

К ПОСТРОЕНИЮ ИНДЕКСА СОЦИАЛЬНО-ПОЛИТИЧЕСКОЙ ДЕСТАБИЛИЗАЦИИ В РАЗЛИЧНЫХ МИР-СИСТЕМНЫХ ЗОНАХ*

Илья Александрович Медведев

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

Андрей Витальевич Коротаев

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»;
Институт Африки РАН

В работе представлена попытка составления индекса нестабильности, который мог бы отражать уровень риска социально-политической дестабилизации в последующие годы. Для построения индекса социально-политической нестабильности использовались наработки предыдущего года исследования с внесением значительных изменений в методологию проекта. В первую очередь отметим, что если модель предыдущего года была нацелена на предсказание самого факта появления нестабильности, то новый результат предполагает прогноз еще и интенсивности дестабилизационной активности в стране. Была построена двухуровневая модель машинного обучения на основе более чем 100 переменных из различных групп показателей: экономических, политических, социальных. Авторами был составлен ранжированный список стран: от наибольшей опасности возникновения нестабильности к наименьшей. Оба индекса показали хорошую сходимость с данными 2019 г. и также смогли предсказать несколько случаев 2020 г. Так, протесты, связанные с ВЛМ в США, хабаровские протесты в России, намечающиеся проблемы в Белоруссии, массовые беспорядки в Индии и террористические акции в Турции были предсказаны моделью вполне точно.

Введение

За последние несколько лет задача прогнозирования в социальных науках значительно трансформировалась за счет стремительного открытия новых методов анализа. Область применения новых ме-

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

тодов достаточно обширна, но основные направления новых исследований можно разделить на два: развитие в сфере анализа и обработки текстов; анализ большого объема статистической информации (Bohr, Dunlap 2018; Molina, Garip 2019; Mützel 2015; Keuschnigg *et al.* 2018). Поскольку нас интересуют именно методы, связанные с прогнозированием, то фокус нашей работы будет направлен преимущественно на новые методы, связанные с работой со статистической информацией. Некоторые авторы выделяют два этапа прорыва в работе со статистическими данными, в первую очередь это прорыв 80-х гг. XX в., который связан с активным внедрением методов регрессионного, кластерного и факторного анализа в социальные науки, вторым же прорывом называют то, что происходит с 2015 г. и продолжается до сих пор (McFarland *et al.* 2016; Benbouzid 2018; Williamson 2019). Данный прорыв связан преимущественно с работой в области больших объемов информации, их последовательной и структурной обработкой, получением из них важной новой информации. В нашем исследовании мы воспользуемся некоторыми новыми методами в области машинного обучения, которые позволили бы нам работать с большим количеством показателей и нестандартными типами распределения зависимых переменных. Такие преимущества новых методов являются для нас принципиальными, поскольку задача построения индексов нестабильности обычно связана с оценкой большого количества факторов. Большие организации, оценивающие риски дестабилизации в разных странах, часто прибегают к оценкам экспертов и прочим методам снижения размерности данных (Коротаев и др. 2020). Наш же подход отличается тем, что в своих моделях мы не будем использовать методы по снижению размерности данных, что позволит учесть все показатели стран, без потери информации при агрегировании.

Начиная с середины прошлого века происходит сильный всплеск интереса к изучению нестабильности в различных регионах мира. Активно изучаются причины, виды, последствия нестабильности (см., например: Goldstone *et al.* 2003; 2010; Коротаев и др. 2017). Было отмечено, что проявления нестабильности, особенно в больших странах, можно наблюдать практически каждый год (Ortiz *et al.* 2013); но в то время, как, например, наличие одного протеста не говорит о наличии реальной нестабильности в стране, наличие террористических атак может уже быть достаточно значи-

мым для любой страны. Таким образом, возникла необходимость в квантификации различных типов нестабильности, чтобы иметь возможность отделять одни факты политического насилия от других, разделяя их по степени опасности и своим последствиям. Одной из самых серьезных попыток в квантификации актуальной нестабильности является работа создателей базы *CNTS (Cross National Time Series Database)*, разделивших актуальную нестабильность на 8 различных категорий (Banks, Wilson 2019). Используемая авторами *CNTS*-классификация основана на актуальной литературе по изучению нестабильности. В то же время авторы использовали лишь эмпирические критерии по квантификации нестабильности.

В нашем же исследовании перед нами стоит задача по составлению индекса нестабильности, отражающего не просто наличие и количество тех или иных событий, но и интенсивность нестабильности, которая имеет одинаковую природу и последствия. Поскольку составление индекса не может происходить в отрыве от реально наблюдаемых событий, недостаточно просто составить индекс, который отражал бы нестабильность постфактум, но необходимо иметь возможность предсказывать наличие нестабильности в будущем, основываясь на актуальных данных. Таким образом, перед нами стоит сразу две задачи. В первую очередь это составление индекса актуальной нестабильности, который мог бы отражать нестабильность, имеющую одинаковые основания и последствия. Во-вторых, это составление индекса, учитывающего актуальные характеристики страны, для прогнозирования будущей нестабильности.

