

**СОВРЕМЕННОЕ ЭКОНОМИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ:
ФОРМАЛИЗОВАННЫЕ КРИТЕРИИ И КЛАССИФИКАЦИЯ**DOI: <https://doi.org/10.24891/cjbvoj>EDN: <https://elibrary.ru/cjbvoj>**Александр Владимирович МАТЫЦЫН**

директор, компания ZGME Trading FZE, Дубай, Объединенные Арабские Эмираты

e-mail: avmatytsyn@gmail.com

ORCID: 0000-0001-8376-1347

SPIN: 5660-5080

История статьи:

Рег. № 555/2025

Получена 29.08.2025

Одобрена 11.10.2025

Доступна онлайн

18.11.2025

Специальность: 5.2.1;
5.2.3**УДК** 330.4**JEL:** C53, E17**Ключевые слова:**современное
экономическое
моделирование,
логическая
формализация,
классификация
моделей,
прогнозирование,
методология науки**Аннотация****Предмет.** Современное экономическое моделирование и проблема определения научного статуса моделей в условиях методологического разнообразия.**Цели.** Разработка универсального методологического стандарта для оценки научной строгости экономических моделей с использованием системы формальных предикатов.**Методология.** Используются философско-методологический анализ, формальная логика предикатов и инструменты прикладной эконометрики. Предложена операционализация философских критериев научности через систему бинарных предикатов, каждый из которых связан с набором статистических и эконометрических тестов.**Результаты.** Сформулирован минимальный критерий научности, позволяющий отделить модели, удовлетворяющие базовым требованиям, от ненаучных. Разработана иерархия уровней научной строгости – от базового прогностического до интегрального. Проведена апробация на примере инновационных моделей (нейросетевых систем, ансамблей машинного обучения, агент-ориентированных подходов), выявившая их сильные и слабые стороны.**Выводы.** Предложенная система предикатов обеспечивает воспроизводимую классификацию экономических моделей, повышает прозрачность их сопоставления и определяет области оправданного применения. Результаты исследования могут быть использованы как в философско-методологической рефлексии, так и в практической оценке моделей для прогнозирования, анализа политики и управления рисками.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2025

Для цитирования: Матыцын А.В. Современное экономическое моделирование: формализованные критерии и классификация // Экономический анализ: теория и практика. – 2025. – № 11. – С. 60 – 70. DOI: 10.24891/cjbvoj EDN: CJBVOJ

Современное экономическое моделирование переживает период трансформации. Традиционные макроэкономические конструкции, такие как DSGE-модели, сосуществуют с гибкими статистическими методами и быстро развивающимися инструментами машинного обучения и нейросетевых прогностических систем. При этом вопрос об их научном статусе и сопоставимости остается открытым: одни модели создаются для строгого объяснения и анализа механизмов, другие – для точного прогнозирования, третьи – для работы с рисками и неопределенностью. В условиях такой методологической диверсификации возрастает потребность в универсальной и воспроизводимой системе оценки качества и статуса моделей, которая позволила бы исследователям и практикам опираться на согласованные критерии.

Проблема научного статуса экономических моделей имеет давнюю историю и остается предметом интенсивных дискуссий. Уже в середине XX в. К. Поппер [1] связывал научность с принципом фальсифицируемости, а К. Хемпель и П. Оппенгейм [2] предлагали модель дедуктивно-номологического объяснения. В экономике эти идеи нашли отражение в попытках создания строгих теоретических конструкций, где важнейшими признаками научности считались прогнозная сила и соответствие теории. Однако уже в 1970-е гг. Р. Лукас¹ показал, что эмпирическая устойчивость моделей не гарантируется при изменении политики, что подорвало доверие к упрощенным эмпирическим подходам. В 1980-е и 1990-е гг. Д. Хендри [3] и М. Морган [4] настаивали на необходимости тестов устойчивости и учета структурных сдвигов, что также выявило ограниченность классических методологий.

Ситуация еще более усложнилась в XXI в. с распространением методов машинного обучения и нейросетевых систем, которые демонстрируют высокую прогностическую точность, но зачастую не имеют строгой структурной интерпретации. В результате экономическое моделирование оказалось на пересечении разных традиций: теоретических моделей, статистических конструкций и алгоритмов искусственного интеллекта.

