

# 支持向量机模型在高校毕业生供给预测中的应用\*

陈小娟<sup>1</sup>, 姚正安<sup>2</sup>, 黄 巍<sup>1,3</sup>

1. 广东省教育研究院, 广东 广州 510035;
2. 中山大学数学与计算科学学院, 广东 广州 510275;
3. 中山大学教育学院, 广东 广州 510275)

**摘要:** 以广东省高校本科毕业生供给数据为研究对象, 分别构建了多元线性回归、时序外推、灰色预测和支持向量回归等模型。在此基础上, 通过对几种预测模型的分析, 从中优选出预测精度较高的模型。结果表明, 支持向量回归模型可以作为预测未来高校本科毕业生供给的有效工具。

**关键词:** 人才供给预测; 多元线性回归; 时序外推; 灰色预测; 支持向量回归

**中图分类号:** O29 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579(2013)01-0068-06

## Support Vector Machine in Forecasting the Supply of College Graduates

CHEN Xiaojuan<sup>1</sup>, YAO Zheng'an<sup>2</sup>, HUANG Wei<sup>1,3</sup>

1. Guangdong Academy of Education, Guangzhou 510035, China;
2. School of Mathematics and Computational Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;
3. Education School of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

**Abstract:** Multiple linear regression, time sequence extrapolation method, Grey Prediction GM(1, 1) Model, support vector machine are used in forecasting the supply of college undergraduate graduates. Based on comparison, it is discovered that support vector machine is the most suitable model for forecasting the supply of college graduates.

**Key words:** the supply of college graduates; multiple linear regression; time sequence extrapolation method; Grey Prediction GM(1, 1) Model; support vector machine

目前, 大学生就业难问题日益突出, 对高等教育质量的提升提出了严峻的挑战。根据教育部统计数据: 截至2009年9月1日, 全国有351万高校毕业生实现就业, 仍有144万毕业生未能如期就业<sup>[1]</sup>。当曾被誉“天之骄子”的高校毕业生也面临如此严峻的就业形势时, 不得不引起我们的关注和重视。在这种背景下预测和分析未来高校本科毕业生供给, 对于研究我国高校人才供求状况, 制定未来高等教育人才培养计划, 保证高等教育健康、有序的发展无疑具有非常重要的意义。针对于此, 本文希望找出一个能够预测未来高校本科毕业生供给的有效模型, 以期政府制定相关政策提供

参考依据。

## 1 多元线性回归模型

在现实生活中, 一种现象常常是与多个因素相联系的, 回归分析(regression analysis)是确定两种或两种以上因素间相互依赖的定量关系的一种统计分析方法, 应用十分广泛。

### 1.1 指标的选取

考虑到影响高校本科毕业生供给的因素有很多, 本文根据搜集的资料和专家意见, 结合人才供给的特点, 考虑数据的可获得性, 从师资、办学经费、硬件设施、生源情况四方面入手, 选取了本科

\* 收稿日期: 2012-06-23

基金项目: 教育部、财政部“高等教育质量工程”重大招标资助项目(教高司函[2007]26号)

作者简介: 陈小娟(1984年生), 女, 博士; 通讯作者: 黄巍; E-mail: huangw25@mail.sysu.edu.cn

院校专任教师数、普通高校教育经费、普通高校图书音像资料情况、校舍情况、招生报名总数等 5 个指标。原始数据矩阵见表 1 所示。

表 1 原始数据矩阵<sup>①</sup>  
Table 1 The original data matrix

指标	本科招生人数 Y/人	专业教师数 X <sub>1</sub> /人	教育经费 X <sub>2</sub> /万元	图书音像资料 X <sub>3</sub> /万册	学校建筑面积 X <sub>4</sub> /m <sup>2</sup>	招生报名总数 X <sub>5</sub> /人
1998	653 135	326 480	3 904 842	49 521. 97	154 004 631	3 202 197
1999	936 690	335 771	5 493 394	55 279. 45	175 247 930	3 404 445
2000	1 160 191	370 838	7 087 280	61 036. 93	207 489 971	3 884 823
2001	1 381 835	400 566	9 133 503. 6	66 794. 41	259 562 302	4 534 495
2002	1 587 939	454 882	10 188 362. 1	72 551. 89	302 512 862	5 267 760
2003	1 825 262	502 458	11 665 761. 8	83 649. 02	382 017 582	6 124 580
2004	2 099 151	575 334	14 878 589. 8	101 032. 43	455 105 466	8 671 327
2005	2 363 647	630 010	17 543 468	116 544. 96	512 872 732	8 768 108
2006	2 530 854	67 7056	21 297 613. 2	132 236. 82	573 562 739	9 641 782
2007	2 820 971	717 173	25 502 370. 8	148 455. 22	576 543 195	10 117 761
2008	2 970 601	856 040	29 388 768. 5	161 918. 07	592 145 541	10 606 686