Методология построения индекса

Составление индексов нестабильности является комплексной задачей, которой в данный момент занимается несколько организаций, такие как Институт экономики и мира (Сидней, Австралия) и Аналитический отдел журнала «The Economist» (*The Economist Intelligence Unit*) (Institute for Economics and Peace 2019), Система рейтингования страновых политических рисков Коплина – О’Лири (Howell 2014), Центр системного мира (Marshall, Elzinga-Marshall 2017), Фонд мира (Messner 2019) и др. (см., например: Коротаев и др. 2018). В том числе было несколько попыток составления таких индексов различными исследователями с целью прогнозирования

или квантификации различных проявлений нестабильности (см., например: Акаев и др. 2013; Гринин и др. 2014; Коротаев, Божевольнов и др. 2011; Коротаев, Ходунов и др. 2012; Esty *et al.* 1998; Goldstone 2001; 2002; 2011a; 2011b; 2014a; 2014b; Goldstone *et al.* 1991; 2003, 2010; Gurr 1968; 1970; 1988; Korotayev *et al.* 2014; Zinkina, Korotayev 2014a; 2014b; Turchin, Korotayev 2006; Mesquida, Weiner 1999; Moller 1968, Owen 2017; Pickard 2018; Chambers 2012).

Отметим, правда, что большая часть таких индексов основывается на экспертных оценках, которые потом сравниваются и выводится общий индекс, в котором учитываются экономические, социальные и политические показатели. Например, такой подход используют создатели *Political Instability Index* и *Global Peace Index* (Коротаев, Медведев и др. 2018; 2020). В то же время существует подход, разработанный Джеком Голдстоуном и его коллегами в рамках работы по прогнозированию политической нестабильности (Goldstone *et al.* 2010). Данный подход заключается в составлении регрессионной модели, в которой последовательно отсекаются незначимые переменные. Этот подход был релевантен для осуществления регрессионного анализа из-за значительных ограничений данного метода при работе с большим количеством переменных, из-за чего приходилось значительно сокращать их количество. При этом данный подход себя неплохо зарекомендовал и впоследствии был несколько раз модернизирован и применялся при других задачах прогнозирования нестабильности, например, в составлении таких индексов, как *SFI* и *FSI* (Коротаев, Медведев и др. 2018; 2020).

Перед нами же стояла задача не просто составить индекс актуальной нестабильности, отражающий степень существующего в стране конфликта, но и создать индекс, способный давать прогноз на ближайшее будущее (в том числе и на следующий год). В первую очередь при решении данной задачи мы собирали большую базу данных, включающую в себя максимальное количество переменных, отражающих различные характеристики государственного устройства, работоспособности политических институтов, доступа к политическому процессу, демографические характеристики, учитывающие региональную и страновую специфику, актуальный уровень нестабильности и т. п. В конечном итоге наша база данных насчитывала более 120 переменных, отражающих описанные выше характеристики стран.

Для реализации построения индекса мы решили воспользоваться методами машинного обучения, поскольку предшествующие нам исследователи уже пользовались регрессионными моделями для предсказания наличия нестабильности в различных регионах и впоследствии данные модели даже использовались для реального предсказания будущей нестабильности в различных регионах (см., например: Goldstone *et al.* 2010). Мы же решили воспользоваться методами машинного обучения как более современным продвинутым подходом к построению регрессионного анализа. При построении индекса мы воспользовались моделями «машинного обучения с учителем» (*supervised learning methods*), предполагающими, что мы уже имеем предсказываемый результат (в нашем случае уровень нестабильности) и задача модели состоит в том, чтобы подобрать оптимальные параметры и коэффициенты для всех переменных, чтобы наиболее точно предсказывать результирующую переменную. Основываясь на нашей предыдущей попытке составления индекса социально-политической нестабильности (см.: Медведев, Коротаев 2019; см. также: Шульгин 2019), стоит обратить внимание на несколько изменений, которые мы сделали по сравнению с предыдущей попыткой. В первую очередь мы решили отказаться от идеи построения индекса на основе факторного анализа видов нестабильности, представленной в базе *Cross National Time-Series Database* (Banks, Wilson 2020), поскольку полученные главные компоненты оказались не вполне очевидными при интерпретировании. В связи с этим нами планируется использовать изначальные показатели, выделяя наиболее важные из них. В конечном итоге нашими основными показателями стали являться:

- 1) *Количество терактов в данной стране в данный год.*
- 2) *Количество антиправительственных демонстраций в данной стране в данный год.*

Такой подход позволяет получить очевидный для интерпретации результирующий индекс, который можно было бы легко анализировать. В то же время для модели легче предсказывать целочисленные данные, нежели непрерывное значение индекса.

Также изменениям подверглась и структура работы нашей модели. Если в прошлый раз это была одна модель, которая оценива-

ла преимущественно вероятность прохождения индексом нестациональности новых показателей, то теперь мы планируем использовать для наших задач сразу несколько моделей машинного обучения, что может значительно повысить точность полученных предсказаний. Такой подход часто называется *Ensemble Learning* (Polikar 2012; Zhang, Ma 2012).

