

基于 ARIMA、SVR 和 ANN 的新冠疫情对世界经济影响的分析

摘要：新冠疫情的爆发对世界各国的经济状况产生了重大影响。许多产业陷入了停滞，GDP、失业率和国际贸易额等重要经济指标不容乐观。如果不是因为疫情，这些指标的变化趋势可能会大不相同。

为研究疫情对各种经济指标的影响，本文通过在多项式回归模型、ARIMA 模型、支持向量回归模型（SVR）和人工神经网络模型（ANN）这四类数据分析模型中选用合适的模型，来分析和预测了截至 2020 年的主要经济指标（如 GDP、劳动力成本、失业率和国际贸易额等）的变化趋势。我们将这些指标在新冠疫情影响下的实际变化趋势与不受疫情影响的预测变化趋势进行比较，从差异中找出哪些经济指标与其他指标相比受到的打击更大，并了解不同国家的情况有何不同。

同时，本文关注新冠疫情对发展中国家、准发达国家和发达国家经济影响的差异，以了解各特定国家应如何应对疫情。

关键词：新冠疫情 多项式回归模型 SVR ARIMA ANN

1 引言

新冠疫情的爆发对生活的各个方面都产生了不利影响。除了由病毒引发的健康问题外，为阻断病毒传播而启用的封锁措施在很大程度上影响了人们的社会和经济生活。疫情对经济的多个指标产生了影响，其中最明显的是它对世界 GDP 的影响。按照世界银行公开的信息，2020 年全球经济规模由于新冠疫情的影响，不仅未能实现增长，反而由上年的 87.608 万亿美元，下滑至 84.7 万亿美元（除了中国、越南、爱尔兰等少数国家实现增长外）。这是因为疫情使生产生活陷入停顿，使得劳动力市场陷入动荡，并导致商品服务供应和需求出现严重失衡。新冠疫情对各国经济的影响程度很大程度上取决于国家自身的条件，同时也因行业而异，故影响是各不相同的。由于几乎没有经济活动，国际货币基金组织称新冠疫情为自大萧条以来最严重的经济威胁。考虑到所有上述因素，各国政府和各个国际组织应采取有效和详尽的措施来恰当地解决这个问题，以满足不同国家和不同类型行业的各种需求。

2 数据的导入

2.1 基础数据集

本文使用的基础数据集为：**国际货币基金组织（IMF）的全球数据**。对应项目挂载数据集中 WE00ct2021a11.csv 文件。

由于该数据集结构特殊，其中数据纷乱错杂，不太方便使用 Python 语言直接处理和分析，故笔者通过 Excel 操作和人工操作将其中的 GDP 和失业率相关数据提取出来，形成了 GDP 数据集 final_data.csv、失业率数据集 unemp_yearly.csv

和 clean_unemployment.csv 挂载于项目上，并在代码中直接导入。

2.2 补充数据集

为了分析重要经济指标出口额和劳动力成本，本文补充了两个数据集：

- 1、出口额数据集 trade.csv，来源：<https://data.oecd.org/trade/trade-in-goods-and-services.htm>
- 2、劳动力成本数据集 labour_cost.csv，来源：<https://stats.oecd.org/Index.aspx?QueryId=55089#>

3 模型的建立

3.1 多项式回归模型

根据数学的相关理论，任何曲线均可以使用多项式进行逼近，这种逼近的分析过程就是多项式回归。

多项式回归类似于可线性化的非线性模型，可通过变量代换的方式使用普通最小二乘对参数进行估计。

设有自变量 x 和因变量 y ，它们之间的关系为 n 次多项式的关系，则有如下模型：

$$y = \alpha + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \cdots + \beta_n x^n + \varepsilon$$

$$\text{令 } x_1 = x, x_2 = x^2, \dots, x_n = x^n$$

则多项式模型可转化为如下的多元线性模型：

$$y = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

这样就可以应用多元线性回归模型进行分析了。对于多元的多项式模型：

$$y = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1^2 + \beta_4 x_1 x_2 + \beta_5 x_2^2 + \cdots + \beta_m x_m^m + \varepsilon$$

同样做变量代换，令

$$z_1 = x_1, z_2 = x_2, z_3 = x_1^2, z_4 = x_1 x_2, z_5 = x_2^2, \dots, z_m = x_m^n$$

则有

$$y = \alpha + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + \beta_3 z_3 + \beta_4 z_4 + \beta_5 z_5 + \cdots + \beta_m z_m + \varepsilon$$

转化之后的模型同样可以应用多元线性回归模型进行分析。

当阶数过高时，需要计算的未知参数过多，在样本量不大的情况下求解会比较困难，这是多项式回归的一大缺陷。因此，一般的多项式回归模型很少应用到三阶以上。

3.2 ARIMA 模型

在生产和科学研究中，对某一个或者一组变量进行观察测量，将在一系列时刻所得到的离散数字组成的序列集合，称之为时间序列。时间

序列分析是根据系统观察得到的时间序列数据，通过曲线拟合和参数估计来建立数学模型的理论和方法。时间序列分析常用于国民宏观经济控制、市场潜力预测、气象预测、农作物害虫灾害预报等各个方面。

常用的时间序列分析模型有很多种，在本文中主要研究 ARIMA 模型。ARIMA 模型的主要流程如下：

3.2.1 平稳性检验

在使用 ARIMA 模型进行预测时，首先需要使已知的时间序列保持平稳的状态，从而将其转换为 ARMA 模型，首先通过 KPSS 检验确定序列是否平稳，可使用 matlab 自带 kpsstest 函数对序列的平稳性进行检验。若数据不满足平稳性要求，则需进行差分。

3.2.2 确定模型阶数

ARIMA 模型由三个参数构成，写作 ARIMA(p, d, q)，其中 d 为差分阶数，由平稳性检验可得当前差分阶数为 1。参数 p、q 则需通过 AIC、BIC 准则定阶。

3.2.3 残差检验

残差是原始数据减去预测数据的残余数据，若残差大致满足正态分布，则说明此时有意义的数据均已在模型中被使用。

有必要检测待预测的数据是否能通过残差检验。

3.2.4 预测

ARIMA (p, d, q) 模型的表达式如下所示：

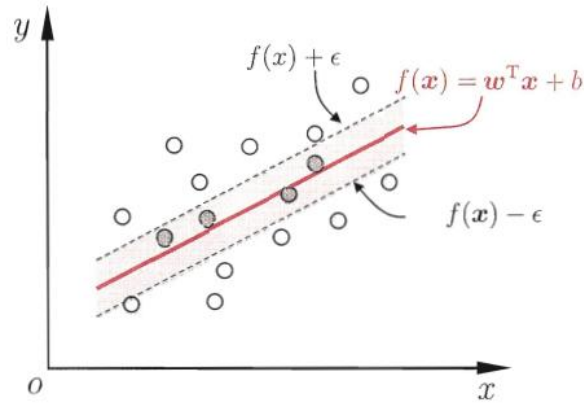
$$y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

