

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭКОНОМИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Факультет информатики и прикладной математики
Кафедра прикладной математики и экономико-математических методов **ОТЧЁТ**

по дисциплине:

«Математическое моделирование»

на тему:

«Статистические модели. Производственная функция Кобба-Дугласа.»

Направление (специальность)_	01.03.02	
	(код, наименование)	
Обучающийся	_Бронников Егор Игоревич	
ГруппаПМ-1901 (номер группы)		

Часть 1. Параметрическая идентификация статических моделей.

Сначала нужно было найти коэффициенты (A, α , β), для этого воспользуемся историческими данными (K_i , L_i , Y_i) $_{i=1}^M$. В данном случае получается что M=15. Рассмотрим 2 случая:

- 1 случай $\alpha + \beta \neq 1$
- 2 случай $\alpha + \beta = 1$

1 случай ($\alpha + \beta \neq 1$)

Приведём функцию $Y = A K^{\alpha} L^{\beta}$ к линейному виду:

$$ln(Y) = ln(A) + \alpha ln(K) + \beta ln(L)$$

Проведём параметрическую идентификацию:

$$B \times \bar{C} = \bar{Z}$$
, $\epsilon \partial e$

$$B = \begin{pmatrix} M & \sum_{i=1}^{M} \ln(K_i) & \sum_{i=1}^{M} \ln(L_i) \\ \sum_{i=1}^{M} \ln(K_i) & \sum_{i=1}^{M} (\ln(K_i))^2 & \sum_{i=1}^{M} \ln(K_i) \ln(L_i) \\ \sum_{i=1}^{M} \ln(L_i) & \sum_{i=1}^{M} \ln(K_i) \ln(L_i) & \sum_{i=1}^{M} (\ln(L_i))^2 \end{pmatrix}$$

$$\bar{\mathsf{C}} = \begin{pmatrix} \mathsf{ln}(A) \\ \alpha \\ \beta \end{pmatrix}$$

$$\bar{Z} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^{M} \ln(Y_i) \\ \sum_{i=1}^{M} \ln(Y_i) \ln(K_i) \\ \sum_{i=1}^{M} \ln(Y_i) \ln(L_i) \end{pmatrix}$$

тогда:

$$\begin{pmatrix} \ln(A) \\ \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = B^{-1} \times \bar{Z}$$

Решив данное матричное уравнение получим желаемые коэффициенты. Только нужно не забыть:

$$A = e^{\ln(A)}$$

Функция, которая реализует данный алгоритм:

```
def coefficients1(GDP: List[int], K: List[int], L: List[int]) -> List[float]:
     "" Находит коэффициенты в производственной функции Кобба-Дугласа в случае когда у нас `alpha` + `beta` != 1
        :param GDP: Gross Domestic Product - BB\Pi
        :type GDP: List[int]
        :param K: Capital - капитал
        :type K: List[int]
        :param L: Labour - труд
        :type L: List[int]
        :return: список со значениями коэффициентов, где позиция: 0 -> `a`, 1 -> `alpha`, 2-> `beta`
        :rtype: List[float]
    log_GDP = np.log(GDP)
    log_K = np.log(K)
    log_L = np.log(L)
    M = len(L)
    B = np.matrix([[M, np.sum(log_K), np.sum(log_L)],
                    [np.sum(log_K), np.sum(log_K**2), np.sum(log_K*log_L)],
[np.sum(log_L), np.sum(log_K*log_L), np.sum(log_L**2)]])
    Z = np.matrix([[np.sum(log_GDP)],
                    [np.sum(log_GDP*log_K)],
                    [np.sum(log_GDP*log_L)]])
    return np.array(np.dot(np.linalg.inv(B), Z)).flatten().tolist()
```

Таким образом, на выходе получили значения коэффициентов:

```
al, alphal, betal = coefficients1(GDP, K, L)
Al = np.e**al
print(Al, alphal, betal)
```