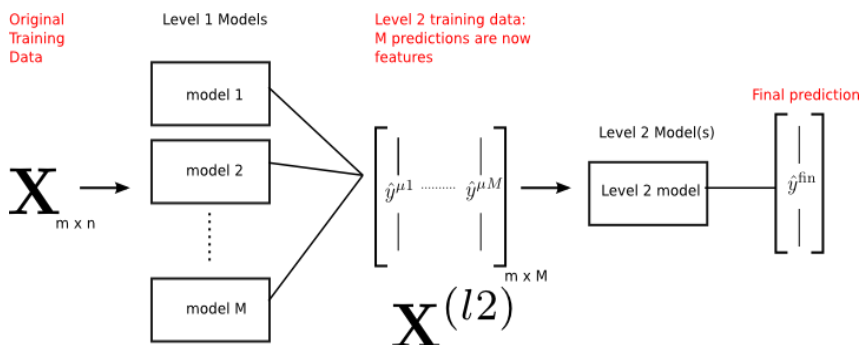


Рис. 1. Схема обучения моделей машинного обучения

Суть нашего подхода заключается в том, что мы планируем использовать два класса моделей, которые прогнозировали бы отдельные части развития дестабилизационной активности в стране. На первом уровне моделей мы планируем использовать подход, который предполагал бы прогнозирование самого возникновения нестациональности в тот или иной конкретный год. Далее полученные результаты планируется использовать как часть предикторов в модели второго уровня. Модель второго уровня предполагает прогнозирование уже непосредственно интенсивности дестабилизационной активности в стране. Таким образом, мы планируем применить метод *model stacking* в простейшем виде. Данный метод пришел из продуктовых задач, где показал свою эффективность, многие исследователи начали применять данный метод только недавно, и еще идет процесс математического осмысления и обоснования данного подхода (Chen *et al.* 2019).

Поговорим о модели первого уровня. Так как наша задача состоит в том, чтобы прогнозировать, будет ли в конкретном году в конкретной стране зафиксирована нестациональность, зависящая переменная в нашем классе задач будет бинарной, поэтому мы вос-

пользуемся моделями-классификаторами. Поскольку в наших данных присутствует большое количество категориальных переменных, а наша зависимая переменная является бинарной, мы воспользуемся моделями дерева решений (*decision tree models*). Идея данного подхода состоит в построении дерева, где на разных уровнях наша выборка разбивается на подгруппы по тем или иным показателям, а на концах веток находится финальная классификация. Визуализацию данного подхода можно увидеть ниже (см. Рис. 2):

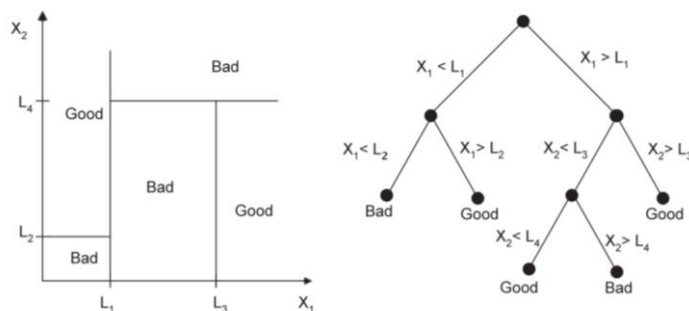


Рис. 2. Визуализация решающего дерева для двух переменных и бинарной классификации

Источник: Khandani et al. 2010.

Мы же воспользуемся реализацией ансамбля решающих деревьев библиотекой *CatBoost*, представленной компанией «Яндекс». Данная библиотека использует градиентный бустинг для построения решающих деревьев. Данная реализация предполагает построение ансамбля из множества решающих деревьев, каждое последующее из которых пытается уменьшить ошибку предыдущего, основываясь на минимизации градиента функции ошибок.

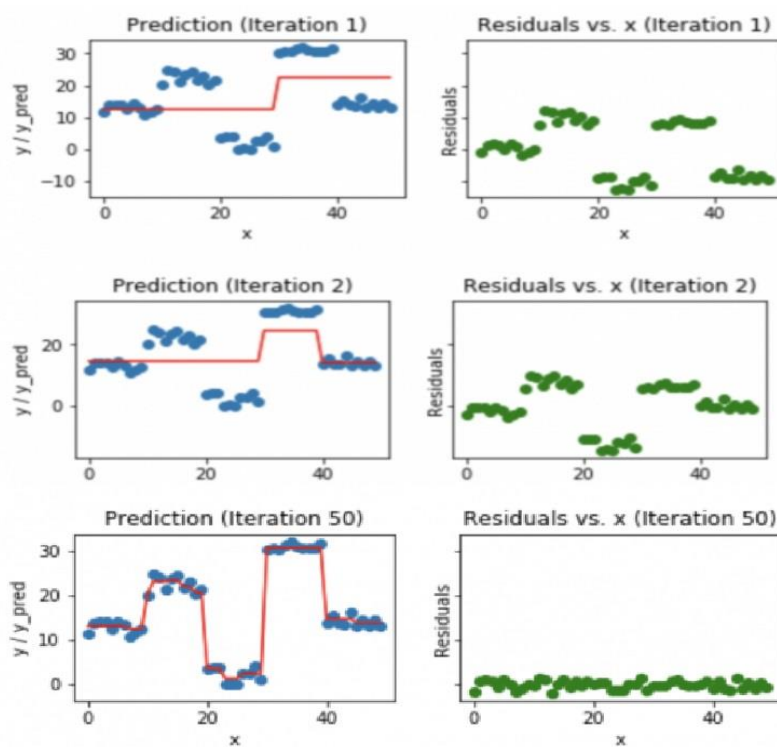


Рис. 3. Визуализации работы градиентного бустинга на первой, второй и пятидесятой итерации (слева исходные данные и функция модели, справа график ошибок)

Источник: Neurohive 2018.

Так как при минимизации функции ошибок в конечном итоге модель просто переобучится, необходимо в определенный момент останавливать обучение. Чтобы избежать данной проблемы, мы будем проводить кросс-валидацию путем разбиения нашего набора данных на две изолированные выборки: обучающую и тестовую. Это позволит нам апробировать работоспособность модели на новом для нее наборе данных, а чтобы снизить эффект случайности разбиения (и, соответственно, случайности показателей качества модели), такую операцию мы будем проводить пять раз.