其中， y_t 是预测值， ε_t 是白噪声序列， φ_i 、 θ_i 为系数。

3.3 支持向量回归模型（SVR）

对于一般的回归问题，给定训练样本 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}, y_i \in R$ ，我们希望学习到一个 $f(x)$ ，使得其与 y 尽可能的接近， w, b 是待确定的参数。

在这个模型中，只有当 $f(x)$ 与 y 完全相同时，损失才为零，而支持向量回归假设我们能容忍的 $f(x)$ 与 y 之间最多有 ε 的偏差，当且仅当 $f(x)$ 与 y 的差别绝对值大于 ε 时，才计算损失，此时相当于以 $f(x)$ 为中心，构建一个宽度为 2ε 的间隔带，若训练样本落入此间隔带，则认为是被预测正确的。



支持向量回归示意图. 红色显示出 ϵ -间隔带, 落入其中的样本不计算损失.

因此 SVR 问题可转化为:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \ell_{\epsilon}(f(x_i) - y_i)$$

经过公式变换与运算, 可得 SVR 问题的解为

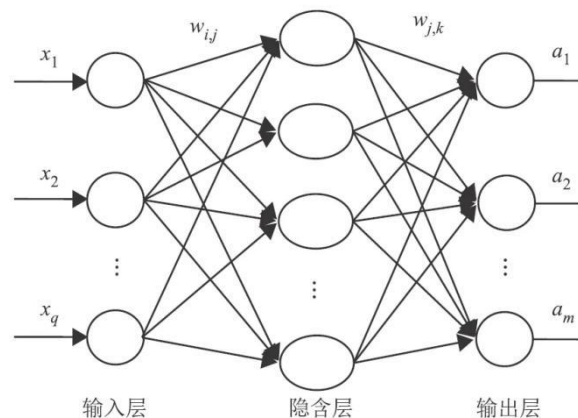
$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) x_i^T x + b.$$

其中 b 为

$$b = y_i + \epsilon - \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) x_i^T x.$$

3.4 人工神经网络模型 (ANN)

ANN, 又名 BP 神经网络, 也被称为误差反向传播神经网络。该网络结构由神经元分层排列而成, 可分为输入层、隐含层 (可为多层) 和输出层。ANN 的结构图如下图所示。



ANN 在用于交通流量预测前，必须先经过训练，使其具有联想、记忆和预测能力，其训练可分为如下几个步骤：

1、初始化工作。在训练开始前，根据输入输出序列 (x, a) 确定比较合理的神经网络结构，如输入层节点数、输出层节点数和隐藏层层数等，并设定各层神经元之间连线的权值 $w_{i,j}$ 、 $w_{j,k}$ 和隐藏层偏移量 b 、输出层偏移量 c ，初始化学习速率 η 和激励函数 $f(t)$ 。

2、计算隐藏层输出。根据输入值 x_1, x_2, \dots, x_q ，输入层和隐藏层之间连线的权重 $w_{i,j}$ 和隐藏层偏移量 b ，应用下式计算出隐藏层输出值 H_1, H_2, \dots, H_l 。（ l 为隐藏层的结点个数）

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^q w_{i,j} x_i - b_j\right) \quad j = 1, 2, \dots, l$$

3、计算输出层的输出。根据隐藏层输出值 H_1, H_2, \dots, H_l ，隐藏层与输出层之间连线的权值 $w_{j,k}$ 和输出层偏移量 c ，应用下式计算得到神经网络的预测输出值 O_1, O_2, \dots, O_m 。

$$O_k = \sum_{j=1}^l w_{j,k} H_j - c_k \quad k = 1, 2, \dots, m$$

4、计算误差。比较神经网络的预测输出值 O_1, O_2, \dots, O_m 与期望输出 a_1, a_2, \dots, a_m ，用误差计算公式计算预测误差 E_1, E_2, \dots, E_m 。

$$E_k = a_k - O_k \quad k = 1, 2, \dots, m$$

5、更新权值。根据预测误差更新各个连线的权值。

$$\begin{cases} w_{i,j} = w_{i,j} + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_{k=1}^m w_{j,k} E_k \\ w_{j,k} = w_{j,k} + \eta H_j E_k \end{cases}$$

6、更新偏移量。根据预测误差更新各个偏移量。

$$\begin{cases} b_j = b_j + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_{k=1}^m w_{j,k} E_k \\ b_k = b_k + E_k \end{cases}$$

7、判断是否结束训练。按照更新后的权值和偏移量，按下式计算预测误差，判断是否小于既定值，若小于则停止训练；否则返回步骤 2，继续训练，循环往复，直到误差小于既定值或达到训练次数为止。

$$MSE = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (a_k - O_k)^2$$

4 模型的求解

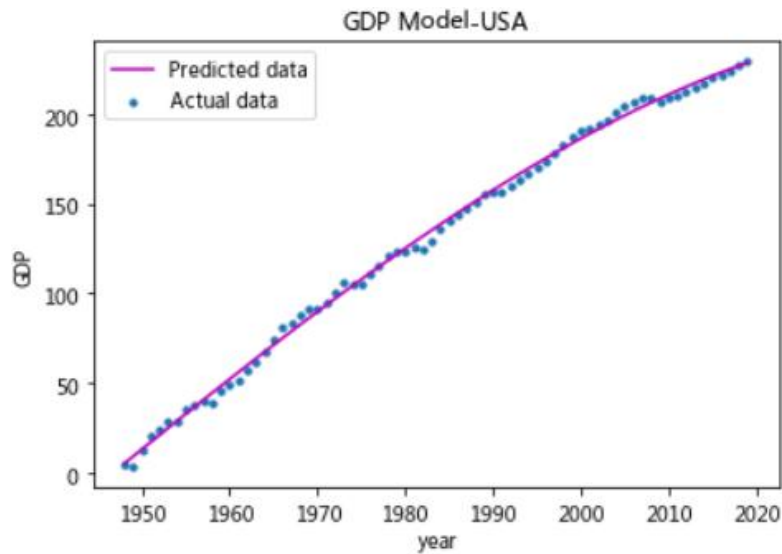
本文分析了包含 GDP、劳动力成本、国际贸易额和失业率等参数变化信息的数据集，选择了能够代表各种市场类型（发达、发展中、欠发达）的主要国家。在对这些数据集进行探索性数据分析后，能够发现各种经济指标之间和时间相关性的变化。然后应用适当的模型将这些经济指标用于预测，并将当前值与预测值进行比较，观察属于不同市场类型的国家的差异大小。例如，国家 GDP 与时间具有非常强的正相关性，因此提出适当的预测模型并找出在这方面受影响最大的一类国家是有意义的。由此可以得出重要结论，例如哪些国家哪些指标受影响最大。国际贸易额是另一个非常重要的指标，由此可发现进出口的趋势以及关税。这能体现出不同市场的表现和应对新冠疫情的措施，以及当前的措施能否防止过大的损失。除此以外，劳动力成本和失业率也值得分析，因为从长远来看，它会影响整个国家的人口。综上，本文重点关注上述四个经济指标如何受到不同市场类型的影响。

