

РЕГРЕССИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ВООРУЖЕННОЙ И НЕВООРУЖЕННОЙ РЕВОЛЮЦИОННОЙ ДЕСТАБИЛИЗАЦИИ В АФРАЗИЙСКОЙ МАКРОЗОНЕ НЕСТАБИЛЬНОСТИ*

Вадим Витальевич Устюжанин

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

Андрей Витальевич Коротаев

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»;
Институт Африки РАН;
Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

В статье исследуется вооруженная и невооруженная революционная нестабильность методами регрессионного анализа с использованием факторов, выделенных методами машинного обучения. В частности, используя спецификацию логистической регрессии, были проанализированы различные предикторы для объяснения революционной невооруженной динамики для мира в целом и афразийской макрзоны в отдельности по базе данных революционных событий с 1919 по 2021 г. То же было сделано и для анализа вооруженной революционной нестабильности, однако использовалась уже порядковая регрессия, а данные были взяты от UCPD с 1946 по 2021 годы. В итоге было получено две модели для каждого

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

Для цитирования: Устюжанин В. В., Коротаев А. В. (2022). Регрессионное моделирование вооруженной и невооруженной революционной дестабилизации в афразийской макрзоны нестабильности. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков* 13: 211–244. DOI: 10.30884/978-5-7057-6184-5_07.

For citation: Ustyuzhanin V. V., Korotayev A. V. (2022). Regression modeling of armed and unarmed revolutionary destabilization in the Afrasian macrozone of instability. *Sistemnyi Monitoring Globalnyh i Regionalnyh Riskov = Systemic Monitoring of Global and Regional Risks* 13: 211–244. DOI: 10.30884/978-5-7057-6184-5_07.

*Системный мониторинг глобальных и региональных рисков 2022 211–244
DOI: 10.30884/978-5-7057-6184-5_07*

типа революционных событий, лучшим образом объясняющих начало или продолжение революционных выступлений и для мира в целом, и для афразийской макрзоны в частности.

Введение

После 2010 года в мире начался взрывообразный рост социально-политической нестабильности. При этом такая волна прежде всего невооруженной дестабилизации затронула не только страны Ближнего Востока и Африки, но и весь мир в целом¹.

Такое стремительное увеличение нестабильности, конечно, побудило исследователей на осмысление имеющихся теорий и проведение новых исследований. Однако до сих пор не разработаны достаточно качественные модели для анализа и предсказания невооруженной дестабилизации, в то время как вооруженные эпизоды (см., например: Blair & Sambanis 2020; Collier 2004; Fearon & Laitin 2003; Goldsmith *et al.* 2013; Hegre *et al.* 2013) изучены довольно хорошо. Есть также модели для предсказания и анализа общего уровня нестабильности (см., например: Goldstone *et al.* 2010; Kennedy 2015; King, Zeng 2001), однако их главный изъян в том, что они зачастую «предполагают отсутствие насилия как эквивалент отсутствию конфликта» (Day *et al.* 2015: 129), а по мере постепенного увеличения доли ненасилия в общей политической нестабильности (ср. Beissinger 2022) их объясняющие модели теряют свою актуальность (см., например, анализ модели Дж. Голдстоуна и соавторов (Goldstone *et al.* 2010) во времени в: Bowlsby *et al.* 2020; см. также: Korotayev, Medvedev, Zinkina 2022).

Также стоит отметить, что, хотя число работ, посвященных гражданским войнам и вооруженной революционной нестабильности довольно велико, все они зачастую не учитывают многих факторов, которые теоретически объясняют революционную нестабильность. То же верно и для моделей, объясняющих невооруженную нестабильность, которым уделяется мало внимания в научной литературе. Во многом это связано с уже описанными в предыду-

¹ Коротаев, Исаев, Шишкина 2016; Коротаев, Шишкина, Исаев 2016; Коротаев, Мещерина и др. 2016, 2017, 2018, 2019; Коротаев, Гринин и др. 2017: 237–262; 2021: 88–167; Коротаев, Романов, Медведев 2019; Коротаев, Соковина, Шадрова 2020; Хохлов и др. 2021; Акаев *et al.* 2017; Ortmans *et al.* 2017; Korotayev, Meshcherina, Shishkina 2018; Korotayev, Medvedev, Zinkina 2022.

шей статье про ранжирование факторов нестабильности методами машинного обучения (Медведев и др. 2022) проблемами: регрессионные модели не позволяют включить в одну модель все разнообразие потенциально значимых и сильных предикторов. Однако эту проблему можно решить методами машинного обучения, которые не страдают проблемами регрессионного анализа. Так, в главе про ранжирование факторов нестабильности методами машинного обучения были отобраны наиболее значимые факторы, влияющие на ту или иную революционную нестабильность (Медведев и др. 2022). Сейчас же мы рассмотрим эти факторы путем включения их в регрессионные модели, что позволит нам, по сути, отчасти решить проблему с отбором наиболее сильных предикторов. Кроме того, мы в отдельности посмотрим на сильнейшие факторы революционной дестабилизации с целью определения типа связи между ними и тем или иным типом революционной нестабильности. Однако в начале кратко будут разобраны предшествующие модели регрессионного анализа революционной нестабильности.

Модели анализа революционной нестабильности

Особо стоит выделить модель Э. Ченовет и Дж. Улфелдера, которая исследовала риски начала невооруженных революций/кампаний (Chenoweth, Ulfelder 2017). Во многом это одна из первых работ, которая рассматривала невооруженную революционную нестабильность и включала большое количество разных факторов для объяснения революционной динамики данного типа. Авторы выделили несколько групп факторов, которые должны оказывать явное влияние на риски невооруженных революций: политические, «депривация», ресурсные и группа факторов модернизации. Также отдельно был упомянут такой предиктор как население, который в одиночку объясняет довольно большую долю вариации. В политическую группу факторов вошли такие переменные, как отношение к правам человека, возраст государства, год выборов, индекс демократичности, индекс гражданских свобод, нестабильность элит и бинарная переменная, отражающее время до и после холодной войны. В итоге это оказалось той группой факторов, которая показала наибольшую объяснительную силу, однако не все входящие в нее предикторы оказались значимы. Так, важными для модели ста-

ли бинарная переменная холодной войны, отношение к правам человека, год выборов, а также уровень гражданских свобод, который является наиболее значимым фактором.

В группе «депривация»² для модели значимыми оказались только: бедность, срок пребывания первого лица у власти и этнос элит по отношению к этносу населения. При этом экономический рост и инфляция, а также уровень дискриминации оказались несущественными в этом исследовании. Следующая группа – факторы модернизации. В ней важным предиктором оказался только уровень информационных технологий, а урбанизация, образование и индустриализация были идентифицированы как несущественные. Скорее всего, это связано с тем, что многие факторы модернизации криволинейно связаны с рисками вооруженных революционных выступлений. Так, уже было показано, что, например, урбанизация и риски вооруженных революций связаны U-образно, что может объяснять ее незначимость в модели Э. Ченовет (Устюжанин, Сумерников и др. 2022). То же верно и для медианного возраста (Устюжанин, Жодзишская и др. 2022), образования (Устюжанин, Степанищева *et al.* 2023) и подушевого ВВП (Устюжанин, Михеева и др. 2023). В последней группе ресурсной мобилизации значимыми оказались: «молодежный бугор», операционализированный через долю молодежи в населении, организационная наученность (операционализированную через протесную динамику в прошлом) и число вооруженных революций в том же регионе.

Также стоит отметить авторов, которые изучали риски вооруженных революций. Во многом они могут быть операционализированы, как уже было сказано, через начало гражданских войн. Так, наиболее значимыми предикторами считаются: подушевой ВВП, население, нестабильность в прошлом, географические характеристики (например, доля гористой местности от общей площади), тип режима, а также дискриминация (Collier 2004; Fearon, Laitin 2003). Тем не менее, речь в представленных исследованиях идет

² Имеется в виду подход, развитый Т. Гарром (Gurr 1970) для анализа нестабильности. В нем он делает акцент на том, что люди восстают прежде всего тогда, когда чувствуют в обществе разногласия и собственное ущемление. Другими словами, главной независимой переменной для предсказания революций будут любые метрики «несправедливости». Например, неравенство, бедность, различные показатели относительной депривации и т. д.

все же о гражданских войнах, а не революциях в чистом виде, хоть иногда эти понятия и пересекаются.

