



Munich Personal RePEc Archive

Uncertainty analysis in integrated assessment models of the economics of climate change: a literature survey

Shumilov, Andrei

2021

Online at <https://mpa.ub.uni-muenchen.de/110171/>
MPRA Paper No. 110171, posted 18 Oct 2021 18:40 UTC

**РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА И
ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ ПРИ ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**

А.В. Шумилов

**Анализ неопределенности в интегрированных моделях климата и
экономики: обзор литературы**

Аннотация: В настоящей работе представлен обзор исследований, посвященных численному анализу различного рода неопределенностей в интегрированных моделях климата и экономики. Рассмотрены приложения методик анализа неопределенности как для детерминированных моделей (эксперименты Монте-Карло, анализ чувствительности), так и для стохастических моделей климата и экономики (стохастическое динамическое программирование).

Ключевые слова: выбросы парниковых газов, глобальное потепление, интегрированные модели климата и экономики, неопределенность.

Классификация JEL: C6, D81, Q54.

Москва 2021

Введение

Растущее внимание к проблеме климатических изменений породило целую область в экономической литературе, в которой делаются попытки объединить климатический блок с экономической деятельностью человека. Широкое распространение получили так называемые интегрированные модели климата и экономики (основанные на теории общего экономического равновесия, неоклассической модели роста или иных предпосылках), в которых ставится задача оценки последствий или оптимизации политики управления выбросами парниковых газов.

Поскольку проблеме изменения климата присуща высокая неопределенность, связанная с отсутствием точного знания о механизмах и параметрах взаимодействия климатической и экономической систем, экономическими и климатическими рисками, существенная часть работ по экономико-климатическому моделированию посвящена анализу неопределенности, в котором рассматриваются следующие вопросы. Как отдельные типы неопределенности влияют на климатическую политику и основные переменные модели? Как получение новых знаний о климатической и экономической системах может воздействовать на траекторию снижения выбросов? В настоящей работе представлен обзор таких исследований. В Разделе 1 рассматриваются приложения, использующие различные методики анализа чувствительности, проверяющего устойчивость результатов моделирования к изменениям параметров. В Разделе 2 обсуждается анализ неопределенности в стохастических моделях климата и экономики.

1. Анализ неопределенности на основе методик анализа чувствительности

В исследовании Нордхауса и Поппа [1] было предложено вероятностное расширение основанной на неоклассической теории экономического роста интегрированной модели климата и экономики DICE ([2]). В этой модификации, получившей название PRICE, была введена неопределенность в ряд параметров оригинальной модели, отражающаяся в наличии различных “состояний мира” s . Компактно модель PRICE может быть записана в виде:

$$Z(t, s) = H[Z(t - \tau, s), X(t - \tau, s), \Gamma_1(s), \Gamma_2], \quad (1)$$

где $Z(t, s)$ – вектор зависящих от состояния s эндогенных переменных (выпуск, концентрация углекислого газа в атмосфере, налог на выбросы парниковых газов и т.д.), $X(t - \tau, s)$ – вектор зависящих от состояния s текущих и прошлых значений экзогенных переменных (численность населения, технологии и т.д.), $\Gamma_1(s)$ – вектор зависящих от состояния параметров с неопределенностью, Γ_2 – вектор остальных параметров модели. Наконец, $H[\cdot]$ – вектор неявных функций, соответствующих уравнениям Эйлера из оптимизации модели Рамсея.

В качестве параметров с неопределенностью в модели климата и экономики PRICE были выбраны восемь показателей, наиболее значимых с точки зрения воздействия на экономико-климатическую политику: темп роста населения, темп роста производительности труда, ставка дисконтирования предпочтений, рост отношения выбросов парниковых газов к мировому выпуску продукции, ущерб от изменения климата, коэффициент чувствительности мировой температуры к концентрации парниковых газов в атмосфере, издержки сокращения выбросов углекислого газа и коэффициент удержания углекислого газа в атмосфере.

На основе исторических данных из разных источников для указанных параметров с неопределенностью были построены дискретные распределения с пятью значениями каждого параметра. С помощью методики выборки латинского гиперкуба количество рассматриваемых комбинаций параметров с неопределенностью (состояний мира) было снижено с 5^8 до 625. В первом наборе модельных экспериментов были рассчитаны распределения основных переменных климатической политики путем решения модели DICE (т.е. модели PRICE с совершенной информацией) для каждого из 625 состояний мира. Расчеты показывают, что неопределенность в этих переменных очень высока: значения эффективного налога на выбросы парниковых газов в 2000 г. лежат в диапазоне от 0,04 доллара за тонну (10 % перцентиль) до 34 долларов за тонну (90 % перцентиль) (рисунок 1). Они соответствуют уровню сокращения выбросов парниковых газов в диапазоне от нуля до 24 процентов неконтролируемых выбросов.

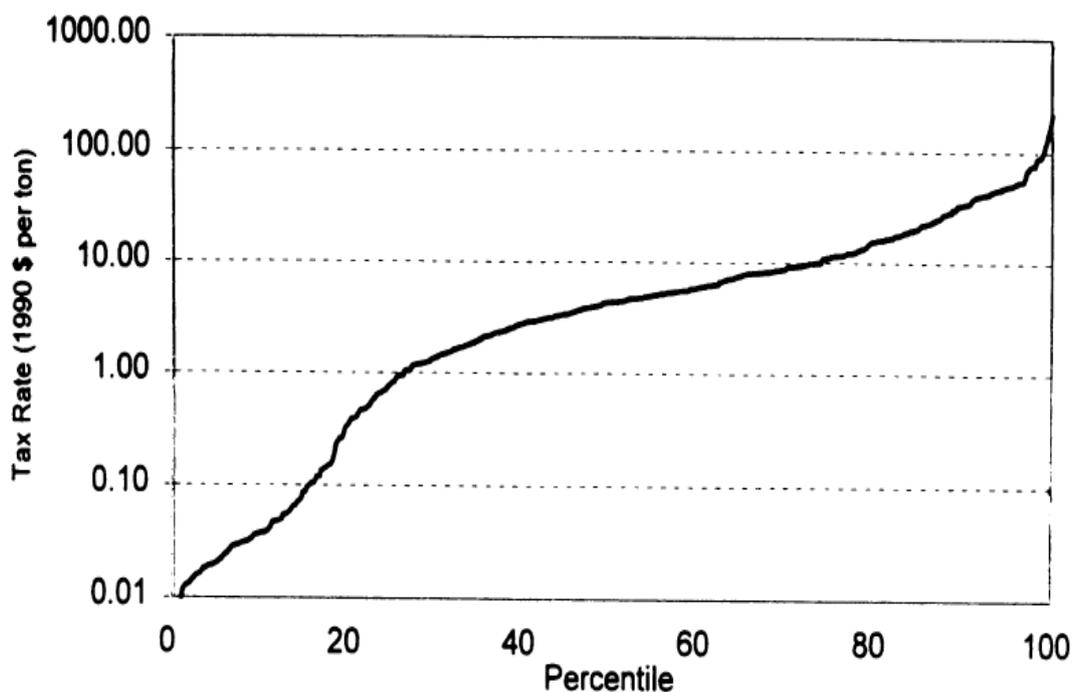


Рисунок 1 – Распределение оптимального налога на выбросы парниковых газов в атмосферу (2000 г.)

Источник: Nordhaus, Popp (1997)

Далее Нордхрус и Попп провели модельные эксперименты с разными датами разрешения неопределенности о будущих состояниях мира. В них общественный планировщик максимизирует ожидаемую потребительскую полезность, не зная до определенного момента времени истинного состояния мира. Затем состояние мира становится известным, и планировщик действует в условиях совершенной информации. Чтобы модель PRICE была численно разрешима, число состояний мира было принято равным пяти. Состояния, ранжированные в соответствии с измеряемой ставкой налога на выбросы парниковых газов в атмосферу в первом периоде строгостью климатического контроля (от наибольшей к наименьшей), сгенерированы с помощью экспериментов Монте-Карло и имеют вероятности реализации 2, 8, 15, 25 и 50%. Из проведенных модельных экспериментов следует, что выигрыш в потреблении от более раннего получения полной информации о состояниях мира (называемый *ценностью информации*) экономически значим. Так, ценность совершенной информации в 1995 г. (на 50 лет раньше, чем в 2045 г.) составляет от 45 до 108 млрд. долл. При движении по временной оси от 2045 г. к 1995 г. дополнительный год обладания совершенной информацией дает выигрыш в потреблении в 1-2 млрд. долл. США.

Наконец, в третьем наборе экспериментов Нордхаус и Попп оценили ценность совершенной информации для отдельных параметров с неопределенностью. Их результаты показывают, что наиболее важными являются показатели, напрямую связанные с климатической политикой, - ущерб от изменения климата и издержки сокращения выбросов парниковых газов. Сумма ценностей совершенной информации для этих двух переменных составляет три четверти от совокупной ценности информации.

В работе Антхоффа и Толя [3] было изучено воздействие параметрической неопределенности на неопределенность общественных издержек выбросов парниковых газов в атмосферу (social cost of carbon, SCC) в глобальной модели климата и экономики FUND (16 регионов мира, расчетный период – 1950-2310 гг.). Данная модель не относится к классам неоклассических моделей экономического роста или расчетных моделей общего экономического равновесия. В ней экзогенные сценарии экономических переменных (темпы роста валового внутреннего продукта и населения региона, энергетической и экологической эффективности регионального производства) возмущаются изменениями эндогенных переменных (концентрации углекислого газа, метана и двуокиси азота в атмосфере, среднегодовая мировая температура, переменные ущербы от климатических изменений).

Общественные издержки выбросов рассчитываются как взятая с обратным знаком разность между ущербом от изменения климата для базовой траектории мирового развития и климатическим ущербом для траектории с постепенным увеличением выбросов в период с 2010 по 2019 год. В детерминированном варианте модели FUND издержки выбросов углекислого газа оцениваются в 45 долл. США за метрическую тонну CO₂ (в ценах 1995 года).

В вероятностном расширении модели все ее основные параметры считаются случайными величинами и имеют заданные согласно экспертным оценкам функции распределения вероятностей. Чтобы проанализировать влияние неопределенности основных параметров FUND на неопределенность в SCC, Антхофф и Толь провели эксперименты Монте-Карло с выбором значений параметров из заданных распределений и запусками модели с выбранными значениями параметров. Далее, имея результаты запусков, авторы использовали два альтернативных метода, основанные на расчете (1) коэффициентов корреляции между входными (параметрами с неопределенностью) и выходным показателем (SCC) и (2) стандартизированных коэффициентов регрессии выходного показателя на входные. Обе методики линеаризуют моделируемые зависимости, и, следовательно, учитывают только локальную чувствительность – относительное влияние

небольшого изменения параметра на общественные издержки выбросов парниковых газов. Поскольку стандартизированный регрессионный коэффициент, в отличие от коэффициента корреляции, измеряет воздействие параметра на общественные издержки выбросов парниковых газов, очищенное от влияния других параметров на SCC, Антхофф и Толь выбрали регрессионную методику в качестве основной. Из проведенного анализа вклада вариации различных параметров в вариацию общественных издержек выбросов углекислого газа (как глобальных, так и рассчитанных для отдельных регионов), следует, что, независимо от используемой методики, наибольшее воздействие на неопределенность SCC оказывает неопределенность в кривизне функции спроса на охлаждающую энергию, чувствительности мировой температуры к изменению концентрации парниковых газов в атмосфере и старшего коэффициента квадратичной функции воздействия изменения климата на выпуск сельскохозяйственной продукции.

В работе Андерсона и соавторов [4] для изучения параметрической неопределенности в интегрированной модели климата и экономики DICE был применен глобальный анализ чувствительности ([5], [6]). Существенным достоинством данной методики является то, что, в отличие от известных методов локальной линейаризации (коэффициенты корреляции, регрессионные коэффициенты) и изменения одного фактора за раз (one-factor-at-a-time, OFAT), она позволяет учесть эффекты взаимодействия разных параметров в нелинейных и немонотонных моделях.