数据来源：1997 - 2008 年中国教育统计年鉴。教育部发展规划司编。北京：人民教育出版社。

### 1.2 多元回归模型的构建

为方便起见，下文用 Y 表示当年普通高校本科招生人数，X<sub>1</sub> ~ X<sub>5</sub> 分别表示本科院校专任教师数、普通高校教育经费、普通高校图书音像资料情况、校舍情况、招生报名总数。从相关分析结果发现，在 0.01 的显著性水平下，因变量 Y 与自变量 X<sub>i</sub> (i = 1, 2, ..., 5) 之间的相关系数都大于 0.9 (见表 2)，具有高度的相关关系，因此可以建立回归模型。

表 2 相关关系表  
Table 2 Correlation table

	Y	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>
Y	1	0.979**	0.976**	0.978**	0.988**	0.982**
X <sub>1</sub>	0.979**	1	0.990**	0.991**	0.968**	0.974**
X <sub>2</sub>	0.976**	0.990**	1	0.996**	0.955**	0.960**
X <sub>3</sub>	0.978**	0.991**	0.996**	1	0.969**	0.974**
X <sub>4</sub>	0.988**	0.968**	0.955**	0.969**	1	0.992**
X <sub>5</sub>	0.982**	0.974**	0.960**	0.974**	0.992**	1

注：\* \* 代表在 0.01 的水平上显著。

与此同时，相关分析结果显示，自变量之间也存在着高度的相关性。在这种情况下，为避免所建立的模型出现多重共线性问题，本文引入了主成分分析法。利用 SPSS17.0 软件对 5 个自变量进行主成分分析，得到各主成分的特征根和贡献率见表 3。

表 3 主成分分析结果

Table 3 Principal component analysis results

特征值向量	F <sub>1</sub>	F <sub>2</sub>	F <sub>3</sub>	F <sub>4</sub>	F <sub>5</sub>
X <sub>1</sub> *	0.994	-0.069	-0.086	0.015	-0.006
X <sub>2</sub> *	0.99	-0.137	0.031	0.004	0.03
X <sub>3</sub> *	0.995	-0.079	0.044	-0.013	-0.032
X <sub>4</sub> *	0.986	0.155	0.02	0.057	0.001
X <sub>5</sub> *	0.989	0.132	-0.009	-0.062	0.008
特征值	4.908	0.072	0.011	0.007	0.002
贡献率/ %	98.162	1.434	0.215	0.150	0.040
累积贡 献率/%	98.162	99.596	99.810	99.960	100

由上表可见，前两个主成分就可以达到 99.596% 的累计贡献率，因此可以用前两个主成分来代替原有的 5 个变量进行回归分析。前两个主成份的关系式如下

$$F_1 = 0.4487X_1^* + 0.4469X_2^* + 0.4491X_3^* + 0.4451X_4^* + 0.4464X_5^*,$$

$$F_2 = -0.2572X_1^* - 0.5106X_2^* - 0.2944X_3^* + 0.5777X_4^* + 0.4919X_5^*$$

其中， $X_i^* = \frac{(X_i - \bar{X}_i)}{\sigma_i}$ ， $\bar{X}_i$  为 X<sub>i</sub> 的均值， $\sigma_i$  为 X<sub>i</sub> 的

① 注：由于 t 年的本科招生人数在很大程度上决定了 (t+4) 年后的高校本科毕业生供给数量，故本文近似地以本科招生人数来衡量高校本科毕业生供给量。

标准差。

根据  $F_1$ ,  $F_2$  和  $Y$  的数值, 在 SPSS 中选用 STEPWISE 法进行回归, 结果见表 4 和表 5。

表 4 回归方程的系数

Table 4 The coefficient of regression equation

	B	T 值	Sig.
$F_1$	0.447	22.051	0.000

表 5 方差分析结果

Table 5 The results of variance analysis

Model	R Square	F 值	Sig.
Regression	0.980	486.266	0.000

从回归结果显示, 只有第一个主成分进入回归方程, 回归方程为的表达式为:  $Y_1^* = 0.447F_1$ ;  $R^2 = 0.980$ , 说明方程可以解释因变量变化的 98%。在给定 0.05 的显著性水平下,  $F = 486.266$ , 对应的  $P$  值为 0, 小于 0.05。可见, 回归模型通过检验, 可以认为在统计上是显著的。

