目性和尝试性, 试凑方法致使参数设定效率低。由此, 如何快速、合理地获取成型工艺参数最优化组

合, 对保证注塑制品质量、提高制品生产效率, 进而降低企业生产成本等具有重要意义^[1]。

当前, 随着人工智能技术的发展, 智能优化方法被广泛应用于注射成型工艺参数优化中。如盛湘飞^[3]根据构建的 BP 神经网络预测模型的输出结果,

^{*} 国家自然科学基金项目 (61134001), 内蒙古科技厅高新技术领域科技计划重大项目 (20130302)

联系人: 吴庆朝, 助理工程师, 硕士, 主要研究方向为复杂工业过程建模、优化及故障诊断

收稿日期: 2015-10-12

多次进行正交实验,从而确定了与汽车门把手熔接痕的长度和位置相关的工艺参数的最佳组合。Yin Fei^[4]选取了多个注射成型工艺参数作为 BP 神经网络的输入,塑料件的翘曲量和锁模压力为优化对象,构建了注射成型工艺参数优化模型并采用 GA 算法对模型进行求解,实验结果表明,此方法能够有效地提高产品的质量;郑子军^[5]针对新型注射成型技术——气辅成型过程中多个工艺参数优化配置问题,采用 RBF 神经网络预测制品质量指标,最后以挂式空调前面板进行实验证明了该方法能够对制品质量进行快速预测。然而上述方法中都选择了所有的输入变量进行质量预测和工艺参数优化,Szekely 指出在对工业问题建模中,对模型输入变量的选择和降维处理是十分必要的^[6]。

鉴于此,提出一种融合核主元分析方法(KPCA)与粒子群(PSO)算法优化 BP 神经网络注射成型工艺参数优化方法。即首先对多个注射成型工艺参数应用 KPCA 进行降维、拨冗余,简化样本空间;接着,利用 PSO 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值;并将经 KPCA 提取的主元作为输入,从而建立起注射成型工艺参数与注塑制品翘曲量、体积收缩率的预测模型;在此基础上,应用算法简单、易于实现、全局搜索能力强的 PSO 算法寻得最优工艺参数,即最佳工艺方案,以保证制品翘曲量和体积收缩率同时最小。

1 KPCA

KPCA^[7]通过某种预选的非线性映射将低维空间的高维变量转换到高维空间进行线性主元分析,进而获取其非线性成分。其在保留变量主要信息完整性的基础上有效地去除信号中的噪声和冗余,降低原始特征信号的维数,提高模型预测效率。基于 KPCA 的原始数据提取步骤见文献[7],在应用 KPCA 时其特征向量的累积方差贡献率一般要达到 85% 以上。

2 改进 PSO 算法优化 BP 神经网络的算法

2.1 改进 PSO 算法

PSO 算法是由 Eberhart 和 Kennedy 博士通过对鸟类捕食活动的研究提出的,其因算法简单、收敛迅速、全局搜索能力强等优点被广泛应用于复杂工业模型优化中,并取得了较好的效果^[8],其中标准 PSO 算法的迭代公式见参考文献[9]。

由 PSO 标准公式可知 PSO 是通过不断的跟踪自身速度、个体极值和全局极值而飞向全局极值。

然而,标准 PSO 算法在搜索后期精度低、易早熟收敛,因此为了增加其搜寻的多样性及初期全局搜寻能力和后期局部开发能力,作如下改进:

在粒子寻优过程中,计算种群中任一粒子与其它粒子的距离,任意两粒子间的最大距离记为 $\text{dist}_{\max}$;当前粒子 a 与粒子 b 间的距离记为 $\text{dist}[t_{ab}]$ 。若粒子 b 满足 $\text{dist}[t_{ab}]/\text{dist}_{\max} < \eta$ (阈值系数) 时,认为 b 属于当前粒子 a 的邻域 U;若粒子 b 满足 $\text{dist}[t_{ab}]/\text{dist}_{\max} > \eta$ 时,则 b 在当前粒子 a 的邻域 U 内; η (式 1) 随寻优次数而变化。

$$\eta = \frac{(3 \times t + 0.6 \times t_{\max})}{t_{\max}} \quad (1)$$

式中: t ——当前迭代次数;

