

НЕКОТОРЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНДЕКСОВ СОЦИАЛЬНО-ПОЛИТИЧЕСКОЙ НЕСТАБИЛЬНОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ*

Сергей Георгиевич Шульгин

Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ;
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

Статья посвящена проблеме прогнозирования страновых рисков по отдельным измерениям социально-политической нестабильности с использованием методов машинного обучения. Данная статья написана в продолжение серии статей, в которых ранее мы анализировали возможности прогнозирования индексов социально-политической нестабильности с использованием методов машинного обучения, а также с помощью аналогичных моделей занимались описанием анализом факторов, наиболее важных для прогнозирования. Здесь мы используем несколько спецификаций модели, мы предсказываем отдельные показатели социально-политической нестабильности на $(i+1)$, $(i+2)$ и $(i+3)$ -й годы с использованием данных, доступных на последний момент. Мы используем все доступные текущие данные, а при построении модели пытаемся устранить «утечки из будущего». Результаты мы агрегируем на уровне стран и приводим ранжирование стран по степени вероятности возникновения элементов социально-политической нестабильности в предстоящие годы. Однако требуется дополнительный анализ для исключения возможностей «утечки» информации – эффекта, связанного с тем, что в момент предсказания все данные уже известны и оценки предсказанного прошлого были сделаны в момент проведения анализа. По-прежнему остается открытым вопрос, как соотносятся модельные оценки качества предсказания «настоящего» будущего с ретроспективными прогнозами будущего. Как мы уже указывали, возможные проблемы качества прогно-

* Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда (проект № 18-18-00254).

за могут быть связаны с «утечками» будущего в условиях перетренированности модельных оценок и использования их для «настоящего» будущего.

Модель

Для заданного набора данных D определены n точек данных, при этом каждая точка данных – это набор из объясняемой (зависимой) переменной y_i и множества из m независимых факторов X_i :

$$D = \{(y_i, X_i)\} \quad (|D| = n, X_i \in \mathbb{R}^m, y_i \in \mathbb{R}), \quad (1)$$

где \mathbb{R} – стандартное обозначение для множества действительных чисел.

В такой формулировке наша задача – среди всего множества независимых факторов X , выделить такое его подмножество, то есть отдельные его факторы, которые оказываются наиболее важными для объяснения y .

В данной работе мы используем метод, при котором мы пытаемся найти оценку зависимой переменной y_i в форме K аддитивных функций:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(X_i). \quad (2)$$

$f_k(X_i)$ – функция, которая принадлежит к подмножеству классификационных и регрессионных деревьев (CART – *Classification and Regression Tree*).

Класс функций, которые определяются как:

$$\text{CART} = \{f(X) = w_{q(X)}\} \quad (q: \mathbb{R}^m \rightarrow T; w \in \mathbb{R}^T), \quad (3)$$

где $q(X)$ описывает дерево, вершинами которого являются правила относительно значений X . Функция $q(X)$ ставит в соответствие определенной точке данных X_i определенный лист (конечную вершину) (T). Листья в CART описывают результат классификации, которым присвоены веса w . Аппроксимирующая функция $f_k(X)$ определяется структурой дерева $q(X)$ и весами листьев w .

Процесс обучения (тренировки) модели сводится к минимизации функционала L , в которой суммируется ошибка между оцененными (\hat{y}_i) и реальными значениями (y_i) зависимой переменной, а также учитывается сложность (размерность) CART-функции. Вторая часть функционала L – это элемент так называемой регуляризации, подход, с помощью которого мы контролируем сложность CART-функции и пытаемся найти самую простую структуру из возможных CART-функций. Для минимизации функционала L используется последовательный (итеративный) процесс, где на каж-

дой итерации оценивается градиент в направлении минимизации L . Подробнее описание функционала и алгоритма оптимизации см. (Chen, Guestrin 2016).

Данные

Основным источником для зависимой (объясняемой) переменной являются данные о социально-политической нестабильности из базы данных *Cross National Time Series* (CNTS, 2020), *Global Terrorism Database* (GTB), а также базы данных государственных переворотов.