将  $F_1$  的关系式带入回归方程得

$$Y^* = 0.2006X_1^* + 0.1998X_2^* + 0.2008X_3^* + 0.1989X_4^* + 0.1995X_5^*$$

用原变量  $X_1 \sim X_5$ 、 $Y$  代替标准自变量  $X_1^* \sim X_5^*$ 、 $Y^*$  得到因变量  $Y$  与原自变量  $X_1 \sim X_5$  的线性回归方程为:

$$Y = 19860.8677 + 0.8946X_1 + 0.0185X_2 + 3.963X_3 + 0.009X_4 + 0.0541X_5$$

为进一步检验模型效果, 将建立的回归模型用于预测, 并与实际值进行对比, 预测结果及误差见表 6。

表 6 预测结果及误差

Table 6 Prediction results and error

年份	预测值	真实值	相对误差
2007	2 787 825	2 820 971	-0.011 74
2008	3 077 800	2 970 601	0.036 08

## 2 时序外推模型

现实中, 影响高校本科毕业生供给的因素众多, 由于目前数据积累有限, 且有些指标本身难以量化, 这些都给本科毕业生供给预测建模带来了一定的难度。基于上述特点, 本文尝试采用时序外推模型对人才供给进行预测。

### 2.1 时序外推模型

时序外推模型的基本思想是: 决定事物过去发展的因素, 在很大程度上也决定该事物未来的发展, 其变化不会太大; 事物发展过程一般都是渐进式的变化, 而不是跳跃式的变化。掌握事物的发展规律, 依据这种规律推导, 就可以预测出它的未来趋势和状态<sup>[2]</sup>。

时序外推模型有多种类型, 以下几种都可以应用于人才供给预测方面:

1) 线性模型, 函数形式为:  $y = a + b \cdot t$

2) 对数模型, 函数形式为:  $y = a + b \cdot \ln t$

3) 二次多项式模型, 函数形式为:  $y = b_0 + b_1 t + b_2 t^2$

4) 三次多项式模型, 函数形式为:  $y = b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + b_3 t^3$

5) 幂函数模型, 函数形式为:  $y = b_0 t^{b_1}$

6) 指数函数, 函数形式为:  $y = b_0 e^{b_1 t}$

### 2.2 时序外推模型的建立

① 收集 1998 - 2008 年高校本科毕业生供给数据, 然后以 1998 - 2006 年的毕业生供给数据为测试集, 以 2007 - 2008 年的毕业生供给数据为检验集, 根据测试集数据画出点分布图, 具体见图 1。

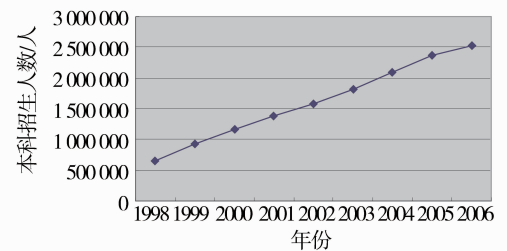


图 1 人才供给数据分布图

Fig 1 The original data distribution

② 根据所画出的数据分布图以及模型拟合精度  $R^2$ , 从上述 1) - 6) 函数中选取最优拟合模型。得到的拟合函数为:

$$y = 235218x + 439320, R^2 = 0.9984$$

③ 根据拟合函数, 得到的 2007 - 2008 年的预测值及误差见表 7。

表 7 时序外推模型的预测值及误差

Table 7 Prediction results and error of time series model

年份	预测值	真实值	相对误差
2007	2 791 500	2 820 971	-0.010 447
2008	3 026 718	2 970 601	0.01 889

### 3 灰色预测

根据灰色系统理论, 可以将高校本科毕业生供给系统看成一个半明半暗的灰色系统, 根据其内部特性, 建立高校本科毕业生供给灰色预测模型。目前应用较为广泛的是 GM (1, 1) 模型, 该模型基于累加生成的数列建立一阶变量的微分方程模型, 从毕业生供给自身时间序列中挖掘有关信息, 以此来预测未来高校本科毕业生供给量。

