

基于离散二阶差分算法的中国碳排放预测^{*}

赵息¹, 齐建民^{1,2}, 刘广为¹

(1. 天津大学管理与经济学部, 天津 300072; 2. 中国石油大学(华东) 经济管理学院, 青岛 266555)

提 要: 在系统研究国内外目前碳排放预测文献的基础上, 总结其中的预测方法, 发现方法中的局限性。离散二阶差分方程预测模型是基于时间序列的预测方法, 能够有效弥补目前预测方法的局限性。在论述离散二阶差分方程预测模型(DDEPM) 推导过程的基础上, 应用 DDEPM 方法, 借助 Matlab 软件, 基于 1980-2009 年的碳排放数据, 计算中国 2020 年碳排放的碳排放量, 并估算 1984-2009 年碳排放预测值的误差率; 随后基于 1980-2009 年的中国 GDP 数据, 应用相同的方法, 对 2020 年中国 GDP 的数值进行计算。通过单位 GDP 碳排放的运算, 计算出中国降低单位 GDP 碳排放的潜力。

关键词: 碳排放预测; 离散; GDP 预测; 单位 GDP 碳排放; 离散二阶差分方法

中图分类号: F124.5

文献标识码: A

自 20 世纪中期以来, 科学家所观测到的全球平均温度的升高很可能是由人为温室气体浓度的增加所导致, 碳排放的增加是温室气体浓度增加的重要因素。在全球对气候异常问题日益关注、温室气体减排呼声与压力逐渐高涨的背景下, “低碳” 已经成为全世界范围内的热门词汇。中国作为全世界最大的发展中国家, 经济的发展取得了令人瞩目的成绩, 但其背后带来了严重的能源问题和环境问题, 其年均人为碳排放总量已位居世界第二。中国对因碳排放产生的环境问题高度重视, 提出到 2020 年, 单位 GDP 的二氧化碳排放比 2005 年降低 40~45%^[1]。如何协调 GDP 的快速增长和碳排放的有效降低, 是中国政府亟需解决的问题。

国内外很多学者与机构对碳排放进行了预测研究: Martin J. Atkins et al^[2] 运用碳排放夹点分析方法和预测区域排放目标和宏观排放计划, 在阐述现有新西兰发电行业碳质谱点的分析方法的基础上进行扩展, 找到有效实现碳排放减少的手段, 认为清洁能源比重的增大是减少发电行业碳排放的最有效手段; 刘建翠^[3] 采用线性回归方法, 利用交通运输部门运输产品的历史数据和经济增长数据, 对交通部门的能源消费与碳排放进行了预测, 得出交通模式的改变会增加能源消耗量, 技术进步对降低能耗作用效果显著; Hsiao-Tien Pao et al^[4] 在检验巴西 1980-2007 污染物排放、能源消耗和产出的动态关系的基础上, 采用 GM(1, 1) (灰预测) 方法对三个变量进行了 5 年预测, 通过分析得出, 巴西需要施行能源基础设施建设投资和能源效率减少能源浪费的双重策略, 来减少经济增长的负面效应; Nigel N. Clark et al^[5] 预测汽车排放和汽车性能之间的关系, 从汽车的平均速度、惯性力量、加速度三个方面来衡量汽车性能, 通过实际数据分析得出三方面与汽车排放之间的关系; 刘朝, 赵涛^[6] 在分析中国低碳经济发展关键阻碍因素的基础上, 运用情景分析方法, 预测未来的能源需求与碳排放量, 指出低碳经济的发展对我国能源与环境建设具有多重正效应; Jacob N. Hacker et al^[7] 以英国东南部的一所房子为例, 运用生命周期理论分析了两间卧室 100 年的碳排放数据, 认为实际碳排放与运营碳排放的平衡受到了热质能和气候变化的影响, 并分四个权重对其进行深入研究; Peter J. Marcotullio et al^[8] 将亚太地区的公路交通人均碳排放分为三个组, 并研究其与经济发达程度之间的关系, 三个组分别与发达国家做比较, 用 GDP 与碳排放量的关系, 采用回归分析方法预测未来亚太地区的公路交通碳排放。综上可以看到, 碳排放的预测方法有很多, 其大部分是基于情景分析预测方法、线性回归预测方法和灰预测方法。