4.1 GDP

为了分析新冠疫情对 GDP 的影响，我们分析数据并绘制了美国、印度和南非的曲线，它们分别代表发达市场、新兴市场 and 欠发达市场。数据集中的 GDP 值与上一年相比呈下降或上升的形式，因此，为了得到绝对值，本文首先取这些值的累积总和。这是时间序列分析，回归量是时间，GDP 的价值是回归量。

4.1.1 美国

代表发达市场的美国，GDP 增长速度较慢。测试的第一个模型是简单线性回归模型，其 RMSE 和 R 方值不符合要求。为了改进这一点，使用了三阶多项式回归模型来拟合数据，然后使用该模型预测美国 2020 年的 GDP 值，拟合效果图如下：

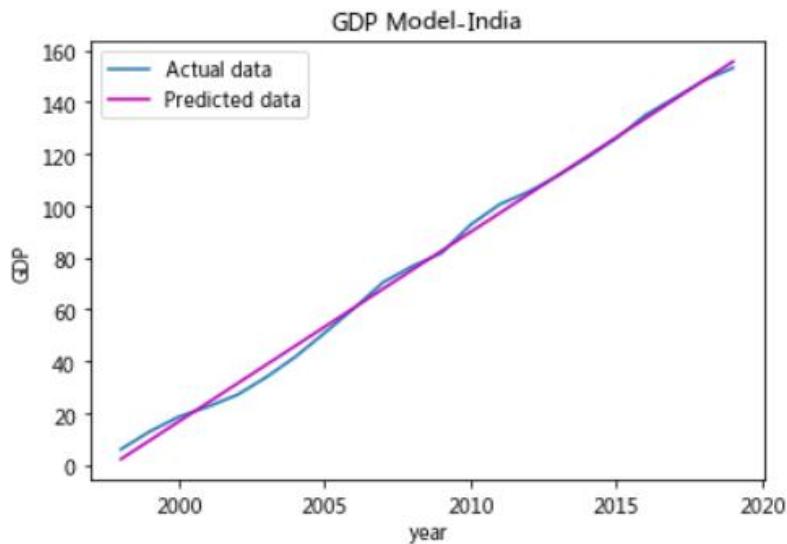


RMSE= 4.663959277629773

R方= 0.8657758597766309

4.1.2 印度

由于印度是一个新兴市场，故 GDP 的变化率与美国大不相同。因此，必须用不同的模型分析数据。依据 RMSE 和 R 方值可得，与二阶多项式回归相比，简单线性回归具有最佳拟合。因此本文用简单线性回归模型预测 2020 年印度的 GDP 值，拟合效果图如下：

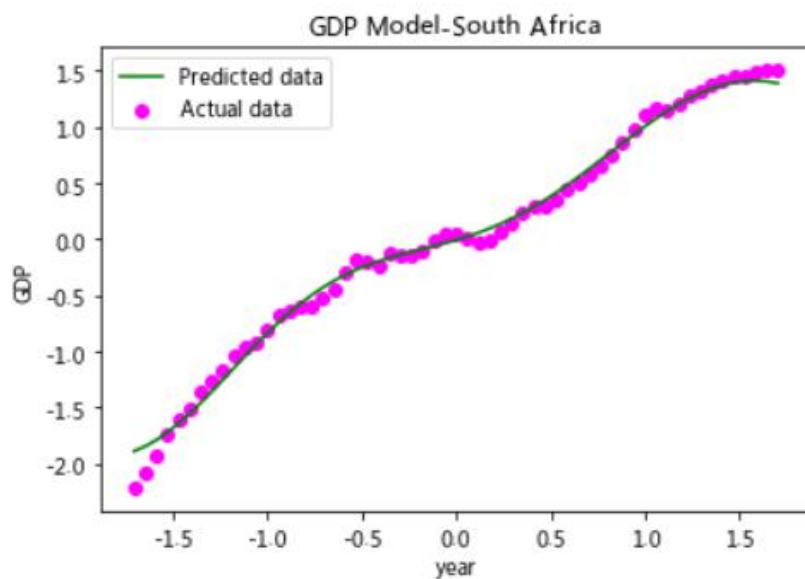


RMSE= 1.4690977523751132

R方= 0.976664075924686

4.1.3 南非

与上述国家相比，南非是一个较弱的市场。本文曾尝试用多项式回归模型拟合数据，但它返回高 RMSE 和负 R 方值，无法拟合曲线。对同样的数据，支持向量回归模型 (SVR) 能返回令人满意的 RMSE 和 R 方值，因此被用于预测 2020 年南非的 GDP，拟合效果如下图所示：