В основе глобального анализа чувствительности лежит разложение интегрируемой функциональной зависимости g выходной переменной модели Y от параметров с неопределенностью X_1, X_2, \dots, X_n (с функциями распределения F_1, F_2, \dots, F_n) на ортогональные компоненты разных размерностей (называемое также *разложением ANOVA*):

$$Y = g_0 + \sum_{i=1}^n g_i(X_i) + \sum_{i<j}^n g_{ij}(X_i, X_j) + \dots + g_{1,2,\dots,n}(X_1, X_2, \dots, X_n), \quad (2)$$

где

$$\begin{aligned} g_0 &= E(Y), \\ g_i &= E(Y | X_i) - g_0, \end{aligned} \quad (3)$$

$$g_{ij} = E(Y | X_i, X_j) - g_i - g_j - g_0,$$

...

Здесь каждое слагаемое g_i отвечает за индивидуальный эффект параметра X_i , слагаемое g_{ij} – за эффект взаимодействия X_i и X_j (дополнительно к индивидуальным эффектам этих параметров), и т.д. Возведение функционального разложения (2) в квадрат и интегрирование дает аналогичного рода разложение дисперсии Y :

$$V(Y) = \sum_{i=1}^n V_i + \sum_{i<j}^n V_{ij} + \dots + V_{1,2,\dots,n}, \quad (4)$$

где

$$V_i = \int g_i^2 dX_i = V[E\{Y | X_i\}],$$

$$V_{ij} = \iint g_{ij}^2 dX_i dX_j = V[E(Y | X_i, X_j)] - V_i - V_j, \quad (5)$$

...

Деление членов разложения $V(Y)$ дает основанные на дисперсии глобальные показатели чувствительности. *Индексом чувствительности первого порядка* называется отношение:

$$S_i = \frac{V_i}{V(Y)} = \frac{V_{X_i}[E_{X_{\sim i}}\{Y | X_i\}]}{V(Y)}, \quad (6)$$

где $X_{\sim i}$ обозначает набор всех параметров, кроме X_i . Индекс первого порядка показывает, какую долю от начальной составит $V(Y)$ после фиксирования X_i .

Если сумма всех глобальных индексов чувствительности первого порядка S_i равна единице, то модель аддитивна, т.е. модельный отклик в точности равен сумме индивидуальных эффектов параметров с неопределенностью. Если же указанная сумма меньше единицы, в модели присутствуют эффекты взаимодействия параметров с

неопределенностью, измеряемые *индексами чувствительности порядка k* для набора параметров $X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_k}$:

$$S_{i_1, i_2, \dots, i_k} = \frac{V_{i_1, i_2, \dots, i_k}}{V(Y)}. \quad (7)$$

Важное значение имеет также *полный показатель чувствительности* параметра X_i , определяемый как сумма всех показателей чувствительности, индекс которых содержит число i , или в эквивалентной формулировке:

$$ST_i = \frac{E_{X_{\sim i}}[V_{X_i}\{Y | X_{\sim i}\}]}{V(Y)} = 1 - \frac{V_{X_{\sim i}}[E_{X_i}\{Y | X_{\sim i}\}]}{V(Y)}. \quad (8)$$

Поскольку дисперсия перестает быть адекватным индикатором неопределенности в случаях, когда распределения выходных переменных сильно скошены или мультимодальны или когда входные параметры коррелированы, Андерсон и соавторы в дополнение к вариационному подходу используют также δ -индекс чувствительности ([7]), который определяется как:

$$\delta_i = \frac{1}{2} E_i[a_i(x_i)], \quad (9)$$

где

$$a_i(x_i) = |f_Y(y) - f_{Y|X_i=x_i}(y)| \quad (10)$$

– мера “расстояния” между безусловным распределением эндогенной переменной ($f_Y(y)$) и ее условным распределением.

Процедура численной реализации методики глобального анализа чувствительности состоит из 1) задания распределений для n параметров с неопределенностью; 2) генерирования выборки из N наблюдений для каждого параметра с неопределенностью; 3) запуска модели N раз для получения значений выходных переменных; 4) расчета индексов

чувствительности. Для расчета индексов первого и полного порядка “в лоб” требуется Nn^2 запусков модели, однако использование эмуляторов (метамоделей) позволяет снизить число прогонов до N , т.е. до вычислительных издержек стандартного анализа неопределенности.

Ранее в работе Нордхауса [8] был проведен анализ чувствительности модели климата и экономики DICE, когда в качестве параметров с неопределенностью “на основе предыдущих исследований” выбраны 8 показателей из 51. Применение методики OFAT, когда за раз от своего среднего значения отклоняется только один параметр с неопределенностью, показало, что для эндогенной переменной выбросов парниковых газов в атмосферу важнейшим параметром является темп роста совокупной факторной производительности, для переменной SCC наиболее важны параметр функции ущерба, климатическая чувствительность и темп роста совокупной факторной производительности. Однако при этом ранжирование параметров по их значимости не является устойчивым по отношению к вариациям параметров.

С целью сопоставления с результатами использования методики OFAT, в первой части исследования Андерсон и соавторы провели глобальный анализ чувствительности модели DICE для того же набора параметров с неопределенностью (и соответствующих распределений), что и в работе Нордхауса [8]. Оценки индексов чувствительности δ_i показывают, что качественные выводы Нордхауса о наиболее важных параметрах для переменных SCC и объема выбросов остаются в силе, но теперь проблемы неустойчивости ранжирования параметров не возникает. Кроме того, если в анализе Нордхауса [8] влияние 2 (3) параметров с неопределенностью на SCC (объем выбросов парниковых газов в атмосферу) было пренебрежимо мало, то из оценок δ_i следует, что все восемь параметров оказывают статистически значимое воздействие на распределения эндогенных переменных.

Что касается возможного наличия эффектов взаимодействия параметров с неопределенностью, то для эндогенной переменной SCC сумма индексов чувствительности второго порядка $S_{i,j}$ равна 0,42, для переменной объема выбросов – 0,61, т.е. модель реагирует не аддитивно на одновременное возмущение параметров. На общественные издержки выбросов парниковых газов наиболее сильно влияет взаимодействие роста производительности и стоимости технологии backstop, а на объем выбросов парниковых газов самое большое воздействие оказывает взаимодействие параметра функции ущерба и чувствительности мировой температуры к концентрации парниковых газов в атмосфере. В

качестве иллюстрации на рисунке 2 представлен график функции $g_{i,j}$ взаимодействия параметра функции ущерба и климатической чувствительности для эндогенной переменной выбросов парниковых газов. Как видно из рисунка, эта функция второго порядка немонотонна и не является выпуклой или вогнутой. Если взять низкое значение климатической чувствительности, то при росте параметра функции ущерба эффект взаимодействия уменьшает прямой эффект этого параметра. При высоком же значении климатической чувствительности наблюдается обратное. Таким образом, эффекты второго порядка могут оказывать как усиливающее, так и ослабляющее воздействие на индивидуальные эффекты первого порядка.

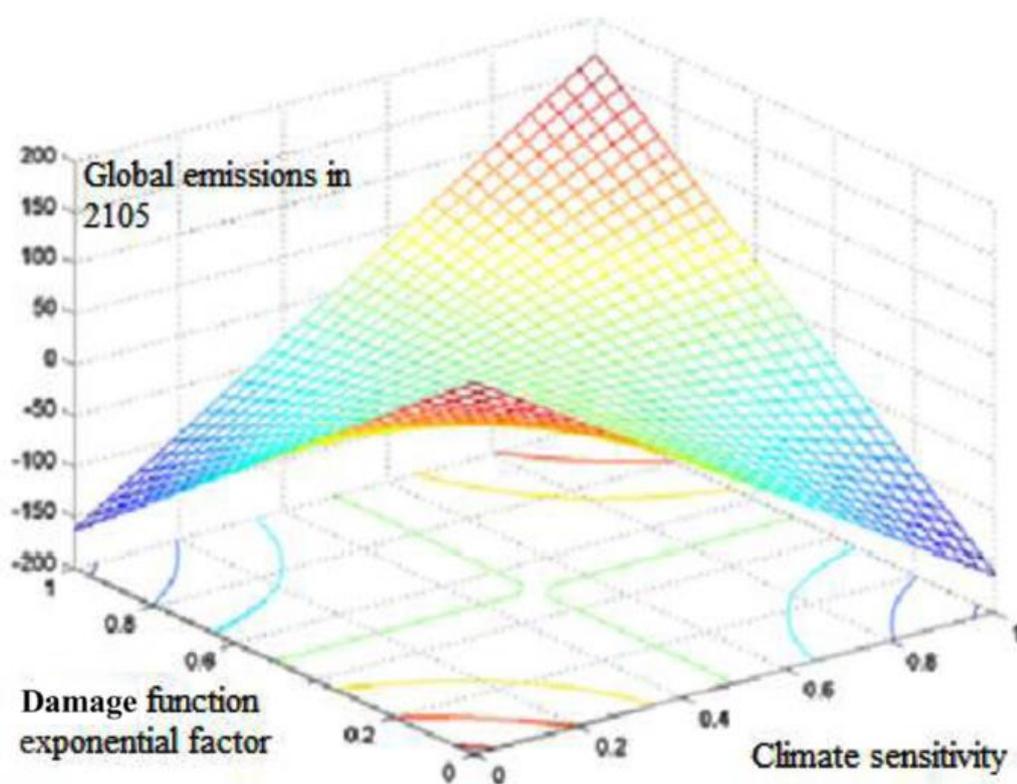


Рисунок 2 – Взаимодействие параметра функции ущерба (ось внизу слева) и климатической чувствительности (ось внизу справа) для эндогенной переменной выбросов парниковых газов (вертикальная ось)

Источник: Anderson et al. (2014)

Во второй части своего исследования Андерсон и соавторы провели глобальный анализ чувствительности модели DICE для случая, когда каждый из 51 параметра модели является неопределенным. При этом параметры считаются равномерно распределенными случайными величинами со средними, равными соответствующим базовым значениям. Основные результаты анализа чувствительности применительно к пяти рассмотренным

эндогенным переменным (благополучию, общественным издержкам выбросов парниковых газов в атмосферу, мировой температуре, объему выбросов парниковых газов в атмосферу и оптимальному налогу на выбросы парниковых газов) таковы. В состав 10 параметров, наиболее важных для той или иной эндогенной переменной, неизменно входят параметр функции ущерба, эластичность капитала в производственной функции Кобба-Дугласа и темп роста совокупной факторной производительности. Эластичность предельной полезности потребления (через ставку дисконтирования) оказывает наибольшее воздействие на благополучие потребителя (δ -индекс чувствительности равен 0,6, тогда как для второго по значимости параметра δ -индекс чувствительности меньше 0,1). Из восьми параметров, которые были выбраны в работе Нордхауса [8] в качестве неопределенных, только три входят в пятерку наиболее важных для той или иной эндогенной переменной: климатическая чувствительность, темп роста совокупной факторной производительности и параметр функции ущерба. Последний результат указывает на то, что задача выбора параметров для анализа неопределенности должна решаться с использованием системного подхода, в котором сначала варьируются все параметры интегрированной модели климата и экономики, а затем из них отбираются наиболее важные.

В исследовании Гиллингхэма и соавторов [9] была предпринята первая попытка подробного анализа неопределенностей, связанных с климатическими изменениями, на основе шести известных интегрированных моделей климата и экономики: DICE, MERGE, WITCH, IGSM, GCAM и FUND. Первые три модели базируются на неоклассической теории оптимального экономического роста. Глобальная модель DICE (16 регионов мира) содержит 25 динамических уравнений и рассчитывается на периоде 2010-2030 гг. ([10]). Динамические модели климата и экономики MERGE ([11]) (10 регионов, расчетный период – до 2100 г.) и WITCH ([12]) (13 регионов, горизонт расчетов – до 2100 г.) характеризуются детализированным описанием энергетического сектора экономики. Разработанная специалистами Массачусетского технологического института модель IGSM ([13]) является глобальной рекурсивной динамической прикладной моделью общего равновесия с 16 регионами, рассчитываемой на горизонте до 2100 г. GCAM – динамическая рекурсивная модель частичного равновесия, решаемая для набора равновесных цен на рынках энергетических и сельскохозяйственных товаров в период до 2100 г. ([14]). Наконец, как уже было отмечено ранее в настоящем обзоре, FUND – рекурсивная оптимизационная модель (16 регионов мира, горизонт – до 3000 г.), где экзогенные сценарии основных

экономических переменных берутся в качестве входных данных и затем возмущаются оценками издержек климатической политики и воздействия изменения климата ([15]).