Также масштабное исследование вооруженных революционных конфликтов представлено в работе Г. Хегре и соавторов (Hegre *et al.* 2013). Так, в их модели использовались: образование, население, доля молодежи, конфликты в прошлом, рента от нефти, региональные эффекты и показатель этнической фракционализации. В итоге наиболее значимыми переменными стали население и конфликты в прошлом, что необходимо учитывать при будущем моделировании. Тем не менее, спустя девять лет после публикации этой модели сами же авторы, Хегре и соавторы (Hegre *et al.* 2021), в еще одной работе пишут, что не все их прогнозы оправдались, а модель еще предстоит сильно улучшить. Тем не менее, их исследование одним из первых показало, что в случае с вооруженными революционными конфликтами стоит предсказывать не начало эпизода, а его наличие в определенный год, потому что этот тип выступлений носит, как правильно, затяжной характер.

Данные и методология

Главная зависимая переменная для невооруженных революционных событий берется нами из совмещенной базы данных: (1) события до 2000 года взяты из базы данных к монографии М. Бейссинджера (Beissinger 2022); (2) а данные по революционным событиям после 2000 г. были собраны в рамках проекта РФФИ № 18-18-00254 (их перечень см. в приложениях к: Устюжанин и др. 2021; Коротаев, Гринин и др. 2022). Для объяснения невооруженной революционной динамики будет использована логистическая регрессия, потому что зависимая переменная носит бинарный характер. Другими словами, мы не можем использовать линейные модели, которые предполагают непрерывный характер переменных (в том числе и отрицательные значения). Тем не менее, революции не такое частое явление, что рождает сильную диспропорцию в распределении зависимой переменной: число нулей (отсутствие революционной ситуации) сильно превышает число единиц (наличие революционной ситуации). Это вынуждает нас использовать спецификацию логистической регрессии, которая решала бы проблему работы с «ред-

кими событиями». Для этого мы используем метод уменьшения смещения (bias-reduction), разработанный Д. Фертом (Firth, 1993).

Кроме того, наши данные носят панельный вид, где единица наблюдения – это страна-год. Другими словами, одна и та же страна попадает в выборку множество раз, что рождает очевидную зависимость между разными наблюдениями. Для учета индивидуальных траекторий, мы будем использовать фиксированные эффекты на регион³. Также при оценке полученных регрессионных коэффициентов будут использованы устойчивые к гетероскедастичности стандартные ошибки, кластеризованные на регион, что также необходимо при работе с разнородными панельными данными.

В качестве главной зависимой переменной для анализа невооруженных революционных конфликтов будет использована такая бинарная величина: 1 – начало невооруженного революционного события в определенной год в стране, 0 – отсутствие начала невооруженного революционного события.

В качестве предикторов, объясняющих риск возникновения невооруженных революционных ситуаций, будут использованы факторы, выделенные нами как наиболее важные методами машинного обучения (их описание и определение см. в предыдущей статье данного мониторинга [Медведев и др. 2022]). При этом нельзя создать качественную регрессионную модель, включив все 25 факторов, поэтому мы вынуждены отбирать предикторы из уже отобранных. Связано это сразу с несколькими потенциальными проблемами: (1) мультиколлинеарность между факторами, (2) малое число наблюдений, что не даст правильно оценить качество модели и отдельные коэффициенты.

Для этого мы несколько сузим проблему и станем отбирать не столько факторы, сколько модели. В целом, этот подход несколько напоминает такой эконометрический метод как *Extreme Boundary Analysis* (Sala-i-Martin, 1997)⁴, однако интерес для нас представля-

³ Как было убедительно показано С. Далум (Dahlum 2019), имеет смысл использовать фиксированные эффекты на регион, а не на страну, как это обычно принято при исследовании страно-лет. Это прежде всего связано с тем, что революции происходят не во всех странах, поэтому введение переменной для каждой страны теряет смысл.

⁴ Применение сходного по сути своей метода для исследования революций см. в: Beissinger 2022.

ют не коэффициенты отдельных переменных, а сами модели. Другими словами, на выходе мы получим некоторое число готовых моделей, которые будут включать в себя от 1 до 10 предикторов. После, используя различные метрики, будет отобрана лучшая модель. Сразу оговоримся, что сравнивать между собой модели, имеющие разное число факторов, крайне сложно и не очень эффективно, поэтому сначала мы будем сравнивать модели внутри одной группы числа факторов (например, отберем лучшую модель из моделей, включающих в себя 5 предикторов), а потом сравним лучшие модели в этих группах между собой (например, будем сравнивать лучшую модель с 7 и 8 предикторами). Конечно, для этого нам потребуются критерии сравнения. В качестве главной метрики будет использован AUC (*Area Under the Curve*, от 0 до 1, когда 1 – максимальное качество, а 0 – качество модели не отличается от случайного распределения классов), который показывает соотношение TPR (*True Positive Rate*) к FPR (*False Positive Rate*) при разных отсекающих границах (на выходе логистическая модель дает не класс, к которому следует отнести наблюдение [0 или 1], а вероятность, поэтому важно выбрать правильную границу, которая показывала бы, какая вероятность оптимальна для отнесения того или иного наблюдения к 1 или 0). Эта метрика позволяет соблюсти баланс между правильным и ложным числом предсказаний, что важно в случае с определением революционных ситуаций. В целом, уже многие авторы так или иначе применяли эту метрику для отбора моделей в нашей области (Hegre *et al.* 2013; Chenoweth, Ulfelder 2017; Beissinger 2022). Также в качестве дополнительных метрик отбора будет использован псевдо- R^2 Макфаддена (от 0 до значений, близких к 1, где большие значения свидетельствуют о лучшем качестве) (McFadden 1973) и AIC (*Akaike Information Criterion*, от 0 до бесконечности, чем меньше, тем лучше качество) (Akaike 1969). Также при отборе моделей будут учтены фиксированные эффекты (на регион в случае отбора моделей на глобальном уровне и на страну в случае отбора на региональном уровне). Кроме того, мы выставим нижнюю границу по приемлемому числу наблюдений. Отобранные методами машинного обучения переменные содержат значительное число пропусков, поэтому если добавить в модель максимальное число переменных, имеющих малое количество

наблюдений, то итоговая модель будет иметь также крайне низкое число наблюдений, что, с одной стороны, искусственно завысит метрики качества, а с другой – не позволит эффективно оценить значения коэффициентов. Для каждой итерации будет выбрана своя нижняя граница, однако принцип будет следующим: число наблюдений в отобранных моделях не должно быть меньше среднего от числа наблюдений среди всех моделей в группе с 10 предикторами (где должно быть в среднем наименьшее число наблюдений).

Для анализа вооруженных революционных эпизодов будет использована порядковая логистическая регрессия, потому что зависимая переменная имеет категориальный вид: 2 – крупное вооруженное революционное выступление, 1 – малый вооруженный конфликт/революция, 0 – отсутствие вооруженного конфликта. Эта переменная взята из базы данных *UCDP Dyadic Dataset* (версия 22.1) (Davies *et al.* 2022; Harbom *et al.* 2008), где дано описание различных вооруженных событий с выделением противоборствующих сторон. Для анализа мы используем только те события, которые удовлетворяют следующим условиям:

- 1) одной из сторон конфликта является государство;
- 2) конфликт является внутренним;
- 3) тип конфликта: (1) государство против восставших и (2) государство против восставших, которым оказывается иностранная помощь.

Другими словами, мы вводим в анализ только те события, которые можно назвать вооруженной революцией, но не используем межгосударственные конфликты или войны негосударственных вооруженных группировок между собой.

Метод по отбору лучшей модели останется тем же, что мы использовали для подбора в случае с невооруженными революционными выступлениями. Тем не менее, AUC предназначен для анализа результатов моделей с бинарным выводом, а в нашем случае на выходе получатся 3 категории. Поэтому мы используем прием, называемый *one vs. all AUC* (Hand, Till 2001), когда каждая из категорий представляется как бинарная величина, для нее считается обычный AUC, а потом берется их среднее.

Результаты: невооруженные революционные выступления

В Табл. 1 представлено сравнение метрик лучших моделей по разному числу факторов (от 1 до 10 в одной модели) на глобальном уровне для невооруженных революционных выступлений. В первом столбце указаны число предикторов, включающихся в модель на данном уровне, во втором – число наблюдений лучшей модели, выбранный по AUC, в третьем и четвертом – $\text{pseudo-}R^2$ Макфаддена и его изменение при переходе на следующий уровень (то есть насколько изменилось в процентах значение метрики в лучшей модели из n предикторов по сравнению с лучшей моделью из $n-1$ предикторов), в пятом и шестом – AIC и его изменение, в седьмом и восьмом – AUC и его изменение соответственно.