RMSE= 0.06458733142590245

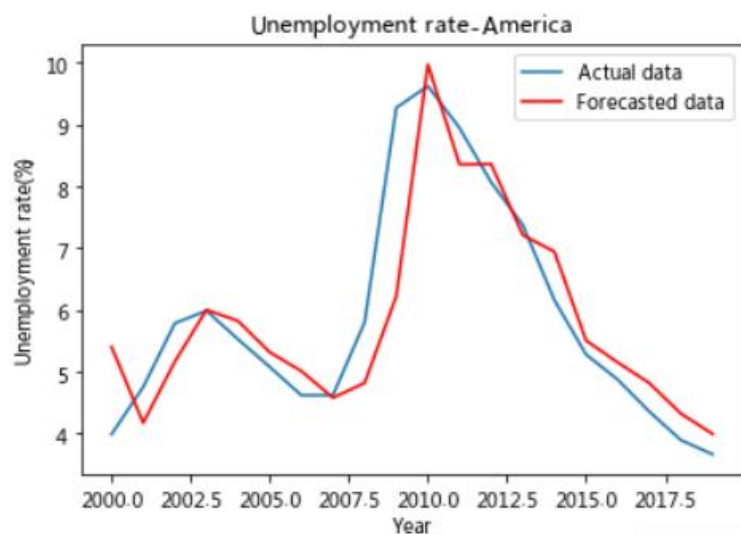
R方= 0.7446640595853911

4.2 失业率

为了分析新冠疫情对失业率的影响，本文考虑了三个国家：美国、俄罗斯和南非。

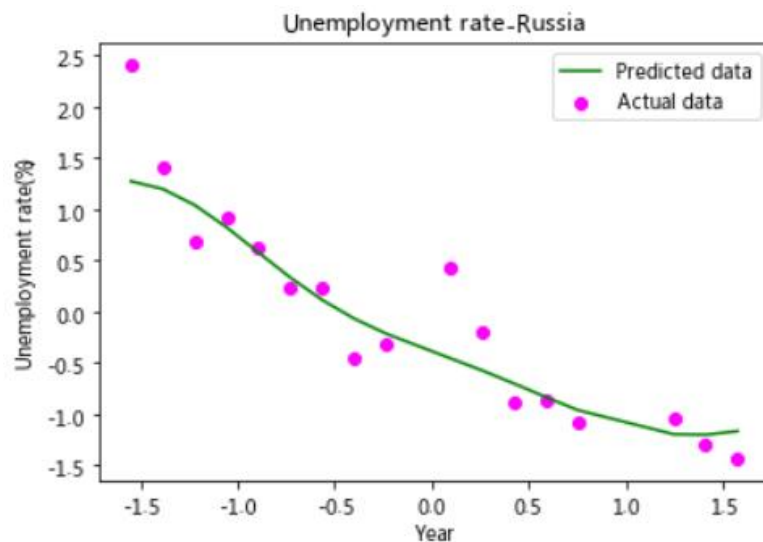
4.2.1 美国

对于美国，本文使用 ARIMA 模型来预测 2020 年的失业率。为了检查数据的平稳性，进行了滚动统计和 Dickey-Fuller 检验。由于在绘制滚动平均值和滚动标准差后没有发现任何趋势，并且从 Dickey-Fuller 检验获得的 p 值低于 0.05 的阈值，因此保证了数据具有平稳性。为了找到 ARIMA 模型参数的最优值，分别使用 ACF（自相关函数）和 PACF（部分自相关函数）来确定 MA（移动平均）和 AR（自回归）项，以此预测 2020 年美国失业率。ARIMA 模型的拟合效果图如下：



4.2.2 俄罗斯

俄罗斯属于发展中国家。首先尝试应用三阶多项式回归模型来拟合数据，但 RMSE 值过高且 R 方值为负，表明发生了欠拟合。因此使用拟合效果更好的 SVR 模型来拟合数据并预测 2020 年俄罗斯失业率，效果如下：

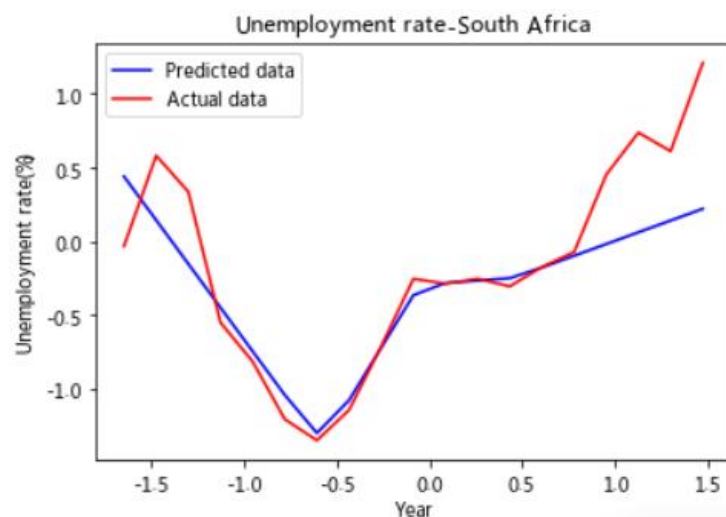


RMSE= 0.41974873623506476

R方= 0.8059404690233242

4.2.3 南非

本文最初用 SVR 模型来拟合南非的数据，但得到的 RMSE 和 R 方值表明拟合不足。因此，本文使用了具有 1 个隐藏层、以 RMSprop 为优化器和以 MSE 为损失函数的人工神经网络 (ANN) 来拟合数据。隐藏层的激活函数为 Relu, 有 16 个神经元。由于观察到过拟合，故在模型上应用了 L2 正则化，并训练了 600 个周期。然后将该模型用于预测 2020 年南非的失业率。拟合效果如下图所示。