База данных *The Cross National Time Series* (CNTS) – это результат работы по сбору и систематизации данных, начатой Артуром Банксом (Banks, Wilson 2018) в 1968 г. в Университет штата Нью-Йорк в Бингемтоне, обобщающей архив данных *The Statesman's Yearbook*, публикуемых с 1864 г. В базе содержатся данные по более чем 200 странам, годовые значения переменных с 1815 г. В базе данных исключены периоды двух мировых войн 1914–1918 и 1940–1945 гг.

В данной работе, как и в наших предыдущих исследованиях (Шульгин 2019; 2018), мы используем в качестве зависимых переменных данные, описывающие различные аспекты внутренних конфликтов (domestic). Эти данные получены из анализа страновых событий по 8 различным подкатегориям:

- Политические убийства (domestic1).
- Политические забастовки (domestic2).
- Партизанские действия (domestic3).
- Правительственные кризисы (domestic4).
- Политические репрессии (domestic5).
- Массовые беспорядки (domestic6).
- Перевороты и попытки переворотов (domestic7).
- Антиправительственные демонстрации (domestic8).

Указанные 8 подкатегорий используются для построения общего индекса социально-политической стабилизации (domestic9). Подробное описание зависимых переменных, используемых баз данных и предварительной обработке и кодировании зависимых переменных см. в наших предыдущих работах (Шульгин 2018; 2019).

Особенностью прогноза реальных данных является то, что текущая точка данных (как и несколько последних точек данных) содержит значительно число пропусков в независимых переменных.

Оценка моделей

Для анализируемых переменных мы построили переменную, содержащую будущее (на следующий год) значение, и построили модель, в которой попытались предсказать это значение.

Мы построили модель, в которой в качестве независимых переменных использовали базу данных, из которой исключили всю информацию о состоянии зависимой переменной в текущий момент времени, а также все другие зависимые переменные, то есть переменные, которые классифицировали как наблюдаемые характеристики нестабильности. Мы предсказываем будущую нестабильность, как если бы мы пытались анализировать, какие факторы влияют на текущую нестабильность, и пытались исключить любые проявления нестабильности. Мы пытались оценить значение нестабильности на будущий год по данным независимых переменных текущего года.

Подробная методология построения модели, которую мы используем для прогнозирования, представлена в работе (Шульгин 2019).

Для прогнозных моделей $i+1$ мы оцениваем 100 различных вариаций моделей. Для каждой из них делаем оценку на интервале с 2016 г. по 2019 г. – то есть оцениваем на данных, которые не участвовали в обучении модели. Использование набора данных, который не участвовал в обучении модели (с 2016 по 2019 г.), позволяет нам оценить качество прогнозирования, сравнивая ретроспективный прогноз из прошлых данных с реальностью.

В работе (Шульгин 2019) мы подробно анализировали качество прогностических способностей моделей, сопоставляя ошибки и показатель моделей AUC для тестовых, обучающих, валидационных выборок, а также различных простейших вариантов прогнозирования (инерционного, случайного, всегда 0, всегда 1 и др.). Для обновленной базы данных мы приводим базовую статистику в Табл. 1. Нас в первую очередь интересует сопоставление статистик в валидационном прогнозе и инерционной версии прогноза.

Сопоставим качество прогнозов (на проверочной выборке), полученных с помощью инерционного сценария и 100 прогнозных моделей $i+1$.

Табл. 1. Сопоставления качества прогноза моделей по инерционной модели на проверочной выборке