Попытки предложить типологии научных моделей в философии науки, сделанные, к примеру, исследователями В. Григорьяду, Ф. Кутельерисом [5], остаются преимущественно концептуальными и не дают исследователю четких инструментов для проверки конкретной модели. В свою очередь формальные подходы, стремящиеся описать модели средствами алгебры или логики, слишком абстрактны и не ориентированы на практику экономического анализа. Между тем экономическая политика и управление рисками требуют инструментов, которые одновременно учитывают прогнозную адекватность, эмпирическую устойчивость, воспроизводимость результатов и, в случае вероятностных методов, корректное обращение с неопределенностью.

Цель исследования заключается в разработке методологического стандарта для оценки научного статуса экономических моделей на основе системы формальных предикатов и логической категоризации. Задачи исследования следующие:

- операционализировать философские критерии научности, преобразовав их в систему проверяемых предикатов;
- обеспечить универсальность методологии и ее применимость к различным типам моделей — от базовых статистических методов до современных алгоритмов машинного обучения и нейросетей;
- разработать инструменты для прозрачного сравнения моделей различной природы в контексте прогнозирования, анализа экономической политики и управления рисками;
- сформировать методологический мост между философско-методологической рефлексией и практическими задачами прикладной экономики;
- проверить применимость методологии на примере инновационных моделей (ML, нейросети, агент-ориентированные подходы).

Гипотеза исследования состоит в том, что введение системы бинарных предикатов и многоуровневой классификации позволит создать воспроизводимый и универсальный стандарт оценки моделей, который обеспечит их сопоставимость и повысит прозрачность применения в условиях неопределенности.

Анализ современных экономических моделей и их систематизация являются предметом активных дискуссий в научном сообществе, поскольку исследователи стремятся определить их методологический статус, критерии научной обоснованности и классификацию по функциям, применяемым подходам и роли в экономическом исследовании.

К примеру, в работе Я. Куорикоски и К. Марчиони [6] авторы анализируют экономические модели с точки зрения философии науки, уделяя особое внимание гибкости их интерпретаций. Подчеркивается необходимость учета гибкости интерпретаций экономических моделей, поскольку их чрезмерная вариативность может снижать научную обоснованность моделей путем ослабления

¹ Lucas R.E. Econometric policy evaluation: a critique. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 1976, vol. 1, iss. 1, pp. 19–46. DOI: 10.1016/S0167-2231(76)80003-6

роли эмпирических данных. Авторами рассматриваются наблюдения и выводы по экономическому моделированию, полученные в ходе исследования И. Гилбоа, А. Постлевейта, Л. Самуэльсона, Д. Шмейдлера [7], которые подчеркивают разнообразие интерпретаций экономических моделей и описывают три вида экономических моделей: позитивный, нормативный и аналитический. В работе [6] авторы придерживаются нормативного подхода, в рамках которого модели должны быть одновременно полезными и эпистемически оправданными. Иными словами, авторы утверждают, что экономические модели следует оценивать на основе определенных критериев, позволяющих установить их научный статус. Кроме того, исследование подчеркивает необходимость включения эмпирических данных в процесс экономического моделирования. По мнению авторов, игнорирование эмпирических данных повышает риск становления моделей спекулятивными и потери научного статуса.

Другим исследованием, анализирующим систематизацию и классификацию современных экономических моделей, является работа В. Григорьяду, Ф. Кутельериса [5]. В исследовании подчеркивается, что категоризация моделей важна для философии науки, поскольку помогает определить понятие научной модели и ее статус. Авторы критически оценивают категоризацию экономических моделей, предложенную С.Г. Стретт [8], и используют ее в качестве отправной точки для дальнейшего исследования. Подход к категоризации моделей, предложенный в работе [8], основывается на критерии природы исследуемой системы и функционировании механизма представления. По мнению авторов работы [5], данная категоризация имеет ряд серьезных ограничений, что требует введения другого, более ясного, фундаментального критерия, который бы позволил устранить влияние человеческого фактора в процессе классификации моделей. Таким образом, в качестве критерия для категоризации авторы предлагают природу самой модели. Определив критерий категоризации, исследователи разграничивают научные модели по пяти категориям, каждая из которых определяется внутренними характеристиками модели, тем самым минимизируя субъективное влияние в процессе классификации. Так, в предложенную классификацию входят следующие категории моделей: теоретические, физические, фиктивные, математические и информационные. Таким образом, предложенная структурированная и объективная категоризация моделей может служить основой для дальнейших исследований, внося вклад в развитие философии науки и методологии экономического моделирования.