Параметрами с неопределенностью в исследовании были приняты три важнейших с точки зрения воздействия на экономику изменения климата показателя: темп роста производительности (выпуска на душу населения), темп роста населения и климатическая чувствительность (равновесная чувствительность среднемировой температуры к изменению концентрации углекислого газа в атмосфере). Авторы поставили перед собой цель дать количественную оценку неопределенности в ключевых эндогенных переменных рассматриваемых моделей, вызванной неопределенностью в трех указанных параметрах. К наиболее важным эндогенным переменным отнесены мировая температура, концентрация углекислого газа в атмосфере, радиационное воздействие, мировой выпуск, численность населения, выбросы парниковых газов, потребление на душу населения, экономический ущерб от выбросов парниковых газов и общественные издержки выбросов (social cost of carbon, SCC).

Стандартный подход к изучению неопределенности заключается в проведении экспериментов Монте-Карло с большим количеством запусков модели для разных значений параметров с неопределенностью, выбираемых из совместного распределения. Он требует огромных затрат времени и для некоторых сложных интегрированных моделей климата и экономики практически неосуществим. Чтобы провести расчеты за приемлемое время, Гиллингхэм и соавторы разработали альтернативную методику, объединяющую два параллельных трека. Концептуально эта методика описывается следующим образом. Каждая интегрированная модель климата и экономики m из набора рассматриваемых авторами моделей может быть представлена в виде отображения H^m экзогенных (входных) переменных z , параметров с неопределенностью u и других параметров α в эндогенные (выходные) переменные Y^m :

$$Y^m = H^m(z, \alpha, u). \quad (11)$$

В первом треке сначала выполняются калибровочные прогоны модели m на сетке вокруг базовых значений трех параметров с неопределенностью (u_1^b, u_2^b, u_3^b) . Далее с помощью регрессий $Y^m = R^m(u_{m,1}, u_{m,2}, u_{m,3})$ ($u_{m,i}$ – значения параметров на сетке) рассчитываются функции поверхностного отклика, дающие аппроксимацию отображения H^m :

$$R^m(z, \alpha, u_{m,1}, u_{m,2}, u_{m,3}) \approx H^m(z, \alpha, u_{m,1}, u_{m,2}, u_{m,3}). \quad (12)$$

Во втором треке на основе информации из внешних источников рассчитываются функции распределения вероятностей $f^k(u_k)$ для каждого параметра с неопределенностью u_k .

Результаты двух треков объединяются в экспериментах Монте-Карло, дающих оценку совместного распределения выходных переменных $G^m(\tilde{Y}^m)$ модели климата и экономики m .

Проведенный авторами с помощью разработанной двухтрековой методики анализ неопределенности в рассматриваемом наборе моделей дал следующие основные результаты.

Во-первых, выбранные модели климата и экономики, иногда очень сильно отличающиеся друг от друга структурно, дают очень сходные распределения одноименных выходных переменных. Если взять в качестве примера мировую температуру 2100 года, то соответствующие квантили ее распределения в случаях разных моделей отличаются друг от друга менее чем на $0,5^\circ\text{C}$.

Во-вторых, выходные переменные, связанные с климатом, характеризуются более низкой неопределенностью, чем экономические показатели. Наиболее низкие значения коэффициента вариации (в среднем по всем моделям) имеют радиационное воздействие (0,22) и мировая температура (0,23), наиболее высокие значения – мировой выпуск продукции (0,98) и экономический ущерб от выбросов парниковых газов (1,3).

В-третьих, из изучения двух компонент общей неопределенности в наборе рассмотренных моделей - параметрической (внутримодельной) и структурной или ансамблевой (межмодельной) – следует, что для всех выходных переменных (кроме SCC) параметрическая неопределенность гораздо более велика, чем ансамблевая неопределенность. Например, параметрическая неопределенность составляет 75% общей вариации переменной повышения температуры в 2100 году. Этот результат указывает на некорректность использования в ряде исследований изменений климата ансамблевой неопределенности (сравнения результатов разных моделей) как меры общей неопределенности.

В-четвертых, рассчитанные авторами эластичности дисперсий выходных переменных по дисперсиям параметров с неопределенностью показывают, что в

подавляющем большинстве случаев неопределенность в росте производительности оказывает гораздо большее воздействие на неопределенность в основных эндогенных переменных, чем неопределенность в росте населения или климатической чувствительности.

В работе Марангони и соавторов [16] была проанализирована чувствительность будущих промышленных выбросов парниковых газов к основным факторам (или драйверам) *общих сценариев глобального социально-экономического развития* (Shared Socioeconomic Pathways, SSP) ([17]), описывающих варианты мирового развития, различающиеся остротой проблем смягчения последствий изменения климата и адаптации к ним. В исследовании использованы шесть интегрированных моделей климата и экономики *для оценки политики*¹: GEM-E3-ICCS ([18]), IMAGE ([19]), IMACLIM ([20]), MESSAGE-GLOBIOM ([21]), TIAM-UCL ([22]) и WITCH-GLOBIOM ([23]). Основные характеристики этих моделей представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Основные характеристики моделей климата и экономики, использованных в анализе чувствительности Марангони и соавторов

Модель	Тип	Концепция решения	Ожидания агентов	Число регионов	Расчетный период (гг.)
GEM-E3-ICCS	Модель общего равновесия	Рекурсивная динамика	Статические	38	2004-2050
IMAGE	Имитационная модель	Рекурсивная динамика	-	26	1970-2100
IMACLIM	Модель общего равновесия	Рекурсивная динамика	Статические	12	2001-2100
MESSAGE-GLOBIOM	Модели системной инженерии + модель	Линейная оптимизация	Рациональные	11	1990-2110

¹ В отличие от моделей *оптимизации политики* (DICE, FUND, MERGE и т.п.), где ставится задача поиска оптимальной траектории снижения выбросов парниковых газов, модели *оценки политики* предназначены для количественной оценки различных сценариев мирового развития.

	общего равновесия				
TIAM-UCL	Модель частичного равновесия на энергетичес ких рынках	Линейная оптимизация	Рациональн ые	16	2005-2100
WITCH- GLOBIOM	Модель оптимальног о роста	Нелинейная оптимизация	Рациональн ые	13	2005-2150

Источник: Marangoni et al. (2017)

Марангони и соавторы фокусируют свое внимание на трех из пяти базовых сценариев глобального социально-экономического развития: SSP1 (носящего название “Устойчивость: зеленая дорога” – несущественные проблемы смягчения последствий изменения климата и адаптации к ним), SSP3 (“Региональная конкуренция: тернистая дорога” – острые проблемы адаптации к изменениям климата и смягчению их последствий) и промежуточный сценарий SSP2. Основными факторами сценариев глобального социально-экономического развития SSP являются численность населения (POP), ВВП на душу населения (GDPPC), энергоемкость мировой экономики (END), доступность ископаемого топлива (FF) и развитие низкоуглеродных энергетических технологий (LC). По сравнению с SSP3, сценарий SSP1 характеризуется более низким темпом роста населения, более высоким ВВП на душу населения, более низкой энергоемкостью (доля спроса на энергию в ВВП), меньшей зависимостью от ископаемого топлива (доля ископаемого топлива в предложении первичной энергии), большей доступностью низкоуглеродных энергетических технологий (доля возобновляемых источников энергии в первичной энергии). Диапазоны модельных траектории драйверов, соответствующие предпосылкам сценариев глобального социально-экономического развития SSP1-SSP3, показаны на рисунке 3 (серый цвет). Для сравнения на рисунке также представлены диапазоны соответствующих переменных из исследований, посвященных построению эталонных (маркерных) количественных оценок сценариев глобального социально-экономического развития (зеленый и розовый цвета) ([24]).

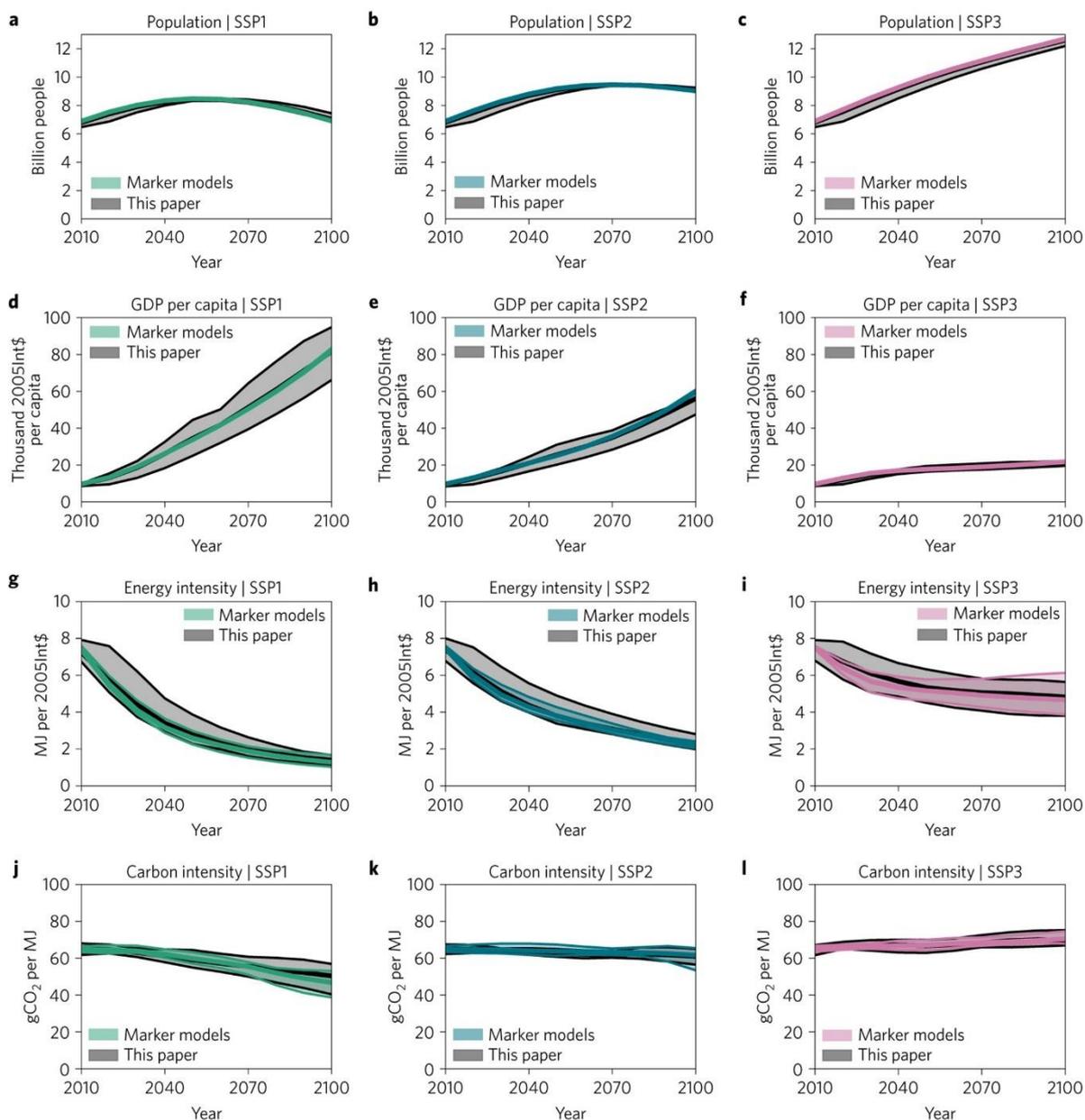


Рисунок 3 – Диапазоны траекторий основных детерминант выбросов углекислого газа, соответствующих сценариям SSP1- SSP3, в рассматриваемом наборе моделей (a-c – численность мирового населения, d-f – мировой ВВП на душу населения, g-i – мировое предложение первичной энергии / мировой ВВП, j-l – мировые выбросы CO₂ / предложение первичной энергии)

Источник: Marangoni et al. (2017)

В анализе чувствительности Марангони и соавторы используют разработанную Боргоново глобальную методику для дискретных изменений параметров ([25]). Она описывается следующим образом.