* 收稿日期: 2012-3-3; 修回日期: 2012-5-14。

作者简介: 赵息(1955-), 女, 天津人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 会计理论、管理会计。

通讯作者: 齐建民(1978-), 男, 河北藁城人, 博士研究生, 讲师, 研究方向: 成本管理、环境与管理会计。

1 研究方法

文中以近三十年的中国碳排放与 GDP 的数值为基础数据,运用离散二阶差分算法,预测中国 2020 年碳排放数值与 GDP 数值,随后将 2020 年单位 GDP 的碳排放量与 2005 年进行对比,从而估算中国单位 GDP 降低碳排放能力。

运用 DDEPM 进行碳排放预测,相比目前国内外所应用的碳排放预测方法拥有更好的适用性,将其与情景分析预测、线性回归预测与 GM(1,1) 预测方法进行比较。

情景分析方法是未来的情景进行主观设定,然后根据参数的主观设定值(例如人口增长率、GDP 增长率等)进行预测分析^[9]; DDEPM 则是直接根据碳排放的历史数据,对未来某一段时间的碳排放进行预测分析,所需数据均为客观实际值,客观性科学性更强,准确度高;线性回归预测方法是用线性方程将历史碳排放数据进行回归分析,提出线性方程,之后进行验证。线性回归预测需要对各个影响因素进行合理的估计,这就降低了预测的可靠性^[10]; DDEPM 是非线性的,非线性的函数在进行数据预测时,很多无法拟合成线的点可以包括在内,预测的误差小,精确度高。并且完全基于历史数据,不需要对各影响因素做出估计,提高可靠性; GM(1,1) 也是基于数据的非线性预测,然而,基于其自身函数的缺陷, GM(1,1) 方法对拐点无法有效预测^[11],中国的碳排放数值有可能在某一阶段出现下降或者加速上涨趋势, GM(1,1) 对其无法精确预测; DDEPM(2,1) 在 GM(1,1) 的基础上,能对拐点进行准确预测,提高了预测的精准度。

2 离散二阶差分预测方法

离散二阶差分方程预测模型(Discrete Difference Equation Prediction Model, DDEPM) 的优势是对转折点(即拐点)较 GM(1,1) 预测模型具有更高的预测精度^[12],因此该模型适用于预测具有上下波动的时间序列。采用 DDEPM 建模,图 1 为离散差分方程预测模型 DDEPM(2,1) 建模流程,下面说明 DDEPM(2,1) 预测模型的建模步骤。

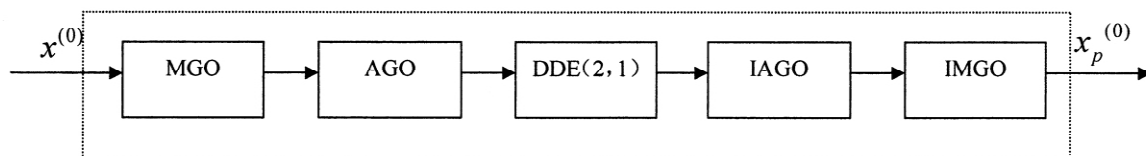


图 1 离散差分方程预测模型 DDEPM(2,1) 建模流程

Fig. 1 Modeling process of DDEPM(2,1)

2.1 映射生成运算

令 $x^{(0)}$ 表示原始数列, $x_m^{(0)}$ 表示经过 MGO 运算过后的数列, $x_m^{(0)}$ 可以被定义为:

$$x_m^{(0)} = \{x_m^{(0)}(1), x_m^{(0)}(2), x_m^{(0)}(3), \dots, x_m^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

$$x_m^{(0)}(i) = \text{MGO}(x^{(0)}(i)) = s + \gamma \cdot x^{(0)}(i) \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2)$$