Роль нейросетевых моделей в экономике подробно анализирует российский исследователь Ю.Ю. Петрунин [9], определяя, в каком качестве современные модели функционируют в современной научной практике. Для достижения данной цели автор предлагает заменить расплывчатое понятие «искусственный интеллект» более точным и научным термином «искусственные нейронные сети» (ИНС). Методология исследования строится на наукометрическом, эпистемологическом и сравнительном анализе процессов внедрения ИНС в экономику и другие сферы науки. Посредством анализа автор систематизирует использование искусственных нейронных сетей в экономической науке и выделяет три основные роли ИНС: математического инструмента, модели экономических явлений, методологии изучения экономических закономерностей. Таким образом, данное исследование структурирует понимание научного и методологического статуса моделей ИНС и четко формулирует их роль в экономике.

В исследовании используется комплекс методологических приемов, сочетающий философско-методологический анализ и формальные инструменты экономико-математического моделирования. Базовым методом является логическая формализация свойств моделей через систему бинарных предикатов, каждый из которых закреплен за определенным измерением научности. Для операционализации предикатов применяются стандартные статистические и эконометрические тесты, что обеспечивает воспроизводимость проверки. Классификация моделей строится с использованием алгоритмического подхода: вводится минимальный критерий научности (MIN), далее определяется уровень строгости и соответствующий профиль применения. Метод дополняется элементами сравнительного анализа (сопоставление разных типов моделей) и систематизации результатов, что позволяет объединить философскую строгость и практическую применимость. Рассмотрим основные этапы исследования (*табл. 1*).

На первом этапе формируется формальная основа классификации: экономические модели рассматриваются как элементы единого множества, а их свойства описываются через систему бинарных предикатов. Такой подход обеспечивает переход от качественных характеристик к строго опреде-

ленным условиям, что делает возможным воспроизводимую и универсальную оценку научного статуса моделей.

На втором этапе исследования производится выделение минимального набора свойств, позволяющих отнести модель к категории научных. Мы исходим из подхода, в котором критерии научности должны быть операционализированы в терминах проверяемых предикатов. Такой подход близок к современным дискуссиям в области философии экономического моделирования исследователей В. Григорьяду, Ф. Кутельериса, а также Я. Куорикоски и К. Марчиони [5, 6], где подчеркивается необходимость перехода от описательных типологий к формализованным системам. Выделение пяти предикатов (прогностическая адекватность, структурная согласованность, эмпирическая валидность, воспроизводимость и калибровка неопределенности) обеспечивает минимальный охват ключевых измерений научной строгости, актуальных в эконометрической практике и прикладном прогнозировании.

Следующий шаг заключается в операционализации предикатов через конкретные статистические и эконометрические процедуры. Здесь мы опираемся на развитую традицию прикладной эконометрики и прогнозирования экономических показателей, где для оценки прогностической силы используются метрики типа RMSE и тесты сравнения моделей, которые применяются в работах Ф.Х. Дайбольда и Р.С. Мариано, а также Р. Джакомини и Б. Росси [10, 11], для структурной согласованности – проверки идентифицируемости и согласия с экономическими ограничениями, используемые Ф. Канова, Л. Сала [12], для калибровки неопределенности – PIT-тесты, Brier Score и CRPS, применяемые Т. Гнайтингом, А.Э. Рафтари [13]. Этот шаг делает возможным воспроизводимую проверку, что соответствует современным требованиям открытой науки и воспроизводимых исследований согласно Г. Кристенсен, Э. Мигель [14].

После этого формулируется минимальное условие допуска модели к классификации, которое определяет порог научности. Такой пороговый подход согласуется с современными требованиями к robustness-checking в эконометрических исследованиях согласно Э.Е. Лимеру, а также С. Янгу, К. Холстину [15, 16] и с акцентом на репликацию как центральный элемент научной практики, как отмечают К.Ф. Камерер, А. Дребер, Ф. Хольцмайстер [17].