$t_{\max}$ ——最大迭代次数。

$$v_{ij}(t+1) = w \times v_{ij}(t) + c_1 \times \text{rand}() \times [P_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 \times \text{rand}() \times [g_{ij} - x_{ij}(t)] + c_3 \times \text{rand}() \times [H_{ij}(t) - x_{ij}(t)] \quad (2)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (3)$$

式中: i ——1,2,...;

m ——第 i 个粒子;

d ——第 j 维空间;

$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ ——粒子位置(潜在的最优解);

$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ ——粒子移动速度(包含其移动的方向和距离);

P_b, g_b, l_b ——适应度确定的个体、全局和邻域极值;

c_1, c_2, c_3 ——认知因子;

t ——迭代次数;

$\text{rand}()$ ——(0~1)之间的随机数;

w ——惯性权重。

当 $\eta > 0.9$ 时,由标准迭代公式计算每个粒子的位置和速度;当 $\eta < 0.9$ 时,由公式(2)和(3)来计算每个粒子的位置和速度,改进后的粒子群算法称作改进粒子群算法(MPSO)。

2.2 MPSO 优化 BP 神经网络算法

BP 神经网络具有结构简单、容错性好及优良的非线性映射性能,成为工业应用最为广泛的一种网络,且已经证明三层 BP 网络能够逼近任意的非线性函数^[10]。其具有如图 1 所示的拓扑结构。

同时, BP 神经网络在训练时也具有收敛较慢、易陷入局部最优的不足。对此,采用全局搜索能力较强的 PSO 算法优化 BP 神经网络能够有效克服

此缺点。其具体优化流程如图2所示。

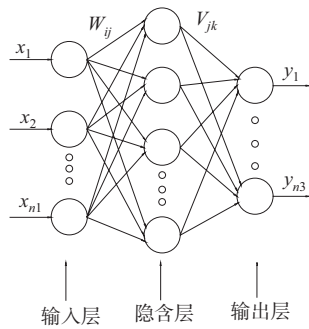


图1 三层BP神经网络的拓扑结构

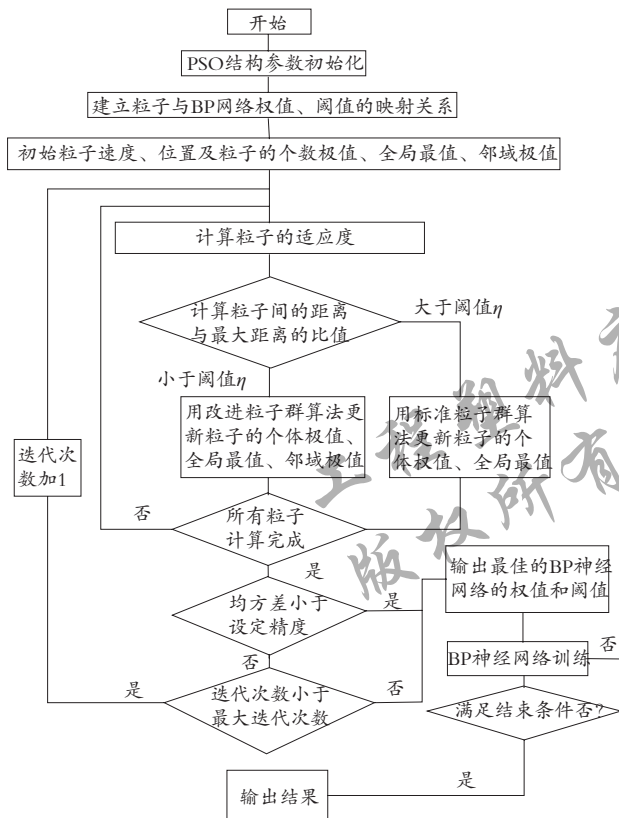


图2 改进 PSO-BP 算法流程

首先,由BP网络结构参数确定粒子维数 $n=n_1 \times n_2 + n_2 \times n_3 + \theta_j + \gamma_k$,由此便确定了 PSO 优化 BP 的映射关系 $(W_{ij}, V_{jk}, \theta_j, \gamma_k)$ 。其次,设定 PSO 算法的粒子数量 n ,及权重系数 w 、认知因子 c_1, c_2 ,粒子速度范围与位置范围,迭代终止代数 $t_{\max}=100$,误差最小值 $E_{\min}$,并随机给定粒子的速度和位置;然后,以式(4)作为适应度函数并计算适应度值。