Пусть $y = h(x)$ – зависимость выходных переменных y модели от ее входных показателей x . Сценарное пространство определяется как набор дискретных векторов $z =$

$[z_1, z_2, \dots, z_n]$, элементы которых - сценарные факторы или характеристики - (POP, GDPPC, END, FF и LC) принимают значения 0 и 1. Нули соответствуют предположениям SSP2 (исходный сценарий), единицы – предположениям SSP1 или SSP3 (альтернативный сценарий). $\mathbf{x} = t(\mathbf{z})$ – функция зависимости входов модели \mathbf{x} от сценариев \mathbf{z} , и тогда $\mathbf{y} = h(t(\mathbf{z})) = g(\mathbf{z})$.

Изменение выходной переменной y при переходе от сценария $\mathbf{z}^0 = [0, \dots, 0]$ к альтернативе $\mathbf{z}^1 = [1, \dots, 1]$ можно представить в виде:

$$\Delta y = g(\mathbf{z}^1) - g(\mathbf{z}^0) = \sum_{i=1}^n \Delta_i g + \sum_{i < j} \Delta_{i,j} g + \dots + \Delta_{1,2,\dots,n} g, \quad (13)$$

где

$$\Delta_i g = g([z_1^0, z_2^0, \dots, z_{i-1}^0, z_i^1, z_{i+1}^0, \dots, z_n^0]) - g(\mathbf{z}^0) \quad (14)$$

– изменение выходной переменной вследствие индивидуального изменения i -го сценарного входа;

$$\Delta_{i,j} g = g([z_1^0, z_2^0, \dots, z_{i-1}^0, z_i^1, z_{i+1}^0, \dots, z_{j-1}^0, z_j^1, z_{j+1}^0, \dots, z_n^0]) - \Delta_i g - \Delta_j g - g(\mathbf{z}^0) \quad (15)$$

– изменение выходной переменной вследствие одновременного изменения сценарных входов i и j за вычетом эффектов индивидуальных изменений входов i и j ; и т.д. для членов более высокого порядка ($\Delta_{i,j,k} g, \Delta_{i,j,k,l} g, \dots$).

На основании разложения изменения выходной переменной (13) определяются следующие индексы чувствительности:

$$\phi_i^1 = \Delta_i g \quad (16)$$

– индивидуальный эффект входного фактора i .

$$\phi_i^T = \sum_{k=1}^n \sum_{i \in i_1, i_2, \dots, i_k; i_1 < \dots < i_k} \Delta_{i_1, \dots, i_k} g \quad (17)$$

– *полный эффект* входного фактора i , в котором суммируются все члены, содержащие индекс i .

$$\phi_i^j = \phi_i^T - \phi_i^1 \quad (18)$$

является *эффектом взаимодействия* сценарного фактора i со всеми другими сценарными факторами.

Число сценариев (и запусков модели), необходимое для расчета полного эффекта согласно (17), равно $(2^n - 1)$. Использование эквивалентной формулировки для полного эффекта ([25])

$$\phi_i^T = g(\mathbf{z}^1) - g([z_1^1, z_2^1, \dots, z_{i-1}^1, z_i^0, z_{i+1}^1, \dots, z_n^1]), \quad (19)$$

где все факторы, кроме i -го, изменены с 0 на 1, позволяет снизить вычислительные затраты и рассчитать эффекты ϕ_i^1 , ϕ_i^T и ϕ_i^j за $(2n + 1)$ запусков модели.

Основные результаты анализа чувствительности выбросов углекислого газа в атмосферу для случая отсутствия климатической политики и временного горизонта до 2050 г. представлены на рисунке 4. При переключении всех пяти факторов с уровней компромиссного сценария SSP2 на уровни сценария устойчивого развития SSP1 (левая панель) совокупное сокращение выбросов (Total) в рассмотренных шести моделях составляет в среднем 12%. Наиболее важными детерминантами выбросов углекислого газа здесь являются ВВП на душу населения (GDPPC) и энергоемкость мировой экономики (END) с абсолютным медианным полным воздействием на выбросы 5% (модельный диапазон 3-8%) и 10% (6-18%) соответственно. Поскольку сценарий SSP1 по сравнению с SSP2 описывает более богатый и более энергоэффективный мир, эти два фактора вызывают изменения выбросов противоположного знака и частично компенсируют друг друга. Снижение зависимости от ископаемого топлива (FF) и внедрение низкоуглеродных технологий (LC) ведут к снижению выбросов на 2% (медианное значение полного эффекта). Смена траектории роста населения (POP) оказывает наиболее слабое воздействие на выбросы углекислого газа во всех моделях (медианное сокращение выбросов составляет 1%).

На рисунке 4 представлены также индивидуальные эффекты и эффекты взаимодействия, суммирующиеся в полные эффекты факторов. Медианные значения

ϕ_{GDPPC}^1 и ϕ_{GDPPC}^7 равны 8% и -3% соответственно, т.е. эффект взаимодействия большего дохода (GDPPC) с другими предположениями более устойчивого сценария глобального социально-экономического развития SSP1 снижает увеличение выбросов парниковых газов, связанное с отдельно взятым увеличением ВВП на душу населения в менее устойчивом сценарии SSP2. Для других параметров направления индивидуальных эффектов и эффектов взаимодействия выражены менее четко, и могут меняться от модели к модели.

При переходе от компромиссного сценария SSP2 к сценарию региональной конкуренции SSP3 (правая панель рисунка 4) совокупный объем выбросов парниковых газов увеличивается в соответствии с описанием SSP3. Как и прежде, в качестве ключевых детерминант выбросов выступают душевой доход (GDPPC) и энергоемкость мировой экономики (END). Полная чувствительность выбросов парниковых газов к этим двум факторам здесь даже выше, чем в случае перехода к SSP1. Зеркально по отношению к указанному случаю, эффекты взаимодействия усиливают сокращение выбросов, связанное с отдельно взятым снижением ВВП на душу населения с уровня сценария SSP2 до уровня SSP3, и снижают увеличение выбросов, связанное с более высокой энергоемкостью экономики.

В заключительной части своего исследования Марангони и соавторы показали, что основные результаты анализа чувствительности выбросов парниковых газов в атмосферу к факторам сценариев SSP устойчивы к изменениям временного горизонта и экономической политики.

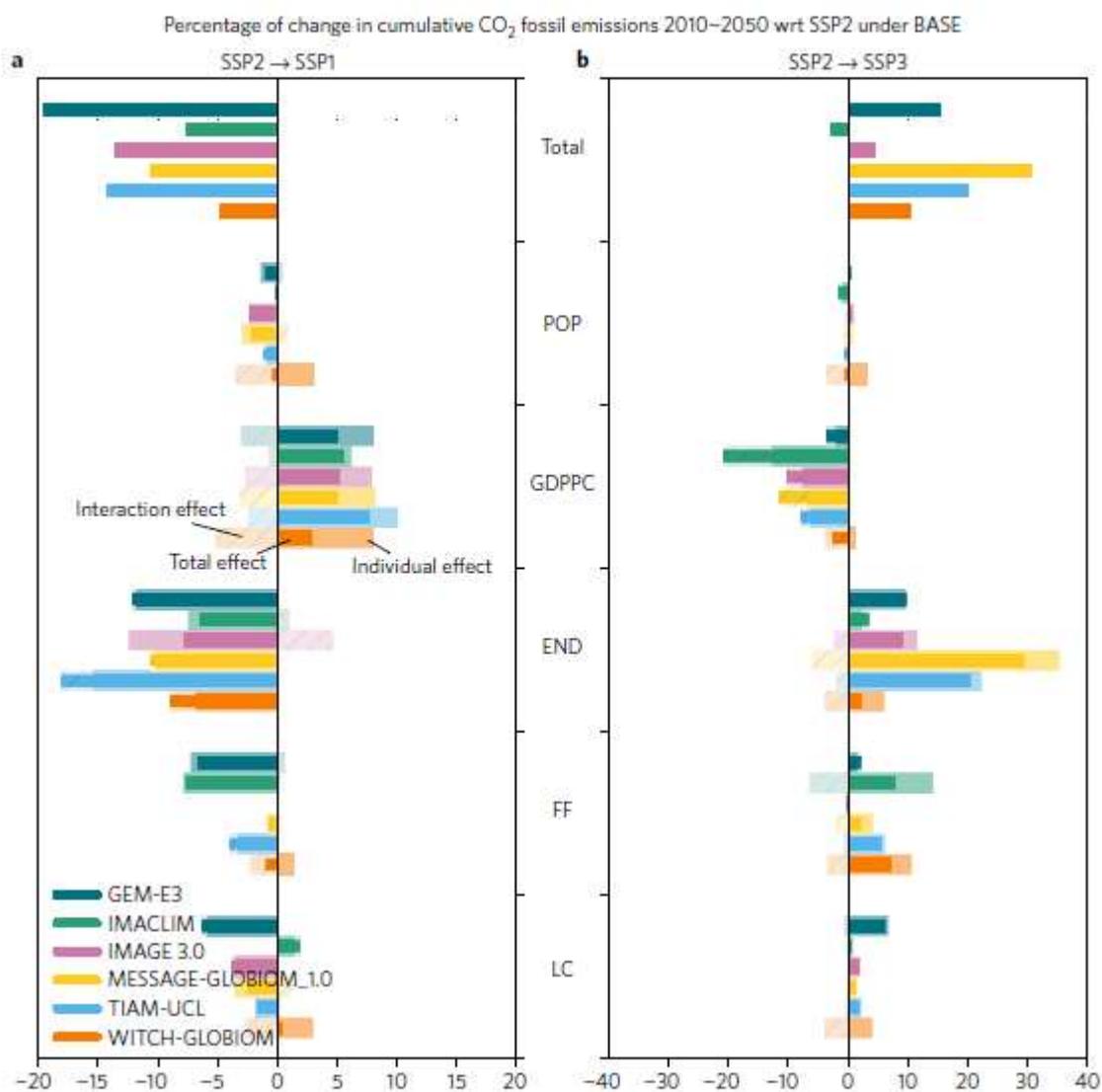


Рисунок 4 – Чувствительность (процентное изменение) мировых выбросов углекислого газа в 2010-2050 гг. к изменениям пяти сценарных факторов при переходе от SSP2 к SSP1 или SSP3 в разных моделях климата и экономики (Total – совокупное изменение выбросов)

Источник: Marangoni et al. (2017)

2. Анализ неопределенности в стохастических моделях климата и экономики

Если в анализе неопределенности большинства из рассмотренных нами ранее работ усредняются решения задач определения оптимальной климатической политики, где все значения параметров детерминированы, то в стохастических моделях климата и экономики общественный планировщик оптимизирует климатическую политику непосредственно при наличии стохастических возмущений параметров во времени.

Одной из первых работ, использующих стохастическую модель климата и экономики, является исследование Келли и Колстада [26]. С целью изучения последствий постепенного разрешения неопределенности параметра климатической чувствительности (байесовское обучение), авторы внесли во взятую за основу детерминированную модель Нордхауса DICE следующие изменения.

Во-первых, предполагается, что уравнение изменения мировой температуры T имеет стохастическую компоненту ε_t с нулевым средним значением:

$$T_{t+1} = \alpha T_t + \beta \ln \left[\frac{M_t}{M_b} \right] + \phi O_t + \varepsilon_t. \quad (20)$$

Здесь M – концентрация парниковых газов в атмосфере, O – температура океана. В эквивалентной формулировке с переопределением переменных уравнение изменения мировой температуры (20) имеет вид:

$$H_{t+1} \equiv T_{t+1} - \alpha T_t - \phi O_t = \beta \ln \left[\frac{M_t}{M_b} \right] + \varepsilon_t \equiv \beta X_t + \varepsilon_t. \quad (21)$$

Во-вторых, считается, что истинное значение параметра климатической чувствительности β общественному планировщику не известно. Изначально он знает лишь априорное нормальное распределение этого параметра $\mathcal{N}(r, V)$ (r – среднее значение, V – дисперсия). В каждый новый момент времени, наблюдая T_{t+1}, T_t, O_t , и M_t (H_{t+1} и X_t), общественный планировщик обновляет информацию о распределении параметра климатической чувствительности β на основе правила Байеса. Это дает апостериорные среднее и дисперсию:

$$r_{t+1} = \frac{r_t + V_t p_\varepsilon X_t H_{t+1}}{1 + V_t p_\varepsilon X_t^2}, \quad (22)$$

$$V_{t+1} = \frac{V_t}{1 + p_\varepsilon V_t X_t^2}, \quad (23)$$

где $p_\varepsilon = 1/\text{Var}(\varepsilon)$.