式中: n 为原始数列的数量, s 为位移因子(shift factor), γ 为比例因子(scaling factor), $x^{(0)}(i)$ 表示原始数列的第 i 笔资料。

2.2 一次累加生成运算(1-AGO Operation)

令 $x^{(1)}$ 为 $x_m^{(0)}$ 一次累加生成的时间序列, 则 $x^{(1)}$ 可表示如下:

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (3)$$

$$\text{式中: } x^{(1)}(p) = \sum_{i=1}^p x_m^{(0)}(i) \quad p = 1, 2, \dots, n$$

2.3 利用单变数二阶差分方程式 DEE(2,1) 建模

利用单变数二阶差分方程式对一次累加生成数列进行建模,其建模方程式如下:

$$x^{(1)}(p+2) + a \cdot x^{(1)}(p+1) + b \cdot x^{(1)}(p) = 0 \quad (4)$$

式中: a 及 b 为未定系数, p 为一整数

使用线性最小平方误差估计(linear least square estimation)来评估未定系数 a 及 b , 可得:

$$\Theta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (5)$$

$$\text{式中: } Y = \begin{Bmatrix} x^{(1)}(3) \\ x^{(1)}(4) \\ \dots \\ x^{(1)}(n) \end{Bmatrix}_{(n-2) \times 1} \quad X = \begin{Bmatrix} -x^{(1)}(2) & -x^{(1)}(1) \\ -x^{(1)}(3) & -x^{(1)}(2) \\ \dots & \dots \\ -x^{(1)}(n-1) & -x^{(1)}(n-2) \end{Bmatrix}_{(n-2) \times 2} \quad \Theta = \begin{Bmatrix} a \\ b \end{Bmatrix}_{2 \times 1}$$

此外,若将矩阵 X 及 Y 代入式(5)展开,得到未定系数 a 及 b 可以利用下式计算得到:

$$a = \frac{-\sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-2)^2 \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)x^{(1)}(p) + \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)x^{(1)}(p-2) \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-2)x^{(1)}(p)}{\Delta} \quad (6)$$

$$b = \frac{\sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)x^{(1)}(p-2) \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)x^{(1)}(p) - \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)^2 \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-2)x^{(1)}(p)}{\Delta} \quad (7)$$

$$\text{式中: } \Delta = \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)^2 \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-2)^2 - \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)x^{(1)}(p-2) \sum_{p=3}^n x^{(1)}(p-1)x^{(1)}(p-2)$$

2.4 解单变量二阶差分方程

令 $x^1(p) = r^p$ 代入式(4),可得到下式:

$$r^{p+2} + a \cdot r^{p+1} + b \cdot r^p = 0 \quad (8)$$

$$r^p(r^2 + a \cdot r + b) = 0 \quad (9)$$

$$\text{由此可以导出: } r_1 = \frac{-a + \sqrt{a^2 - 4b}}{2} \quad r_2 = \frac{-a - \sqrt{a^2 - 4b}}{2} \quad (10)$$

式中: r_1 和 r_2 是式(9)的两个根。

针对不同的 r_1 和 r_2 的情形,可以分为下列三种情况:

(1) 假设 $r_1 \neq r_2$, 则二阶差分方程式的解如下:

$$x^{(1)}(p) = C_1 \cdot r_1^p + C_2 \cdot r_2^p \quad (11)$$

$$\text{式中: } C_1 = \frac{x^{(0)}(1) \times (2r_1 - 1) - x^{(0)}(2)}{r_1^2} \quad C_2 = \frac{x^{(0)}(1) \times (1 - r_1) + x^{(0)}(2)}{r_1^2} \quad (12)$$

(2) 假设 $r_1 = r_2$, 且均为实根时, 则二阶差分方程式的解如下:

$$x^{(1)}(p) = C_1 \cdot \lambda_1^p + C_2 \cdot p \cdot \lambda_1^p \quad (13)$$

$$\text{式中: } C_1 = \frac{x^{(0)}(1) \times (2\lambda_1 - 1) - x^{(0)}(2)}{\lambda_1^2} \quad C_2 = \frac{x^{(0)}(1) \times (1 - \lambda_1) + x^{(0)}(2)}{\lambda_1^2} \quad (14)$$