6.435886924194414e-05 0.3581662946526194 1.4818203831309802

$$A_1 = 0.000064358869$$
; $\alpha_1 = 0.358166295$; $\beta_1 = 1.48182$

Функция, которая по формуле находит модельное ВВП:

```
def Y(A: float, alpha: float, beta: float, K: List[int], L: List[int]) -> float:
    """ Находит значение производственной функции Кобба-Дугласа

    :param A: коэффициент `A`
    :type A: float
    :param alpha: коэффициент `alpha`
    :type alpha: float
    :param beta: коэффициент `beta`
    :type beta: float
    :param K: Capital - капитал
    :type K: List[int]
    :param L: Labour - труд
    :type L: List[int]

    :return: значение функции Кобба-Дугласа
    :rtype: float

"""
return A*K**alpha*L**beta
```

Таким образом, по исходным данным получили следующие модельные данные:

```
modelGDP1 = [Y(A1, alpha1, beta1, K[i], L[i]) for i in range(len(K))]
[87529.18256192551,
97861.77500398034,
80197.7935222183,
88797.7571289089,
 97991.4245214286,
 119733.64793525869,
 138600.11912201048,
 148331.82271765577,
 145734.5349721207,
 133494.06601823383,
 135126.88656692626,
 144259.46024796166,
 151415.75869893582.
 140048.81022179654,
 153376.28900715473]
```

2 случай ($\alpha + \beta = 1$)

Приведём функцию $Y = A K^{\alpha} L^{(1-\alpha)}$ к линейному виду:

$$\ln\left(\frac{Y}{L}\right) = \ln(A) + \alpha \ln\left(\frac{K}{L}\right)$$

Проведём параметрическую идентификацию:

$$B \times \bar{C} = \bar{Z}$$
, $\epsilon \partial e$

$$B = \begin{pmatrix} M & \sum_{i=1}^{M} \ln(\frac{K_i}{L_i}) \\ \sum_{i=1}^{M} \ln(\frac{K_i}{L_i}) & \sum_{i=1}^{M} (\ln(\frac{K_i}{L_i}))^2 \end{pmatrix}$$

$$\bar{C} = \binom{\ln(A)}{\alpha}$$

$$\bar{Z} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^{M} \ln(\frac{Y_i}{L_i}) \\ \sum_{i=1}^{M} \ln(\frac{Y_i}{L_i}) \ln(\frac{K_i}{L_i}) \end{pmatrix}$$

тогда:

$$\binom{\ln(A)}{\alpha} = B^{-1} \times \bar{Z}$$

Решив данное матричное уравнение получим желаемые коэффициенты. Только нужно не забыть:

$$A = e^{\ln(A)}$$

$$\beta = 1 - \alpha$$

Функция, которая реализует данный алгоритм:

Таким образом, на выходе получили желаемые коэффициенты:

```
a2, alpha2 = coefficients2(GDP, K, L)
A2 = np.e**a2
beta2 = 1 - alpha2
print(A2, alpha2, beta2)
3.0516089478042185 -0.7729060269038968 1.7729060269038968
```

$$A_2 = 3.051608947; \ \alpha_2 = -0.772906; \ \beta_2 = 1.772906$$

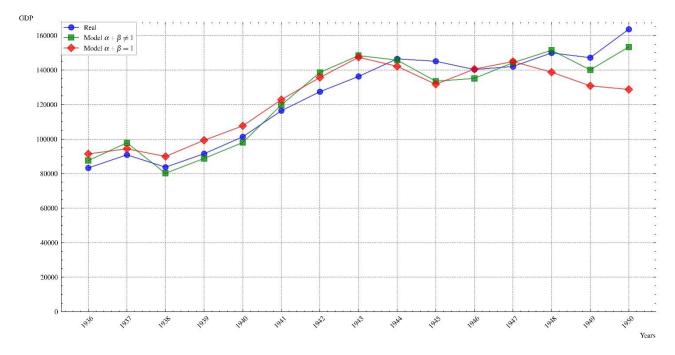
Таким образом, по исходным данным получили следующие модельные данные:

```
modelGDP2 = [Y(A2, alpha2, beta2, K[i], L[i]) for i in range(len(K))]
modelGDP2
[91408.33050108397,
94378.69311505293,
 89940.98101806568,
 99323.9330728209,
 107647.30043949602,
 122827.76185949342,
 135686.26895065862.
 147371.3174195459,
 142127.0249122544,
 131727.02331960798,
 140520.7154262029,
 144907.02967622847,
 138716.6299519837,
 130837.6374054579.
 128732.87085961776]
```