Модели машинного обучения имеют множество параметров при их построении, таких как количество деревьев (итераций), глубина деревьев, количество листов, темп обучения. Для поиска наиболее оптимальных параметров мы воспользуемся функцией *GridSearch* из той же библиотеки *CatBoost*. Данная функция перебирает различные комбинации сетки параметров, находя оптимальный вариант модели.

Для решения задачи составления индекса нестабильности мы воспользовались подходом Дж. Голдстоуна, однако значительно модернизировали его. В первую очередь изменения связаны именно с подбором модели для задачи предсказания. Если ранее значимость переменных значительно снижалась при увеличении количества переменных, то в современных моделях такого не происходит.

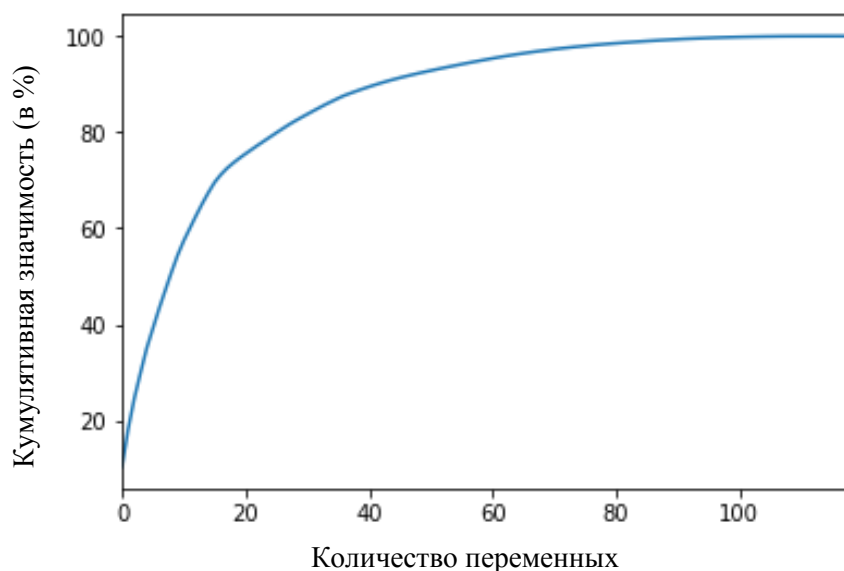


Рис. 4. Сумма значимости переменных при добавлении каждой новой переменной

Как мы можем видеть, для нашей модели график является достаточно равномерным и не имеет значительных искривлений. В то же время можно говорить о том, что практически все переменные принимают так или иначе участие в модели. График достигает максимума в 100 %, достигая значения примерно в 100 переменных,

после чего остальные переменные уже не влияют на финальное предсказание модели. Отметим также, что значительный рост прекращается уже после 35-й переменной, хотя даже это очень высокий показатель.

Важной частью нашего исследования являются не только построение модели и оценка ее качества, но и интерпретация того, как работает модель. Данную задачу мы планируем решать, используя библиотеку *shap* для *Python*. Данная библиотека позволяет анализировать полученную модель, высчитывая значения Шепли для каждой переменной в модели. Данные значения можно проинтерпретировать как вклад (и направление вклада) каждой переменной в принятие того или иного решения в том или ином случае (Grootendorst 2019; Winter 2002). Рассматривая общий график этих значений по всему набору данных, мы сможем оценить направление и силу связи для каждой из переменных в модели. Также это позволит нам оценить на отдельных наблюдениях, почему моделью было принято то или иное решение в оценке наблюдения.

Обучение нашей модели происходило на предсказывание нестабильности в следующем году, основываясь на данных за актуальный год, чтобы сразу можно было бы апробировать наши результаты. Также в модель мы добавили данные за предыдущие годы по всем переменным, чтобы минимизировать эффект пропущенных данных в модели и также добавить большее количество актуальной информации.

Результатом построения нашей модели является процентная вероятность возникновения протестов на следующий год в исследуемой стране. Так как точное значение процента достаточно сложно интерпретируемо, мы разделили результирующие показатели на 3 категории: сильный риск (от 100 до 65 % вероятности возникновения протестов), средний риск (от 65 до 35 % вероятности возникновения протестов) и слабый риск (менее чем 25%-ная вероятность возникновения протеста).

Эти результаты мы использовали для построения моделей второго порядка, которые предсказывали бы уже не просто потенциальное наличие нестабильности, но и ее интенсивность. Такое двухуровневое разделение позволяет более точно прогнозировать нестабильность. Специфицируя категории стран, для которых мы делаем предсказание, можно добиться большей точности, поскольку

ку мы исходим из предположения, что разные категории стран могут иметь различия в причинах возникновения и амплитуде нестабильности.

Анализ результатов составления индекса

В отличие от нашего предыдущего исследования, как мы уже писали выше, нами было принято решение о том, что не стоит ограничиваться теми индексами нестабильности, которые были использованы нами ранее. Связано это преимущественно с желанием получить более легко интерпретируемый индекс, который бы более адекватно отражал действительную обстановку в стране. Для того чтобы выделить наиболее значимые и отражающие реальную ситуацию показатели, нам стоит обратиться к изначальной работе, на которую мы опирались (Слинько и др. 2018). Для начала отметим, что нам также необходимо использовать наиболее устойчивые показатели, которые реплицировались бы и оставались репрезентативными на различных регионах и субрегионах мира. Возвращаясь к нашей предыдущей работе (Коротаев, Медведев 2019), отметим, что наиболее важным элементом при построении главной компоненты «массовая дестабилизация» оказывались *массовые антиправительственные протесты/демонстрации*, а для главной компоненты «кровавая дестабилизация» – *количество террористических атак / терактов*. Таким образом, мы взяли эти переменные в качестве основных зависимых переменных при построении индекса, так как они в наибольшей степени репрезентируют наши изначальные главные компоненты.