(3) 假如 r_1 及 r_2 为共轭虚根, 则二阶差分方程的解如下:

$$x^{(1)}(p) = C_1 \cdot \rho^p \cdot \sin(\varphi p) + C_2 \cdot \rho^p \cdot \cos(\varphi p) \quad (15)$$

$$\text{式中: } \rho = \sqrt{\left(-\frac{a}{2}\right)^2 + \left(\frac{\sqrt{4b - a^2}}{2}\right)^2} = \sqrt{b} \quad \varphi = \tan^{-1}\left(-\frac{\sqrt{4b - a^2}}{a}\right)。$$

$$C_1 = \frac{x^{(0)}(1) \cdot \rho^2 \cdot \cos(2\varphi) - x^{(0)}(1) \cdot \rho \cdot \cos\varphi - x^{(0)}(2) \cdot \rho \cdot \cos\varphi}{\rho^3(\sin\varphi \cdot \cos(2\varphi) - \cos\varphi \cdot \sin(2\varphi))} \quad (16)$$

$$C_2 = \frac{x^{(0)}(1) \cdot \rho^2 \cdot \sin\varphi + x^{(0)}(2) \cdot \rho \cdot \sin\varphi - x^{(0)}(1) \cdot \rho^2 \cdot \sin(2\varphi)}{\rho^3(\sin\varphi \cdot \cos(2\varphi) - \cos\varphi \cdot \sin(2\varphi))} \quad (17)$$

2.5 逆累加生成运算(IAGO)

由于离散差分方程预测模型是基于一次累加生成的数列建模,因此必须利用逆累加生成运算还原成原始数列,其运算如下:

$$\hat{x}^{(0)} = x^{(1)}(p) - x^{(1)}(p-1) \quad (18)$$

式中: $\hat{x}^{(0)}$ 表示预测的值, p 为预测的步距。

2.6 逆映射生成运算(IMGO)

由于原始数列在一次累加生成前,经过了映射生成运算,因此必须以逆映射生成运算得到真正的预测值,逆映射生成运算可以表示如下:

$$x_p^{(0)} = \text{IMGO}(\hat{x}^{(0)}(p)) = \frac{1}{\gamma}(\hat{x}^{(0)}(p) - s) \quad (19)$$

式中: x_p^0 表示在预测步距 p 下的最后预测值 $\hat{x}^{(0)}(p)$ 为在逆累加生成后的预测值 s 为位移因数(shift factor) γ 为比例因数(scaling factor)。

3 碳排放与 GDP 数值预测

3.1 碳排放与 GDP 数值预测

根据第二节中的推导过程,以 1980 – 2009 年的碳排放数据和 GDP 数据为基准数据,将其作为 DDEPM 中的原始数列输入到函数中,应用 Matlab 编程,对 2020 年碳排放和 GDP 进行预测,得到数值(表 1)。