Прежде всего, стоит отметить, что наиболее часто встречающимся фактором является среднее число лет обучения (присутствует в 9 из 10 моделей: во всех, кроме первой). На втором месте находится (встречается во всех моделях кроме первых трех)

Пожалуй, лучшей моделью можно назвать уравнение из 8 факторов, где метрики, с одной стороны, являются одними из самых хороших ($R^2 = 0.84$, AIC = 305.96 и AUC = 0.86), а с другой – при переходе на восьмой уровень наблюдается последнее сильное улучшение в качестве модели. Так, R^2 по сравнению с предыдущим уровнем улучшился на 0.4 % и достигает таким образом своего наибольшего значения среди наблюдаемых, AIC упал на 2 % (и это было последнее его снижение), а AUC, по сути, достиг своего максимума среди всех уравнений. Предикторы в этой модели следующие:

- 1) плотность населения;
- 2) число лет пребывания первого лица у власти (лаг в один год);
- 3) финансовая помощь со стороны США;
- 4) среднее число лет обучения;
- 5) эффективность законодательной власти (лаг в один год);
- 6) доля расходов на оборону из общих государственных расходов;
- 7) годовое изменение государственных расходов на душу населения;
- 8) доля мусульманского населения.

Стоит отметить, что в лучшую модель попали факторы из совершенно разных групп: переменные модернизации, политические, демографические и показатели государственной политики, что делает подобранную модель качественно полной. В дальнейшем, быть может, также стоит добавить переменные и из других групп (например, показатели коррупции), однако уже сейчас модель показывает отличное качество и включает самые разные факторы.

Табл. 1. Сравнение метрик различных логистических регрессионных моделей на невооруженные революции для мира в целом

Число факторов	Показатели						
	n	R^2	ΔR^2	AIC	ΔAIC	AUC	ΔAUC
1	9381	0.39	-	1071.71	-	0.75	-
2	5720	0.62	60.8 %	666.64	-37.8 %	0.79	5.1 %
3	4178	0.75	20.4 %	448.69	-32.7 %	0.81	3.1 %
4	3688	0.78	4.3 %	395.43	-11.9 %	0.83	1.6 %
5	4006	0.80	2.6 %	362.61	-8.3 %	0.84	1.7 %
6	3110	0.83	3.6 %	314.96	-13.1 %	0.85	1.5 %
7	3042	0.84	0.4 %	311.91	-1.0 %	0.86	0.7 %
8	2964	0.84	0.4 %	305.96	-1.9 %	0.86	0.3 %
9	2961	0.84	0.0 %	307.26	0.4 %	0.86	0.1 %
10	2961	0.84	0.0 %	309.39	0.7 %	0.86	0.1 %

Примечание: анализ выполнен на основе отбора из 30 826 моделей, во всех моделях использованы фиксированные эффекты на регион, в конечную выборку моделей для отбора попали только те модели, где число наблюдений больше 1750.

На Рис. 1 изображены AUC кривые для каждой модели из Табл. 1. Красным выделена отобранная нами модель с 8 факторами. Можно заметить, что она хоть и является самой лучшей, однако несколько других моделей тоже показывают вполне хорошее качество (в частности, кривые AUC моделей с 7, 9 и 10 предикторами на определенном интервале даже располагаются выше красной кри-

вой). Тем не менее, всегда стоит помнить, что AUC хоть и является хорошей метрикой, но не совершенной. Поэтому при отборе мы также учитывали другие показатели, которые показывают, что модель с 8 факторами является оптимальной.

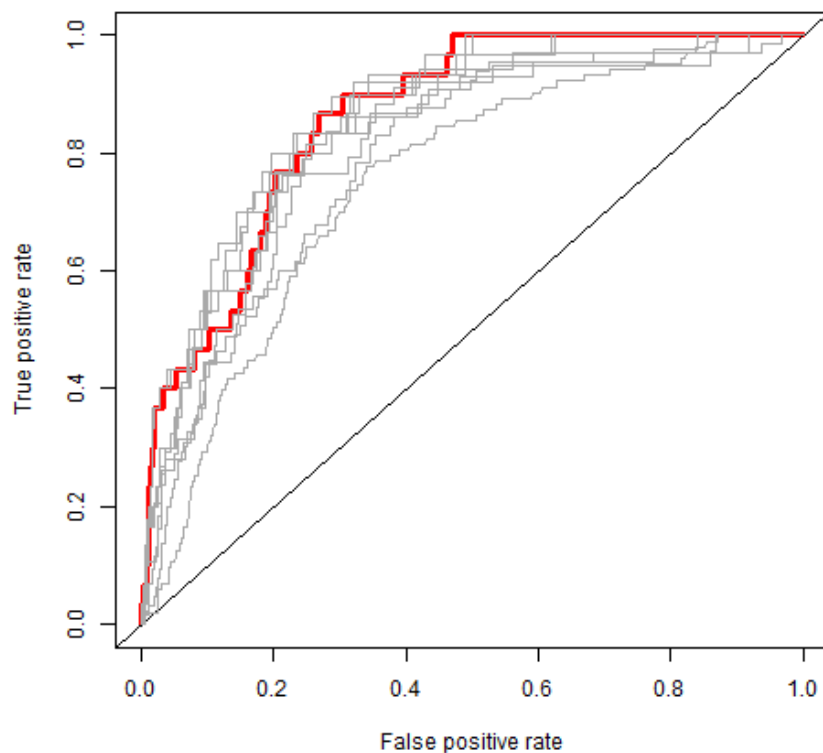


Рис. 1. AUC кривые для лучших моделей из Табл 1, красным обозначена лучшая модель

В Табл. 2 представлена отобранная нами модель с 8 факторами. При этом посчитаны как обычные регрессионные коэффициенты, так и стандартизированные, что позволяет сравнивать между собой силу эффекта различных факторов на риски начала вооруженных революционных выступлений. Стандартизация проводилась путем приведения всех переменных к z-оценкам. Другими словами, в стандартизированной модели можно увидеть, как увеличение

фактора на одно стандартное отклонение влияет на вероятность наступления события зависимой переменной.

Табл. 2. Логистическая регрессия (*bias-reduction*) на невооруженные революционные выступления для мира в целом

	Обычная модель	Стандартизированная модель
Плотность населения	0.0002 ^{***} (0.0001)	0.559 ^{***} (0.212)
Число лет пребывания первого лица у власти (t-1)	0.043 (0.028)	0.296 (0.191)
Финансовая помощь со стороны США	0.000 (0.000)	0.033 (0.034)
Среднее число лет обучения	0.261 ^{***} (0.063)	0.758 ^{***} (0.182)
Эффективность законодательной власти (t-1)	-0.905 ^{***} (0.150)	-0.893 ^{***} (0.148)
Доля расходов на оборону	-0.001 (0.002)	-0.077 (0.184)
Рост государственных расходов на душу	0.00002 ^{***} (0.00000)	0.104 ^{***} (0.018)
Доля мусульманского населения	-0.004 ^{***} (0.001)	-0.151 ^{***} (0.047)
Константа	-4.376 ^{***} (0.806)	-4.196 ^{***} (0.129)
Фикс. эффект на регион	Да	Да

Примечание: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$; в скобках приведены устойчивые стандартные ошибки с кластером на регион.

Так, положительно и значимо на начало невооруженного революционного выступления влияют плотность населения, среднее число лет обучения и рост государственных расходов. При этом число лет пребывания первого лица у власти в представленной модели незначимо (однако z -статистика равна 1.54⁵, что позволяет нам отнести эту переменную к маргинально значимым). Также незначимой оказалась финансовая помощь со стороны США. Тем не менее, ее включение в модель значимо улучшает все общие метрики, что говорит о ее важности для построения итоговой модели для невооруженных революционных выступлений. Самым сильным фактором в группе предикторов, положительно связанных с невооруженными революциями, является среднее число лет обучения (см. стандартизованную модель в Табл. 2). Его увеличение на одно стандартное отклонение ведет к увеличению рисков начала невооруженной революции более чем в 2 раза. При этом в среднем увеличение этой переменной на один год увеличивает вероятность невооруженной революции на 30 %⁶. Таким образом, на глобальном уровне образование является сильнейшим предиктором начала невооруженных выступлений, что подтверждает выводы авторов, исследовавших этот факторы (Устюжанин, Гринин и др. 2022; Устюжанин, Степанищева и др. 2023), но вступает в некоторое противоречие с исследователями, находящими эту переменную незначимой, хоть и теоретически сильной (Butcher, Svensson 2016; Chenoweth, Ulfelder 2017). Судя по всему, в их моделях были проблемы с мультиколлинеарностью, которых в настоящей модели нет. Тем не менее, стоит отметить, что образование, безусловно, берет на себя часть эффекта от других показателей модернизации – подушевого ВВП, урбанизации, уровня демократии и т. д. Однако представленная нами модель по отбору переменных позволяет нам сказать, что, судя по всему, среди них образование является одним из сильнейших факторов, объясняющих невооруженную революционную динамику.