由此得到改进后算法的具体流程如图2所示。

$$MSE(\hat{y}_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

式中: y_i ——目标值;
 $\hat{y}_i$ ——预测值;

n ——样本个数;

MSE 值愈小则模型的精度愈高。

最后,将计算所得的适应度值与 P_b, l_b, g_b 进行比较,决定是否需要更新。若需要,则更新粒子在不同分量上的 V_i ,直至寻优次数达到 $t_{\max}$ 或训练误差小于 $E_{\min}$;若训练完成后误差未达到 $E_{\min}$ 则继续迭代,直到达到 $E_{\min}$ 或 $t_{\max}$ 时,算法结束,输出最佳的 BP 神经网络的权值和阈值。

3 基于 KPCA 和 MPSO 优化 BP 注塑制品质量预测

3.1 实验数据的分析及其核主成分降维

注射成型过程是一个极其复杂的过程,其制品质量受到注塑设备、模具结构、所选材料等众多因素的影响,但更为重要的是注塑过程中可控的主要工艺条件,包括温度、压力和时间条件。为了验证文中所提方法的有效性和优越性,在此以一件厚度均匀,外形尺寸为 $105 \text{ mm} \times 55 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$ 的食品加工机电路固定板作为研究对象,采用 ABS 材料,利用 Moldflow 软件模拟注射成型过程。模拟时选取生产中常见的翘曲量 ΔL 和体积收缩率 ΔV 作为制品的质量指标,并选取对其影响较大的 6 个工艺参数^[11]:注射时间 t_1 、模具温度 T_2 、熔体温度 T_3 、保压压力 P_4 、保压时间 t_5 、冷却时间 t_6 ,作为模型的输入值。为了使实验数据尽可能多地覆盖问题的模式,采用 6 因素 4 水平的正交实验方法获得 25 组实验数据,如表 1 所示。

融合 KPCA 和 MPSO 优化 BP 的注塑制品质量预测模型构建思路:对选取的 6 因素 4 水平正交实验数据经 KPCA 降维除冗余后找到其主成分;随后选取若干组主成分数据将其作为训练样本,利用 PSO 优化 BP 神经网络算法建立质量预测模型;利用余下的主成分数据作为测试样本来验证模型的精度,具体流程如图 3 所示。

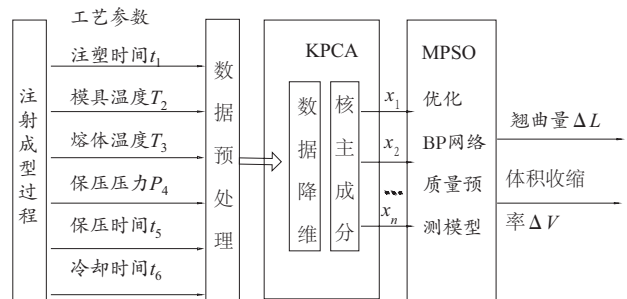


图3 KPCA-MPSO-BP 质量预测模型

依据融合 KPCA 和 MPSO 优化 BP 的注塑制品质量预测模型,利用表 1 中的数据,对注射成型工艺参数进行 KPCA 降维,结果得出,前 4 个核主成

表 1 试验样本

序号	t_1/s	$T_2/^\circ\text{C}$	$T_3/^\circ\text{C}$	$P_4/\%$	t_5/s	t_6/s	$\Delta L/\text{mm}$	$\Delta V/\%$
1	0.7	60	220	65	7.5	10.5	0.269	5.982
2	0.7	65	230	70	9.5	12.5	0.286	6.017
3	0.7	70	240	75	11.5	14.5	0.217	4.998
4	0.7	75	250	80	13.5	16.5	0.298	9.012
5	0.9	60	230	75	13.5	14.5	0.245	5.011
6	0.9	65	240	80	7.5	12.5	0.261	10.540
...	...	...	...	...	...	...	...	...
21	1.1	75	230	75	13.5	10.5	0.252	9.783
22	1.3	60	250	75	9.5	12.5	0.194	6.871
23	1.3	65	240	80	11.5	10.5	0.215	9.165
24	1.3	70	230	65	13.5	14.5	0.205	5.815
25	1.3	75	240	70	7.5	16.5	0.263	10.402

