

选题：A

基于 BP 神经网络的碳排放预测及其政策建议

建模： 成宇琛 电气 1813 班
编程： 孙瑞 计算机 1806 班
论文： 邓思彤 电气 1813 班

2019 年 5 月 4 日

摘要

碳排放问题在我国已引起广泛的关注。为对我国实施碳排放减排政策和低碳经济发展战略提供决策依据和有效建议。现对外来几年的碳排放进行预测，并以此提供有效建议。

针对问题一：

本文做出了煤炭、石油、天然气和一次电力及其他能源占我国能源消费整体的比重随年份变化的折线图。

以此为依据展开对我国能源消费结构的分析。分析包括了沿y轴（能源所占比例）和沿x轴（年份变化）的大小与趋势的分析。

最终得出了：我国能源结构以化石能源（煤炭尤其）为其始终主导的现状；和总体能源结构在不断优化，但仍有相当大发展空间的未来趋势。

针对问题二：

本文选取、整理了总人口数、GDP、产业结构、城镇化率、经济发展水平、国际贸易、人均碳排放量、能源消费强度，共八个因素作为主要影响因素，并以此建立了BP神经网络模型。

具体来说：

本文首先对样本数据进行计算、分类和归一化处理。再确定模型输出层、中间隐层和输入层，以及具体函数、参数选取、初始化。

之后借助于MATLAB软件中的神经网络计算功能，对模型进行了合理训练和数据拟合。最终得到对应年份的碳排放量的模拟值和预测值。

针对问题三：

本文首先在模型评价与改进中应用关联度分析法建立了灰色关联模型。

之后代入数据到关联系数公式中，得出影响因素数列对参考数列的关联度，以此对各影响因素进行了关联性排序。

通过关联度大小排序也就得到了影响因素的重要性排序。其结果是：总人口数 > GDP > 其他。其中，总人口数和GDP关联度徘徊在 0.6 上下，其他值集中在 0.39 上下。

最终我们根据影响因素的重要性，提出：

1. 加快中国 GDP 由高速增长向高质量发展的经济转型。
2. 坚持计划生育的基本国策。
3. 转移城市过剩生产力，帮助农村发展，减少城乡差异。
4. 寻求开发绿色能源、新能源，减少对化石能源的依赖。

关键字— 碳排放，能源结构，BP神经网络，灰色关联模型，关联度分析法

目录

摘要	1
1 问题重述	3
1.1 问题背景	3
1.2 问题提出	3
2 问题分析	4
2.1 问题 1：我国能源结构分析	4
2.1.1 总结	5
2.2 问题 2：碳排放预测模型	5
2.2.1 碳排放影响因素分析	5
2.2.2 模型选择	5
2.3 问题 3：政策建议	6
3 符号说明和模型假设	7
3.1 符号说明	7
3.2 模型假设	7
4 模型建立及求解	8
4.1 数据预处理	8
4.1.1 初始数据计算	8
4.1.2 数据分类	8
4.1.3 数据归一化处理	8
4.2 BP 神经网络结构构建	9
4.2.1 结构展示	9
4.2.2 设计网络输入层和输出层	9
4.2.3 选取隐含层节点数	10
4.3 BP 神经网络函数、参数设定	10
4.3.1 选取激励函数[1]	10
4.3.2 选取训练函数和性能函数	11
4.3.3 选取学习速率[2]	11
4.4 BP 神经网络训练与检验	11
4.4.1 神经网络训练	11
4.4.2 仿真检验	11

5	模型评价	12
5.1	模型优点	12
5.2	模型缺点	13
6	模型改进	14
6.1	灰色关联分析模型简介[3]	14
6.2	灰色关联分析模型的建立[4]	14
6.2.1	确定分析序列	14
6.2.2	计算关联度	15
6.2.3	模型求解	15
7	政策建议	16
	参考文献	17
A	附录	18
A.1	BP 代码	18
B	附件	18
B.1	附件 1	18
B.2	附件 2	18