Следующий этап состоит в построении иерархии уровней научной строгости. Разработка уровней модели в рамках методологии необходима для того, чтобы уйти от бинарного противопоставления и предложить более тонкую градацию степени научной строгости. Иерархическая система позволяет различать модели, которые формально удовлетворяют минимальным критериям, но отличаются по глубине обоснованности: одни ограничиваются предсказательной точностью, другие обеспечивают строгую структурную интерпретацию или корректное описание неопределенности, а некоторые объединяют все эти качества. В результате методология обеспечивает более гибкий и прозрачный инструмент оценки моделей, позволяющий исследователям и практикам соотносить уровень строгости с целями использования.

Завершающим шагом является валидация методологии на примере инновационных моделей. Для демонстрации применимости классификации мы рассматриваем современные подходы, такие как нейросетевые прогнозные системы, ансамбли машинного обучения и агент-ориентированные модели. Такая апробация позволяет подтвердить универсальность предложенного метода и его способность выявлять сильные и слабые стороны как традиционных, так и инновационных моделей, что соответствует актуальным дискуссиям о сравнительной эффективности экономического моделирования в работах [18–20].

Рассмотрим формальную основу классификации. Так, универсум M представляет собой множество экономических моделей, каждая из которых рассматривается как элемент $m \in M$. Далее для каждого ключевого свойства определяется предикат, представляющий собой булеву функцию $f : M \rightarrow \{0,1\}$, возвращающую значение «истина» (1), если свойство выполняется для данной модели, и «ложь» (0) – в противном случае.

На основании анализа классических и современных критериев научности модели был сформирован следующий набор предикатов и их операционализация (табл. 2).

Для обеспечения универсальности система предикатов строится как преобразовательная. Каждой модели $m \in M$ сопоставляется набор проверок по метрикам, каждая из которых принимает зна-

чение «успех» (1) или «неуспех» (0). На их основе вычисляется агрегированная оценка, сравниваемая с установленным порогом истинности. Формально предикат определяется как

$$f(m) = I(\phi_f(m) \geq \tau_f),$$

где $\phi_f(m) \in [0, 1]$ – агрегированная доля успешно выполненных проверок по метрикам;

τ_f – установленный порог для предиката f ;

$I(\cdot)$ – индикаторная функция, равная 1, если условие выполняется, и 0 – иначе.

Таким образом, для жестких предикатов (K , T , S) предписывается $\tau_f = 1$, что означает требование полного выполнения всех проверок. Для мягких предикатов (P , C) допускается частичный успех: предикат признается истинным при достижении порогов 0,8 и 0,7. Такие значения выбраны исходя из различий в характере проверки предикатов. Для прогностической адекватности требуется более строгий фильтр: модель должна демонстрировать систематическое превосходство над бенчмарками не менее чем в 80% случаев, что исключает случайные успехи. В случае калибровки неопределенности критерий мягче, поскольку статистические тесты чувствительны к шуму и даже корректные вероятностные модели редко дают идеально ровные распределения. Стоит отметить, что данные значения не являются окончательными и могут быть уточнены в ходе последующих исследований, включая эмпирическую калибровку на расширенных выборках моделей и анализ чувствительности системы классификации к изменению порогов. Паспорт системы предикатов представлен в *табл. 3*.

С помощью представленных предикатов определяется минимальный критерий научности (\min):

$$\min(x) := P(x) = 1 \wedge K(x) = 1 \wedge T(x) = 1.$$

После введения минимального критерия научности множество моделей формализуется следующим образом:

$$M_{valid} = \{m \in M \mid \min(m) = 1\}, M_{invalid} = \{m \in M \mid \min(m) = 0\}.$$

Следовательно, для любых моделей из универсума выполняются условия:

$$\forall m \in M (\min(m) \Rightarrow m \in M_{valid}); \forall m \in M (\neg \min(m) \Rightarrow m \in M_{invalid}).$$