График

Теперь построим график, чтобы посмотреть как модельные данные отличаются от реальных данных:

```
with plt.style.context(["science", "ieee", "grid"]):
    plt.rcParams["figure.figsize"] = [12, 6]
    plt.rcParams["axes.spines.top"] = False
    plt.rcParams["axes.spines.right"] = False
    plt.plot(GDP, "-bo", alpha=0.7)
    plt.plot(modelGDP1, "-gs", alpha=0.7)
    plt.plot(modelGDP2, "-rD", alpha=0.7)
    plt.xticks(np.arange(0, len(L)), years, rotation=45)
    plt.ylim(ymin=0)
    plt.legend([r"Real", r"Model $\alpha + \beta \neq 1$", r"Model $\alpha + \beta = 1$"], borderaxespad=0)
    plt.xlabel("Years", loc="right")
    plt.ylabel("GDP", loc="top", rotation=0)
    plt.savefig("./pics/plot.jpg")
    plt.show()
```



Выводы

Можно заметить, что модельные данные достаточно точно отражают реальную ситуацию.

Часть 2. Проведение экономического анализа производственного процесса на основе производственных функций.

Пусть нам дано какое-то начальное ВВП и капитал:

$$Y_1 = 50000; Y_2 = 100000; Y_3 = 150000$$

```
Y1 = 50000
Y2 = 100000
Y3 = 150000
```

Нужно по этим данным построить изокванты.

Находим труд из производственной функции Кобба-Дугласа:

$$L = \sqrt[\beta]{\frac{Y}{A K^{\alpha}}}$$

Функция, которая рассчитывает труд по заданным аргументам:

```
def cobbDuglas(A: float, alpha: float, beta: float, Y: List[int], K: List[int]) -> float:
""" Находит Labour (L) труд по входным параметрам

:param A: коэффициент `A`
:type A: float
:param alpha: коэффициент `alpha`
:type alpha: float
:param beta: коэффициент `beta`
:type beta: float
:param Y: GDP - BBП
:type Y: List[int]
:param K: Capital - капитал
:type K: List[int]

:return: значение функции Кобба-Дугласа
:rtype: float
"""

return (Y/(A*K**alpha))**(1/beta)
```

Теперь рассчитываем труд по заданным данным:

```
ys1 = [cobbDuglas(A1, alpha1, beta1, Y1, k) for k in range(100, 200000, 200)]
ys2 = [cobbDuglas(A1, alpha1, beta1, Y2, k) for k in range(100, 200000, 200)]
ys3 = [cobbDuglas(A1, alpha1, beta1, Y3, k) for k in range(100, 200000, 200)]
```

Изокванты

```
xs = np.arange(100, 200000, 200)
with plt.style.context(["science", "ieee", "grid"]):
    plt.rcParams["figure.figsize"] = [12, 6]
    plt.rcParams["axes.spines.top"] = False
    plt.rcParams["axes.spines.right"] = False
    plt.plot(xs, ys1, "-b", alpha=0.7)
    plt.plot(xs, ys2, "-g", alpha=0.7)
    plt.plot(xs, ys3, "-r", alpha=0.7)
    plt.xlim(xmin=0)
    plt.legend([r"GDP 50k", r"GDP 100k", r"GDP 150k"], borderaxespad=0)
    plt.xlabel("L", loc="right")
    plt.ylabel("K", loc="top", rotation=0)
    plt.savefig("./pics/isoquant.jpg")
    plt.show()
```