1 问题重述

1.1 问题背景

受温室效应的影响，全球气候不断恶化，这严重影响了自然生态环境和人类生活环境。其中二氧化碳等温室气体大规模排放被认为是引起温室效应的主要原因。

当前，中国碳排放量已经超过美国和欧洲碳排放量之和，排放的温室气体，占全球温室气体排放总量的逾四分之一[5]。中国作为全球最大的碳排放国家，面临着巨大的减排压力。

从可持续发展的角度来看，探索碳排放增长的内在因素、开展碳减排策略的研究，对我国实施碳排放减排政策和低碳经济发展战略，以至减缓全球温室效应增长，具有重要的理论和实际意义。

碳排放核算方法采用联合国提供的 IPCC 方法：

$$C = \sum E_i \times F_i$$

其中 C 为总碳排放量， E_i 为能源 i 消耗量， F_i 为能源 i 的碳排放系数。各系数取值参见表 1 所示。

表 1: 各化石能源碳排放系数

能源	煤炭	石油	天然气
碳排放系数	0.7476	0.5825	0.4435

附件 1 中列出了中国近些年来的一些经济数据。

1.2 问题提出

问题 1. 分析我国能源消费结构。

问题 2. 确定碳排放量影响因素，并建立碳排放预测模型。

问题 3. 根据模型，提出节能减排政策建议。

2 问题分析

2.1 问题 1：我国能源结构分析

我们将煤炭、石油、天然气和一次电力及其他等能源占能源消费总量的比重，按时间序列作出折线图（见图 1）。

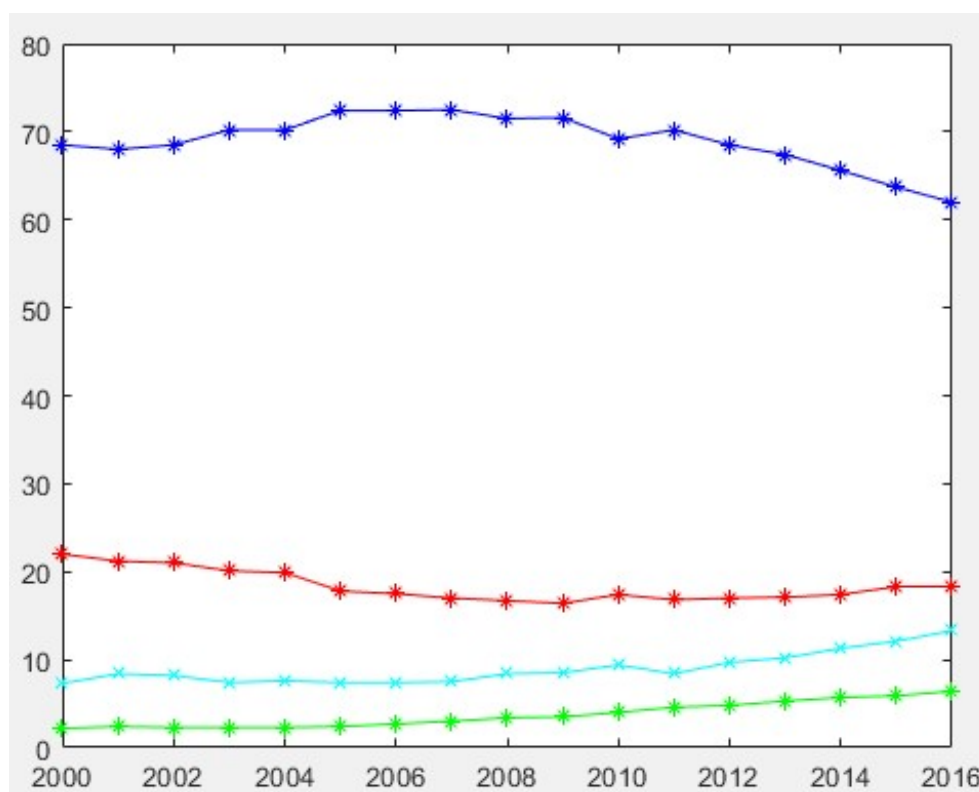


图 1: 蓝色曲线为煤炭占总能源的比例，红色为石油，绿色为天然气，青色为一次电力及其他能源。

由图 1，沿 Y 轴可以分析出以下几点：

1. 煤炭消费占我国能源消费的首要地位，其比例始终居于 60% 之上。
2. 石油消费为最主要的辅助能源，其比例一直在 20% 附近。
3. 一次电力能源与天然气在总能源中的比例相对较低，大体上低于 10% 。

再沿时间轴可以分析出：

1. 煤炭消费在波动中整体呈现缓步下降趋势，但仍然占据我国能源消费的首要地位。
2. 石油消费在参考年限中呈稳定趋势，略有波动和下滑。但与一次电力及其他的距离不断拉近。

3. 一次电力及其他能源和天然气能源消费是呈逐年上升趋势，且天然气的上升速度随年份增加而增加。但所占比例仍然不足。

2.1.1 总结