分的贡献率分别为 58.6%, 19.8%, 11.5%, 7.6%, 累计贡献率已达 95% 以上, 故在选择训练样本时取保留原数据 95% 以上特征信息的前 4 个核主成分替代原有的 6 个工艺参数来作为模型的输入, 以此简化网络结构, 实现输入样本维数的降低。

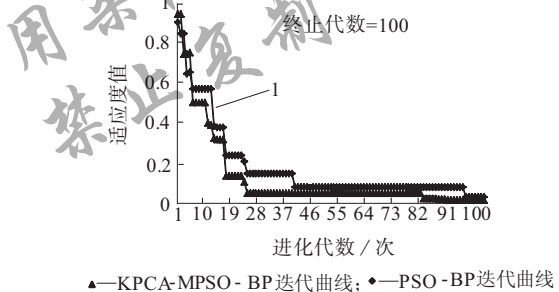
3.2 质量预测模型的建立

由 3.1 实验可知, 原始样本数据经 KPCA 降维后, BP 神经网络输入层和输出层节点数分别为 4 和 2, 隐含层节点由经验公式 $p < \sqrt{(n+m)} + a$ (n, m 分别为输入、输出层神经元个数, a 为 1~10 内的整数) 可确定其在 3~12 内选取, 此后经反复实验可得其个数为 9 时模型的预测精度最优, 最终确定 BP 网络结构为 4-9-2, 隐含层及输出层激励函数分别定义为 S 型函数和线性函数。进而由粒子维数计算公式可得粒子的维数为 $4 \times 9 + 9 \times 2 + 9 + 2 = 65$ 维, 且 PSO 的其余参数设置如下^[9]: 种群个数 $m=30$, 迭代次数为 100 次, 精度为 0.001, $c_1=c_2=2$; 粒子速度限定为 $[-0.1, 0.1]$, 位置限定在 $[-1, 1]$, $w_{\max}=0.9, w_{\min}=0.4$ 。

随机选取表 1 中的 19 组数据作为训练样本, 借助于 Matlab 软件依图 2 所示流程建立改进 PSO 优化 BP 的注塑制品质量预测模型, 训练结果如图 4 所示。

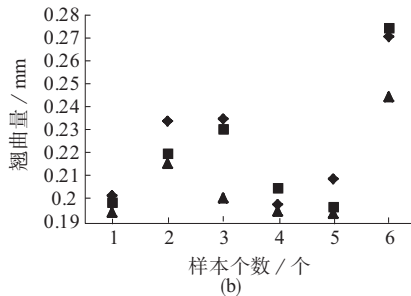
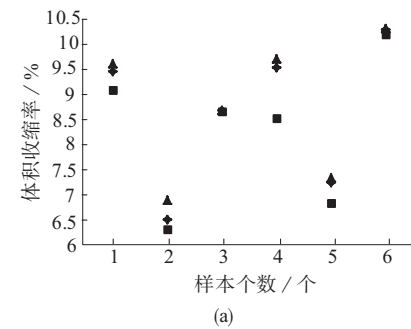
图中实线为采用 KPCA-MPSO-BP 网络算法训练时的 PSO 迭代过程的适应度曲线, 由图 4 知, 上述方法中该种群经过 20 次迭代便收敛到 0.05 附近, 较没有进行 KPCA 约简的 PSO-BP 模型中粒子群的适应度曲线 (图中曲线 1) 收敛速度快, 精度高。接着取剩余 6 组数据作为测试样本, 应用该方法最终获得的翘曲量 ΔL 和体积收缩率 ΔV 预测结果如图 5 所示。由图 5 可知, 在给定工艺参数下所建质量预测模型对制品 ΔL 和 ΔV 的预测结果