Новая оценка среднего значения является средневзвешенным предыдущей оценки и новой информации H_{t+1}/X_t :

$$r_{t+1} = \left[\frac{1}{1+V_t p_\varepsilon X_t^2} \right] r_t + \left[\frac{V_t p_\varepsilon X_t^2}{1+V_t p_\varepsilon X_t^2} \right] \frac{H_{t+1}}{X_t}. \quad (24)$$

Здесь если априорная дисперсия V_t высока, больший вес придается новой информации. Если же V_t низкая, новая информация входит в (24) с очень малым весом. Авторы аналитически показывают, что ожидаемое время обучения (количество наблюдений, необходимое для достижения заданной точности знания) пропорционально отношению шума (дисперсии температурных шоков) к сигналу (результатам климатической политики). Политика сдерживания выбросов парниковых газов замедляет процесс обучения. Отсутствие контроля над выбросами, наоборот, ускоряет обучение, но при этом ускоряется и глобальное потепление.

В стохастической модели общественный планировщик максимизирует ожидаемую потребительскую полезность U , используя в качестве управляющих переменных C_t ставку контроля над выбросами парниковых газов и инвестиции и учитывая уравнения изменений переменных состояния системы S_t (мировая температура, температура океана, объем капитала, концентрация парниковых газов в атмосфере, данные о распределении параметра β):

$$\max_{C_t} E \sum_{t=0}^{\infty} \rho^t U(S_t, C_t), \quad (25)$$

при условиях:

$$S_{t+1} = g(S_t, C_t, \varepsilon, \beta). \quad (26)$$

Задача (25)-(26) далее представляется в виде рекурсивной задачи динамического программирования (уравнение Беллмана):

$$F_i(S) = \max_C \{U(S, C) + \rho E_{\beta, \varepsilon} F_{i-1}[g(S, C, \varepsilon, \beta)]\}, \quad (27)$$

которая решается численно путем аппроксимации целевой функции $F(S)$ (неподвижной точки (27)) нейронной сетью.

Келли и Колстад провели численный анализ стохастической модели с обучением (шаг – 10 лет) для высокого (β_H) и низкого (β_L) истинных значений параметра климатической чувствительности, соответствующих повышению мировой температуры при удвоении концентрации парниковых газов в атмосфере на $4,5^\circ\text{C}$ и $1,5^\circ\text{C}$ соответственно. Результаты расчетов показывают, что срок обучения (количество периодов времени, необходимое для того, чтобы отвергнуть гипотезу об альтернативном значении параметра β с 95-процентной вероятностью) в случае $\beta = \beta_H$ составляет чуть менее 100 лет, а для $\beta = \beta_L$ – около 160 лет. Эти значения значительно превышают оценки времени разрешения неопределенности (20-60 лет), полученные в более ранних исследованиях эффекта обучения.

Оптимальные траектории контроля над выбросами парниковых газов в атмосферу в условиях неопределенности значительно отличаются от оптимальных траекторий снижения выбросов при совершенной информации. Как видно из рисунка 5, когда истинное значение параметра климатической чувствительности высокое (β_H), уровень снижения выбросов в условиях неопределенности ниже, чем в детерминированном случае. В 1985 г. ставка контроля над выбросами в случае совершенной информации составляет 0,1, а в случае неопределенности она на 24% ниже (0,076). В дальнейшем отличие ставок контроля над выбросами парниковых газов продолжает оставаться существенным. Если истинное значение параметра климатической чувствительности низкое (β_L), уровень снижения выбросов в условиях неопределенности выше, чем в детерминированном случае. Пик отклонения достигается в 2040 г., когда ставка контроля над выбросами (0,1) превышает детерминированный уровень (0,082) на 22%. Затем траектории оптимального снижения выбросов стохастического и детерминированного случаев начинают постепенно сближаться.

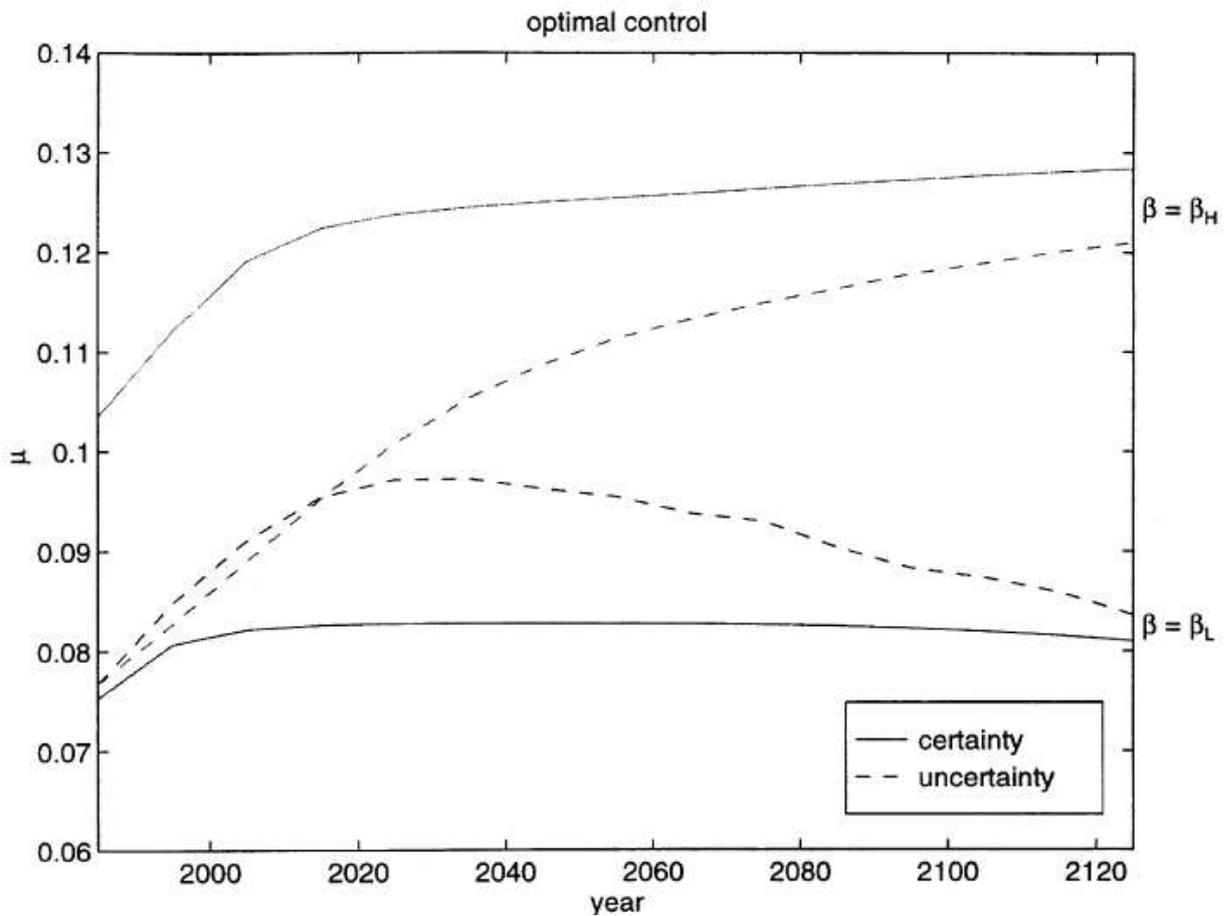


Рисунок 5 – Траектории снижения выбросов при высоком (β_H) и низком (β_L) истинных значениях параметра климатической чувствительности в детерминированном случае (сплошные линии) и при наличии неопределенности параметра (пунктирные линии)

Источник: Kelly, Kolstad (1999)

Вопрос влияния неопределенности экономического роста на оптимальную климатическую политику был изучен в работе Йенсена и Траегера [27] с помощью стохастического варианта интегрированной модели климата и экономики DICE ([8]). Для учета неопределенности роста в этой модели авторы ввели в уравнение изменения уровня производительности A_t из производственной функции Кобба-Дугласа стохастический шок \tilde{z}_t :

$$\tilde{A}_{t+1} = A_t \exp[g_{A,0} \exp[-\delta_A t] + \tilde{z}_t], \quad (28)$$

который либо задается нормальным распределением (iid):

$$\tilde{z}_t \sim \mathcal{N}(\mu_z, \sigma_z^2), \quad (29)$$

либо имеет авторегрессионную компоненту AR(1), усиливающую неопределенность роста в долгосрочной перспективе:

$$\tilde{z}_t = \tilde{x}_t + \tilde{w}_t, \quad (30)$$

где

$$\tilde{x}_t \sim \mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2), \quad (31)$$

$$\tilde{w}_t = \zeta w_{t-1} + \tilde{\epsilon}_t, \quad \tilde{\epsilon}_t \sim \mathcal{N}(\mu_\epsilon, \sigma_\epsilon^2). \quad (32)$$

Задача максимизации ожидаемой полезности потребителя в стохастической постановке модели климата и экономики DICE формулируется рекурсивно с помощью уравнения Беллмана:

$$V(K_t, M_t, A_t, t, w_t) = \max_{C_t, \mu_t} \left\{ \frac{L_t \left(\frac{C_t}{L_t} \right)^{1-\eta}}{1-\eta} + \right. \quad (33)$$

$$\left. + \exp[-\delta_u] \mathbb{E}[V(K_{t+1}, M_{t+1}, \tilde{A}_{t+1}, t+1, \tilde{w}_{t+1})] \right\},$$

где $V(\cdot)$ – целевая функция переменных состояния K_t (капитал), M_t (объем CO₂ в атмосфере), уровня производительности A_t , t и w_t ; потребление C_t и ставка снижения выбросов парниковых газов в атмосферу μ_t – управляющие переменные; L_t – численность населения; δ_u – ставка дисконтирования.

В стохастической задаче (33) параметр η отвечает одновременно за склонность к сглаживанию потребления и степень неприятия риска (в соответствии с исследованием Нордхауса [8], принимается значение $\eta = 2$). Йенсен и Траегер дополнительно рассматривают случай рекурсивных предпочтений Эпштейна-Зина, позволяющих разделить сглаживание потребления и неприятие риска. Соответствующее уравнение Беллмана имеет вид:

$$V(K_t, M_t, A_t, t, w_t) = \max_{C_t, \mu_t} \left\{ \frac{L_t \left(\frac{C_t}{L_t} \right)^{1-\eta}}{1-\eta} + \right. \\ \left. + \frac{\exp[-\delta_u]}{1-\eta} \left(\mathbb{E}[(1-\eta)V(K_{t+1}, M_{t+1}, \tilde{A}_{t+1}, t+1, \tilde{w}_{t+1})] \right)^{\frac{(1-RRA)}{(1-\eta)}} \right\}^{\frac{(1-\eta)}{(1-RRA)}} \quad (34)$$

где η – параметр склонности к сглаживанию потребления (обратное значение межвременной эластичности замещения), и RRA – мера относительного неприятия риска. В случае $\eta = RRA$ уравнение Беллмана (34) сводится к уравнению (33). Значения параметров η и RRA заимствуются из специализированных исследований предпочтений: $\eta = 2/3$, $RRA = 10$.

Результаты расчетов оптимальных траекторий климатической политики (снижение выбросов парниковых газов в атмосферу и SCC) для стохастических задач (4) и (5) и детерминированной модели DICE представлены на рисунке 6. В случае стандартных предпочтений ($\eta = RRA = 2$, верхний ряд графиков) оптимальное снижение выбросов при стохастическом росте (шоки экономического роста – независимые одинаково распределенные случайные величины) на 0,2–0,6 процентных пункта выше, чем при детерминированном росте. Оптимальный налог на выбросы парниковых газов (SCC) в текущем столетии увеличивается на величину 1-4,5 доллара США. Этот результат контрастирует с полученным с помощью экспериментов Монте-Карло в детерминированном случае выводом Нордхауса ([8]) о том, что неопределенность экономического роста снижает SCC. Отметим также, что инвестиции в основной капитал увеличиваются на 0,35 процентных пункта, т.е. наблюдается эффект сбережений из соображений предосторожности для обоих измерений капитала – производственного и климатического.