#### 3.1 GM (1, 1) 模型的建模步骤<sup>[3]</sup>

①对  $Y^0 = (y_1^0, y_2^0, \dots, y_m^0)$  进行一次累加生成, 得  $Y^1 = (y_1^1, y_2^1, \dots, y_m^1)$ , 其中  $y_k^1 = \sum_{i=1}^k y_i^0, k = 1, 2, \dots, m$ ;

②对  $Y^1 = (y_1^1, y_2^1, \dots, y_m^1)$  建立一阶微分拟合方程:  $\frac{dY^1}{dt} + aY^1 = b$  其中, 参数  $a$  和  $b$  可以通过最小二乘法拟合得到。

③令  $y_1^1 = y_1^0$ , 求解上述一阶微分方程, 得  $Y^1$  的拟合值  $\hat{Y}^1$

$$\hat{y}_{k+1}^1 = (y_1^0 - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 1, 2, \dots$$

④将  $\hat{Y}^1$  还原得到  $\hat{Y}^0$

$$\hat{y}_{k+1}^0 = \hat{y}_{k+1}^1 - \hat{y}_k^1, k = 1, 2, \dots$$

即  $\hat{y}_{k+1}^0 = (1 - e^a)(y_1^0 - \frac{b}{a})e^{-ak}, k = 1, 2, \dots$

当  $k \geq m$  时, 即可实现  $Y$  以后年度值的预测。

#### 3.2 GM (1, 1) 模型的建立

根据 GM (1, 1) 模型的建模算法, 利用 Matlab 软件, 可得发展系数  $a$  和常数项  $b$  的估计值如下:

$$a = -0.1152, b = 979909.97$$

故 GM (1, 1) 预测模型如下:

$$\hat{y}_{k+1}^0 = 9159297.93(1 - e^{-0.1152})e^{0.1152k}$$

根据所得 GM (1, 1) 预测模型, 计算 2007 - 2008 年的预测值及误差见表 8。

表 8 GM (1, 1) 模型的预测值及误差

Table 8 Prediction results and error of GM (1, 1) model

年份	预测值	真实值	相对误差
2007	2 809 614	2 820 971	-0.004 03
2008	3 152 527.57	2 970 601	0.061 24

### 4 支持向量回归模型

支持向量机回归 (Support Vector Regression, SVR) 是 20 世纪 90 年代末期在统计学习理论基础提出的一种机器学习算法。由于 SVR 在回归过程中采用了结构风险最小化原则和核映射技术, 因而它具备较好的非线性与不精确性信息处理能力。近年来, 支持向量回归模型已成功地应用于时间序列的预测研究中。如 Shin、Kim、Dong 等<sup>[4-6]</sup> 学者的研究都表明, 支持向量机具有良好的泛化性能。故而, 本文尝试运用支持向量机模型对毕业生供给进行预测。

#### 4.1 支持向量回归建模步骤<sup>[7]</sup>

①构建样本集, 并将样本集划分为训练集和测试集。在此基础上, 根据样本集和核函数  $K(u, v) = \exp\left(-\frac{u-v^2}{2\sigma^2}\right)$  建立  $\varepsilon$ -SVR 目标函数。

②修改训练集和测试集中数据的格式, 并使用 Libsvm 软件中的 svm-scale.exe 工具对训练和测试数据进行归一化。其中, 归一化的公式为:

$$x'_{ki} = \frac{x_{ki} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \times (\text{upper} - \text{lower}) + \text{lower}$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p)$$

这里,  $x'_{ki}$  为第  $k$  个样本的第  $i$  维归一化数值,  $x_{ki}$  为实际值,  $x_{i\min} = \min_k(x_i), x_{i\max} = \max_k(x_i)$ , upper 为变换后区间上限, 本模型中 upper = 1, lower 为变换后区间下限, 本模型中 lower = -1,  $n$  为输入向量维数,  $p$  为样本数。

③选用 gridregression-search 方法来寻找最优参数  $(C, g, \varepsilon)$ <sup>[8]</sup>。

④采用最佳参数  $C$  和  $g$  对整个训练集进行训练并获取 SVR 模型。

⑤利用测试集数据对已获取模型进行误差检验。

#### 4.2 支持向量回归模型的建立

本模型继续采用表 1 的数据, 将 1998 - 2006 年数据作为训练样本集, 2007 - 2008 年数据作为测试样本集, 并选用 Libsvm 软件对高校毕业生供给进行训练和预测。由于 Libsvm 软件对数据格式有特殊要求, 因此, 本文在实验中, 首先对训练集和测试集数据进行格式化处理, 具体结果见表 9。