⁵ Z -статистика используется для определения значимости коэффициента в логистической модели. Ее легко получить, разделив коэффициент на стандартную ошибку.

⁶ Для расчета вероятностей мы использовали отношения шансов. Другими словами, чтобы посмотреть, как изменяется вероятность наступления события зависимой переменной от увеличения переменной на единицу, нужно взять экспоненту от ее коэффициента.

Также стоит отметить, что при увеличении срока пребывания первого лица у власти на один год в среднем риски невооруженного выступления растут на 4 %. Тем не менее, в случае с этим фактором возможна совершенно нелинейная зависимость (что объясняет его маргинальную значимость в нашей модели). Пожалуй, есть основания ожидать разный эффект этой переменной при разных типах режима. Также возможна U-образная или экспоненциальная зависимость, что требует дальнейшего изучения. Однако нет сомнений, что этот фактор является достаточно сильным, что уже показано некоторыми исследователями, которые, правда, пока не изучали этот предиктор достаточно детально (Albrecht, Koehler 2020; Beissinger 2022; Chenoweth, Ulfelder 2017).

Отрицательно и значимо влияют на начало невооруженной революционной нестабильности эффективность законодательной власти и доля мусульманского населения. При этом доля расходов на оборону хоть и негативно влияет на вероятность начала, однако является незначимой переменной. Самым сильным отрицательным фактором является эффективность законодательной власти: ее изменение на одно стандартное отклонение ведет к снижению рисков начала невооруженной революционной нестабильности в 0.41 раз (или на 59 %). Также стоит отметить, что в модели на глобальном уровне увеличение доли мусульман в населении на 1 % приводит к снижению рисков начала невооруженного выступления в среднем на 1 %. То есть при росте доли мусульманского населения на 10 % можно в среднем ожидать снижения вероятности невооруженной революции приблизительно на 10 %.

В Табл. 3 представлено сравнение метрик лучших моделей по разному числу факторов (от 1 до 10 в одной модели) для афразийской макрзоны для невооруженных революционных выступлений.

Прежде всего, стоит отметить, что наиболее часто встречающимся фактором является эффективность законодательной власти (присутствует во всех моделях, кроме второй). На втором месте находится плотность населения (встречается во всех моделях кроме первых двух).

Пожалуй, лучшей моделью можно назвать уравнение из 10 факторов, как это было и на глобальном уровне. Метрики качества здесь самые большие ($R^2 = 0.813$, AIC = 182.4 и AUC = 0.983), хо-

тя стоит отметить относительно небольшое число наблюдений – всего 787. Предикторы в этой модели следующие:

- 1) плотность населения;
- 2) число лет пребывания первого лица у власти (лаг в один год);
- 3) финансовая помощь со стороны США;
- 4) среднее число лет обучения;
- 5) эффективность законодательной власти (лаг в один год);
- 6) суммарный коэффициент рождаемости;
- 7) медианный возраст;
- 8) процентное изменение экспорта на душу населения;
- 9) конкурентность выдвижения кандидатов;
- 10) процентное изменение государственных расходов на душу населения.

Табл. 3. Сравнение метрик различных логистических регрессионных моделей на невооруженные революции для афразийской макрзоны

Число факторов	Показатели						
	n	R^2	ΔR^2	AIC	ΔAIC	AUC	ΔAUC
1	2044	0.628		279.48		0.909	
2	1636	0.713	13.5 %	235.54	-15.7 %	0.931	2.4 %
3	1855	0.701	-1.6 %	243.03	3.2 %	0.953	2.3 %
4	1343	0.770	9.8 %	194.70	-19.9 %	0.964	1.2 %
5	1285	0.776	0.8 %	191.82	-1.5 %	0.974	1.0 %
6	1285	0.784	1.1 %	189.97	-1.0 %	0.979	0.5 %
7	1199	0.785	0.1 %	191.47	0.8 %	0.981	0.3 %
8	1199	0.783	-0.2 %	194.16	1.4 %	0.982	0.1 %
9	1199	0.782	-0.2 %	197.02	1.5 %	0.983	0.0 %
10	787	0.813	4.0 %	182.40	-7.4 %	0.983	0.1 %

Примечание: анализ выполнен на основе отбора из 30 826 моделей, во всех моделях использованы фиксированные эффекты на страну, в конечную выборку моделей для отбора попали только те модели, где число наблюдений больше 750.

В целом, в модели с 10 предикторами затронуты основные группы факторов, которые могут объяснять невооруженную революционную динамику: предикторы модернизации, демографические, политические, государственные.

На Рис. 2 представлены AUC кривые для моделей из Табл. 3. Можно заметить, что красная кривая, отражающая уравнение с 10 факторами, наиболее близка к левому верхнему углу, что является свидетельством очень высокого качества выбранной модели.

При этом хотя настоящая модель и показывает высокое качество для предсказания вооруженных конфликтов, но факторы в ней сильно скоррелированы, что не дает качественно оценить коэффициенты при этих переменных. Поэтому далее будет представлена модель, которая показала свое лучшее качество для афразийской макрзоны для предсказания вооруженных революционных выступлений без учета ограничения на количество наблюдений. С одной стороны, это может несколько зависеть показатели качества модели, однако даст представление о текущем положении дел (большое число пропусков в наших расчетах во многом связано с отсутствием статистики за период до 2000 г. для некоторых очень важных переменных – прежде всего, индекса цен на продовольствие).

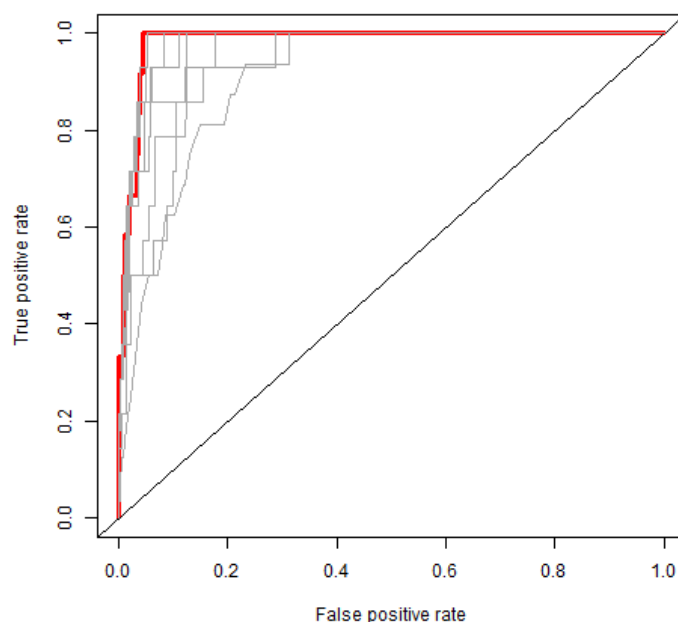


Рис. 2. AUC кривые для лучших моделей из таблицы 3, красным обозначена лучшая модель

Выбранная нами модель имеет следующие показатели: $R^2 = 0.921$, $AIC = 111.75$, $AUC = 0.984$. В нее включены следующие переменные:

- 1) число лет пребывания первого лица у власти (лаг в один год);
- 2) процентное изменение экспорта на душу населения;
- 3) индекс электоральной демократии;
- 4) конкурентность выдвижения кандидатов;
- 5) процентное изменение государственных расходов на душу населения;
- 6) индекс цен продовольственных товаров;
- 7) среднее число лет обучения.

В Табл. 4 представлена логистическая регрессия на начало невооруженных революционных выступлений для афразийской макрзоны с семью предикторами с разбиением на обычную и стандартизированную модель для сравнения силы различных факторов. Результаты анализа показывают, что в афразийской макрзоне нестабильности положительно и значимо влияют на начало невооруженного выступления число лет пребывания первого лица у власти, индекс электоральной демократии, индекс цен на продовольствие и образование населения. При этом наиболее сильным фактором из этой группы является среднее число лет обучения, а на втором месте находится индекс электоральной демократии.

В свою очередь, отрицательно (но не значимо) влияют на риск начала невооруженного революционного выступления рост подушевого экспорта (маргинально значим), рост государственных расходов на душу населения (маргинально значимо) и конкурентность выдвижения.