表 1 碳排放与 GDP 预测值

Tab. 1 Predictive values of carbon emission and GDP

年份	碳排放量 (10^4 t)	碳排放 预测值 (10^4 t)	GDP (10^8 元)	GDP 预测值 (10^8 元)	年份	碳排放量 (10^4 t)	碳排放 预测值 (10^4 t)	GDP (10^8 元)	GDP 预测值 (10^8 元)
1980	1448.5		4545.6		2001	2969.6	2854.7	109655.2	105214.2
1981	1439.9		4891.6		2002	3464.8	3246.1	120332.7	117176.6
1982	1506.9		5323.4		2003	4069.2	3945.4	135822.8	131527.6
1983	1593.4		5962.7		2004	5089.8	4806.3	159878.3	153340.3
1984	1724.5	1703.5	7208.1	6603.6	2005	5512.7	5848.7	184937.4	182525.9
1985	1857.8	1911.1	9016.0	8730.0	2006	5817.1	5784.8	216314.4	213488.1
1986	1970.8	1987.7	10275.2	11200.0	2007	6260.0	6191.9	265810.3	252277.2
1987	2102.8	2050.5	12058.6	12241.0	2008	6803.9	6705.1	314045.4	302022.0
1988	2240.4	2256.8	15042.8	14170.0	2009	7710.5	7378.2	340506.9	355300.3
1989	2275.3	2381.9	16992.3	17781.0	2010		8654.7		383597.6
1990	2269.7	2196.3	18667.8	18771.0	2011		9382.2		426236.0
1991	2369.3	2212.6	21781.5	19939.0	2012		9782.0		493213.8
1992	2449.2	2564.8	26923.5	24766.0	2013		10096.0		536997.1
1993	2626.6	2509.8	35333.9	31303.0	2014		9936.7		603303.8
1994	2831.5	2906.4	48197.9	44631.2	2015		10500.0		675641.0
1995	2861.7	3067.9	60793.7	59792.5	2016		11203.0		731465.7
1996	2893.4	2711.5	71176.6	70308.0	2017		11500.5		811215.3
1997	3081.7	2926.6	78973.0	77775.6	2018		11715.0		897380.4
1998	2976.3	3159.1	84402.3	80511.6	2019		12000.9		990257.1
1999	2885.7	2907.8	89677.1	82908.0	2020		13339.0		1080910.0
2000	2849.7	2750.1	99214.6	90384.5					

数据来源: 根据历年《中国能源统计年鉴》与《中国统计年鉴》整理测算。

表 1 中第 3 列与第 8 列为碳排放预测值,第 5 列与第 10 列为 GDP 预测值。Matlab 可以基于 4 年碳排放数据与 GDP 数据进行预测,其预测值与实际值的曲线分别表示(图 2,图 3)。

从图 2 中可以看出,应用 DDEPM 所预测的碳排放数值与实际碳排放数值基本吻合,符合中国碳排放的发展趋势;图 3 中,GDP 的预测值与 GDP 的实际值亦基本吻合,随着时间的发展逐年上升。

3.2 DDEPM 误差率分析

将 1984 – 2009 年的碳排放预测数据与实际值相比较,观察 DDEPM 所预测的碳排放数值的误差率(误差率 = (预测值 – 实际值) ÷ 实际值 × 100%) ,验证预测值的精准度(表 2)。

表 2 碳排放预测值误差率

Tab. 2 Error rate of carbon emission prediction

年份	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996
误差率(%)	1.22	2.87	0.86	2.49	0.73	4.69	3.23	6.61	4.72	4.45	2.65	7.21	6.29
年份	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
误差率(%)	5.03	6.46	0.77	3.50	3.87	6.31	3.14	5.57	6.01	0.56	1.09	1.45	4.03

注: 表中的误差率均为误差绝对值。

表 2 中可以看到,应用 DDEPM 所预测的碳排放的数值,误差率的最大值为 7.21% (1995 年),最小值为 0.56% (2006 年),超过 6% 的误差率仅有 6 次,由此可见其预测的精准度很高。