我国的能源消费结构始终为以煤炭消费为主导地位，并以石油消费为主要辅助消费，但也存在天然气、一次电力及其他能源等能源占据市场。能源消费市场呈现“一超多强”局面。

天然气和一次电力这样的清洁能源与石油、煤炭消费所占的比重不断拉近，但仍未占据可观消费比例。这说明我国的能源消费结构在不断优化的过程中还有很大的发展空间。

2.2 问题 2：碳排放预测模型

2.2.1 碳排放影响因素分析

为建立模型，需要对碳排放的影响因素进行分析。根据有关文献，碳排放影响因素一般包括[6]：

1. 人口因素；
2. 城镇化率；
3. 经济发展水平：人均 GDP 或者消除价格波动影响的国内生产总值；
4. 人均碳排放量；
5. 能源消费强度：能源消费量与 GDP 之比；
6. 能源消费结构：各种能源所占比例，可以用煤炭比例来表示；
7. 产业结构：三类产业占比，可以用第二产业占比表示；
8. 国际贸易：出口额占 GDP 比重。

我们选取，如表 2 中变量，作为主要影响因素并确定其计算方法。

2.2.2 模型选择

由上述可知，影响中国碳排放量的因素繁多，此外碳排放量与影响因素之间不一定线性关系。

BP 神经网络实现了一个从输入到输出的映射功能，而理论上一个有无限个隐层节点的神经网络具有实现任何复杂非线性映射的功能。这使得它特别适合于求解内部机制复杂的问题。[7]

此外，该模型还拥有自我学习能力，能通过学习大量、正确的实例，提取出规律，完善、改进原有模型。

总之，由于 BP 神经网络模型具有较强的自组织、自适应与自学习能力，非线性映射能力，泛化能力以及容错能力。我们选用 BP 神经网络预测模型对我国碳排放量进行预测。

表 2: 模型变量说明

变量	计算方法
碳排放量	各能源按碳排放系数求和（参见 IPCC 方法 ）
城镇化率	城镇人口与总人口比值
GDP	各产业生产总值之和
产业结构	第二产业与 GDP 比值
总人口数	城乡人口之和
经济发展水平	GDP 与人口比值
国际贸易	出口额与 GDP 比值
人均碳排放量	碳排放量与总人口比值
能源消费强度	能源消费量与 GDP 比值

2.3 问题 3：政策建议

参见 [7 政策建议](#)。

3 符号说明和模型假设

3.1 符号说明

表 3: 符号说明

符号	说明
Y	碳排放总量
$X1$	城镇化率
$X2$	GDP
$X3$	产业结构
$X4$	总人口数
$X5$	经济发展水平
$X6$	国际贸易
$X7$	人均碳排放量
$X8$	能源消费强度