Рассмотрим результаты построения индексов. Ниже приведены наиболее нестабильные страны для каждого из типов. Начнем со стран с наиболее высокими рисками террористической дестабилизации (см. Табл. 1):

Табл. 1. Топ наиболее подверженных террористической дестабилизации (от наибольшей предсказанной нестабильности к меньшей)

Название страны	Индекс террористической нестабильности
Мьянма	47,25
Афганистан	46,63
Турция	46,19

Окончание Табл. 1

Название страны	Индекс террористической нестабильности
Ирак	46,13
Пакистан	46,12
Марокко	46,03
Иран	45,50
Бангладеш	45,20
Непал	45,09
Йемен	45,02
Филиппины	44,90
Сирия	44,60
Нигерия	44,60
Израиль	44,56
Индия	44,26
Венесуэла	44,26
Северная Корея	44,20
Египет	44,18
Гана	44,18
Мальдивы	44,17
Китай	44,04
Алжир	43,92
Кот-д'Ивуар	43,91
Мадагаскар	43,91

Стоит отметить, что в отличие от массовой дестабилизации кровавая дестабилизация встречается намного реже и часто рассматривается скорее кейсово. В то же время наш индекс смог неплохо предсказать некоторые тренды, которые действительно реализовались в 2020 г. Для начала отметим страны, попавшие на самые верхние позиции нашего рейтинга. Если результаты на 2019 г. предсказывали наиболее вероятную нестабильность для Индии, что было не вполне очевидно, хотя и подтверждалось фактами, то теперь топ стран выглядит намного более ожидаемо. На верхние строчки попали Мьянма, Афганистан, Иран и Турция. Такой набор стран дей-

ствительно не является удивительным, поскольку все представленные государства подвержены влиянию террористических групп и имеют на своей территории активные боевые ячейки. Так, стоит отметить значительные этнические притеснения в Мьянме в 2019 г., которые вылились в серию террористических актов в 2020 г. Знаковым также является то, что в верхушку стран вошла Турция, которая по отчету *Vision of Humanity* за 2020 г. признавалась наиболее пострадавшей от терроризма страной Европы (Кортан 2020; см. также: Исаев и др. 2020). Примечательно, что абсолютное большинство государств в топе – это страны, которые так или иначе принято ассоциировать с исламским терроризмом, в то время как Украина и прочие страны, где гражданская война могла расцениваться моделью как терроризм, практически не появились в топе, в отличие от предыдущего года. Важно также заметить, что на высокие позиции в рейтинге попал Израиль, что важно, так как среди развитых стран он находится в уникальном положении. Обратимся теперь также к наиболее значимым переменным, которые повлияли на особо высокое значение индекса.

Табл. 2. Топ наиболее значимых предикторов террористической нестабильности (от наибольшей значимости к меньшей)

Объем финансирования США
Регион, к которому принадлежит страна
Индекс свободы вероисповедания
Индекс автократии
Численность населения
Количество студентов
Индекс доступа к образованию
Индекс институциональной автономии
Доля городской молодежи в возрасте 19–24 года в общей численности взрослого населения
Индекс электоральной демократии V-Dem

Как мы можем видеть, переменные, связанные с населением, оказывают не такое значительное влияние, как в тестах, рассмотренных в предыдущих наших работах. Можно также отметить наличие индексов, отражающих неравенство в стране и полное отсутствие

экономических переменных. Такой результат является достаточно неожиданным. Можно говорить о том, что терроризм в значительной степени провоцируется социальным (и в особенности религиозным) расколом в стране (ср.: Гринин 2020б). Вспомним Мьянму, Индию и прочие страны, где религиозный раскол может являться важным фактором интенсификации террористической активности. Также значительное влияние может оказывать повышенная доля молодежи (и, в особенности, городской молодежи [ср.: Коротаев, Слав 2020 и др.]) – так называемый «молодежный бугор», который совместно с социальными проблемами может провоцировать взрывы общественного недовольства (ср.: Коротаев, Айсин и др. 2020). Отметим также, что финансовая помощь США является скорее именно предиктором, а не фактором интенсивной террористической активности. Высокая значимость этого предиктора в нашем тесте является прежде всего артефактом данных по Афганистану, Пакистану и Ираку. Эти страны занимают печальные верхние места в рейтингах по числу совершаемых в них терактах и во многом в связи с этим они получают масштабную помощь от США. С одной стороны, колоссальный рост террористической активности в Афганистане^{**} и Ираке был спровоцирован именно американскими интервенциями в этих странах, но затем США были вынуждены наращивать программы помощи этим странам, чтобы удержать ситуацию под контролем.

Рассмотрим теперь страны с наиболее высокими рисками массовой протестной дестабилизации (см. Табл. 3):

Табл. 3. Топ стран, наиболее подверженных рискам массовой протестной нестабильности (от наибольшей предсказанной нестабильности к меньшей)

Название страны	Индекс протестной нестабильности
Индия	37,81
США	36,56
Китай	34,48

^{**} При этом из Афганистана террористическая волна быстро проникла в Пакистан, что вынудило США усилить программы помощи и этой стране (особенно в области безопасности).