较 PSO-BP 预测模型的精度要高, 与 Moldflow 软件输出结果均非常接近, 以均方差对预测结果进行衡量, 其中 ΔL 的均方差为 0.0835, ΔV 的均方差为 0.217。由此可知, 融合 KPCA 改进 PSO 优化 BP 神经网络的质量预测模型能够更好地预测出注塑过程工艺参数对质量指标的影响。



▲—KPCA-MPSO-BP 迭代曲线; ◆—PSO-BP 迭代曲线

图 4 粒子迭代过程适应度曲线对比



◆—KPCA-PSO-BP 预测值; ■—PSO-BP 预测值; ▲—实际值

a—体积收缩率对比; b—翘曲量对比

图 5 KPCA-MPSO-BP 网络质量指标预测

4 注射成型工艺参数优化

4.1 工艺参数优化模型

注射成型工艺参数优化即利用粒子群的全局搜索能力,在特定范围内搜寻欲设定的工艺参数使得注塑制品的质量指标在合格的范围。其优化原理包括两步,如图 6 所示。首先建立融合 KPCA 和 MPSO 优化 BP 网络质量预测模型,其能够根据设定工艺参数的变化给出一定质量指标预测;其次工艺参数寻优,采用 PSO 算法对影响质量指标的寻优。其中 u' 为实时寻得的一组工艺参数; y_c 为 u' 的实时响应; y_q 为期望输出; y_s 为根据寻得的最优结果设定工艺参数进行注塑得到的注塑制品质量指标的实际输出。

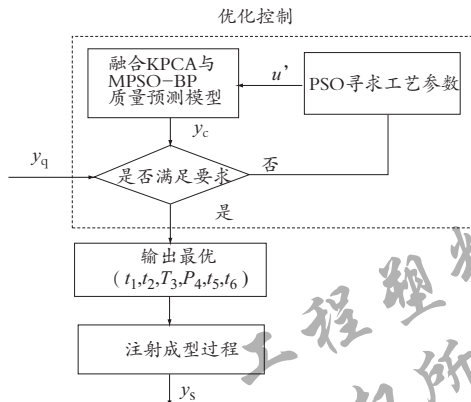


图 6 注射成型工艺参数优化原理

4.2 工艺参数优化实验结果

采用期望值为 $[0,0]$, PSO 各参数值设定如上所述,基于图 6 所示的工艺参数优化原理,设定各个参数的取值范围如表 2 所示,同样应用 Matlab 编程并仿真实验,优化结果如图 7 所示。

表 2 注塑工艺参数寻优范围

t_1/s	$T_2/^{\circ}C$	$T_3/^{\circ}C$	$P_4/\%$	t_5/s	t_6/s
0.6~1.4	55~80	210~260	60~85	7~14	10~17

图 7 为 PSO 寻优的迭代过程。

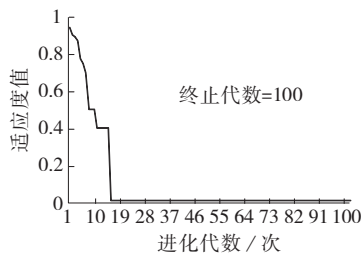


图 7 PSO 算法迭代过程适应度值曲线

从图 7 可以看出, PSO 收敛迅速,在第 15 代就接近收敛,最终其适应度值为 0.0139。此时寻得的分别为 0.138 mm, 4.679%, 较 Moldflow 模拟

的 25 组数据均小。最终获得的工艺参数分别为: $t_1=1.274\text{ s}$, $T_2=71.776\text{ }^{\circ}\text{C}$, $T_3=248.648$, $P_4=69.560\%$, $t_5=13.071\text{ s}$, $t_6=14.084\text{ s}$ 。以此工艺参数进行注射成型实验,获得制品的翘曲量为 0.157 mm,收缩率为 4.803%,同样也较由表 1 中大多数参数获得的质量优。由此可见,本文所提注塑工艺参数优化方法是可行的,所获结果较为满意。