3.2 模型假设

1. 没有外在的、突发的影响或变化，如：能源革命，能源枯竭……即总体碳排放是以某种趋势变化的，总体能源结构稳定；
2. 限定碳排放主要影响因素在总人口，GDP，产业结构，城镇化率，经济发展水平，国际贸易，人均碳排放量，能源消费强度之中；
3. 不考虑给定的数据的资金时效性，及给定的 GDP 已消除价格波动影响。
4. 使用的数据真实有效。

4 模型建立及求解

4.1 数据预处理

4.1.1 初始数据计算

根据问题分析中问题二的[变量计算方法](#)，我们通过 Excel 处理[附件 1](#) 中数据，得到、整理出了 2000 ~ 2016 年，碳排放量及其八个变量的具体值。（数据如表 4 所示，具体文件参见 [附件 2](#)）

表 4: 2000–2016 年各变量具体值

年份	碳排放量	城镇化率	GDP	产业结构	总人口数	经济发展水平	国际贸易	人均碳排放量	能源消费强度
2000	95528.51053	0.362197518	100280.1	0.455372502	126743	0.791208193	0.205763656	0.753718237	1.465535036
2001	99939.25859	0.376597428	110863.2	0.447945757	127627	0.868650051	0.198659249	0.783057336	1.403053493
2002	109314.6759	0.390897838	121717.4	0.444517382	128453	0.9475637	0.221398091	0.851009131	1.393202615
2003	128517.4696	0.405302298	137422	0.456239903	129227	1.06341554	0.264061795	0.994509426	1.43414446
2004	149897.5482	0.417600086	161840.1	0.459014175	129988	1.245038773	0.30340441	1.153164509	1.422892102
2005	171351.2686	0.429899966	187318.9	0.470237654	130756	1.432583591	0.334445697	1.310465819	1.395315689
2006	187685.8448	0.443430102	219438.5	0.475585642	131448	1.669393981	0.353617073	1.427833401	1.305454603
2007	203788.9583	0.458892446	270232.3	0.468610155	132129	2.04521566	0.346233962	1.542348449	1.152497314
2008	207400.2101	0.469895032	319515.6	0.469324815	132802	2.40595473	0.314209827	1.56172505	1.003428315
2009	217249.6957	0.48341701	349081.4	0.458837681	133450	2.615821656	0.234987295	1.627948263	0.962887166
2010	229528.7214	0.499496611	413030.4	0.463960522	134091	3.080224624	0.25911614	1.711738456	0.873175437
2011	248898.1417	0.512702713	489300.5	0.464006883	134735	3.631576799	0.251870987	1.847316152	0.791012885
2012	254319.7118	0.525700866	540367.5	0.452735037	135404	3.990779445	0.239390785	1.878228943	0.744193535
2013	261402.5332	0.537296431	595244.5	0.440081513	136072	4.374481892	0.230378273	1.921060418	0.700406304
2014	262747.8929	0.547703645	643973.9	0.431029581	136782	4.708031027	0.22343095	1.920924485	0.661216239
2015	261805.7824	0.560998676	689052.1	0.409316364	137462	5.012673321	0.20487101	1.904568407	0.623907829
2016	260834.8387	0.573496973	744127.2	0.398098605	138271	5.381657759	0.186015634	1.886403068	0.585678094

4.1.2 数据分类

之后我们把数据分类，分别作为 BP 神经网络的训练数据集和仿真检验数据集。详细如表 5。

4.1.3 数据归一化处理

此外，为去除数据量纲，方便数据处理，并使 BP 神经网络收敛加快，我们将数据集进行了归一化处理[7]。计算公式为：

$$y = \frac{x - \min x}{\max x - \min x} \text{ 式中, } y \text{ 为归一化后的数据; } x \text{ 为归一化之前的原始数据。}$$