Окончание Табл. 3

Название страны	Индекс протестной нестабильности
Нигерия	34,04
Пакистан	33,17
Бразилия	32,71
Россия	32,59
Бангладеш	32,48
Индонезия	32,09
Шри Ланка	31,32
Эфиопия	30,56
Великобритания	30,53
Аргентина	30,44
Колумбия	30,42
Украина	30,37
Марокко	30,17
Франция	30,13
Судан	30,10
Уганда	30,06
ЮАР	29,69
Кения	29,68
Турция	29,63
Иран	29,54
Нигер	29,41
Армения	29,41
Кот-д'Ивуар	29,40
Перу	29,29
Непал	29,27
Филиппины	29,22
Казахстан	29,20

В отличие от предыдущей модели индекса, в этом году результаты для двух индексов значительно отличаются друг от друга, хотя Индия все так же занимает лидирующие строки. Стоит отметить, что к

концу 2019 г. в Индии действительно проходило большое количество акций протеста, как мирных, так и с применением насилия (Gettleman, Abi-Nabib 2019; BBC 2019). В 2020 г. столкновения, происходившие в конце 2019 г., продолжились, но к ним добавились еще и новые протесты (например, массовые выступления фермеров). Примечательно, что США попали на вторую строчку в данном индексе и, действительно, движение BLM, захватившее всю страну в середине 2020 г., и массовые выступления в конце года на фоне выборов позволяют говорить о том, что США показывали в этом году очень высокий уровень массовой протестной нестабильности (Гринин 2020a; Giorgi *et al.* 2020). Отметим также, что модель смогла спрогнозировать и значительный уровень массовой протестной дестабилизации в России в этом году. Такой результат подтверждается практически четырехмесячными протестами в Хабаровске, протестами в Башкирии и Ненецком автономном округе. В целом же интересно отметить, что хотя и в этот год предельно сложно было делать какие-либо предсказания, модель смогла адекватно предсказывать нестабильность, в том числе белорусские события, поскольку Белоруссия из «зеленой зоны» индекса в этом году попала в «желтую зону», что говорило о значительном росте риска массовой протестной дестабилизации. В том числе в топ стран попала и Армения, в которой в этом году происходили мощные протесты после поражения в Нагорном Карабахе.

Отметим также, что массовой нестабильности подвержены и европейские страны, как это видно в нашем индексе. Это может быть также связано с типом политического устройства этих стран, где предоставлен широкий спектр ненасильственных способов протеста и также отсутствует преследование за участие в акциях, во многом из-за чего и наблюдается такое активное участие в протестах и также происходит большое их количество (ср.: Коротаяев, Билюга, Шишкина 2016).

Теперь обратимся к переменным, из которых состояла модель, и проанализируем, из-за чего мы получили такие результаты. Стоит отметить, что мы анализировали в большей степени первые 20 переменных, поскольку именно они внесли более 70 % вклада во всю модель. Для начала отметим, что 12 из 20 переменных являлись переменными, связанными с демографией. В том числе, это переменные, показывающие долю молодежи в общей численности взросло-

го населения, уровень образования и урбанизированности молодежи. При этом сама по себе численность населения также оказывает значительное влияние. Кроме того, оказывают очень сильное влияние переменные, связанные с экономическим развитием. Отметим также высокую значимость переменной, связанной со свободой слова и самовыражения.

Заключение

В процессе реализации нового индекса нами был значительно модернизирован подход к его составлению. Это позволило получить более релевантные и адекватные результаты индексов. Главным достижением нашей работы является то, что индексы смогли даже в такой необычный год, как 2020-й, определить топ наиболее подверженных различным типам нестабильности стран. Нам удалось реализовать новые подходы в применении моделей, связанных с предсказанием; так, нами была реализована двухуровневая модель, которая показала результаты лучше, чем в предыдущем году. Также нами разбирались различные показатели, которые связаны с полученными нами индексами. Было определено, что террористическая активность является результатом глубокого социального конфликта в стране и систематического притеснения различных групп населения. В то же время индекс массовой нестабильности оказался более значимо связан с численностью населения, процентной долей молодежи, некоторыми экономическими переменными, уровнем доступа к СМИ, образования и свободы самовыражения.

Библиография

- Гринин Л. Е. 2020а.** О возможности революционной ситуации в США. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 11 / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. М.: Моск. ред. изд-ва «Учитель». С. 33–49.
- Гринин Л. Е. 2020б.** Радикальный исламизм, религиозный фактор и нестабильность в странах Афразийской макрзоны нестабильности. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 11 / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. Волгоград: Учитель. С. 810–828.
- Гринин Л. Е., Коротаев А. В., Исаев Л. М., Шишкина А. Р. 2014.** Риски дестабилизации в контексте нарастающей неопределенности в «афразийской» зоне. *Системный мониторинг глобальных и региональ-*

ных рисков: ежегодник. Вып. 5 / Отв. ред. А. В. Коротаев, Л. М. Исаев, А. Р. Шишкина, Л. Е. Гринин. Волгоград: Учитель. С. 4–10.

Исаев Л. М., Айсин М. Б., Медведев И. А., Коротаев А. В. 2020. Исламский терроризм на Ближнем Востоке и его влияние на мировую безопасность. *Вестник Российского университета дружбы народов*. Серия: *Политология* 22(4): 713–730.

Коротаев А. В., Айсин М. Б., Зинькина Ю. В., Романов Д. М. 2020. К прогнозированию структурно-демографических рисков социально-политической дестабилизации в странах Афразийской макрзоны нестабильности и Африки южнее Сахеля. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков*: ежегодник. Т. 11 / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. М.: Моск. ред. изд-ва «Учитель». С. 200–238.

Коротаев А. В., Билюга С. Э., Шишкина А. Р. 2016. ВВП на душу населения, уровень протестной активности и тип режима: опыт количественного анализа. *Сравнительная политика* 7(4): 72–94.