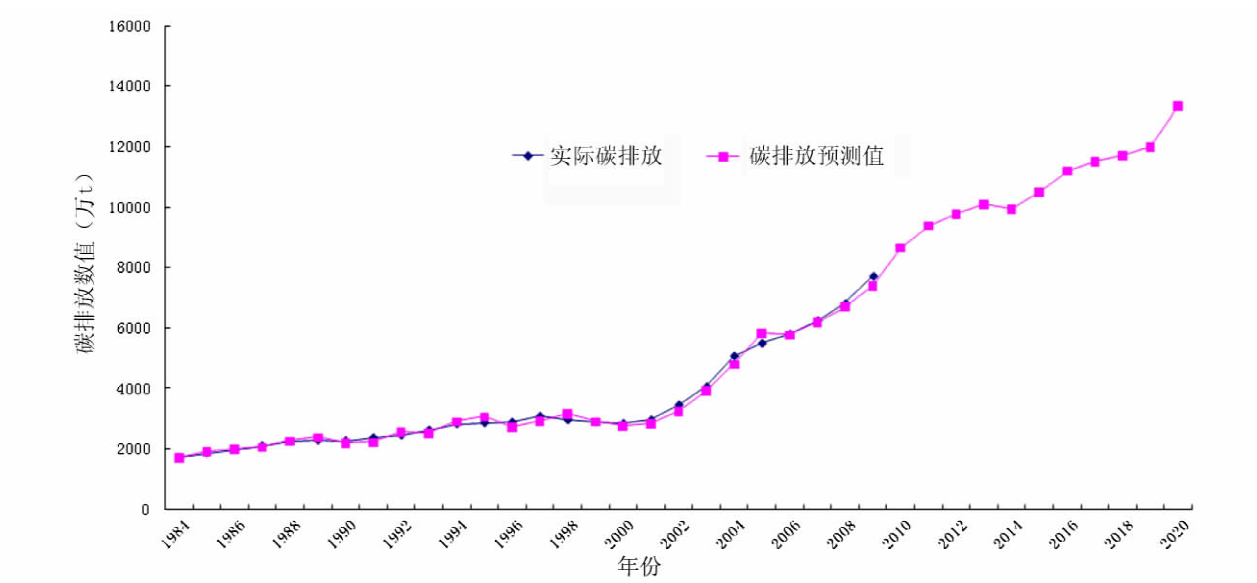


图 2 碳排放预测值与实际值曲线

Fig. 2 Curves of carbon emission actual data and prediction

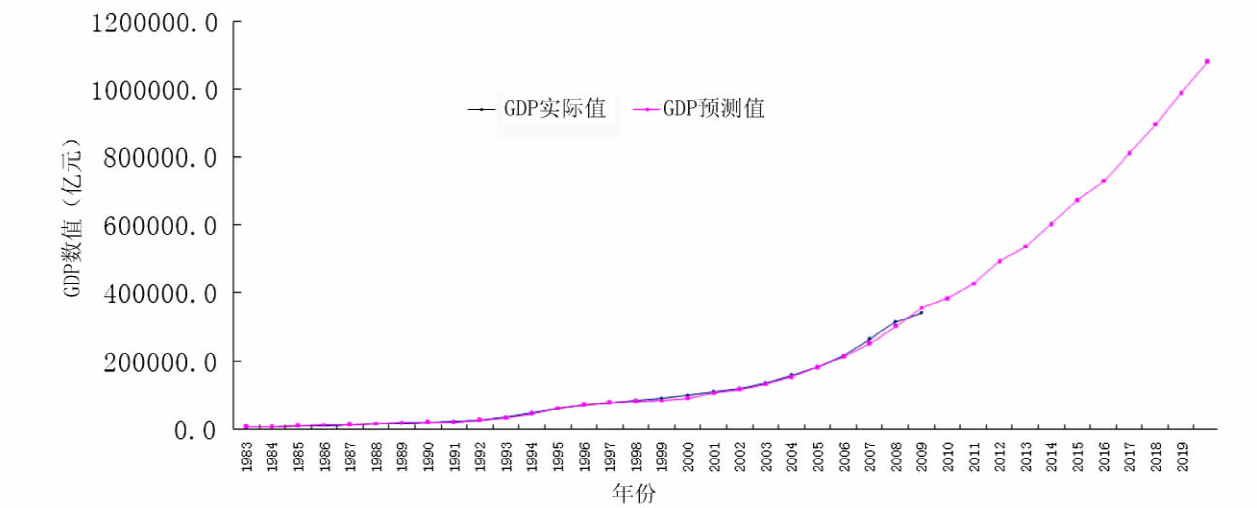


图 3 GDP 预测值与实际值曲线

Fig. 3 Curves of GDP actual data and prediction

4 单位 GDP 的碳排放预测值分析

4.1 单位 GDP 的碳排放数值计算

根据表 1 中 2010 – 2020 年碳排放与 GDP 的预测值 ,计算 2010 – 2020 年单位 GDP 碳排放的预测值 (表 3)。

表 3 单位 GDP 碳排放预测值
Tab. 3 Prediction of carbon emission per GDP

年份	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
碳排放预测值 (万吨)	8654.7	9382.2	8782	10096	9936.7	10500	11203	11501	11715	12001	13339
GDP 预测值 (亿元)	383597.6	426236	493213.8	536997.1	603303.8	675641	731465.7	811215.3	897380.4	990257.1	1080910
单位 GDP 碳排放 (万吨/亿元)	0.0226	0.0220	0.0178	0.0188	0.0165	0.0155	0.0153	0.0142	0.0131	0.0121	0.0123

表 3 中显示 ,2020 年的单位 GDP 的碳排放相比 2005 年的单位 GDP 的碳排放有大幅度降低 ,约为

2005 年的 41.4% ,降低幅度为 58.6% ,超过中国政府所提出的 40% - 45% 的指标 ,说明中国降低单位 GDP 碳排放的潜力巨大。

4.2 单位 GDP 碳排放预测比较讨论