该过程可由 MATLAB 中函数 mapminmax 实现。

表 5: 数据分类

数据集	年份
训练数据集	2000–2014（包括 2014）
仿真检验数据集	2015–2016（包括 2016）

4.2 BP 神经网络结构构建

4.2.1 结构展示

最终网络结构示意图如图 2 [8]所示：

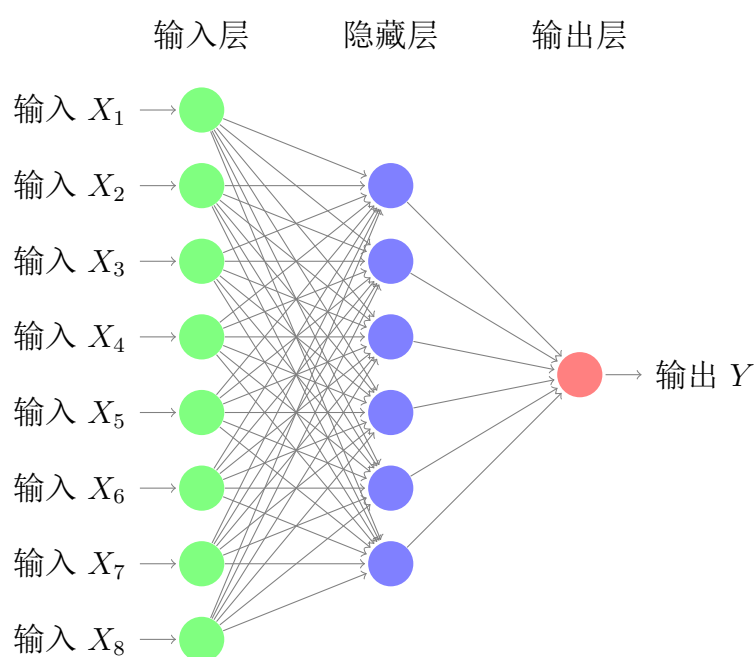


图 2: 神经网络结构图

4.2.2 设计网络输入层和输出层

首先设计网络输入、输出层。具体如表 7 所示：

表 6: BP神经网络输入、输出层

输入层								输出层
X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	Y

4.2.3 选取隐含层节点数

隐含层节点数的选取是决定神经网络训练精度的关键，过多过少都会有很大影响。

隐含层节点过多，能有效减少系统误差，但也会导致诸如：网络训练时间延长、训练容易陷入局部极小点的问题。从而降低网络的容错性和泛化能力；而隐含层节点数过少，则又可能造成网络性能差或者网络根本不能被训练的问题[2]。

因此隐含层节点数的选取，我们参考 Kolmogorov 定理，并采取下列经验公式[8]：

$$J = \sqrt{m + n} + a \quad \text{其中 } m \text{ 为输入节点数, } n \text{ 为输出节点数, } a \text{ 的取值范围为 } 1-10$$

最终确定隐层节点数范围为 [4, 13]。

我们通过试凑法确定最佳隐层节点数。

分别计算 4, 5, ..., 13 作为隐层节点数的最终 MES 值。其结果如表所示。

表 7: 各隐层节点数对应 MES 值表

隐层节点数	MES
4	
5	
6	
7	
8	
9	
10	
11	
12	
13	

因此我们最终选取 6 为隐含层节点数。

4.3 BP 神经网络函数、参数设定

具体设定及初始化参见表 8 所示：

4.3.1 选取激励函数[1]

BP 神经网络通常采用 Sigmoid 可微函数和线性函数作为网络的激励函数。

我们选择 S 型正切函数 tansig 作为隐层神经元的激励函数。

而由于网络的输出归一到 $[-1, 1]$ 范围内，因此预测模型选取 S 型对数函数 logsig 作为输出层神经元的激励函数

表 8: 函数设定及参数初始化

函数	设定
隐层激励函数	tansig
输出层激励函数	logsig
网络训练函数	traingdx
网络性能函数	mes
参数	初始化
期望误差最小值 $\text{err} - \text{goal}$	0.0000001
最大循环次数 $\text{max} - \text{epoch}$	5000
修正权值的学习速率 lr	0.01