RMSE= 0.3870854288753569

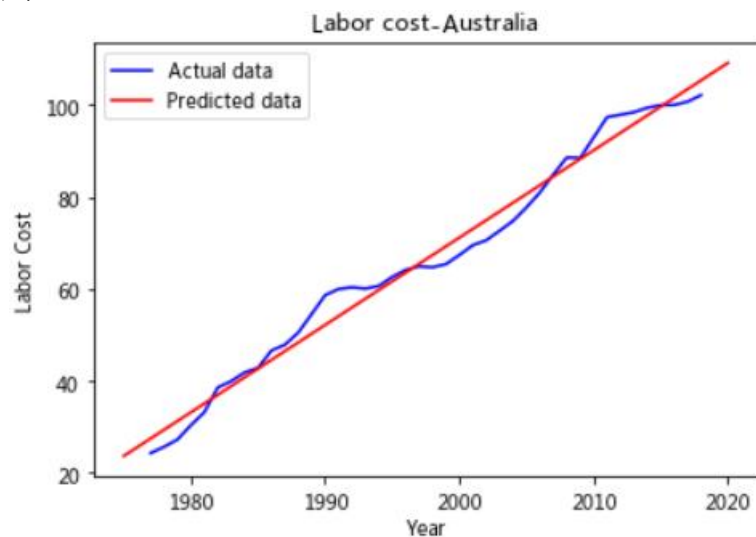
R方= 0.680272149780746

4.3 劳动力成本

在分析劳动力成本（每单位产出对应的劳动力成本平均值）时，考虑了代表发达市场的澳大利亚、代表发展中国家的捷克和代表欠发达市场的立陶宛。

4.3.1 澳大利亚

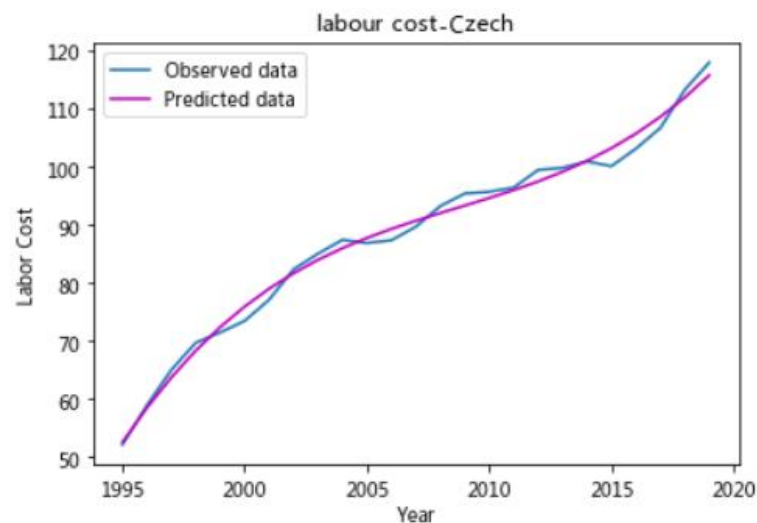
澳大利亚属于发达市场。对该类市场，本文尝试拟合数据的第一个模型是简单线性回归模型，其 RMSE 值足够低且 R 方值高，表明拟合效果好。因此，该模型被用于预测 2020 年澳大利亚的劳动力成本。拟合效果如下图所示：



RMSE= 3.797124608720174
R方= 0.5759020532208714

4.3.2 捷克

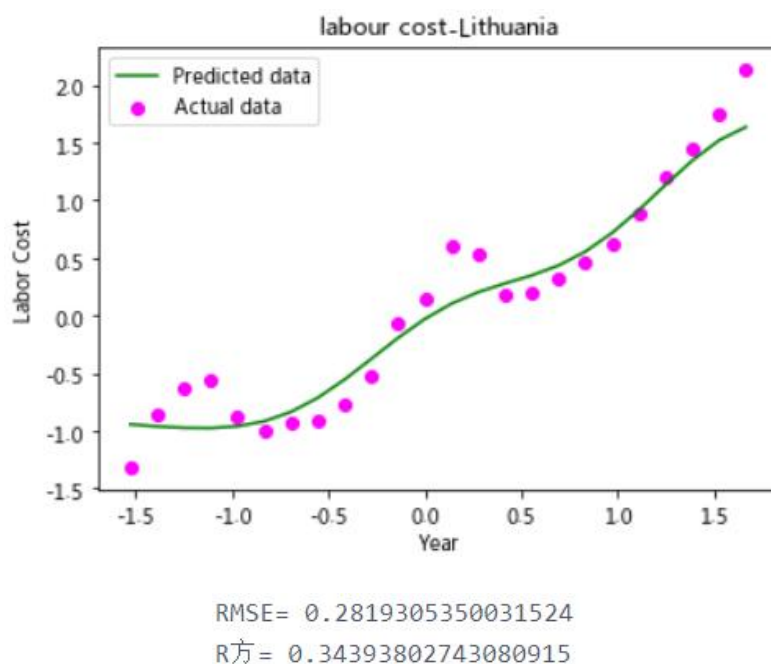
捷克被归类为发展中国家。本文首先用简单线性回归模型和二阶多项式回归模型来拟合其数据集，它们都返回高 RMSE 值和负 R 方值。之后，发现如果用三阶多项式回归模型来拟合数据，能大大改善拟合效果。故最终采用三阶模型预测 2020 年捷克的单位劳动力成本，效果如下：



RMSE= 4.098435290446573
R方= 0.6033263531045151

4.3.3 立陶宛

立陶宛属于欠发达市场类，故用于该数据集的模型是 SVR。该模型给出了令人满意的 RMSE 和 R 方值，表明拟合良好。因此，应用该模型预测 2020 年立陶宛的劳动力成本，效果如下图：