通过表 1 中的碳排放数据与 GDP 数据可以看到 ,2020 年的 GDP 为 1080910.0 亿元 ,与 2005 年的 184937.4 亿元相比 ,增加幅度为 484.5% ; 2020 年碳排放量相比 2005 年的碳排放量 ,增长幅度为 142.0% 。由此可见 2020 年的单位 GDP 碳排放的大幅度降低 ,是缘于 GDP 增幅远远大于碳排放量的增长所形成的分母拉动。中国的技术进步与产业结构调整等积极因素能够使 GDP 保持快速增长 ,其在未来 10 年中对单位 GDP 碳排放的降低起到关键作用。

文中研究预测的结果与刘朝(2011)所采用的情景分析方法相比较 ,预测结果仅有一种情况存在 ,排除了具有不确定性的情景设计 ,避免了三种不同情境下预测结果的出现 ,预测结果更具有说服力;与刘建翠(2011)所采用的线性回归方法相比 ,去除了线性回归预测方法中所带来了上限值和下限值 ,预测值从范围的角度精确到了具体数值;与 Hsiao - Tien Pao(2011)所运用的 GM(1,1)方法相比 ,预测的误差率由最大值 15% 缩小到 8% 左右 ,其对拐点预测的优势为 DDEPM 方法提供了更高的精准度。

5 结论

文中以 1980 - 2009 年的碳排放数据与 GDP 数据为基准数据 ,采用离散二阶差分预测方法(DDEPM)对 2020 年的碳排放与 GDP 进行预测 ,从而预测出 2020 年的单位 GDP 的碳排放。根据预测得出的数据 ,结论如下:

(1) 通过 DDEPM 模型所预测出的 2020 年单位 GDP 的碳排放数据显示 ,中国单位 GDP 的碳排放 2020 年将会下降到 0.0123(单位:万 t/亿元) ,相比 2005 年降低了 58.6% ,完全能够达到中国政府所提出的到 2020 年单位 GDP 的碳排放相比 2005 年降低 40 - 45% 的目标。2020 年中国的 GDP 较 2005 年 ,增长幅度为 484.5% ; 2020 年碳排放量相比 2005 年的碳排放量 ,增长幅度为 142.0% ,GDP 的增长幅度远远大于碳排放的增长幅度。由此可见 ,中国在现有生产水平和技术条件下 ,通过 GDP 的快速增长带来的分母效应拉动 ,降低单位 GDP 碳排放的潜力巨大。

(2) 经 DDEPM 方法所预测出的碳排放数据与之前的情景预测、线性回归、GM(1,1)方法相比较 ,其在预测值上的准确度与低误差率方面是其它三种方法无法比拟的。离散二阶差分方法在基于时间序列的预测方面有着无情景设置、拟合度高、拐点预测等方面的优势 ,因此其计算结果准确度大大高于情景预测、线性回归于 GM(1,1)方法。