4.3.2 选取训练函数和性能函数

traingdx 该函数运用梯度下降法来训练函数，而且在训练过程中，其学习速率是可变的，训练速度较快，不易陷入局部最小情况。因此我们最终选取 traingdx。

性能函数我们选取 BP 神经网络通常采用的 mex 函数。

4.3.3 选取学习速率[2]

学习速率对 BP 神经网络具有重要影响作用。

学习速率太小，网络学习缓慢，需要增加训练次数；学习速率太快，容易导致网络不收敛，影响训练的精度。

我们最终选取学习速率为 0.01，最大循环次数为 5000 次。

4.4 BP 神经网络训练与检验

4.4.1 神经网络训练

由图 3 可以看出该 BP 神经网络通过 168 次重复学习达到期望误差，网络完成训练，BP神经网络模型建立完毕。

4.4.2 仿真检验

由图 9 可知，BP 神经网络预测的相对误差较小，具有较高的精度和可信度。

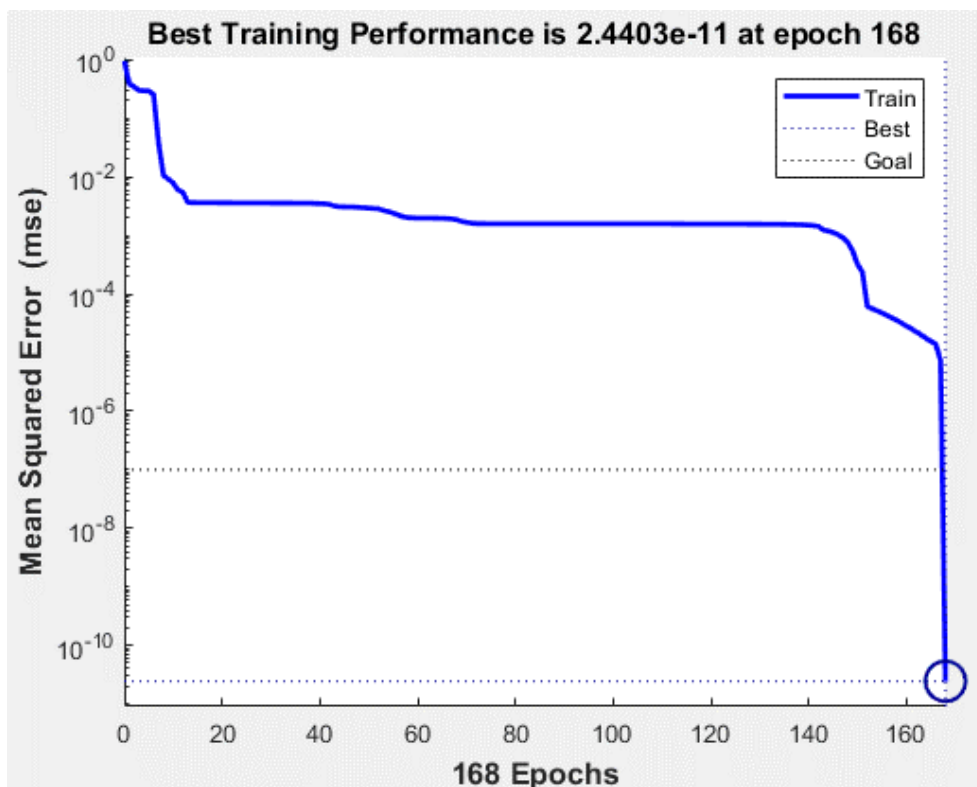


图 3: 神经网络训练

表 9: BP神经网络仿真检验

年份	真实值	预测值	相对误差
2015	261805	262060	0.0974%
2016	260834	262650	0.6962%

5 模型评价

5.1 模型优点

由上面两个图表可知[2]:

1. BP 神经网络模型的相关系数 $R = 0.99893$, 十分接近 1, 拟合效果十分理想。
2. 训练次数较少, BP 神经网络能较快拟合。均方根误差 MES 非常的小且

表 10: 模型拟合结果

隐含层节点数	训练次数	MES
6	10	0.0060454

3. 同时预测平均相对误差较小，可以较好的预测碳排放量。

此外，由问题求解可知：

1. 非常适合求解内部机制复杂、难以清晰暴露内部机理的问题
2. 自我学习，能随数据不断改善自身。

5.2 模型缺点

1. 样本数据较少，存在过拟合可能性。
2. BP神经网络模型不能清晰的反应不同因素对碳排放量的影响程度。
3. 模型不一定包括了所有影响因素。

6 模型改进

为了确定不同因素对中国碳排放量影响程度的大小，便于问题三的解决。我们建立了灰色关联度分析模型来对数据进行量化比较分析。

具体通过求解出各个因素对中国碳排放量的关联度，并按关联度大小排序，从而得到得到各影响因素的重要性排序。

6.1 灰色关联分析模型简介[3]

灰色关联度分析法是一种多因素统计分析方法。它以各因素的样本数据为依据，用灰色关联度来描述各因素间关系的强弱、大小和次序。

若样本数据反映出的两因素变化的态势（方向、大小和速度等）基本一致，则它们之间的关联度较大；反之，关联度较小。

灰色关联度分析对于一个系统发展变化态势提供了量化的度量，这非常适合动态历程分析。

6.2 灰色关联分析模型的建立[4]

6.2.1 确定分析序列

在对本问题定性分析的基础上，我们分别以八个因素在 2000–2016 年的已归一化的数据作为八个比较序列。

设 8 个比较序列形成的矩阵为：

$$(X'_1, X'_2, \dots, X'_8) = \begin{bmatrix} X_1(2000) & X_2(2000) & \cdots & X_8(2000) \\ X_1(2001) & X_2(2001) & \cdots & X_8(2001) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_1(2016) & X_2(2016) & \cdots & X_8(2016) \end{bmatrix}$$

则单个比较序列为：

$$X'_i = (X_i(2000), X_i(2001), \dots, X_i(2016))^T$$

当中 $X_i(\text{年份})$ 表示该年份的 X_i 的归一化后的值。

以中国碳排放量在 2000–2016 年已归一化的数据作为参考数列，参考数量作为理想的比较标准。

$$Y' = [Y(2000), Y(2001), \dots, Y(2016)]$$

同理， $Y(\text{年份})$ 表示该年份的 Y 值（碳排放量）。

6.2.2 计算关联度

1. 逐个计算每个比较序列对应元素与参考序列对应元素的**绝对差值**。即： $\Delta_i(k) = |Y(k) - X_i(k)| \quad (k = 2000, \dots, 2016 \quad i = 1, \dots, 8)$
2. 对于任意的 i, k 在其定义范围内的取值，确定绝对差值的最大值和最小值。即： Δ_{\max} 和 Δ_{\min} 。
3. 由下式，分别计算每个比较序列对应元素与参考序列对应元素的**关联系数**。即：

$$\zeta_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \rho \cdot \Delta_{\max}}{\Delta_i(k) + \rho \cdot \Delta_{\max}}$$

其中 ρ 为分辨系数 ($0 < \rho < 1$)。

若 ρ 越小，则关联系数间的差异越大，区分能力也就越强。通常取 ρ 为 0.5。

4. 对各比较序列再分别求其 17 个关联系数的均值，并称该值为**关联度**。即：

$$r_i = \frac{1}{17} \sum_{k=2000}^{2016} \zeta_i(k)$$

6.2.3 模型求解

利用 MATLAB 编程实现上述语句。通过带入八个影响因素以及碳排放总量在 2000–2016 年的相关数据，得到其关联度及其排名。如表 11 所示。

表 11: $\rho = 0.5$ 时，各影响因素关联度所求解及排序

影响因素	关联度	排名
总人口数	0.6746	1
GDP	0.6066	1
产业结构	0.3949	2
城镇化率	0.3949	3
经济发展水平	0.3949	3
国际贸易	0.3949	3
人均碳排放量	0.3949	3
能源消费强度	0.3949	3