| Переменная | Инерционный прогноз | | Проверочная выборка (validation) | |
|---------------------|---------------------|---------------|----------------------------------|---------------|
| | Error | AUC | Error | AUC |
| cnts_domestic1_nxt | 0,066 (0,000) | 0,661 (0,000) | 0,056 (0,010) | 0,838 (0,038) |
| cnts_domestic2_nxt | 0,212 (0,000) | 0,678 (0,000) | 0,264 (0,008) | 0,751 (0,030) |
| cnts_domestic3_nxt | 0,104 (0,000) | 0,856 (0,000) | 0,101 (0,006) | 0,943 (0,009) |
| cnts_domestic4_nxt | 0,146 (0,000) | 0,529 (0,000) | 0,087 (0,003) | 0,647 (0,022) |
| cnts_domestic5_nxt | 0,101 (0,000) | 0,715 (0,000) | 0,097 (0,004) | 0,836 (0,018) |
| cnts_domestic6_nxt | 0,244 (0,000) | 0,755 (0,000) | 0,271 (0,021) | 0,838 (0,009) |
| cnts_domestic7_nxt | 0,020 (0,000) | 0,497 (0,000) | 0,014 (0,001) | 0,786 (0,029) |
| cnts_domestic8_nxt | 0,241 (0,000) | 0,748 (0,000) | 0,332 (0,042) | 0,844 (0,009) |
| cnts_domestic9_nxt | 0,170 (0,000) | 0,781 (0,000) | 0,183 (0,018) | 0,902 (0,005) |
| cnts_domestic9_nxt | 0,170 (0,000) | 0,781 (0,000) | 0,183 (0,018) | 0,902 (0,005) |
| n_terror_attack_nxt | 0,183 (0,000) | 0,817 (0,000) | 0,167 (0,010) | 0,926 (0,005) |

Примечание: в скобках представлено среднее квадратическое отклонение параметра по 100 моделям.

Из приведенных в Табл. 1 данных видно, что модели с учетом данных о текущем состоянии выигрывают по показателям качества прогнозирования и оба варианта моделей дают более качественные предсказания, чем инерционный прогноз (завтра как вчера). Основной проблемой использования данных о зависимых переменных является тот факт, что в них может неявно содержаться «утечка» из будущего – оценки нестабильности для различных периодов могли делаться в один и тот же момент времени и в момент оценки информация о прошлом и будущем была в распоряжении автора этой оценки.

Прогнозные модели мы делаем по каждой стране и каждому измерению, а в Табл. П1–П2 приводим агрегированные оценки для двух измерений. Страны приводятся в порядке убывания среднего значения прогнозных показателей вероятности социально-политической нестабильности на 2020 г.

Каждую из 100 вариантов реализаций модели мы используем для прогноза «реального будущего». Агрегированные по всем моделям результаты прогнозирования представлены в Приложении.

Для каждой страны приводится среднее значение (степени социально-политической нестабильности).

Для улучшения качества прогнозирования аналогичную процедуру, как и для периода $i+1$, мы проделали для прогнозирования $i+2$ и $i+3$ периода. Использование более длительных лагов позволя-

ет нам расширить набор данных для анализа и потенциально сокращает утечки данных «из будущего». Также важно, что чем более длительный лаг мы используем для прогнозирования, тем более полным (менее разреженным) становится наш массив независимых переменных, так как статистика поступает неравномерно и прогноз на следующий год мы делаем по ограниченному набору данных (с большим числом пропусков).

* * *

По-прежнему остается открытым вопрос, как соотносятся модельные оценки качества предсказания «настоящего» будущего с ретроспективными прогнозами будущего. Как мы уже указывали, возможные проблемы качества прогноза могут быть связаны с «утечками» будущего в условиях перетренированности модельных оценок и использования их для «настоящего» будущего.

Библиография

- Шульгин С. Г. 2018.** Отбор переменных для анализа и прогнозирования нестабильности с помощью моделей градиентного бустинга. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 9. *Социально-политическая и экономическая дестабилизация: анализ страновых и региональных ситуаций в мир-системном аспекте* / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, К. В. Мещерина. Волгоград: Учитель. С. 115–153.
- Шульгин С. Г. 2019.** Прогнозирование индексов социально-политической нестабильности с использованием методов машинного обучения. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 10 / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, К. В. Мещерина. Волгоград: Учитель. С. 107–120.
- Banks A. S., Wilson K. A. 2018.** *Cross-National Time-Series Data Archive*. Jerusalem, Israel: Databanks International. URL: <http://www.databanksinternational.com>.
- Chen T., Guestrin C. 2016.** *Xgboost: A Scalable Tree Boosting System*. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. ACM. Pp. 785–794.