表 9 原始数据格式化处理结果

Table 9 Formatting results

653 135	1: 326 480	2: 3 904 842	3: 49 521. 97	4: 154 004 631	5: 3 202 197
936 690	1: 335 771	2: 5 493 394	3: 55 279. 45	4: 175 247 930	5: 3 404 445
1 160 191	1: 370 838	2: 7 087 280	3: 61 036. 93	4: 207 489 971	5: 3 884 823
1 381 835	1: 400 566	2: 9 133 503. 6	3: 66 794. 41	4: 259 562 302	5: 4 534 495
1 587 939	1: 454 882	2: 10 188 362. 1	3: 72 551. 89	4: 302 512 862	5: 5 267 760
1 825 262	1: 502 458	2: 11 665 761. 8	3: 83 649. 02	4: 382 017 582	5: 6 124 580
2 099 151	1: 575 334	2: 14 878 589. 8	3: 101 032. 43	4: 455 105 466	5: 8 671 327
2 363 647	1: 630 010	2: 17 543 468	3: 116 544. 96	4: 512 872 732	5: 8 768 108
2 530 854	1: 677 056	2: 21 297 613. 2	3: 132 236. 82	4: 573 562 739	5: 9 641 782
2 820 971	1: 717 173	2: 25 502 370. 8	3: 148 455. 22	4: 576 543 195	5: 10 117 761
2 970 601	1: 856 040	2: 29 388 768. 5	3: 161 918. 07	4: 592 145 541	5: 10 606 686

在此基础上, 对修改完格式的训练集和测试集数据进行归一化处理, 处理后的结果见表 10。

表 10 归一化结果

Table 10 Normalized results

653 135	1: -1	2: -1	3: -1	4: -1	5: -1
936 690	1: -0. 964 91	2: -0. 875 329	3: -0. 897 55	4: -0. 903 03	5: -0. 945 372
1 160 191	1: -0. 832 472	2: -0. 750 24	3: -0. 795 1	4: -0. 518 157	5: -0. 640 138
1 381 835	1: -0. 720 198	2: -0. 589 65	-0. 692 651	4: -0. 518 157	5: -0. 640 138
1 587 939	1: -0. 515 062	2: -0. 506 864	3: -0. 590 201	4: -0. 322 098	5: -0. 442 078
1 825 262	1: -0. 335 38	2: -0. 390 916	3: -0. 392 736	4: 0. 040 820 2	5: -0. 210 646
2 099 151	1: -0. 060 148	2: -0. 138 771	3: -0. 083 412	4: 0. 374 447	5: 0. 477 247
2 363 647	1: 0. 146 348	2: 0. 070 370 8	3: 0. 192 621	4: 0. 638 14	5: 0. 503 388
2 530 854	1: 0. 324 027	2: 0. 364 999	3: 0. 471 846	4: 0. 915 174	5: 0. 739 373
2 820 971	1: 0. 475 538	2: 0. 694 992	3: 0. 760 439	4: 0. 928 779	5: 0. 867 938
2 970 601	1: 1	2: 1	3: 1	4: 1	5: 1

支持向量回归方法的预测精度在很大程度上依赖于模型参数的选择, 也就是说, 选择合适的参数对产生优良的实验结果尤为重要。有鉴于此, 本实验选用 gridregression - search 方法来寻找最优参数  $(C, g, \varepsilon)$ , 经过多次调试, 最终确定参数为:  $-s 3 - t 2 - c 4 294 967 296 - g 0. 003 906 25 - p 2. 0$ 。

结果表明, 所建立的支持向量回归模型达到了较好的预测效果, 最终平均相对误差接近于 0, 具体结果见表 11。

表 11 支持向量回归模型预测值和实际值的比较

Table 11 The comparison of the forecast value and the actual value

年份	预测值	真实值	相对误差
2007	2 821 150	2 820 971	6. 345 33E - 05
2008	2 970 270	2 970 601	-0. 000 111 425

## 5 结论及启示

本文分别建立了多元线性回归模型、时序外推模型、灰色预测和支持向量回归等模型对高校本科毕业生供给人数进行预测, 通过对上述几种模型比较, 可以看到, 支持向量回归模型的误差最小, 时序外推模型次之, 多元线性回归模型第三, 灰色模型的预测误差最大。