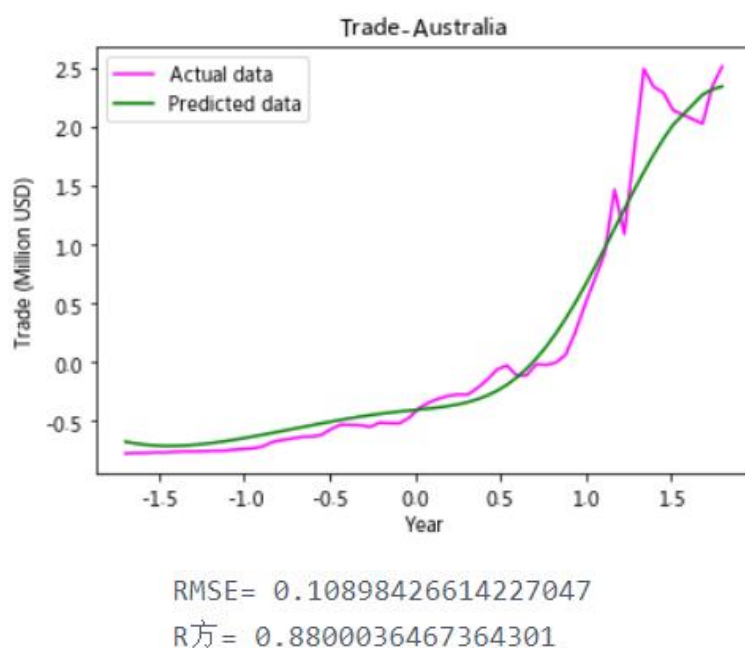


4.4 国际贸易额

最后，对澳大利亚、印度和南非的出口额进行了分析。

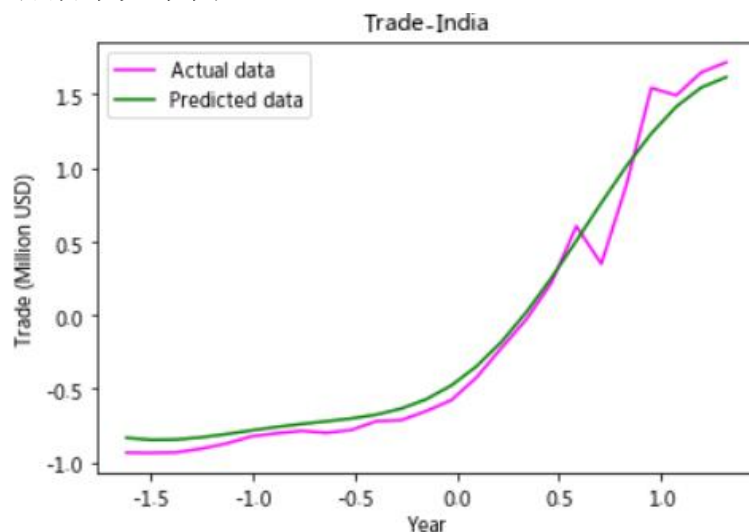
4.4.1 澳大利亚

如前所述，澳大利亚是发达市场。这里使用的模型是支持向量回归模型 (SVR)，低 RMSE 值和高 R 方值表明它可以很好地拟合数据。因此，该模型用于预测 2020 年澳大利亚出口额（单位：十亿美元）。拟合效果如下：



4.4.2 印度

印度是发展中市场。此处用于拟合数据的模型是支持向量回归模型 (SVR)。它返回低 RMSE 和高 R 方值，表明该模型非常适合拟合数据，并且拟合后原数据信息丢失少。因此，用 SVR 模型预测 2020 年印度出口额很合适，拟合效果如下图：

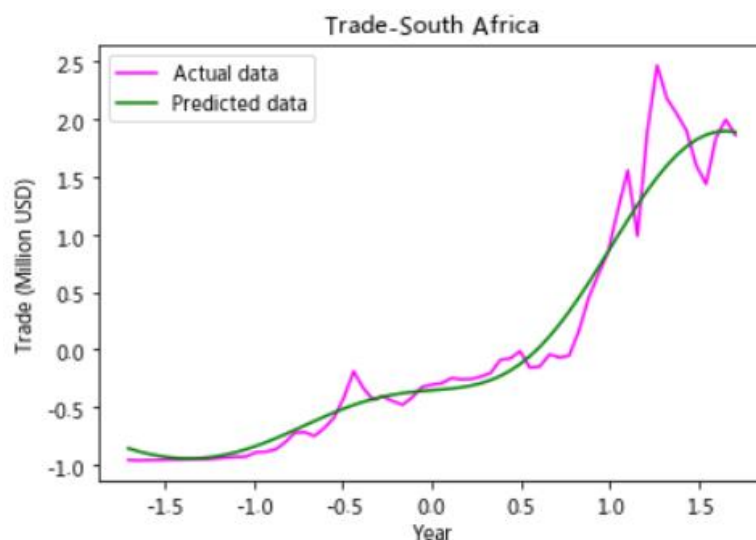


RMSE= 0.11702814250789302

R方= 0.9527453727608702

4.4.3 南非

同上所述，南非属于欠发达市场。这里使用的模型还是 SVR 模型，因为它给出了相当低的 RMSE 和相当高的 R 方值。所以本文选用 SVR 模型来预测 2020 年南非出口额，效果如下图所示：



RMSE= 0.11650125521216997

R方= 0.9308005580144181

5 结果分析

在上一节中，本文应用了多项式回归、ARIMA、SVR 和 ANN 这四类数据分析模型来拟合截至 2019 年的经济指标数据集，并预测在没有新冠疫情的情况下，2020 年的 GDP、失业率、劳动力成本和国际贸易额的值。

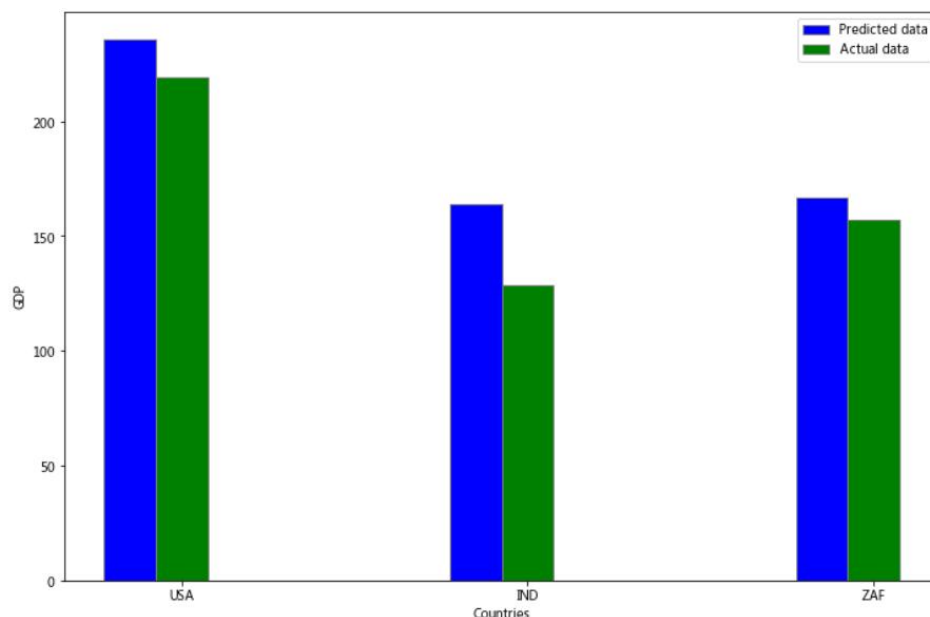
接下来将比较预测值与 2020 年的实际值，并用比较结果分析新冠疫情对世界经济的不利影响。最合乎逻辑的假设是，由于社会经济活动在防疫措施下突然减少，各指标的趋势会发生显著变化。本节将研究各个模型及其预测结果、模型拟合效果的评估和比较 2020 年各个指标的预测值与实际值可得出的结论。

5.1 GDP 分析

如本文前几节所述，在该数据集中，选择的分析对象是美国、印度和南非。

| 国家 | 模型 | RMSE | R 方值 | 预测值 | 实际值 |
|----|-----------|-------|-------|---------|---------|
| 美国 | 三阶多项式回归模型 | 4.664 | 0.866 | 235.799 | 218.977 |
| 印度 | 线性回归模型 | 1.469 | 0.977 | 163.584 | 128.621 |
| 南非 | SVR | 0.065 | 0.745 | 166.957 | 156.737 |

当比较预测值和实际值时，三个国家中印度的 GDP 下降幅度最大，下降 21.4%，其次是南非下降 6.12%，美国下降 7.13%。这可以通过以下观点来解释：发展中国家的 GDP 增长率最高，故经济活动几乎完全停止将呈现最大的趋势变化。