ПРИЛОЖЕНИЕ**Табл. П1.** Агрегированные результаты прогнозирования переменной «Политические убийства» (domestic1) на 2020 г.

| Страна | Среднее |
|-----------------------------------|----------|
| Нигер | 0,161424 |
| Соломоновы острова | 0,16115 |
| Бурунди | 0,159956 |
| Чад | 0,158892 |
| Центрально-Африканская Республика | 0,158559 |
| Бруней | 0,158148 |
| Мальдивы | 0,157934 |
| Коморские острова | 0,157797 |
| Гренада | 0,157501 |
| Сент-Люсия | 0,157436 |
| Белиз | 0,157387 |
| Суринам | 0,157323 |
| Кабо-Верде | 0,157311 |
| Тонга | 0,157271 |
| Люксембург | 0,157190 |
| Вануату | 0,157190 |
| Сейшельские острова | 0,157190 |
| Кирибати | 0,157177 |
| Багамские острова | 0,157146 |
| Федеративные Штаты Микронезии | 0,157095 |
| Сан-Томе и Принсипи | 0,157057 |
| Антигуа и Барбуда | 0,157025 |
| Аруба | 0,157025 |
| Черногория | 0,157007 |
| Гайана | 0,157005 |
| Сент-Винсент и Гренадины | 0,156930 |
| Катар | 0,156823 |
| Мальта | 0,156760 |
| Исландия | 0,156721 |
| Самоа | 0,156673 |
| Барбадос | 0,156193 |
| Джибути | 0,155920 |
| Бутан | 0,155688 |

Продолжение Табл. III

| Страна | Среднее |
|---------------------------|----------|
| Камбоджа | 0,155643 |
| Фиджи | 0,155135 |
| Сомали | 0,155028 |
| Восточный Тимор | 0,154778 |
| Экваториальная Гвинея | 0,154740 |
| Российская Федерация | 0,154528 |
| Япония | 0,154480 |
| Соединенные Штаты Америки | 0,154471 |
| Германия | 0,154465 |
| Мексика | 0,154416 |
| Бразилия | 0,154287 |
| Турция | 0,154256 |
| Китай | 0,154240 |
| Вьетнам | 0,154163 |
| Индонезия | 0,154158 |
| Индия | 0,154114 |
| Бангладеш | 0,154052 |
| Исламская Республика Иран | 0,154020 |
| Великобритания | 0,153914 |
| Пакистан | 0,153865 |
| Республика Корея | 0,153849 |
| Аргентина | 0,153760 |
| Косово | 0,153739 |
| Канада | 0,153712 |
| Украина | 0,153704 |
| Алжир | 0,153701 |
| Испания | 0,153685 |
| Эфиопия | 0,153611 |
| Египет | 0,153580 |
| Польша | 0,153535 |
| Филиппины | 0,153491 |
| Франция | 0,153483 |
| Уганда | 0,153477 |
| Нигерия | 0,153445 |
| Италия | 0,153439 |
| Мозамбик | 0,153418 |
| Таиланд | 0,153327 |

Продолжение Табл. III

| Страна | Среднее |
|-------------------------------------|----------|
| Саудовская Аравия | 0,153268 |
| Мадагаскар | 0,153268 |
| Тайвань, провинция Китая | 0,153258 |
| Гвинея | 0,153253 |
| Эстония | 0,153253 |
| Южная Африка | 0,153249 |
| Австралия | 0,153245 |
| Бельгия | 0,153239 |
| Греция | 0,153190 |
| Бахрейн | 0,153189 |
| Колумбия | 0,153188 |
| Камерун | 0,153179 |
| Кот-д'Ивуар | 0,153179 |
| Гана | 0,153178 |
| Нидерланды | 0,153173 |
| Ангола | 0,153155 |
| Малайзия | 0,153146 |
| Оман | 0,153120 |
| Ирак | 0,153115 |
| Швеция | 0,153099 |
| Белоруссия | 0,153092 |
| Чехия | 0,153092 |
| Перу | 0,153087 |
| Йемен | 0,153066 |
| Тринидад и Тобаго | 0,153046 |
| Чили | 0,153042 |
| Демократическая Республика Конго | 0,153024 |
| Латвия | 0,153023 |
| Объединенные Арабские Эмираты | 0,153020 |
| Болгария | 0,153017 |
| Финляндия | 0,153017 |
| Кувейт | 0,153016 |
| Либерия | 0,153001 |
| Боливарианская Республика Венесуэла | 0,152989 |
| Андорра | 0,152987 |
| Маршалловы Острова | 0,152987 |
| Палау | 0,152987 |