Коротаев А. В., Божевольнов Ю. В., Гринин Л. Е., Зинькина Ю. В., Малков С. Ю. 2011. Ловушка на выходе из ловушки. Логические и математические модели. *Проекты и риски будущего. Концепции, модели, инструменты, прогнозы* / Ред. А. А. Акаев, А. В. Коротаев, Г. Г. Малинецкий, С. Ю. Малков. М.: Красанд/URSS. С. 138–164.

Коротаев А. В., Гринин Л. Е., Исаев Л. М., Билюга С. Э., Васкин И. А., Слинько Е. В., Шишкина А. Р., Мещерина К. В. 2017. *Дестабилизация: глобальные, национальные, природные факторы и механизмы*. М.: Моск. ред. изд-ва «Учитель».

Коротаев А. В., Медведев И. А., Слинько Е. В., Шульгин С. Г. 2020. Эффективность систем глобального мониторинга рисков социально-политической дестабилизации: опыт систематического анализа. *Социологическое обозрение* 19(2): 143–197.

Коротаев А. В., Медведев И. А., Шульгин С. Г., Слинько Е. В., Билюга С. Э., Малков С. Ю., Халтурина Д. А., Дербилова Е. В., Зинькина Ю. В., Романов Д. М. 2018. Системы глобального мониторинга рисков социально-политической дестабилизации: опыт систематического обзора. *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. 5–94.

Коротаев А. В., Слав М., Зинькина Ю. В., Романов Д. М. 2020. Урбанизация, рождаемость, городская молодежь и прогнозирование струк-

- турно-демографических рисков социально-политической дестабилизации в странах Африки южнее Сахары. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 11 / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. М.: Моск. ред. изд-ва «Учитель». С. 317–371.
- Коротаев А. В., Ходунов А. С., Бурова А. Н., Малков С. Ю., Халтурина Д. А., Зинькина Ю. В. 2012.** Социально-демографический анализ Арабской весны. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 3. *Арабская весна 2011 года* / Отв. ред. А. В. Коротаев, Ю. В. Зинькина, А. С. Ходунов. М.: ЛКИ/URSS. С. 28–76.
- Медведев И. А., Коротаев А. В. 2019.** К построению индекса социально-политической дестабилизации в различных мир-системных зонах. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 10 / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, К. В. Мещерина. Волгоград: Учитель. С. 120–136.
- Слинько Е. В., Мещерина К. В., Шульгин С. Г., Зинькина Ю. В., Билюга С. Э., Коротаев А. В. 2018.** Измерение внутривнутриполитических дестабилизационных процессов: типы нестабильности и их связь с социально-политическими и экономическими факторами. *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. 95–114.
- 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. 2020.** *Cross-National Time-Series Data Archive*. Jerusalem: Databanks International. URL: <https://www.cntsdata.com/>
- BBC News 2019.** Six Killed on Deadly Day of India Protests. *BBC News* January 11 2020. URL: <https://www.bbc.com/news/world-asia-india-50872900>.
- Benbouzid B. 2018.** Values and Consequences in Predictive Machine Evaluation. A Sociology of Predictive Policing. *Science & Technology Studies* 31.
- Bohr J., Dunlap R. E. 2018.** Key Topics in Environmental Sociology, 1990–2014: Results from a Computational Text Analysis. *Environmental Sociology* 4(2):181–195.
- Chambers R. 2012.** *Revolutions in Development Inquiry*. London: Routledge.

- Chen J., Yin J., Zang L., Zhang T., Zhao M. 2019.** Stacking Machine Learning Model for Estimating Hourly PM_{2.5} in China Based on Himawari 8 Aerosol Optical Depth Data. *Science of The Total Environment* 697: 134021.
- Esty D., Goldstone J. A., Gurr T. R., Harff B., Levy M., Dabelko G. D., Surko P., Unger A. N. 1998.** *State Failure Task Force Report: Phase II Findings*. McLean, VA: Sci. Appl. Int. Corp. Failed and Fragile States. URL: <http://www4.carleton.ca/cifp/>.
- Gettleman J., Abi-Habib M. 2019.** As Protests Rage on Citizenship Bill, is India Becoming a Hindu Nation? *The New York Times* December 16 2019. URL: <https://www.nytimes.com/2019/12/16/world/asia/india-citizen-ship-protests.html>.
- Giorgi S., Guntuku S. C., Rahman M., Himelein-Wachowiak M., Kwarteng A., Curtis B. 2020.** *Twitter Corpus of the #blacklivesmatter Movement and Counter Protests: 2013 to 2020*. URL: *arXiv preprint arXiv:2009.00596*.
- Goldstone J. 2001.** Toward a Fourth Generation of Revolutionary Theory. *Annual Review of Political Science* 4: 139–187.
- Goldstone J. 2002.** Population and Security: How Demographic Change Can Lead to Violent Conflict. *Journal of International Affairs* 56(1): 3–21.
- Goldstone J. 2011a.** Cross-class Coalitions and the Making of the Arab Revolts of 2011. *Swiss Political Science Review* 17(4): 457–462.
- Goldstone J. 2011b.** Understanding the Revolutions of 2011: Weakness and Resilience in Middle Eastern Autocracies. *Foreign Affairs* 90(3): 8–16.
- Goldstone J. 2014a.** Protests in Ukraine, Thailand and Venezuela: What Unites Them? *Russia Direct* 21: 46–53.
- Goldstone J. 2014b.** *Revolutions. A Very Short Introduction*. Cambridge: Oxford University Press.
- Goldstone J., Bates R., Epstein D., Gurr T., Lustik M., Marshall M., Ulfelder J., Woodward M. 2010.** A Global Model for Forecasting Political Instability. *American Journal of Political Science* 54(1): 190–208.
- Goldstone J., Gurr T. R., Moshiri F. 1991.** *Revolutions of the Late Twentieth Century*. Boulder, CO: Westview Press.
- Goldstone J., Gurr T., Harff B., Levy M., Marshall M., Bates R., Epstein D., Kahl C., Surko P., Ulfelder J., Unger Jr. A. 2003.** *State Failure Task Force Report: Phase III Findings*. McLean, VA: Science Applications International Corporation (SAIC).
- Grootendorst M. 2019.** Opening Black Boxes: How to Leverage Explainable Machine Learning. *Towards Data Science*. URL: <https://>