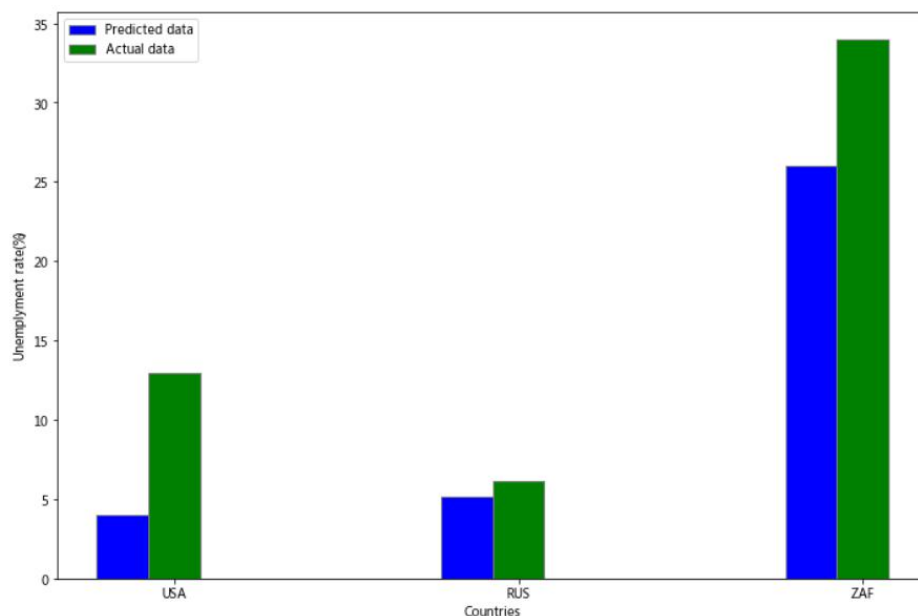
5.2 失业率分析

该数据集的分析对象为美国、俄罗斯和南非。为了找到最准确的预测值，每个国家的数据都用不同的模型进行了拟合。

| 国家 | 模型 | RMSE | R 方值 | 预测值 | 实际值 |
|-----|-------|-------|-------|-------|--------|
| 美国 | ARIMA | N/A | N/A | 4.013 | 12.921 |
| 俄罗斯 | SVR | 0.420 | 0.806 | 5.127 | 6.164 |

| | | | | | |
|----|-----|-------|-------|--------|--------|
| 南非 | ANN | 0.387 | 0.680 | 26.020 | 34.005 |
|----|-----|-------|-------|--------|--------|

当比较预测值和实际值时，美国的失业率增幅最大，增加了 8.91，其次是南非的 7.99，然后是俄罗斯的 1.04。这似乎违反直觉，因为美国是一个拥有更丰富医疗资源的发达国家。但是如果我们考虑一些隐藏的变量，例如政府对新冠疫情的反应不够迅速且有悖科学常识，导致该国病例激增；迅速上升的感染数又迫使政府采取更严厉的社交限制措施，使得大众难以获得工作。



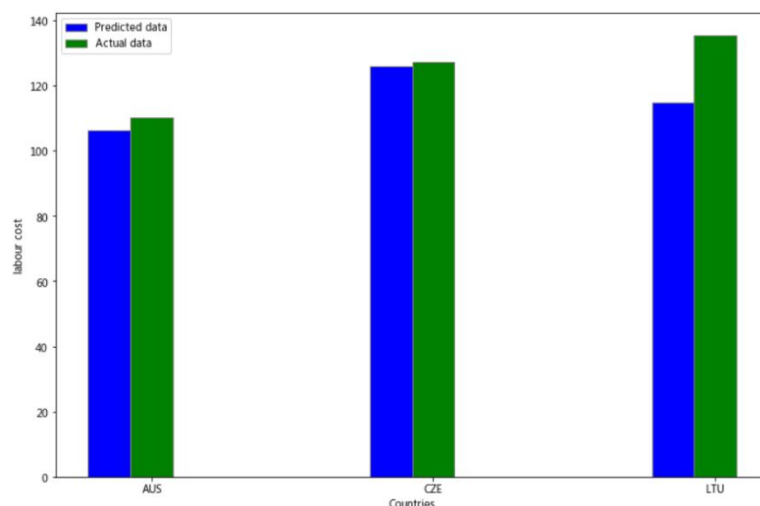
5.3 劳动力成本分析

单位劳动力成本数据集的分析对象是澳大利亚、捷克和立陶宛。

| 国家 | 模型 | RMSE | R 方值 | 预测值 | 实际值 |
|------|-----------|-------|-------|---------|--------|
| 澳大利亚 | 线性回归模型 | 3.797 | 0.576 | 106.391 | 110.1 |
| 捷克 | 三阶多项式回归模型 | 4.098 | 0.603 | 125.844 | 127.35 |
| 立陶宛 | SVR | 0.282 | 0.344 | 114.881 | 135.55 |

当比较预测值和实际值时，立陶宛的劳动力成本大幅增加，增加了 15.2%，其次是澳大利亚，为 3.37%，捷克为 1.18%。属于欠发达市场的国家的巨大差异也可以通过隐藏因素来解释：

- 1、立陶宛是世界上劳动力成本最低的国家之一，因此对经济状况的变化非常敏感；
- 2、劳动力成本还受关于工资的政策因素的影响，如政府可应工会要求将最低工资提高 10% 以上。



5.4 国际贸易额分析

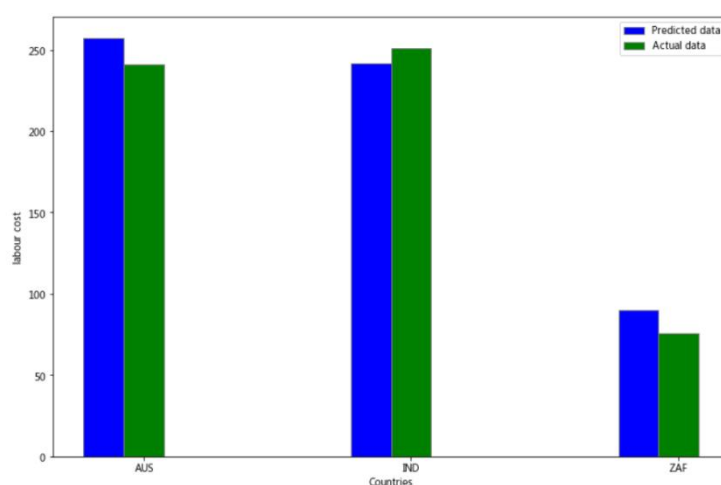
本分析考虑的国家有澳大利亚、印度和南非，并用出口额来代替国际贸易额进行分析。

| 国家 | 模型 | RMSE | R 方值 | 预测值 | 实际值 |
|------|-----|-------|-------|---------|--------|
| 澳大利亚 | SVR | 0.109 | 0.880 | 257.433 | 240.84 |
| 印度 | SVR | 0.117 | 0.953 | 241.953 | 251.07 |
| 南非 | SVR | 0.116 | 0.931 | 89.968 | 75.77 |