Продолжение Табл. III

| Страна | Среднее |
|---|----------|
| Бывшая югославская Республика Македония | 0,152986 |
| Святой Престол (Ватикан) | 0,152945 |
| Монако | 0,152945 |
| Науру | 0,152945 |
| Сан-Марино | 0,152945 |
| Государство Палестина | 0,152940 |
| Конго | 0,152935 |
| Ливия | 0,152930 |
| Объединенная Республика Танзания | 0,152922 |
| Румыния | 0,152908 |
| Маврикий | 0,152908 |
| Дания | 0,152904 |
| Новая Зеландия | 0,152904 |
| Норвегия | 0,152904 |
| Словения | 0,152901 |
| Эль-Сальвадор | 0,152900 |
| Афганистан | 0,152899 |
| Судан | 0,152883 |
| Швейцария | 0,152877 |
| Мьянма | 0,152877 |
| Ливан | 0,152877 |
| Португалия | 0,152870 |
| Узбекистан | 0,152866 |
| Литва | 0,152864 |
| Сингапур | 0,152859 |
| Иордания | 0,152857 |
| Лаосская Народно-Демократическая Республика | 0,152840 |
| Венгрия | 0,152826 |
| Куба | 0,152819 |
| Кения | 0,152814 |
| Буркина-Фасо | 0,152812 |
| Руанда | 0,152807 |
| Свазиленд | 0,152806 |
| Кипр | 0,152806 |
| Доминика | 0,152796 |
| Израиль | 0,152769 |
| Тунис | 0,152763 |

Продолжение Табл. III

| Страна | Среднее |
|--|----------|
| Доминиканская Республика | 0,152757 |
| Корейская Народно-Демократическая Республика | 0,152748 |
| Босния и Герцеговина | 0,152741 |
| Хорватия | 0,152741 |
| Коста-Рика | 0,152739 |
| Уругвай | 0,152706 |
| Австрия | 0,152704 |
| Сербия | 0,152704 |
| Словакия | 0,152704 |
| Монголия | 0,152697 |
| Габон | 0,152694 |
| Лихтенштейн | 0,152674 |
| Сент-Китс и Невис | 0,152674 |
| Тувалу | 0,152674 |
| Киргизия | 0,152674 |
| Туркменистан | 0,152674 |
| Непал | 0,152668 |
| Гамбия | 0,152665 |
| Армения | 0,152651 |
| Азербайджан | 0,152625 |
| Сирийская Арабская Республика | 0,152621 |
| Сьерра-Леоне | 0,152620 |
| Мали | 0,152604 |
| Многонациональное Государство Боливия | 0,152603 |
| Лесото | 0,152602 |
| Гвинея-Бисау | 0,152598 |
| Казахстан | 0,152598 |
| Южный Судан | 0,152587 |
| Ботсвана | 0,152584 |
| Марокко | 0,152578 |
| Эритрея | 0,152578 |
| Замбия | 0,152566 |
| Ирландия | 0,152564 |
| Республика Молдова | 0,152562 |
| Того | 0,152559 |
| Грузия | 0,152550 |
| Мавритания | 0,152546 |

Окончание Табл. III

| Страна | Среднее |
|----------------------|----------|
| Шри-Ланка | 0,152538 |
| Гаити | 0,152534 |
| Панама | 0,152524 |
| Малави | 0,152520 |
| Папуа – Новая Гвинея | 0,152514 |
| Бенин | 0,152503 |
| Сенегал | 0,152503 |
| Зимбабве | 0,152503 |
| Ямайка | 0,152483 |
| Намибия | 0,152462 |
| Парагвай | 0,152446 |
| Таджикистан | 0,152438 |
| Албания | 0,152411 |
| Гондурас | 0,152373 |
| Гватемала | 0,152358 |
| Никарагуа | 0,152342 |
| Эквадор | 0,152324 |