Когда сглаживание потребления и неприятие риска разделены с помощью предпочтений Эпштейна-Зина, и коэффициент неприятия риска RRA увеличивается с 2 до 10, а значение параметра сглаживания потребления остается прежним ($\eta = 2$) (средний ряд графиков на рисунке 6), влияние неопределенности экономического роста на климатическую политику значительно усиливается. Оптимальный уровень снижения выбросов парниковых газов в 2012-м году увеличивается на 12% до 16 процентных пунктов. Оптимальный налог на выбросы возрастает на 23% до 43 долл. за тонну CO₂.

Инвестиции в производственный капитал также увеличиваются. Смена шоков производительности с iid на более устойчивые авторегрессионные (AR(1)) усиливает воздействие неопределенности роста на климатическую политику примерно в два раза: оптимальный уровень снижения выбросов парниковых газов в 2012-м году увеличивается на 24% до 18 процентных пунктов, а оптимальный налог на выбросы возрастает на 45% до 51 долл. США.

Когда при предпочтениях Эпштейна-Зина коэффициент неприятия риска RRA берется равным 10, и значение параметра склонности к сглаживанию потребления η снижается с 2 до $2/3$ (это означает, что безрисковая ставка дисконтирования также уменьшается) (нижний ряд графиков на рисунке б), в детерминированном случае оптимальный налог на выбросы углекислого газа (SCC) более чем удваивается (с 35 до 85 долл. США в 2012 г.), а оптимальный уровень снижения выбросов углекислого газа увеличивается с 14,5 до 24 процентных пунктов в 2012 г. Что касается воздействия неопределенности экономического роста на климатическую политику при $\eta = 2/3$ и $RRA = 10$, то оно, в отличие от ранее рассмотренных вариантов значений параметров η и RRA , меняет свой знак с положительного на отрицательный ($\eta=1,1$ – точка нулевого воздействия неопределенности на уровень снижения выбросов углекислого газа и SCC). Оптимальный налог на выбросы углекислого газа в атмосферу (уровень снижения выбросов) в 2012 г. снижается на 15% до 71 долл. (на 9% до 21 процентного пункта) в случае iid-шока производительности на 32% до 56 долл. (на 20% до 19 процентных пунктов) в случае устойчивого шока. Йенсен и Траегер объясняют полученный результат смены знака воздействия неопределенности роста на климатическую политику доминированием эндогенного эффекта пессимизма, придающего больший вес состояниям мира с низким экономическим ростом.

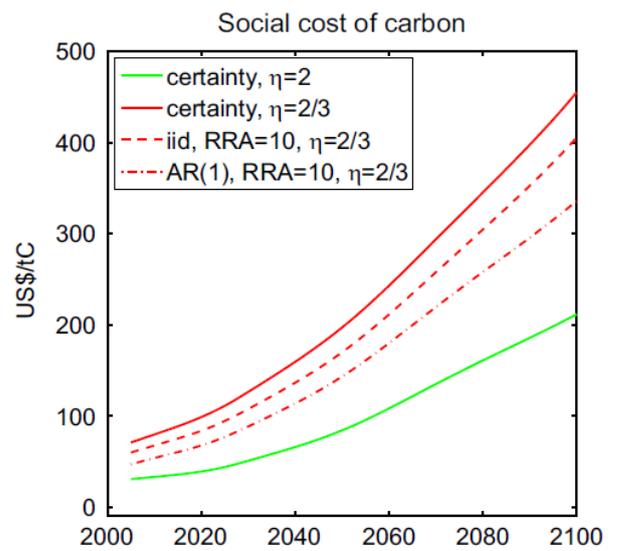
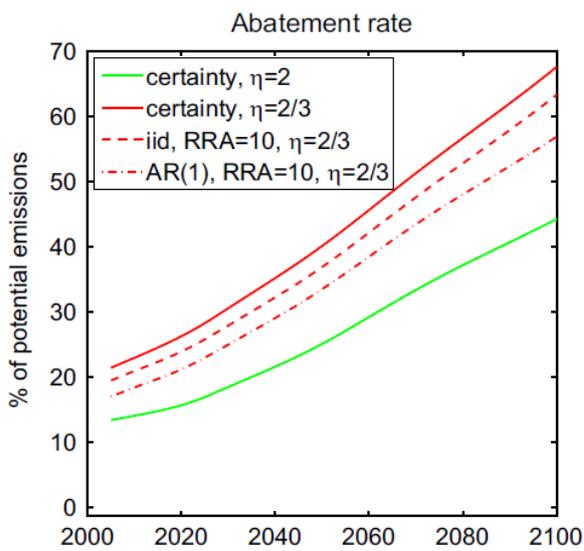
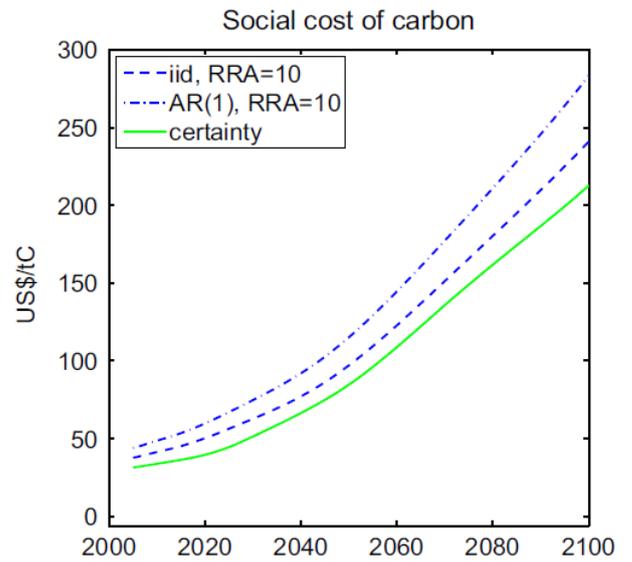
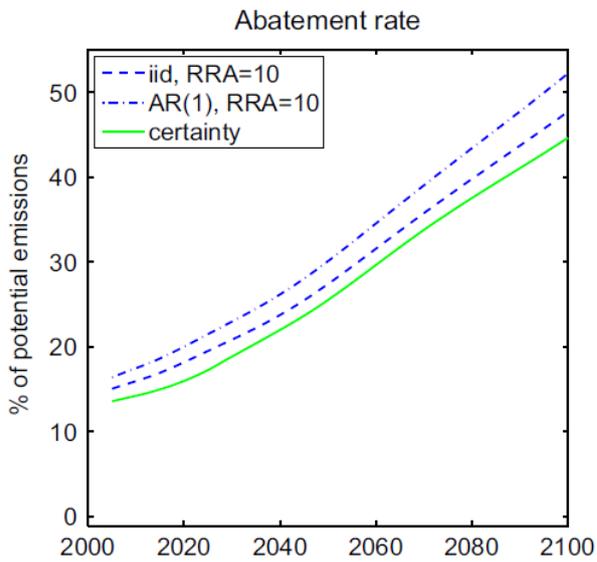
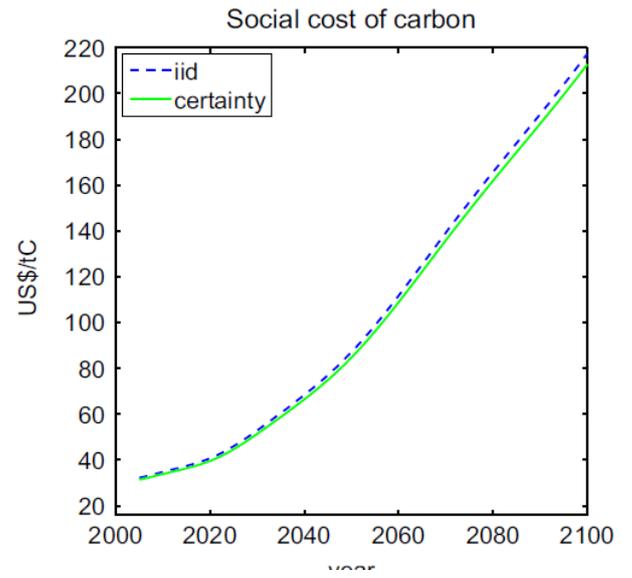
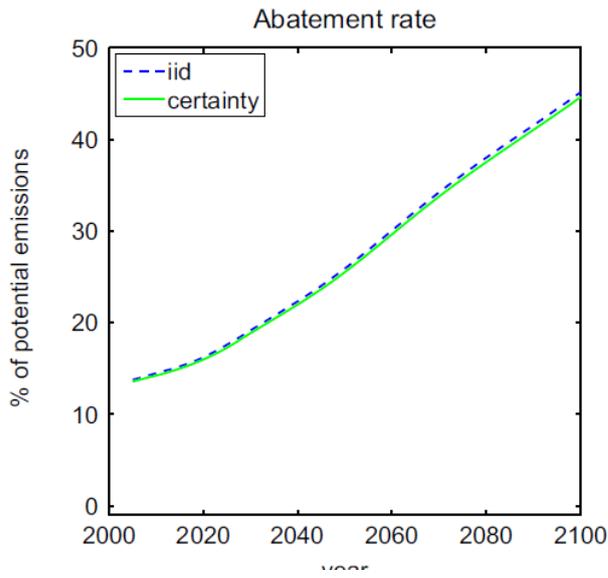


Рисунок 6 – Оптимальные траектории снижения выбросов (левый столбец) и SCC (правый столбец) для разных вариантов значений параметров η и RRA в детерминированной (certainty) и стохастической моделях DICE

Источник: Jensen, Traeger (2014)

В работе Кроста и Траегера [28] были изучены различия результатов анализа неопределенности в детерминированной модели климата и экономики DICE с помощью экспериментов Монте-Карло и в стохастической версии этой модели для случая, когда неопределенными являются параметры (b_1 и b_2) экономического ущерба D :

$$D(T_t) = b_1 \cdot T_t^{b_2}, \quad (35)$$

(T_t – изменение мировой температуры) влияющего на выпуск y_t на единицу труда согласно формуле:

$$y_t = \frac{1 - \Lambda(\mu_t)}{1 + D(T_t)} \cdot k_t^\kappa, \quad (36)$$

где μ_t – ставка снижения выбросов парниковых газов в атмосферу, $\Lambda(\mu_t)$ – расходы на снижение выбросов, k_t^κ – валовой выпуск на единицу труда согласно производственной функции Кобба-Дугласа.

Полученные авторами результаты расчетов оптимальной политики снижения выбросов в текущем столетии (ставка снижения выбросов парниковых газов в атмосферу и расходы на выбросы) для сценария неопределенности параметра ущерба b_1 , который считается случайной величиной с логнормальным распределением, и стандартных потребительских предпочтений, где параметры сглаживания потребления и неприятия риска не разделены ($\eta = RRA = 2$), представлены на рисунке 7. Здесь сплошные линии – траектории модели DICE, когда неопределенность отсутствует. Пунктирные линии – среднее климатической политики по 10000 моделируемым стохастическим траекториям и границы соответствующего девяностопятипроцентного доверительного интервала. Траектории климатической политики, полученные с помощью подхода Монте-Карло в детерминированной модели DICE обозначены крестиками.

Как видно из рисунка 7, неопределенность коэффициента ущерба b_1 в стохастической модели несколько снижает оптимальное сокращение выбросов парниковых

газов (доверительный интервал при этом является достаточно узким). Подход Монте-Карло снижает оптимальный уровень сокращения выбросов значительно больше, чем оптимальная политика в условиях постоянной неопределенности. Сопоставление графиков ставки снижения выбросов парниковых газов и расходов на выбросы показывает, что использование методики усреднения на основе экспериментов Монте-Карло приводит к противоречащему ограничением оптимизационной модели результату. С одной стороны, полученные с помощью подхода Монте-Карло траектории предполагают на 9% более низкий начальный уровень сокращения выбросов парниковых газов, чем при совершенной информации, и, таким образом, климатическую политику, которая является *более мягкой*, чем в детерминированном или стохастическом случае. С другой стороны, эти траектории предполагают на 17% более высокие первоначальные расходы на уменьшение выбросов, чем в условиях определенности, и, таким образом, *более жесткую* климатическую политику.