在对高校毕业生供给人数进行预测时, 早期应用较多的是多元回归、时序外推等方法。然而, 这些传统的统计方法只有在样本数量趋于无穷大时才能有理论上的保证。在实际的效果预测中, 样本数目通常是有限的, 甚至是小样本。因此, 基于大数定律的传统统计方法通常难以取得较好的预测效果。

支持向量机模型在回归过程中采用了结构风险最小化原则和核映射技术, 因而它能够根据有限的

样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳,从而获得更好的泛化能力。实验结果表明,运用支持向量机模型对高校毕业生供给人数进行预测,其结果具有精度高、稳定性好的特点。综上所述,支持向量回归模型可以作为高校本科毕业生供给预测的有效工具。

#### 参考文献:

- [1] 胡欢欢. “就业难”与“用工荒”成因浅析[J]. 法制与社会, 2009, 5: 236 - 237.
- [2] 王元元. 基于神经网络组合模型的科技人才数量预测[D]. 广州: 中山大学, 2009: 46 - 47.
- [3] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1987: 59 - 60, 96 - 104.
- [4] SHIN K S, LEE T S, KIM H J. An application of support vector machines in bankruptcy prediction model [J]. Expert Systems with Applications, 2005, 28: 127 - 135.
- [5] KIM H C, PANG S N, JE H M, et al. Constructing support vector machine ensemble [J]. Pattern Recognition, 2003, 36: 2757 - 2767.
- [6] DONG J X, KRZYZAK A, SUEN C Y. Fast SVM training algorithm with decomposition on very large data sets [J]. IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, 2005, 27(4): 603 - 618.
- [7] STEVE R G. Support vector machines for classification and regression [J]. Technical Report, 1998, 5: 30 - 39.
- [8] MIN J H, LEE Y C. Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters [J]. Expert Systems with Applications, 2005, 28: 603 - 614.
- [10] TAEPABOON P, JUNKASEM J, DANGTUNGEE R, et al. *In situ* microfibrillar-reinforced composites of isotactic polypropylene/recycled poly (ethylene terephthalate) system and effect of compatibilizer [J]. J Appl Polym Sci, 2006, 102: 1173 - 1181.
- [11] FRIEDRICH K, EVSTATIEV M, FAKIROV S, et al. Microfibrillar reinforced composites from PET/PP blends: processing, morphology and mechanical properties [J]. Compos Sci Technol, 2005, 65: 107 - 116.
- [12] LIN X D, CHEUNG W L. Study of poly (ethylene terephthalate)/polypropylene microfibrillar composites. I. Morphological development in melt extrusion [J]. J Appl Polym Sci, 2003, 89: 1743 - 1752.
- [13] LIN X D, JIA D, LEUNG F K P. Study on poly (ethylene terephthalate)/polypropylene microfibrillar composites. II. Solid-state drawing behavior [J]. J Appl Polym Sci, 2004, 93: 1989 - 2000.
- [14] LEUNG F K P, CHEUNG W L, LIN X D, et al. Poly (ethylene terephthalate)/polypropylene microfibrillar composites. III. Structural development of poly (ethylene terephthalate) microfibers [J]. J Appl Polym Sci, 2007, 104: 137 - 146.
- [15] WANG C H, ZHANG Z S, MAI K C. Preparation, non-isothermal crystallization, and melting behavior of  $\beta$ -nucleated isotactic polypropylene/poly (ethylene terephthalate) blends [J]. J Therm Anal Calorim, 2011, 106: 895 - 903.
- [16] TAO Y J, MAI K C. Non-isothermal crystallization and melting behavior of compatibilized polypropylene/recycled poly (ethylene terephthalate) blends [J]. Eur Polym J, 2007, 43: 3538 - 3549.
- [17] TAO Y J, PAN Y, ZHANG Z S, et al. Non-isothermal crystallization, melting behavior and polymorphism of polypropylene in  $\beta$ -nucleated polypropylene/recycled poly(ethylene terephthalate) blends [J]. Eur Polym J, 2008, 44: 1165 - 1174.
- [17] 王春广, 林劲新, 章自寿, 等. 增容对回收 PET/PP 共混物的结晶与熔融行为的影响 [J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2012, 51(5): 1 - 6.
- [18] 陶友季, 章自寿, 麦堪成. PP/回收 PET 共混物的动态流变行为 [J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2010, 49(1): 62 - 66.

(上接第 67 页)