- towardsdatascience.com/opening-black-boxes-how-to-leverage-explainable-machine-learning-dd4ab439998e.
- Gurr T. R. 1968.** A Causal Model of Civil Strife: A Comparative Analysis Using New Indices. *American Political Science Review* 62: 1104–1124.
- Gurr T. R. 1974.** Persistence and Change in Political Systems, 1800-1971. *American Political Science Review* 68: 1482–1504.
- Gurr T. R. 1988.** War, Revolution, and the Growth of the Coercive State. *Comparative Political Studies* 21: 45–65.
- Howell L. D. 2014.** *PRS Methodology*. New York: The PRS Group. URL: <https://www.prsgroup.com/wpcontent/uploads/2014/08/prsmethodology.pdf>.
- Institute for Economics and Peace. 2019.** Global Peace Index 2019: Measuring Peace in a Complex World. Sydney: Institute for Economics and Peace. URL: <http://visionofhumanity.org/reports>.
- Kaptan Y. 2020.** Authoritarian Populism and the Discourse of “the People” in the Turkish Islamist Media: The Case of Yeni Şafak. *International Journal of Communication* 14: 19.
- Keuschnigg M., Lovsjö N., Hedström P. 2018.** Analytical Sociology and Computational Social Science. *Journal of Computational Social Science* 1(1): 3–14.
- Khandani A., Kim A., Lo A. 2010.** Consumer Credit-Risk Models Via Machine-Learning Algorithms. *Journal of Banking and Finance* 34: 2767–2787.
- Korotayev A., Malkov S., Grinin L. 2014.** A Trap at the Escape from the Trap? Some Demographic Structural Factors of Political Instability in Modernizing Social Systems. *History and Mathematics* 4: 201–267.
- Marshall M. G., Elzinga-Marshall G. C. 2017.** *Global Report 2017: Conflict, Governance, and State Fragility*. Vienna, VA: Center for Systemic Peace.
- McFarland D. A., Lewis K., Goldberg A. 2016.** Sociology in the Era of Big Data: The Ascent of Forensic Social Science. *The American Sociologist* 47(1): 12–35.
- Mesquida C. G., Weiner N. I. 1999.** Male Age Composition and Severity of Conflicts. *Politics and the Life Sciences* 18: 113–117.
- Messner J. J. (Ed.). 2019.** *Fragile States Index Annual Report 2019*. Washington, DC: The Fund for Peace.
- Molina M., Garip F. 2019.** Machine Learning for Sociology. *Annual Review of Sociology* 45: 27–45.
- Moller H. 1968.** Youth as a Force in the Modern World. *Comparative Studies in Society and History* 10: 238–260.

- Mützel S. 2015.** Facing Big Data: Making Sociology Relevant. *Big Data and Society* 2(2): 2053951715599179.
- Neurohive. 2018.** Градиентный бустинг — просто о сложном. *Neurohive* 27 ноября 2018. URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/gradientj-busting/>
- Ortiz I., Burke S., Berrada M, Cortes H. 2013.** *World Protests 2006–2013*. Rochester, NY: Social Science Research Network. SSRN Scholarly Paper. URL: <https://papers.ssrn.com/abstract=2374098>.
- Owen S. 2017.** Monitoring Social Media and Protest Movements: Ensuring Political Order through Surveillance and Surveillance Discourse. *Social Identities* 23(6): 688–700.
- Pickard S. 2018.** *Governing, Monitoring and Regulating Youth Protest in Contemporary Britain. Governing Youth Politics in the Age of Surveillance*. London: Routledge. Pp. 93–106.
- Polikar R. 2012.** *Ensemble Learning. In Ensemble Machine Learning*. Boston, MA: Springer. Pp. 1–34.
- Turchin P., Korotayev A. 2006.** Population Density and Warfare: A Reconsideration. *Social Evolution and History* 5(2): 121–158.
- Williamson B. 2019.** Digital Policy Sociology: Software and Science in Data-intensive Precision Education. *Critical Studies in Education* November 27: 1–17.
- Winter E. 2002.** Chapter 53. The Shapley Value. *Handbook of Game Theory with Economic Applications, Elsevier, 2025–54*. URL: <http://www.science-direct.com/science/article/pii/S1574000502030163>.
- Zhang C., Ma Y. 2012.** *Ensemble Machine Learning: Methods and Applications*. Dordrecht: Springer Science & Business Media.
- Zinkina J., Korotayev A. 2014a.** Explosive Population Growth in Tropical Africa: Crucial Omission in Development Forecasts (Emerging Risks and Way Out). *World Futures* 70(4): 271–305.
- Zinkina J., Korotayev A. 2014b.** Projecting Mozambique’s Demographic Futures. *Journal of Futures Studies* 19(2): 21–40.