Можно сказать, что для афразийской макрзоны сочетание повышенного уровня социально-экономической модернизации с продовольственной инфляцией и демократичностью политической системы ведут к возникновению революционной ситуации. Также стоит отметить, что еще одним важным дестабилизирующим фактором выступает число лет пребывания первого лица у власти, что в совокупности с социально-экономической модернизацией и высокой продуктовой инфляцией ведет к рискам невооруженной революционной дестабилизации.

Табл. 4. Логистическая регрессия (*bias-reduction*) на вооруженные революционные выступления для афразийской макрзоны

	Обычная модель	Стандартизированная модель
Число лет пребывания первого лица у власти (t-1)	0.069* (0.035)	0.607* (0.312)
Рост подушевого экспорта	-0.0001 (0.0001)	-0.404 (0.334)
Индекс электоральной демократии (t-1)	3.942** (1.759)	0.695** (0.310)
Конкурентность выдвижения (t-1)	-0.303 (0.563)	-0.105 (0.196)
Рост государственных расходов на душу населения	-0.0001 (0.0001)	-0.429 (0.277)
Индекс цен на продовольствие	0.005*** (0.001)	0.363*** (0.089)
Среднее число лет обучения	0.257*** (0.093)	0.817*** (0.297)
Константа	-5.720*** (1.516)	-2.720*** (0.332)

Примечание: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$; в скобках приведены устойчивые стандартные ошибки с кластером на страну.

Результаты: вооруженные революции

В Табл. 5 представлено сравнение метрик лучших моделей по разному числу факторов (от 1 до 10 в одной модели) на глобальном уровне для вооруженных революционных конфликтов.

Прежде всего, стоит отметить, что наиболее часто встречающимся фактором, как и ожидалось, является наличие конфликта в прошлом (присутствует во всех моделях). Кроме того, этот предиктор, являясь лучшим среди одиночных моделей, самостоятельно объясняет порядка 50% вариации (если смотреть на R^2). На втором месте находится население (встречается во всех моделях кроме первой), на третьем – суммарный коэффициент рождаемости (встречается во всех моделях, кроме первых двух), а на четвертом – наличие конфликтов у соседей (встречается во всех моделях, кроме первых трех). По сути, в нашем анализе это должны быть самые сильные переменные.

Пожалуй, лучшей моделью можно назвать уравнение из семи факторов, где метрики, с одной стороны, являются одними из самых хороших ($R^2 = 0.58$, AIC = 4052.16 и AUC = 0.947), а с другой – при переходе на 7 уровень наблюдается последнее сильное улучшение в качестве модели. Так, R^2 по сравнению с предыдущим уровнем улучшился на 0.1% и достигает таким образом своего наибольшего значения среди наблюдаемых, AIC упал на 0.1% (при переходе на следующий уровень его значение растет), а AUC, по сути, достиг своего максимума среди всех уравнений, хотя предыдущие уравнения немного выше по этому показателю (речь идет о сотых и тысячных, что не настолько существенно). Предикторы в этой модели следующие:

- 1) наличие конфликта в прошлом;
- 2) население (натуральный логарифм);
- 3) суммарный коэффициент рождаемости;
- 4) наличие конфликтов у соседей;
- 5) доля населения в возрасте от 15 до 24 в населении старше 15;
- 6) младенческая смертность;
- 7) площадь страны (натуральный логарифм).

Табл. 5. Сравнение метрик различных порядковых регрессионных моделей на вооруженные революции для мира в целом

Число факторов	Показатели						
	n	R ²	ΔR ²	AIC	ΔAIC	AUC	ΔAUC
1	10871	0.50		4800.70		0.932	
2	10871	0.52	2.1 %	4700.66	-2.1 %	0.942	1.13 %
3	8975	0.58	12.0 %	4107.65	-12.6 %	0.947	0.50 %
4	8844	0.58	0.3 %	4102.35	-0.1 %	0.948	0.10 %
5	8844	0.58	0.0 %	4104.24	0.0 %	0.948	0.01 %
6	8784	0.58	0.9 %	4058.16	-1.1 %	0.948	-0.04 %
7	8784	0.58	0.1 %	4052.16	-0.1 %	0.947	0.00 %
8	8144	0.58	0.0 %	4055.70	0.1 %	0.945	-0.25 %
9	8296	0.59	0.6 %	4026.42	-0.7 %	0.945	-0.04 %
10	8084	0.59	0.4 %	4005.38	-0.5 %	0.944	-0.03 %

Примечание: анализ выполнен на основе отбора из 15 913 моделей, во всех моделях использованы фиксированные эффекты на страну, в конечную выборку моделей для отбора попали только те модели, где число наблюдений больше 4 000.

На Рис. 3 представлены кривые *one vs. all AUC* для выбранной модели с семью предикторами. Другими словами, дано три кривых, отражающих качество предсказаний для каждого класса – крупного вооруженного революционного конфликта (красная прерывистая линия), малого вооруженного революционного конфликта (оранжевая прерывистая) и отсутствие такого рода конфликта (зеленая линия). Можно заметить, что представленная модель очень хорошо справляется с предсказанием каждого этого класса. Так, AUC для крупных вооруженных революционных конфликтов – 0.9597, для малых – 0.9313, а для отсутствия – 0.9475. При этом общий AUC равен 0.9475, что является индикатором очень хорошего качества модели.

Также стоит отметить, что, хотя задачей настоящей модели для вооруженных революций является правильное предсказание на основе структурных факторов класса конфликта, стоит все же сделать акцент на бинарной классификации: есть конфликт или нет. Для этого следует смотреть прежде всего на зеленую линию на Рис. 1. Для нее, как уже было сказано, AUC равен 0.9514, что лишний раз показывает очень высокое качество модели.

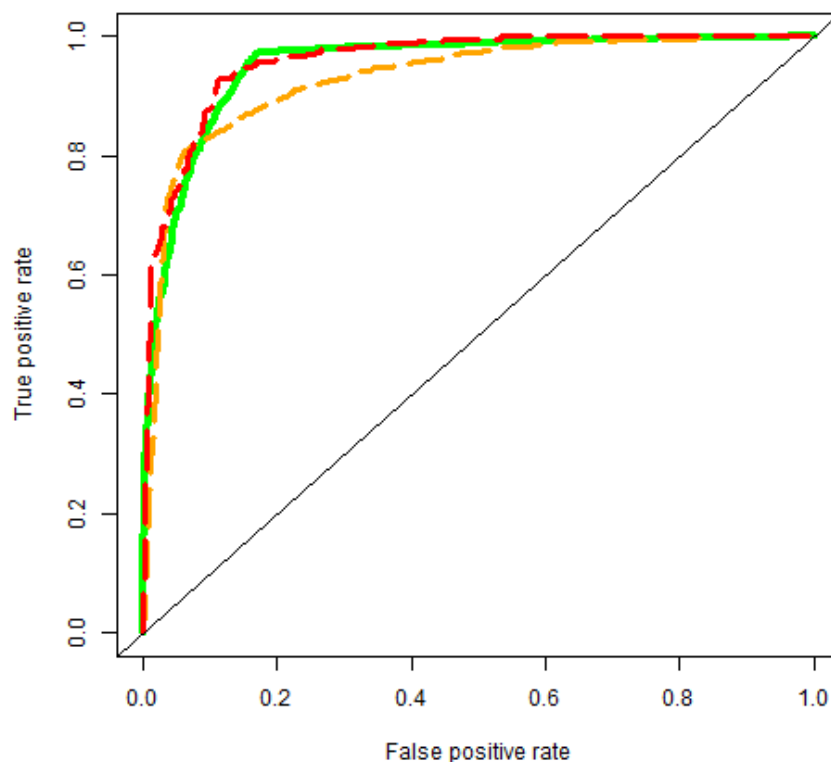


Рис. 3. AUC кривые для лучшей моделей из таблицы 5

В Табл. 6 представлена отобранная модель с семью предикторами. При этом даны обычные и стандартизированные коэффициенты для сравнения силы факторов (для всех, кроме категориальной переменной конфликты в прошлом). Как и ожидалось сильнейшим, значимым и положительным фактором революционной вооружен-

ной ситуации в стране является конфликт в прошлом году. Конечно, наибольшим эффектом обладает именно наличие крупного конфликта. Также значимо и положительно влияют на вооруженные конфликты население и «молодежный бугор», операционализированный нами как доля людей в возрасте от 15 до 24 в населении старше 15 лет. При этом наиболее сильным положительным фактором, если не брать наличие конфликта в прошлом, оказывается численность населения, что также подтверждается исследованиями других авторов (Besançon 2005; Butcher, Svensson 2016; Collier, Hoeffler 2004; Hegre *et al.* 2013). При этом незначимо и положительно на вооруженные конфликты влияют суммарный коэффициент рождаемости, конфликты у соседей (которые маргинально значимы) и младенческая смертность (также маргинально значима). Хотя показатель младенческой смертности принято считать крайне сильным фактором, влияющим на вооруженные конфликты, у некоторых авторов этот показатель также как и у нас оказывается лишь маргинально значимым при введении в модель других переменных (ср.: Butcher, Svensson 2016). Также стоит отметить, что наличие конфликтов у соседей присутствовала почти во всех лучших моделях при отборе, а ее исключение из уравнения ведет к уменьшению метрик качества, что говорит о важности этого фактора.