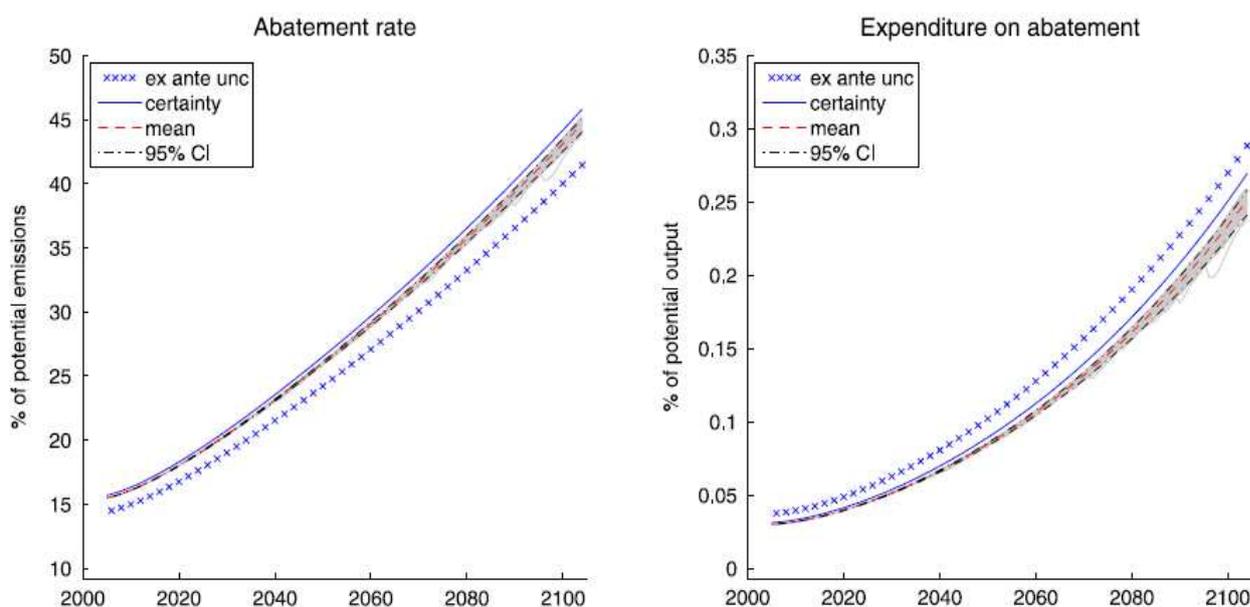


Рисунок 7 – Оптимальные ставка снижения выбросов парниковых газов (левый график) и расходы на снижение выбросов (правый график) в случае неопределенности параметра b_1 функции климатического ущерба

Источник: Crost, Traeger (2013)

Если неопределенным является степенной параметр b_2 функции климатического ущерба (нормально распределенная случайная величина), знак воздействия неопределенности на оптимальную климатическую политику в стохастической модели меняется на противоположный (рисунок 8): оптимальный налог на выбросы парниковых газов и ставка контроля над выбросами увеличиваются (левый график на рисунке 8), а

концентрация CO_2 в атмосфере снижается (правый график). Как и в случае неопределенности параметра b_2 , методика Монте-Карло дает более низкие значения налога на выбросы парниковых газов и более высокую пиковую концентрацию CO_2 в атмосфере, чем стохастическая модель. Теперь пиковая концентрация CO_2 даже выше, чем в детерминированной модели, т.е. использование подхода Монте-Карло дает неверный знак влияния неопределенности на пиковую концентрацию CO_2 в атмосфере.

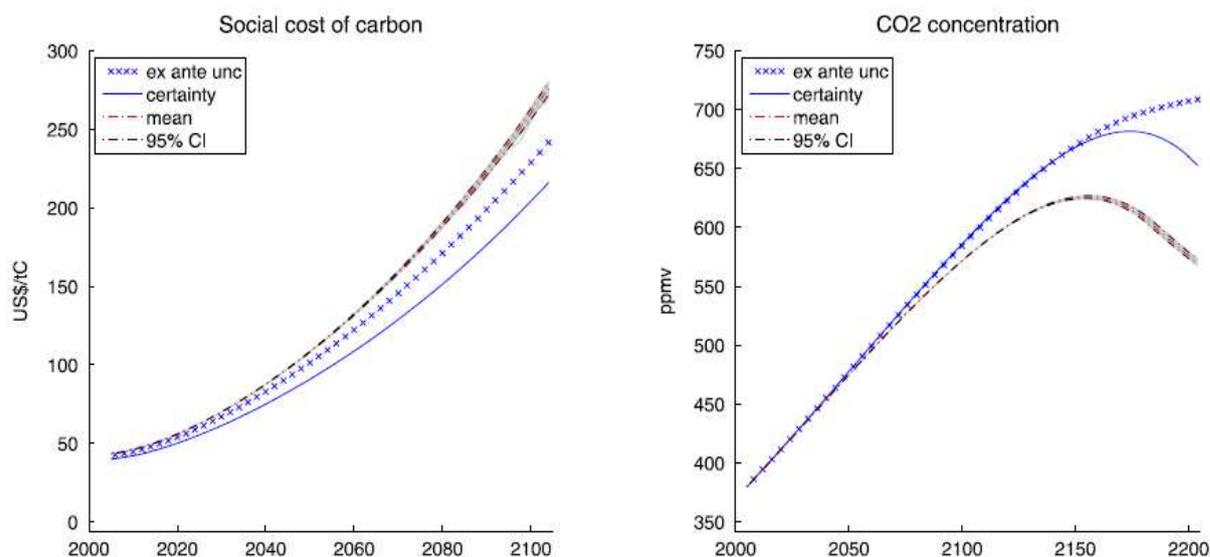


Рисунок 8 – Оптимальные общественные издержки выбросов (левый график) и концентрация CO_2 в атмосфере (правый график) в случае неопределенности параметра b_2 функции климатического ущерба

Источник: Crost, Traeger (2013)

Дополнительный анализ неопределенности параметров функции климатического ущерба b_1 и b_2 с переходом от стандартных потребительских предпочтений к предпочтениям Эпштейна-Зина, где общественный планировщик относительно более склонен к сглаживанию потребления во времени ($\eta = \frac{2}{3} < 2$) и относительно менее склонен к риску ($RRA = 9,5 > 2$), приводит к качественно аналогичным результатам: по сравнению со стохастической версией модели DICE, подход экспериментов Монте-Карло дает существенно более низкие значения налога на выбросы парниковых газов и значительно более высокое пиковое значение концентрации CO_2 в атмосфере. Соответственно, авторы делают общий вывод о том, что к результатам анализа неопределенности с помощью экспериментов Монте-Карло в детерминированных моделях климата и экономики следует относиться с осторожностью.

Стохастическое расширение интегрированной модели климата и экономики DICE было использовано также в работе Лемойна и Траегера [29] с целью изучения воздействия

на климатическую политику так называемых *переломных точек* - пороговых изменений критических элементов климатической системы (таких как ледники Гренландии или Антарктиды, тропические леса Амазонки), приводящих к ее переходу в качественно иное состояние.

Для учета переломных точек авторы внесли в стохастическую модель DICE следующие изменения. Предполагается, что наступление переломного момента мгновенно и навсегда меняет динамику системы и переводит ее из “допорогового” режима 0 в “послепороговый” режим 1. Уравнение Беллмана для “послепорогового” режима имеет вид:

$$V_1(\mathbf{S}_t) = \max_{\mathbf{x}_t} \{u(\mathbf{x}_t, \mathbf{S}_t) + \beta_t \int V_1(\mathbf{S}_{t+1}) d\mathbb{P}\} \quad (37)$$

при условиях

$$\mathbf{S}_{t+1} = g_1(\mathbf{x}_t, \epsilon_t, \mathbf{S}_t), \mathbf{x}_t \in \Gamma(\mathbf{S}_t), \quad (38)$$

где $V_1(\cdot)$ – целевая функция в режиме 1, \mathbf{S}_t – переменные состояния (капитал, объем CO_2 в атмосфере, кумулятивное изменение мировой температуры), \mathbf{x}_t – управляющие переменные (потребление, сокращение выбросов, инвестиции), $u(\cdot)$ – полезность от потребления товаров, β_t – ставка дисконтирования, $g_1(\cdot)$ – функция перехода переменных состояния, ϵ_t – стохастические шоки², распределение которых характеризуется вероятностной мерой \mathbb{P} . Множество $\Gamma(\mathbf{S}_t)$ задает ограничения на управляющие переменные.

В “допороговой” целевой функции задачи определения оптимальной климатической политики учитывается вероятность пересечения переломного порога $h(\mathbf{S}_t, \mathbf{S}_{t+1})$ между моментами времени t и $t+1$:

$$V_0(\mathbf{S}_t) = \max_{\mathbf{x}_t} \{u(\mathbf{x}_t, \mathbf{S}_t) + \beta_t \int [[1 - h(\mathbf{S}_t, \mathbf{S}_{t+1})]V_0(\mathbf{S}_{t+1}) + h(\mathbf{S}_t, \mathbf{S}_{t+1})V_1(\mathbf{S}_{t+1})] d\mathbb{P}\} \quad (39)$$

² В рассматриваемом стохастическом расширении модели DICE это шоки в уравнении зависимости экономического ущерба D_t от изменения температуры T_t : $D_t = d_1(\epsilon_t T_t)^{d_2}$.

при условиях

$$\mathbf{S}_{t+1} = g_0(\mathbf{x}_t, \epsilon_t, \mathbf{S}_t), \mathbf{x}_t \in \Gamma(\mathbf{S}_t). \quad (40)$$

С вероятностью $1 - h$ динамика системы остается неизменной с целевой функцией V_0 , иначе система с момента времени $t+1$ переходит в “послепороговый” режим с целевой функцией V_1 .

В исследовании Лемойна и Траегера для простоты предполагается, что переломный момент наступает тогда, когда кумулятивное изменение мировой температуры T_{t+1} пересекает заранее не известный порог \tilde{T} . Величина \tilde{T} равномерно распределена на отрезке $[T_{\max,t}, \bar{T}]$, где $T_{\max,t}$ – максимальное значение мировой температуры вплоть до момента времени t . Таким образом в стохастической модели присутствует эффект обучения, т.к. при повышении мировой температуры общественный планировщик может уточнять свое знание о распределении \tilde{T} . В базовом случае верхняя граница сегмента \bar{T} принимается равной $4,27^\circ\text{C}$, и ожидаемое значение переломного порога в (начальном для расчетов) 2005 г. составляет $2,5^\circ\text{C}$. Вероятность пересечения порога между моментами времени t и $t + 1$ при условии, что порог не был пересечен к моменту t , рассчитывается по следующей формуле:

$$h(T_t, T_{t+1}) = \max\left\{0, \frac{\min\{T_{t+1}, \bar{T}\} - T_t}{\bar{T} - T_t}\right\}, \quad (41)$$

т.е. дополнительный градус потепления в будущем несет больший риск наступления переломного момента, чем дополнительный градус потепления в прошлом.

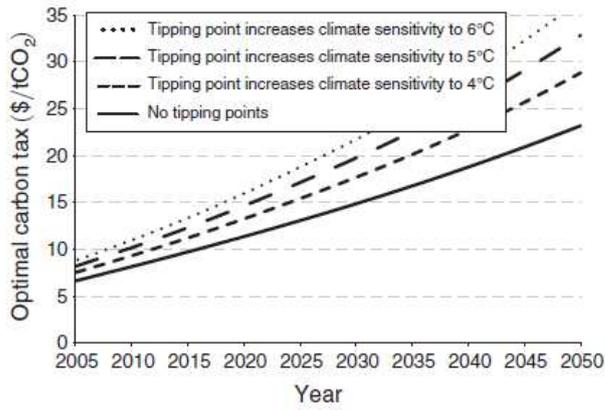
Лемойн и Траегер рассматривают переломные точки двух категорий. Переломная точка первого типа увеличивает равновесную чувствительность климата к удвоению выбросов парниковых газов в атмосферу с 3°C до 4°C , 5°C или 6°C . Переломная точка второго типа снижает скорость поглощения атмосферного CO_2 сушей и океаном на 25%, 50% или 75%.