Табл. П2. Агрегированные результаты прогнозирования переменной «Перевороты и попытки переворотов» (domestic7) на 2020 г.

| Страна | Среднее |
|----------------------|---------|
| Южный Судан | 0,156 |
| Бурунди | 0,155 |
| Сомали | 0,154 |
| Руанда | 0,152 |
| Чад | 0,152 |
| Папуа – Новая Гвинея | 0,151 |
| Афганистан | 0,151 |
| Нигер | 0,151 |
| Уганда | 0,150 |
| Йемен | 0,150 |
| Замбия | 0,149 |
| Гвинея | 0,149 |
| Кения | 0,149 |
| Мозамбик | 0,149 |

Продолжение Табл. П2

| Страна | Среднее |
|---|---------|
| Мадагаскар | 0,149 |
| Зимбабве | 0,148 |
| Объединенная Республика Танзания | 0,148 |
| Малави | 0,148 |
| Сьерра-Леоне | 0,148 |
| Непал | 0,148 |
| Мали | 0,147 |
| Таджикистан | 0,147 |
| Гаити | 0,147 |
| Центрально-Африканская Республика | 0,147 |
| Лаосская Народно-Демократическая Республика | 0,147 |
| Мавритания | 0,145 |
| Судан | 0,145 |
| Иордания | 0,145 |
| Ангола | 0,145 |
| Ирак | 0,145 |
| Эфиопия | 0,145 |
| Буркина-Фасо | 0,144 |
| Эритрея | 0,144 |
| Того | 0,144 |
| Камбоджа | 0,144 |
| Бенин | 0,143 |
| Камерун | 0,143 |
| Кот-д'Ивуар | 0,143 |
| Либерия | 0,143 |
| Сенегал | 0,143 |
| Государство Палестина | 0,143 |
| Гана | 0,142 |
| Ливия | 0,142 |
| Демократическая Республика Конго | 0,141 |
| Конго | 0,141 |
| Сирийская Арабская Республика | 0,141 |
| Южная Африка | 0,141 |
| Косово | 0,141 |
| Гондурас | 0,141 |
| Гвинея-Бисау | 0,141 |
| Лесото | 0,140 |

Продолжение Табл. П2

| Страна | Среднее |
|---------------------------------------|---------|
| Нигерия | 0,140 |
| Сальвадор | 0,140 |
| Парагвай | 0,140 |
| Киргизия | 0,140 |
| Намибия | 0,140 |
| Ливан | 0,140 |
| Коста-Рика | 0,140 |
| Гайана | 0,140 |
| Никарагуа | 0,140 |
| Объединенные Арабские Эмираты | 0,140 |
| Ботсвана | 0,139 |
| Вануату | 0,139 |
| Туркменистан | 0,139 |
| Гватемала | 0,139 |
| Джибути | 0,139 |
| Оман | 0,139 |
| Азербайджан | 0,139 |
| Многонациональное Государство Боливия | 0,139 |
| Сент-Люсия | 0,139 |
| Бутан | 0,138 |
| Кабо-Верде | 0,138 |
| Турция | 0,138 |
| Доминиканская Республика | 0,138 |
| Пакистан | 0,138 |
| Мьянма | 0,138 |
| Албания | 0,138 |
| Бразилия | 0,138 |
| Тунис | 0,138 |
| Бангладеш | 0,138 |
| Индия | 0,137 |
| Гамбия | 0,137 |
| Коморские Острова | 0,137 |
| Египет | 0,137 |
| Восточный Тимор | 0,137 |
| Сан-Томе и Принсипи | 0,137 |
| Эквадор | 0,137 |
| Экваториальная Гвинея | 0,137 |