Табл. 6. Порядковая регрессия на вооруженные революционные выступления для мира в целом

	Обычная модель	Стандартизованная модель
Малый конфликт в прошлом году	4.288*** (0.112)	4.288*** (0.112)
Крупный конфликт в прошлом году	6.878*** (0.215)	6.878*** (0.216)
Численность населения (ln)	3.438*** (0.431)	0.811*** (0.102)
Суммарный коэффициент рождаемости	0.093 (0.061)	0.186 (0.122)

Окончание Табл. 6

	Обычная модель	Стандартизированная модель
Конфликты в соседних странах	0.068 (0.042)	0.076 (0.048)
Доля молодежи	3.896*** (1.267)	0.297*** (0.096)
Младенческая смертность	0.003* (0.002)	0.121* (0.088)
Площадь страны (ln)	-0.214 (0.448)	-0.050 (0.104)
0 1	12.139*** (0.895)	3.612*** (0.119)
1 2	15.838*** (0.915)	7.312*** (0.181)
Фикс. эффект на страну	Да	Да

Примечание: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$; в скобках приведены устойчивые стандартные ошибки с кластером на регион.

В Табл. 7 представлено сравнение метрик лучших моделей по разному числу факторов (от 1 до 10 в одной модели) для афразийской макрзоны для вооруженных революционных конфликтов.

Прежде всего, стоит отметить, что наиболее часто встречающимся фактором, как и ожидалось, является наличие конфликта в прошлом (присутствует во всех моделях). Кроме того, этот предиктор, являясь лучшим среди одиночных моделей, самостоятельно объясняет порядка 30% вариации (если смотреть на R^2). На втором месте находится численность населения, что было характерно и на глобальном уровне (встречается во всех моделях кроме первой), на третьем – рост населения (встречается во всех моделях, кроме первых двух), а на четвертом – индекс демократии лагом в один год (встречается во всех моделях, кроме первых трех). По сути, в нашем анализе это должны быть самые сильные переменные.

Пожалуй, лучшей моделью можно назвать уравнение из десяти факторов, где метрики, с одной стороны, являются одними из самых хороших ($R^2 = 0.58$, AIC = 4052.16 и AUC = 0.947), а с другой – при переходе на 10 уровень наблюдается сильное улучшение в качестве модели. Так, R^2 по сравнению с предыдущим уровнем улучшился на 22.9 % и достигает таким образом своего наибольшего значения среди наблюдаемых, AIC упал на 14 %, достигнув минимума, а AUC хотя и не является максимальным, однако находится на приемлемо высоком уровне (при отборе моделей для афразийской макрзоны нестабильности, как можно заметить из Табл. 7, вариация AUC крайне низкая, что вынуждает нас ориентироваться прежде всего на другие показатели качества). Предикторы в этой модели следующие:

- 1) наличие конфликта в прошлом;
- 2) население (натуральный логарифм);
- 3) индекс электоральной демократии (t-1);
- 4) рост населения;
- 5) суммарный коэффициент рождаемости;
- 6) наличие конфликтов у соседей;
- 7) доля населения в возрасте от 15 до 24 в населении старше 15 лет;
- 8) охват школьным образованием;
- 9) ВВП на душу населения (натуральный логарифм);
- 10) площадь страны (натуральный логарифм).

Табл. 7. Сравнение метрик различных логистических регрессионных моделей на вооруженные революции для афразийской макрзоны

Число факторов	Показатели						
	n	R^2	ΔR^2	AIC	ΔAIC	AUC	ΔAUC
1	2724	0.33	-	1902.42	-	0.927	-
2	2724	0.34	3.4 %	1874.83	-1.4 %	0.930	0.4 %
3	2716	0.34	1.0 %	1868.20	-0.4 %	0.932	0.1 %
4	2687	0.36	3.9 %	1842.74	-1.4 %	0.933	0.1 %
5	2687	0.36	0.1 %	1843.48	0.0 %	0.933	0.0 %
6	2687	0.36	0.1 %	1844.21	0.0 %	0.933	0.0 %
7	2463	0.39	9.5 %	1753.98	-4.9 %	0.932	-0.1 %

Окончание Табл. 7

Число факторов	Показатели						
	n	R ²	ΔR ²	AIC	ΔAIC	AUC	ΔAUC
8	2444	0.40	2.2 %	1731.58	-1.3 %	0.932	0.0 %
9	2419	0.40	0.3 %	1728.90	-0.2 %	0.931	-0.1 %
10	2151	0.49	22.9 %	1486.89	-14.0 %	0.931	0.0 %

Примечание: анализ выполнен на основе отбора из 109 293 моделей, во всех моделях использованы фиксированные эффекты на страну, в конечную выборку моделей для отбора попали только те модели, где число наблюдений больше 1530.

На Рис. 4 представлены кривые *one vs. all AUC* для выбранной модели с 10 предикторами. Другими словами, дано три кривых, отражающих качество предсказаний для каждого класса – крупного вооруженного революционного конфликта (красная прерывистая линия), малого вооруженного революционного конфликта (оранжевая прерывистая) и отсутствие такого рода конфликта (зеленая линия). Можно заметить, что представленная модель в целом хорошо справляется с предсказанием каждого этого класса, однако между ними есть относительно сильные различия, чего не было на глобальном уровне. Так, AUC для крупных вооруженных революционных конфликтов – 0.959, для малых – 0.897, а для отсутствия – 0.936. При этом общий AUC равен 0.931, что является крайне хорошим качеством модели. Также стоит отметить, что модель хуже всего справляется с предсказанием малых конфликтов, однако стоит все же сделать акцент на бинарной классификации: есть конфликт или нет. Для этого следует смотреть прежде всего на зеленую линию на Рис. 4. Для нее, как уже было сказано, AUC равен 0.936, что показывает высокое качество модели.

В Табл. 8 представлена отобранная модель с 10 предикторами для объяснения динамики вооруженных революционных конфликтов в африканской макроне нестабильности. При этом даны обычные и стандартизированные коэффициенты для сравнения силы факторов (для всех, кроме категориальной переменной конфликты в прошлом). Как и ожидалось сильнейшим, значимым и положительным фактором революционной вооруженной ситуации в стране является конфликт в прошлом году. Конечно, наибольшим эффектом обладает именно наличие крупного конфликта. Также

значимо и положительно влияют на вооруженные революционные выступления численность населения, «молодежный бугор» (что было характерно и для глобальной модели), суммарный коэффициент рождаемости, площадь страны и индекс электоральной демократии.

При этом стоит сказать, что такой, казалось бы, парадоксальный вывод о том, что большая демократичность ведет к вооруженным конфликтам в этом регионе, связан с криволинейной зависимостью этого фактора и нестабильности. Как было убедительно показано (см., например: Коротаев и др. 2022), наиболее подвержены революционной нестабильности промежуточные режимы, а наименее – консолидированные демократии и полные автократии. Когда мы рассматриваем Афразийскую макрозону, в этой общей перевернутой U-образной зависимости отсутствует правый нисходящий хвост (объясняемый как раз консолидированными демократиями), что делает зависимость логистической с относительно небольшим снижением в конце, а это делает общую зависимость линейно-положительной.