Задачи динамического программирования (37) и (39) с вероятностями переломных точек (41) решаются численно посредством аппроксимации целевой функции многочленами Чебышева. Сначала решается “постпороговая” задача (37). Затем ее решение используется в “допороговой” задаче (39).

Рассчитанные авторами оптимальные траектории налога на выбросы парниковых газов (SCC), концентрации углекислого газа в атмосфере и мировой температуры для разных типов переломных точек³ (левый столбец – точки первого типа; правый столбец – точки второго типа) в сравнении с базовым сценарием отсутствия переломных моментов представлены на рисунке 9. Как видно из рисунка, когда переломные точки отсутствуют, оптимальный налог на выбросы парниковых газов в 2015 году составляет около 10 долл. США/т. CO₂. Самая сильная версия переломной точки первого типа (увеличение чувствительность климата к удвоению выбросов парниковых газов) повышает налог на выбросы парниковых газов до 13,5 долл. США /т. CO₂, а самый сильный вариант переломной точки второго типа (снижение скорости поглощения атмосферного CO₂) увеличивает его до 14 долл. США /т. CO₂. Хотя переломные точки оказывают относительно небольшое воздействие на борьбу с выбросами парниковых газов в атмосфере на начальном этапе, они, тем не менее, ведут к значительному сокращению выбросов парниковых газов в долгосрочной перспективе, поскольку точки перелома сильно увеличивают оптимальный налог на выбросы в конце 21-го столетия. В случае отсутствия переломных точек на оптимальной траектории увеличения мировой температуры (концентрации углекислого газа в атмосфере) пиковое значение 3,3°C (637 миллионов долей) достигается в 2187 (2163) году. Наиболее сильный вариант точки первого типа снижает максимальное значение мировой температуры (атмосферной концентрации CO₂) до 2,8°C (560 миллионов долей), а наиболее сильный вариант точки второго типа – только до 3,0°C (588 миллионов долей).

³ Авторы изучают, как оптимальная климатическая приспособляется к потенциальной возможности наступления переломного момента, и все расчеты проведены при условии, что точка перелома на рассматриваемом временном горизонте не пройдена.

Panel A. Climate feedback tipping point



Panel B. Carbon sink tipping point

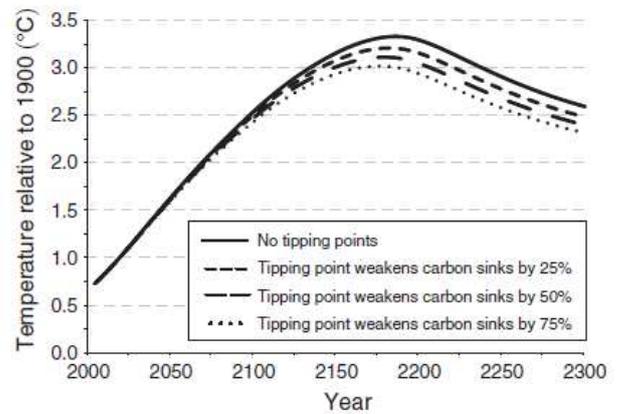
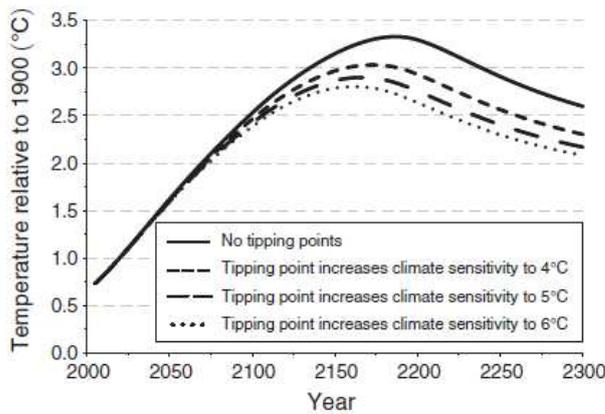
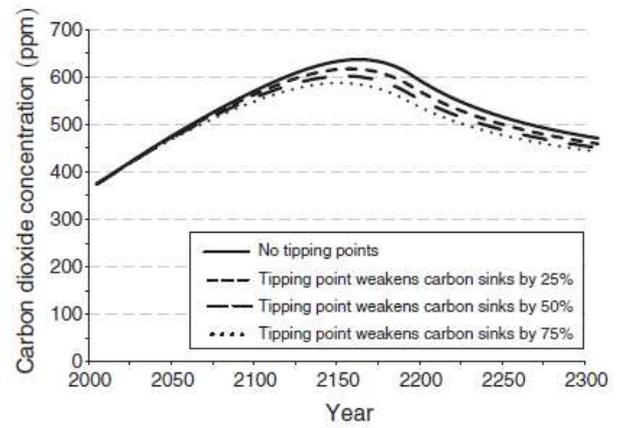
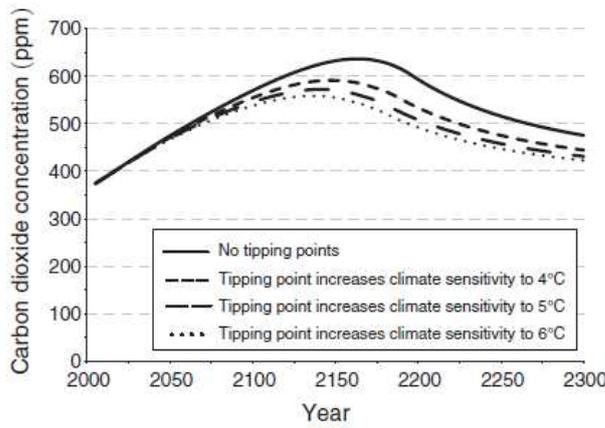
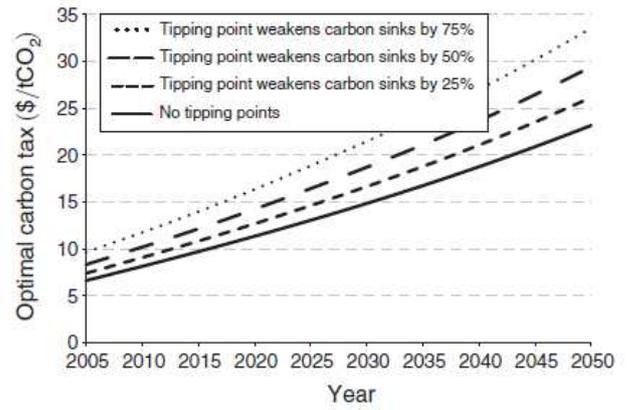


Рисунок 9 – Воздействие переломных точек на оптимальные траектории SCC (верхний ряд), концентрации CO₂ в атмосфере (средний ряд) и мировой температуры (нижний ряд)
 Источник: Lemoine, Traeger (2014)

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Nordhaus W.D., Popp D. What is the Value of Scientific Knowledge? An Application to Global Warming Using the PRICE Model // *The Energy Journal*. 1997. pp. 1-45.
2. Nordhaus W.D. *Managing the global commons: the economics of climate change*. Cambridge: MIT Press, 1994.
3. Anthoff D., Tol R.S.J. The uncertainty about the social cost of carbon: A decomposition analysis using fund // *Climatic change*. 2013. Vol. 117. No. 3. pp. 515-530.
4. Anderson B. et al. Uncertainty in climate change modeling: can global sensitivity analysis be of help? // *Risk analysis*. 2014. Vol. 34. No. 2. pp. 271-293.
5. Saltelli A. et al. *Global Sensitivity Analysis—The Primer*. Chichester: John Wiley & Sons, 2008.
6. Соболев И. М. Глобальные показатели чувствительности для изучения нелинейных математических моделей // *Математическое моделирование*. 2005. Т. 17. № 9. С. 43-52.
7. Borgonovo E. A new uncertainty importance measure // *Reliability Engineering & System Safety*. 2007. Vol. 92. No. 6. pp. 771-784.
8. Nordhaus W.D. *Dealing With Uncertainty In Climate-Change Policy* // In: *A Question of Balance: Weighing the Options on Global Warming Policies*. Yale University Press, 2008. pp. 123-147.
9. Gillingham K. et al. Modeling uncertainty in integrated assessment of climate change: A multimodel comparison // *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*. 2018. Vol. 5. No. 4. pp. 791-826.
10. Nordhaus W.D. Estimates of the Social Cost of Carbon: Concepts and Results from the DICE-2013R Model and Alternative Approaches // *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*. 2014. No. 1. pp. 273-312.
11. Manne A., Mendelsohn R., Richels R. MERGE: A model for evaluating regional and global effects of GHG reduction policies // *Energy policy*. 1995. Vol. 23. No. 1. pp. 17-34.
12. Bosetti V., Carraro C., Galeotti M., Massetti E., Tavoni M. WITCH: A World Induced Technical Change Hybrid Model // *Energy Journal*. 2006. Vol. 27. pp. 13-37.

13. Chen Y.-H., Paltsev S., Reilly J.M., Morris J.F., Babiker M.H. Long-Term Economic Modelling for Climate Change Assessment // *Economic Modelling*. 2016. Vol. 52. No. 8. pp. 867-883.
14. Calvin K. et al. GCAM Documentation. College Park, MD: Joint Global Change Research Institute, 2011.
15. Anthoff D., Tol R. On International Equity Weights and National Decision Making on Climate Change // *Journal of Environmental Economics and Management*. 2010. Vol. 60. No. 1. pp. 14-20.
16. Marangoni G. et al. Sensitivity of projected long-term CO₂ emissions across the Shared Socioeconomic Pathways // *Nature Climate Change*. 2017. Vol. 7. No. 2. pp. 113-117.
17. O'Neill B.C. et al. A new scenario framework for climate change research: the concept of shared socioeconomic pathways // *Climatic change*. 2014. Vol. 122. No. 3. pp. 387-400.
18. Capros P. et al., "GEM-E3 model documentation," JRC Scientific and Policy Reports, 26034, 2013.
19. Stehfest E. et al. Integrated Assessment of Global Environmental Change with IMAGE 3.0. Model Description and Policy Applications. PBL Netherlands Environmental Assessment Agency, 2014.
20. Waisman H., Guivarch C., Grazi F., Hourcade J.C. The Imacim-R model: infrastructures, technical inertia and the costs of low carbon futures under imperfect foresight // *Climatic Change*. 2012. Vol. 114. pp. 101–120.
21. Fricko O. et al. The marker quantification of the Shared Socioeconomic Pathway 2: A middle-of-the-road scenario for the 21st century // *Global Environmental Change*. 2017. Vol. 42. pp. 251-267.
22. Anandarajah G., Pye S., Usher W., Kesicki F., Mcglade C. TIAM-UCL Global Model Documentation. UK Energy Research Centre, 2011.
23. Emmerling J. et al. The WITCH 2016 model-documentation and implementation of the shared socioeconomic pathways. 2016.
24. Riahi K. et al. The shared socioeconomic pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: an overview // *Global Environmental Change*. 2017. Vol. 42. pp. 153-168.

25. Borgonovo E. Sensitivity analysis with finite changes: An application to modified EOQ models // *European Journal of Operational Research*. 2010. Vol. 200. No. 1. pp. 127-138.
26. Kelly D.L., Kolstad C.D. Bayesian learning, growth, and pollution // *Journal of economic dynamics and control*. 1999. Vol. 23. No. 4. pp. 491-518.
27. Jensen S., Traeger C.P. Optimal climate change mitigation under long-term growth uncertainty: Stochastic integrated assessment and analytic findings // *European Economic Review*. 2014. Vol. 69. pp. 104-125.
28. Crost B., Traeger C.P. Optimal climate policy: uncertainty versus Monte Carlo // *Economics Letters*. 2013. Vol. 120. No. 3. pp. 552-558.
29. Lemoine D., Traeger C. Watch your step: optimal policy in a tipping climate // *American Economic Journal: Economic Policy*. 2014. Vol. 6. No. 1. pp. 137-166.