5 结论

融合 KPCA, MPSO 与 BP 神经网络方法,在建立起基于 KPCA 和 MPSO-BP 算法的注塑制品质量预测模型的基础上,利用 PSO 算法实现了注塑工艺参数的优化。一方面, KPCA 方法能够有效去除多个工艺参数间的信息冗余,降低模型输入的维数,约简网络结构,提高了质量预测模型的效率与准确度;另一方面,改进算法简单、全局搜索能力强的 PSO 算法并优化 BP 网络结构,建立起 MPSO-BP 算法的注塑制品质量预测模型,并以此为基础实现了 PSO 算法优化注塑工艺参数。借助于正交实验产生的数据作为训练样本,对所建优化模型进行仿真实验,结果表明,该方法能够较好地预测制品的翘曲量和体积收缩率;以优化后的工艺参数进行注塑实验获得的注塑件质量较传统方法要高,从而能够更好地提高注射成型过程的生产效率。

参考文献

- [1] Dang Xuan-Phuong. General frameworks for optimization of plastic injection molding process parameters[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2014, 41(6):125-254.
- [2] Bharti P K. Recent methods for optimization of plastic injection molding process-A retrospective and literature review[J]. International Journal of Engineering Science and Technology, 2010, 32(9):4 540-4 554.
- [3] 盛湘飞,黄放,罗湛. 基于神经网络汽车门把手的注塑工艺参数优化[J]. 塑料, 2010, 39(6):11-13.
Sheng Xiangfei, Huang Fang, Luo Zhan. The injection process parameters optimization of car door-handles based on neural network[J]. Plastics, 2010, 39(6):11-13.
- [4] Yin Fei, Mao Huajie, Lin Hua. A hybrid of back propagation neural network and genetic algorithm for optimization of injection molding process parameters[J]. Materials & Design, 2011, 32(5):3 457-3 464.
- [5] 郑子军,欧长劲,卢康. 基于 RBF 网络模型气辅成型工艺参数的优化[J]. 塑料科技, 2013, 41(2):79-83.
Zheng Zijun, Ou Changjin, Lu Kang. Parameters optimization of gas-assisted inject molding process based on RBF network model[J]. Plastics Science & Technology, 2013, 41(2):79-83.

- [6] Szekely N. Simplifying the model of a complex industrial process using input variable selection[J]. Periodica Polytechnica Electrical Engineering, 2003, 47(1/2):141-147.
- [7] 赵立杰, 柴天佑, 王纲. 多元统计性能监视和故障诊断技术研究发展[J]. 信息与控制, 2004, 33(2):197-200.
- Zhao Lijie, Chai Tianyou, Wang Gang. The process of multivariate statistical performance monitoring and fault diagnosis[J]. Information and Control, 2004, 33(2):197-200.
- [8] 王建国, 吴庆朝, 秦波, 等. 粒子群优化支持向量机的BOF用氧量预报研究[J]. 铸造技术, 2014, 35(8):1806-1809.
- Wang Jianguo, Wu Qingchao, Qin Bo, et al. Blowing oxygen volume prediction of BOF steelmaking based on PSO-SVM[J]. Foundry Technology, 2014, 35(8):1806-1809.
- [9] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Parameter selection and adaptation in unified particle swarm optimization[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2007, 46(1):198-213.
- [10] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feed-forward networks are universal approximators[J]. Neural Networks, 1989, 2(5):359-366.
- [11] 曾军亮, 王荣吉, 冯晓欣. 基于神经网络和遗传算法的工艺参数优化[J]. 塑料, 2013, 42(5):106-109.
- Zeng Junliang, Wang Rongji, Feng Xiaoxin. Optimization of process parameters based on neural network and genetic algorithm[J]. Plastics, 2013, 42(5):106-109.