Продолжение Табл. П2

| Страна | Среднее |
|--|---------|
| Марокко | 0,137 |
| Грузия | 0,137 |
| Алжир | 0,137 |
| Филиппины | 0,137 |
| Лихтенштейн | 0,137 |
| Габон | 0,137 |
| Самоа | 0,137 |
| Малайзия | 0,136 |
| Колумбия | 0,136 |
| Федеративные Штаты Микронезии | 0,136 |
| Аргентина | 0,136 |
| Тонга | 0,136 |
| Исламская Республика Иран | 0,136 |
| Корейская Народно-Демократическая Республика | 0,136 |
| Греция | 0,136 |
| Соломоновы Острова | 0,136 |
| Саудовская Аравия | 0,136 |
| Багамы | 0,136 |
| Катар | 0,136 |
| Испания | 0,136 |
| Мексика | 0,136 |
| Панама | 0,136 |
| Шри-Ланка | 0,135 |
| Узбекистан | 0,135 |
| Сербия | 0,135 |
| Ямайка | 0,135 |
| Сент-Винсент и Гренадины | 0,135 |
| Босния и Герцеговина | 0,135 |
| Свазиленд | 0,135 |
| Перу | 0,135 |
| Италия | 0,135 |
| Армения | 0,135 |
| Бывшая Югославская Республика Македония | 0,135 |
| Мальдивы | 0,135 |
| Вьетнам | 0,135 |
| Индонезия | 0,135 |
| Белиз | 0,134 |

Продолжение Табл. П2

| Страна | Среднее |
|-------------------------------------|---------|
| Черногория | 0,134 |
| Казахстан | 0,134 |
| Кувейт | 0,134 |
| Барбадос | 0,134 |
| Чили | 0,134 |
| Сингапур | 0,134 |
| Ирландия | 0,134 |
| Словакия | 0,134 |
| Республика Молдова | 0,133 |
| Сент-Китс и Невис | 0,133 |
| Маршалловы Острова | 0,133 |
| Куба | 0,133 |
| Бруней | 0,133 |
| Кирибати | 0,133 |
| Германия | 0,133 |
| Монголия | 0,133 |
| Чехия | 0,133 |
| Маврикий | 0,133 |
| Таиланд | 0,133 |
| Кипр | 0,133 |
| Бахрейн | 0,133 |
| Российская Федерация | 0,133 |
| Украина | 0,133 |
| Израиль | 0,133 |
| Суринам | 0,133 |
| Румыния | 0,133 |
| Тайвань, провинция Китая | 0,133 |
| Доминика | 0,133 |
| Тувалу | 0,133 |
| Новая Зеландия | 0,133 |
| Боливарианская Республика Венесуэла | 0,133 |
| Франция | 0,133 |
| Швейцария | 0,133 |
| Болгария | 0,133 |
| Австралия | 0,133 |
| Польша | 0,133 |
| Беларусь | 0,133 |

Окончание Табл. П2

| Страна | Среднее |
|--------------------------|---------|
| Канада | 0,133 |
| Великобритания | 0,132 |
| Андорра | 0,132 |
| Китай | 0,132 |
| Бельгия | 0,132 |
| Швеция | 0,132 |
| Дания | 0,132 |
| Нидерланды | 0,132 |
| Святой Престол (Ватикан) | 0,132 |
| Монако | 0,132 |
| Науру | 0,132 |
| Палау | 0,132 |
| Сан-Марино | 0,132 |
| Республика Корея | 0,132 |
| Гренада | 0,132 |
| Фиджи | 0,132 |
| Венгрия | 0,132 |
| США | 0,132 |
| Япония | 0,132 |
| Австрия | 0,132 |
| Португалия | 0,132 |
| Норвегия | 0,132 |
| Финляндия | 0,132 |
| Антигуа и Барбуда | 0,132 |
| Тринидад и Тобаго | 0,132 |
| Эстония | 0,131 |
| Люксембург | 0,131 |
| Литва | 0,131 |
| Латвия | 0,131 |
| Мальта | 0,131 |
| Словения | 0,131 |
| Уругвай | 0,131 |
| Исландия | 0,131 |
| Хорватия | 0,130 |
| Аруба | 0,130 |
| Сейшелы | 0,130 |