上表中除 总人口数 和 GDP，其余六个影响因素区分不明显。因而我们把 ρ 重设定为 0.1 再次计算各影响因素关联度。结果如表 12 所示。

由上表，我们得到影响因素重要排序。即：

总人口 > GDP >

表 12: $\rho = 0.1$ 时, 各影响因素关联度所求解及排序

影响因素	关联度	排名
总人口数	0.6746	1
GDP	0.6066	1
产业结构	0.3949	2
城镇化率	0.3949	3
经济发展水平	0.3949	3
国际贸易	0.3949	3
人均碳排放量	0.3949	3
能源消费强度	0.3949	3

7 政策建议

我们根据模型评价与改进中的灰色预测模型得到了影响因素的重要性排序。结果:

最终我们根据影响因素的重要性, 提出:

1. 加快中国 GDP 由高速增长向高质量发展的经济转型。
2. 坚持计划生育的基本国策。
3. 转移城市过剩生产力, 帮助农村发展, 减少城乡差异。
4. 寻求开发绿色能源、新能源, 减少对化石能源的依赖。

参考文献

- [1] Sallybin. 数据预测之BP神经网络具体应用以及matlab代码 - SallyBin - 博客园. <https://www.cnblogs.com/sallybin/p/3169572.html>, 2013.
- [2] 张发明, 王艳旭. 融合系统聚类与 BP 神经网络的世界碳排放预测模型研究. 数学的实践与认识, (1):77–84, 2016.
- [3] 郭中华, 董向成, 蒋兴加, 周玲. 用灰色关联度法评价雨量预报方法问题. 甘肃高师学报, (5):44–46, 2008.
- [4] 天涯de何处. [原创]灰色关联分析及Matlab程序实现_天涯de何处_新浪博客. http://blog.sina.cn/dpool/blog/s/blog_{_}b3509cfd0101bt0t.html, 2013.
- [5] 黄安伟. 报告称中国减排力度难以实现全球目标 - 纽约时报中文网. <http://cn.nytimes.com/china/20180720/china-climate-change-report/>, 2018.
- [6] NCEPU. A 题：碳排放预测及减排建议. 2019.
- [7] 柳忠起, 袁修干, 樊瑜波. 基于 BP 神经网络的飞行绩效评价模型. 北京航空航天大学学报, 36(4):403–406, 2010.
- [8] Fauske K. Neural network — TikZ example. <http://www.texample.net/tikz/examples/neural-network/>, 2006.

A 附录

A.1 BP 代码

```
num=xlsread('student.xls','Sheet1','B2:J18');
input_train=num(1:14,2:9)';
output_train=num(1:14,1)';
input_test=num(14:17,2:9)';
[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);


net=newff(inputn,outputn,6);
net.trainParam.epochs=5000;
net.trainParam.lr=0.01;
net.trainParam.goal=0.0000001;
net=train(net,inputn,outputn);

inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);
an=sim(net,inputn_test);
BPoutput=mapminmax('reverse',an,outputps);


a=[0.573496973;744127.2;0.398098605;138271;5.381657759;0.186015634;1
a=premnmx(a);
b=sim(net,a);
c=postmnmx(b,mint,maxt);
```

B 附件

B.1 附件 1

中国近些年来的一些经济数据¹。 

B.2 附件 2

第一次数据处理：得到 2000-2016 年，八个影响因素的具体值。 

¹来源：中国统计年鉴及中国能源统计年鉴