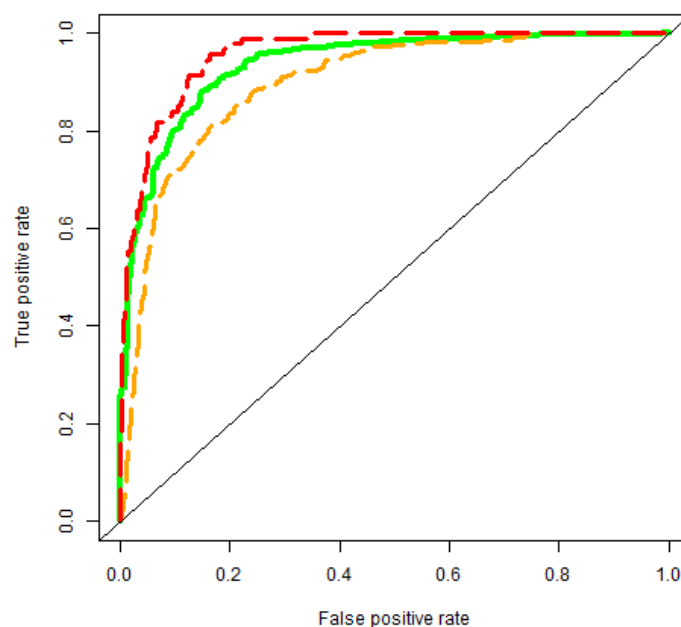


Рис. 4. AUC кривые для лучшей моделей из Табл. 7

Отрицательно влияют на риски революционных вооруженных выступлений охват школьным образованием и подушевой ВВП. При этом наиболее сильным фактором из них является именно образование, что подтверждается и другими исследованиями (Cincotta, Weber 2021; Устюжанин, Степанищева *et al.* 2023). При этом отрицательный эффект роста населения, судя по всему, является прокси как наличия устойчивого прожиточного минимума, так и отсутствия голода. Все же модель учитывает временной промежуток с 1946 года, поэтому последний эффект довольно важен.

Табл. 8. Порядковая регрессия на вооруженные революционные конфликты для африканской макрзоны нестабильности

	Обычная модель	Стандартизированная модель
Малый конфликт в прошлом году	2.814 ^{***} (0.172)	2.810 ^{***} (0.189)
Крупный конфликт в прошлом году	4.522 ^{***} (0.271)	4.515 ^{***} (0.351)
Население (ln)	0.719 ^{***} (0.079)	1.002 ^{**} (0.430)
Индекс электоральной демократии (t-1)	2.818 ^{***} (0.130)	0.451 ^{***} (0.126)
Доля молодежи	6.614 ^{***} (0.018)	0.287 [*] (0.156)
Конфликты у соседей	-0.017 (0.064)	-0.021 (0.109)
Суммарный коэффициент рождаемости	0.084 [*] (0.051)	0.175 (0.189)
Охват школьным образованием	-0.001 ^{***} (0.0001)	-0.387 ^{**} (0.151)
ВВП на душу (ln)	-0.212 ^{***} (0.082)	-0.234 (0.308)

Окончание Табл. 8

	Обычная модель	Стандартизированная модель
Площадь страны (ln)	0.415*** (0.075)	2.246 (3.412)
0 1	14.428*** (0.043)	3.653* (2.025)
1 2	17.683*** (0.182)	6.909*** (2.037)
Фикс. эффект на страну	Да	Да

Примечание: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$; в скобках приведены устойчивые стандартные ошибки с кластером на страну.

Заключение

В настоящем исследовании представлена оригинальная методика по отбору лучших моделей для объяснения вооруженной и невооруженной революционной динамики на глобальном и региональном уровне на основе сочетания машинного обучения и регрессионного анализа. Так, на основе отбора среди более чем 200 000 моделей, были выбраны лучшие модели и факторы для предсказания невооруженной и вооруженной революционной нестабильности. Можно сказать, что все выбранные лучшими модели показывают высокое качество по различным метрикам, а также отличаются полнотой выбранных факторов, что качественно отличает их от предыдущих исследований в этой области. Кроме того, настоящее исследование представляет собой продолжение работ прошлых лет по анализу революционной нестабильности методами регрессионного анализа. В частности, по сравнению с прошлым годом (Слав, Коротаев 2021) была использована спецификация логистической регрессии, которая лучше отражает распределение зависимой переменной по невооруженным революциям, а также применены устойчивые стандартные ошибки, что позволяет качественнее оценить значимость коэффициентов в моделях. Также были взяты обновленные зависимые переменные: улучшенный перечень невооруженных революционных выступлений по нашей обновленной базе данных, а также категориальная переменная для вооруженных

выступлений, отражающая интенсивность конфликта. Кроме того, была создана методика для дополнительного отбора переменных из списка наиболее важных факторов, созданного методами машинного обучения. Тем не менее, настоящее исследование полностью соотносится с результатами прошлого года: финансовая помощь со стороны США и показатели «молодежного бугра» также оказались значимыми и сильными факторами в приведенных моделях. Тем не менее, выделены и некоторые другие факторы, на которые стоит обратить внимание.

Если рассматривать мир в целом, то лучшими предикторами для объяснения невооруженной революционной дестабилизации стали плотность населения, число лет пребывания первого лица у власти, финансовая помощь со стороны США, образование, эффективность законодательной власти, доля расходов на оборону из общих государственных расходов и годовое изменение государственных расходов на душу населения. При этом положительно и значимо на начало невооруженного революционного выступления влияют плотность населения, среднее число лет обучения, рост государственных расходов и число лет пребывания первого лица у власти; при этом среди них наиболее сильным предиктором выступает образование. В свою очередь, наиболее мощным ингибирующим фактором оказывается эффективность законодательной власти.

Если рассматривать афразийскую макрозону, то лучшими предикторами для объяснения невооруженной революционной дестабилизации стали число лет пребывания первого лица у власти, конкурентность выдвижения, продовольственная инфляция, образование и индекс электоральной демократии. При этом наиболее сильным фактором из этой группы является образование, а на втором месте находится индекс электоральной демократии. В свою очередь, отрицательно и маргинально значимо влияют на риск начала невооруженного революционного выступления рост подушевого экспорта и государственных подушевых расходов. Можно заметить, что факторы нестабильности для этого региона несколько отличаются от глобального уровня, что говорит как о специфике афразийской макрозоны, так и о необходимости продолжения исследований по анализу предикторов революционной нестабильности на региональном уровне.

Если рассматривать мир в целом, то лучшими предикторами для объяснения вооруженной революционной дестабилизации стали наличие вооруженного революционного выступления в прошлом году, численность населения, «молодежный бугор», конфликты в странах-соседях и младенческая смертность; при этом революционные конфликты в прошлом, как и ожидалось, обладают наибольшей предиктивной силой.

Если рассматривать афразийскую макрозону нестабильности, то лучшими предикторами для объяснения вооруженной революционной дестабилизации стали наличие вооруженного революционного выступления в прошлом (как и в глобальной модели), численность населения, «молодежный бугор», суммарный коэффициент рождаемости, площадь страны и индекс электоральной демократии. Можно заметить, что в отличие от моделей для невооруженных революций, модели для вооруженных революций на глобальном и афразийском уровне очень похожи. При этом стоит сказать, что такой, казалось бы, парадоксальный вывод о том, что большая демократичность ведет к вооруженным конфликтам в этом регионе, связан с криволинейной зависимостью этого фактора и нестабильности. Когда мы рассматриваем афразийскую макрозону, в общей перевернутой U-образной зависимости отсутствует правый нисходящий хвост, что делает зависимость логистической с относительно небольшим снижением в конце, а это делает общую зависимость линейно-положительной. В свою очередь, отрицательно влияют на риски революционных вооруженных выступлений охват населения школьным образованием и высокий подушевой ВВП, при этом наиболее сильным ингибирующим фактором все-таки оказывается образование.

Библиография

- Коротаев А. В., Гринин Л. Е., Исаев Л. М., Билюга С. Э., Васькин И. А., Слинко Е. В., Шишкина А. Р., Мещерина К. В. 2017.** *Дестабилизация: глобальные, национальные, природные факторы и механизмы.* М.: Учитель.
- Коротаев А. В., Гринин Л. Е., Малков С. Ю., Исаев Л. М., Билюга С. Э., Шишкина А. Р., Иванов Е. А., Мещерина К. В., Васькин И. А., Медведев И. А., Романов Д. М. 2021.** *Катализаторы политических переворотов: от акций протеста к смене власти. Анализ и моделиро-*

вание процессов дестабилизации на примере модернизирующихся социально-политических систем. М.: Ленанд/URSS.