澳大利亚和南非显示出预期的出口额下降（分别为 6.45% 和 15.78%），但这里的异常情况，也是暴露本文方法局限性的一个例子，就是印度显示出口增加。可能的原因有：

1、2020 年，当其它国家为防疫限制开工复产时，印度并没有采取相应措施，使得在其它国家无法交货的商品订单流入印度，印度获得了出口上的相对优势；

2、2019 年印度出口额由于某些原因，相比 2018 年没有增长。简单的 SVR 模型学习了但无法理解这种现象，导致其对 2020 年出口额的预测值偏低。



6 小结

这篇分析报告的目的是量化新冠疫情对世界经济的影响。本文着重研究不受新冠疫情影响的全球经济状况，并延伸到研究不同的经济指标（如 GDP、失业率、劳动力成本和国际贸易）如何受到国家所属的不同类型（包括发达国家、发展中国家和欠发达国家）的影响。根据截至 2019 年的数据，使用适当的回归模型预测 2020 年这些经济指标的值，然后与实际记录值进行比较以实现这一目标。

正如本文前面部分所示，结果并不总是直观的，这是因为影响各项经济指标的其它因素还有很多，本文所用的四类简单模型不一定能完全理解。例如，政府如何应对疫情，是否采用了强有力的措施来阻断病毒传播；封锁措施的持续时间是否恰当，过长自然对经济不利，但过短会导致疫情的再次爆发，还是对经济不利；政府是否有强有力的基层组织来保证封锁措施的有效执行等等。

7 疫情应对方案建议

针对上述分析结果，本文对世界各国应对疫情的政策提出一些建议。

宏观政策方面，政府应持续精准把控国内、国外疫情形势，密切关注全球疫情防控相关政策和措施，从宏观角度统筹安排推动国内经济发展的各项工作，维持国内经济形势稳步发展；同时，一旦疫情爆发，政府应迅速及时地做出反应，通过政治、经济、社会管理等多项措施进行合理控制，否则疫情扩散后必须采取更加强硬的社会管制措施，对经济造成的打击只会更大。各国疫情数据告诉我们，疫情防控不是短期工作，常态化的疫情防控不可避免也不能放松，经济政策调控工作也应保持常态。疫情平稳期间，政府层面应继续制定疫情期间的各项政策，财政政策、产业政策、货币政策、金融政策等多种政策组合考虑，确保政策精准、务实管用，打出维持经济平稳运行的“组合拳”；同时，各级税务部门、财政部门、金融部门、人社部门、市场监管部门等各经济部门应充分配合，全力落实政府部门各项政策，进一步提升国民经济抵御外部冲击的能力。

各行业、产业方面，应充分把握各行业、产业在当前市场环境下的特征，有计划地调控各行业、产业的持续发展。对于餐饮、文化和旅游行业等受疫情长期影响的行业及中小微企业、个体户等疫情防控企业及受困企业，国家应坚持实行经济扶持政策，逐步减弱生产端产生的负面影响，稳步恢复市场信心，通过实施普惠性纾困扶持政策，从增值税留抵退税、减税降费、延期纳税、租金减免等方面，着力为相关行业企业减轻负担。对于 5G、大数据、云计算、人工智能、超高清、物联网等新兴产业，应积极支持相关技术的研发和深度应用，鼓励技术创新，顺应数字产业化和产业数字化发展趋势，利用云经济、云医疗等“云”模式平台经济类型与受疫情冲击产业进行产业联动，刺激相关产业创造新的发展路径。针对疫情对各国失业率造成的影响，政府也应从降低社保费率、实施稳岗扩岗政策、发展新就业形态等方面，着力降低企业用工成本，稳定就业岗位，预防失业潮。

另外，在金融层面，应鼓励金融业充分承担起抗疫情、稳经济与支持经济社会发展的责任，为特殊时期的企业需求考虑，不抽贷、不断贷，保证实体经济平稳运行。当前，受疫情和国内外因素叠加影响，我国经济发展面临的需求收缩、供给冲击、预期转弱三重压力加大。商业银行在信贷业务方面应重点实施“差别化”服务，对疫情防控重点保障企业继续支持，保障产能以满足国内外需求；对在疫情期间需要延期还本付息又符合政策要求的企业，要提供持续的支持，以帮助其平稳过渡至正常生产状态；应对接中央政策，对旅游、服务、交通运输等受疫情影响较大的企业和中小微企业，开展特殊信贷，适度降低信贷资质门槛，在做好风险把控的前提下为这类企业提供资金支持。针对不同阶段企业金融诉求，政府应出台相关金融惠企纾困政策，最大程度减少企业资金周转压力。同时，政府应做好资本市场投资引导，引导投资者理性、客观看待疫情影响，坚持长期投资、价值投资理念。最后，政府在利用金融行业控疫情、稳经济时，也应注意防范金融机构系统性风险的发生，减少市场的大幅震荡，以缓解对实体经济的冲击。

参考文献

- [1] 司守奎,孙兆亮.数学建模算法与应用[M]. 国防工业出版社, 2015.
- [2] Kickresume. “The Price of Your Work: Here’ s How Much Labor Costs Around the World”
<https://blog.kickresume.com/2019/08/13/how-much-labor-costs-around-the-world/>
- [3] 何诚颖,闻岳春,常雅丽,耿晓旭. 新冠病毒肺炎疫情对中国经济影响的测度分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2020, 37(05):3-22. DOI:10.13653/j.cnki.jqte.2020.05.001.
- [4] OECD.stats. Labour Costs dataset, URL:
<https://stats.oecd.org/Index.aspx?QueryId=55089#>
- [5] OECD.stats. International Trade in Goods, URL:
<https://data.oecd.org/trade/trade-in-goods.htm>
- [6] WE0. weo-database, URL:
<https://www.imf.org/en/Publications/WE0/weo-database/2021/October/download-entire-database>