明年塑料市场仍然艰难但机会犹在

今年下半年以来塑料市场总体表现弱势,受经济增速放缓、需求不振、油价弱势等因素的影响,产业链各产品价格均大幅低于往年水平。不少市场人士认为,明年塑料市场仍将是比较艰难的一年,但价格下跌空间有限,机会犹在。

中石化化工销售华东分公司陆根弟认为,如果宏观经济继续低迷,国际油价保持低位,新增产能基本按计划得以释放,明年塑料市场总体仍将承压。中国经济目前面临的最大问题之一就是产能过剩,这个问题在短期内无法彻底解决且存在恶化的趋势,因此,不仅是塑料市场,整个商品市场都将继续承压。

相关数据显示,在全球塑料产业的产能全部如期释放的前提下,2016年国内塑料市场的供应将增长6%~7%。这个数据与2010~2015年平均增长率相比略大,在基数不断增大的背景下,从绝对值来看更是偏大的。同时,据了解,2015年是机器设备的检修“大年”,估算产量因此减少达150万t。但市场预计2016年的检修力度将大幅下降,带来的产量增加或在90万t左右,供应增幅将再增加2%。

陆根弟表示,虽然数据不太理想,但不代表明年毫无机会。目前塑料价格处于2009年以来的最低水平,低价使市场风险下降,加之今年市场去库存压力已基本释放,减少了后市因继续去库存而杀跌的可能,这些都为后续推升市场留出了机会。需求方面,塑料价格与再生料价差的不收敛有利于其对再生料的替代,这会促进消费需求的增加。同时,今年市场还出现了消费结构的变化,一次性塑料制品的消费快速增长,但这部分增长却不在传统分析塑料需求的观念里,所以塑料需求的实际增长应该比预期要好。

海蓉投资总经理徐智龙从金融衍生品的角度,通过对格局转换下的资产配置的思考,给出了自己对未来市场操作的建议。徐智龙表示,供需从未平衡,价格的变化从来都是方向与结构在交替运行。这其实就是方向和结构之间的轮回,它在每一个阶段的下跌都表明市场出现了某些问题,而每一次的反弹也表明这些问题得到了解决或改善。

徐智龙说道,这些问题可能是产能、开工、回料、进口或

工艺成本。以塑料市场为例,前期的产能过剩带来了一波跌势。随着新料代替回料,这个问题得到部分解决,价格出现了小幅的反弹。但随着产能的进一步扩张,新料供给的量超过新料替代一级回收料的量,市场重回跌势,这也是目前塑料市场持续低迷的原因所在。

针对这样的市场行情,徐智龙也建议。首先,可以根据产能的变化,做多去产能的品种,做空加产能的品种。其次,当前,诸如永新股份、金发科技等产品价格下跌慢于原料价格,盈利能力会得到改善;此外,在股票和商品同时爆跌以后,产品价格的反弹又会快于原料价格,所以进行下游公司股票和商品原料的对冲将会是一个不错的策略。最后,目前塑料市场已经处于第2个下跌浪的末端,虽会继续下跌,但反弹随时可能到来,所以在期货市场买近卖远也将是很好的选择。

(中塑在线)

上海英威达 PA66 20 万 t/a 生产线已建成出样

据悉,上海英威达尼龙(PA)66 20 万 t/a 生产线已建成出样,该生产线一旦正式投产,预计明年国内 PA66 产能将扩大至 50 万 t 以上, PA66 进口依存度将有所缓解,但同时也对国内 PA66 的价格带来一定的冲击。预计明年国产 PA66 的价格会跌至 1.0~1.2 万元/t 区间内。

(工程塑料网)

塑料家具渐成国内外流行新趋势

塑料家具在国外越来越受欢迎。尤其在欧洲,塑料家具特别受到很多年轻人的喜爱。从近几年米兰国际家具展上我们可以感觉到塑料家具潮流的回归,塑料家具也将在我国市场大放光芒。塑料是材料中的变色龙,可热可冷,可硬可软,可以有形态记忆性,可以是结构化和质量很轻的;可以薄到只有一亿分之一厘米单位,也可以厚到米做单位;可以很光滑也可以很粗糙;可以有弹性也可以坚如磐石。塑料家具比起木材或金属材料制成的家具,可塑性极强,可以加工成任何形状,同时它色彩丰富,与其它家具巧妙搭配,可以起到美化居室的作用。最重要的,塑料家具可以回收利用,能最大限度地减少对环境的污染,这一点对于重视环境保护与生存质量的现代人来说,无疑是一大优势,因此越来越受到家具设计者与制造者的重视。

(工程塑料网)