- Коротаев А. В., Мещерина К. В., Исаев Л. М., Искосков А. С., Куликова Е. Д., Дельянов В. Г., Херн У. Д. 2016.** Арабская весна как триггер глобальной социально-политической дестабилизации: опыт систематического анализа. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник. Т. 7: Арабская весна в глобальном контексте* / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Л. М. Исаев, К. В. Мещерина. Волгоград: Учитель. С. 22–126.
- Коротаев А. В., Мещерина К. В., Куликова Е. Д., Дельянов В. Г. 2017.** Арабская весна и ее глобальное эхо: количественный анализ. *Сравнительная политика* 8(4): 113–126.
- Коротаев А. В., Мещерина К. В., Хохлова А. А., Евдокимова К. С. 2018.** Волна социально-политической дестабилизации 2010-х гг. в странах Тропической и Южной Африки: предварительные результаты количественного анализа. *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. 296–319.
- Коротаев А. В., Соковнина Е. М., Шадрова А. О. 2020.** Эхо Арабской весны в странах Азии: опыт количественного анализа. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник. Т. 11* / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. Волгоград: Учитель. С. 629–665.
- Коротаев А. В., Гринин Л. Е., Медведев И. А., Слав М. 2022.** Типы политических режимов и риски революционной дестабилизации в XXI веке. *Социологическое обозрение* 21(4): 9–65.
- Коротаев А., Мещерина К., Каткова В. 2019.** Эхо «Арабской весны» в странах Африки южнее Сахары: опыт количественного анализа. *Азия и Африка сегодня* 1: 17–24.
- Коротаев А., Романов Д., Медведев И. 2019.** Эхо «арабской весны» в Восточной Европе: опыт количественного анализа. *Социологическое обозрение* 18(1): 31–81.
- Медведев И. А., Устюжанин В. В., Коротаев А. В. 2022.** Применение методов машинного обучения для ранжирования факторов и прогнозирования невооруженной и вооруженной революционной дестабилизации в афразийской макроне нестабильности. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник. Т. 13* / Ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. Волгоград: Учитель. С. 134–191.

- Слав М., Коротаев А. В. 2021.** К регрессионному анализу рисков революционной дестабилизации в афразийской макроне нестабильности в XXI веке. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 12: *Революционные процессы в афразийской макроне нестабильности и их глобальный контекст* / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. Волгоград: Учитель. С. 106–144.
- Устюжанин В. В., Гринин Л. Е., Коротаев А. В. 2021.** Революционные события XXI века в афразийской макроне нестабильности и некоторых других мир-системных зонах: предварительный количественный анализ. *Системный мониторинг глобальных и региональных рисков: ежегодник*. Т. 12: *Революционные процессы в афразийской макроне нестабильности и их глобальный контекст* / Отв. ред. Л. Е. Гринин, А. В. Коротаев, Д. А. Быканова. Волгоград: Учитель. С. 106–144.
- Устюжанин В. В., Гринин Л. Е., Медведев И. А., Коротаев А. В. 2022.** Образование и революции (Почему революционные выступления принимают вооруженную или невооруженную форму?). *Полития: Анализ. Хроника. Прогноз* 1 (104): 50–71.
- Устюжанин В. В., Жодзишская П. А., Коротаев А. В. 2022.** Демографические факторы как предикторы революционных ситуаций: Опыт количественного анализа. *Социологический журнал* 28(4): 3–30 (в печати).
- Устюжанин В. В., Михеева В. А., Сумерников И. А., Коротаев А. В. 2023.** Экономические истоки революций: Связь между ВВП и рисками революционных выступлений. *Полития* 108(1): 3–32 (в печати).
- Устюжанин В. В., Степанищева Я. В., Галлямова А. А., Коротаев А. В. 2023.** Образование и риски революционной дестабилизации: Опыт количественного анализа. *Социологическое обозрение* 22(1): 3–30 (в печати).
- Устюжанин В. В., Сумерников И. А., Гринин Л. Е., Коротаев А. В. 2022.** Урбанизация и революции: количественный анализ. *Социологические исследования* 10: 85–95.
- Хохлов Н., Васильев А., Беличенко А., Кирдянкина П., Коротаев А. 2021.** Эхо Арабской весны в Западной Европе: опыт количественного анализа. *Международные процессы* 19(2): 21–49.
- Акаев А., Korotayev A., Issaev L., Zinkina J. 2017.** Technological development and protest waves: Arab spring as a trigger of the global phase transition? *Technological Forecasting and Social Change* 116: 316–321.
- Akaike H. 1969.** Fitting autoregressive models for prediction. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* 21(1): 243–247.

- Albrecht H., Koehler K. 2020.** Revolutionary mass uprisings in authoritarian regimes. *International Area Studies Review* 23(2): 135–159.
- Beissinger M. 2022.** *The Revolutionary City: Urbanization and the Global Transformation of Rebellion*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Besaçon M. L. 2005.** Relative Resources: Inequality in Ethnic Wars, Revolutions, and Genocides. *Journal of Peace Research* 42(4): 393–415.
- Blair R. A., Sambanis N. 2020.** Forecasting civil wars: Theory and structure in an age of “Big Data” and machine learning. *Journal of Conflict Resolution* 64(10): 1885–1915.
- Bowlsby D., Chenoweth E., Hendrix C., Moyer J. D. 2020.** The future is a moving target: Predicting political instability. *British Journal of Political Science* 50(4): 1405–1417.
- Butcher C., Svensson I. 2016.** Manufacturing Dissent: Modernization and the Onset of Major Nonviolent Resistance Campaigns. *Journal of Conflict Resolution* 60(2): 311–339.
- Chenoweth E., Ulfelder J. 2017.** Can Structural Conditions Explain the Onset of Nonviolent Uprisings? *Journal of Conflict Resolution* 61(2): 298–324.
- Cincotta R., Weber H. 2021.** Youthful Age Structures and the Risks of Revolutionary and Separatist Conflicts. *Global Political Demography: Comparative Analyses of the Politics of Population Change in All World Regions* / Ed. by A. Goerres, P. Vanhuysse. London: Palgrave Macmillan. Pp. 57–92.
- Collier P., Hoeffler A. 2004.** Greed and grievance in civil war. *Oxford Economic Papers* 56(4): 563–595.
- Dahlum S. 2019.** Students in the Streets: Education and Nonviolent Protest. *Comparative Political Studies* 52(2): 277–309.
- Davies S., Pettersson T., Öberg M. 2022.** Organized violence 1989–2021 and drone warfare. *Journal of Peace Research* 59(4): 593–610.
- Day J., Pinckney, J., Chenoweth E. 2015.** Collecting data on nonviolent action: Lessons learned and ways forward. *Journal of Peace Research* 52(1): 129–133.
- Fearon J. D., Laitin D. D. 2003.** Ethnicity, Insurgency, and Civil War. *American Political Science Review* 97(01): 75–90.
- Firth D. 1993.** Bias reduction of maximum likelihood estimates. *Biometrika* 80(1): 27–38.
- Goldsmith B. E., Butcher C. R., Semenovich D., Sowmya A. 2013.** Forecasting the onset of genocide and politicide: Annual out-of-sample forecasts on a global dataset, 1988–2003. *Journal of Peace Research* 50(4): 437–452.

- Goldstone J. A., Bates R. H., Epstein D. L., Gurr T. R., Lustik M. B., Marshall M. G., Ulfelder J., Woodward M. 2010.** A Global Model for Forecasting Political Instability. *American Journal of Political Science* 54(1): 190–208.
- Gurr T. R. 1970.** *Why men rebel*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Hand D. J., Till R. J. 2001.** A simple generalisation of the area under the ROC curve for multiple class classification problems. *Machine Learning* 45(2): 171–186.
- Harbom L., Melander E., Wallensteen P. 2008.** Dyadic dimensions of armed conflict, 1946–2007. *Journal of Peace Research* 45(5): 697–710.
- Hegre H., Karlsen J., Nygård H. M., Strand H., Urdal H. 2013.** Predicting armed conflict, 2010–2050. *International Studies Quarterly* 57(2): 250–270.
- Hegre H., Nygård H. M., Landsverk P. 2021.** Can we predict armed conflict? How the first 9 years of published forecasts stand up to reality. *International Studies Quarterly* 65(3): 660–668.
- Kennedy R. 2015.** Making useful conflict predictions: Methods for addressing skewed classes and implementing cost-sensitive learning in the study of state failure. *Journal of Peace Research* 52(5): 649–664.
- King G., Zeng L. 2001.** Improving forecasts of state failure. *World Politics* 53(4): 623–658.
- Korotayev A., Meshcherina K., Shishkina A. 2018.** A wave of global sociopolitical destabilization of the 2010s: A quantitative analysis. *Democracy and Security* 14(4): 331–357.
- Korotayev A., Medvedev I., Zinkina J. 2022.** Global Systems for Sociopolitical Instability Forecasting and Their Efficiency. A Comparative Analysis. *Comparative Sociology* 21(1): 64–104.
- McFadden D. 1973.** Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior. *Frontiers in Econometrics* / Ed. by P. Zarembka. New York, NY: Academic Press. Pp. 105–142.
- Ortmans O., Mazzeo E., Meshcherina K., Korotayev A. 2017.** Modeling social pressures toward political instability in the United Kingdom after 1960: a demographic structural analysis. *Cliodynamics* 8(2): 113–158.
- Sala-i-Martin X. 1997.** *I Just Ran Two Million Regressions* 87(2): 178–183.