(2) 中国的碳排在 2020 年将达到 13339 万吨 ,比 2009 年增长 73.0% ,未来 10 年中国的碳排放增长速度依旧很快。中国的资源与环境都将承受巨大压力。在现有生产技术条件下 ,中国单位 GDP 碳排放的降低很大程度上是源于 GDP 的快速增长所造成的分母拉动 ,而碳排放的整体增长速度并未得到限制。实现单位 GDP 碳排放的降低不是最终目的 ,以牺牲资源与环境为代价换来的更高速的 GDP 的增长并不是发展低碳经济的正确途径。如何在保持经济增长的同时 ,真正意义上实现碳排放量增长速度的降低 ,应是中国发展低碳经济的根本途径与最终目标。

参考文献

- [1] 吴献金 ,邓杰. 贸易自由化、经济增长对碳排放的影响[J]. 中国人口·资源与环境 ,2011 ,21(1): 43.
- [2] Martin J. Atkins , Andrew S. Morrison , Michael R W. Walmsley. Carbon Emissions Pinch Analysis (CEPA) for emissions reduction in the New Zealand electricity sector[J]. Applied Energy ,2010(87): 982 - 987.
- [3] 刘建翠. 中国交通运输部门节能潜力和碳排放预测[J]. 资源科学 2011 ,33(4): 640 - 646.
- [4] Hsiao - Tien Pao , Chung - Ming Tsai. Modeling and forecasting the CO₂ emissions ,energy consumption ,and economic growth in Brazil[J]. Energy ,2011(36): 2450 - 2458.
- [5] Nigel N. Clark , et al. Expressing cycles and their emissions on the basis of properties and results from other cycles[J]. Environmental Science & Technology ,2010(44): 5986 - 5992.
- [6] 刘朝 ,赵涛. 中国低碳经济影响因素分析与情景预测[J]. 资源科学 2011 ,33(5): 844 - 850.
- [7] Jacob N. Hacker et al. Embodied and operational carbon dioxide emissions from housing: A case study on the effects of thermal mass and climate change[J]. Energy and Buildings ,2008(40): 375 - 384.
- [8] Peter J. Marcotullio , et al. Potential futures for road transportation CO₂ emissions in the Asia Pacific[J]. Asia Pacific Viewpoint ,2007 ,48(3): 355 - 377.

- [9]刘慧,张永亮,毕军. 中国区域低碳发展的情景分析 – 以江苏省为例[J]. 中国人口·资源与环境, 2011, 21(4): 10 – 18.
- [10]陈占寿,田铮,丁明涛. 线性回归模型参数变点的在线监测[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(6): 1048 – 1054.
- [11]王正新,党耀国,刘思峰. 基于离散指数函数优化的 GM(1, 1) 模型[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(2): 62 – 67.
- [12]Chih – Ming Chen, Hang – Ming Lee. An Efficient Gradient forecasting search method utilizing the Discrete Difference Equation Prediction Model[J]. Applied Intelligence, 2002(16): 43 – 58.

China carbon emission forecast based on the Discrete Difference Equation Prediction Model

ZHAO Xi¹, QI Jianmin^{1, 2}, LIU Guangwei¹

(1. School of Management and Economic, Tianjin University, Tianjin 300072, P. R. China;

2. School of Economy and Management, China University of Petroleum, Qingdao 266555, P. R. China)

Abstract: Based on the present situation of the carbon emission forecast studies, the prediction method of the carbon emission was found. After discussed the derivation process of the Discrete Difference Equation Prediction Model (DDEPM), we used the Matlab programming to forecast the carbon emission and GDP data of 2020 according to the carbon emission and GDP (annual data 1980 – 2009). The development law of carbon emission per GDP can be found from the carbon emission per GDP (annual data 1980 – 2009), then we analyzed the carbon emission per GDP prediction (annual data 2010 – 2020) to find the law of the 11 years, and calculated the carbon emission per GDP (annual data 1980 – 2020) to estimate the carbon emission per GDP decrease potentiality of China.

Key words: Discrete Difference Equation Prediction Model; carbon emission prediction; GDP prediction; carbon emission per GDP