На основании пяти предикатов выделяются четыре категории моделей, поскольку три базовых свойства – прогностическая адекватность, эмпирическая валидность и воспроизводимость – образуют минимальное условие научности и выполняют роль допуска к классификации. Дальнейшая дифференциация осуществляется за счет двух дополнительных предикатов: структурной согласованности S и калибровки неопределенности C . Поскольку каждое из этих свойств может принимать только два значения, внутри множества допустимых моделей возникает четыре непересекающихся класса, соответствующих всем возможным комбинациям S , C :

- базовый прогностический уровень:

$$SL_{base} = \{m \in M_{valid} \mid S(m) = 0 \wedge C(m) = 0\};$$

- структурный уровень:

$$SL_{struct} = \{m \in M_{valid} \mid S(m) = 1 \wedge C(m) = 0\};$$

- стохастически обоснованный уровень:

$$SL_{calib} = \{m \in M_{valid} \mid S(m) = 0 \wedge C(m) = 1\};$$

- интегральный научный уровень:

$$SL_{full} = \{m \in M_{valid} \mid S(m) = 1 \wedge C(m) = 1\}.$$

Для проверки работоспособности предложенной классификации был проведен анализ инновационных моделей, активно используемых в современной экономике: нейросетевых прогнозных систем, ансамблей методов машинного обучения и агент-ориентированных моделей. Рассмотрим результаты более подробно.

Нейросетевые модели продемонстрировали высокие значения предиката прогностической адекватности и устойчивость на внешних выборках, однако не удовлетворили условию структурной согласованности, что позволило классифицировать их на уровне стохастически обоснованных моделей.

Ансамбли машинного обучения также показали сильные результаты по предикатам прогноза и эмпирической валидации, а при использовании вероятностных версий методов достигли корректной калибровки неопределенности. Их место в классификации оказалось аналогичным – преимущественно стохастически обоснованный уровень с отдельными случаями перехода к интегральному.

Агент-ориентированные модели, напротив, обладают выраженной структурной согласованностью и воспроизводимостью, но часто не достигают достаточного уровня прогностической адекватности, что ограничивает их классификацию рамками структурного уровня.

Гибридные конструкции продемонстрировали потенциал перехода к интегральному уровню, совмещающая структурную строгость с высокой прогностической силой и возможностью корректной калибровки неопределенности.

Эти результаты показали, что предложенная классификация способна выявлять сильные и слабые стороны различных типов моделей, не сводя их к одной шкале, а дифференцируя по научной строгости и допустимым сферам применения. Также апробация методологии позволила выдвинуть следующие утверждения: система предикатов оказалась применимой как к традиционным DSGE-моделям, так и к методам машинного обучения; классификация обеспечила строгий «фильтр допуска» возможности распределения моделей по уровням строгости.

Таким образом, гипотеза исследования получила подтверждение: предложенная система формализованных предикатов и логическая категоризация действительно создают основу для универсального стандарта научной оценки экономических моделей.

Полученные результаты необходимо рассматривать в контексте современных исследований, посвященных методологическому статусу экономических моделей.

Исследователи Я. Куорикоски и К. Марчиони [6] отмечают, что эпистемическая гибкость интерпретаций экономических моделей является одновременно источником их адаптивности и риском утраты строгости. В их подходе нормативный статус модели связывается с сочетанием полезности и эпистемической оправданности. Однако остается открытым вопрос, каким образом эти критерии могут быть операционализированы. Предложенная нами система предикатов в определенной степени восполняет этот пробел: она фиксирует нормативные требования в виде воспроизводимых условий, тем самым снижая неопределенность, связанную с произвольностью интерпретаций.

Важное направление дискуссии открывает работа И. Гилбоа, А. Постлевейта, Л. Самуэльсона, Д. Шмейдлера [7], где модели разделяются на позитивные, нормативные и аналитические. Эта классификация подчеркивает функциональное разнообразие экономического моделирования, но остается описательной и не предполагает формализованных процедур проверки. В отличие от нее наша схема является функционально независимой: предикаты применимы ко всем трем классам, обеспечивая единый стандарт научной оценки. Таким образом, функциональная типология и логическая классификация не исключают, а взаимно дополняют друг друга.

Классификацию моделей по их внутренней природе предложили В. Григорьяду и Ф. Кутельерис [5], исходя из предположения, что минимизация субъективности достигается через категориальное описание (теоретические, физические, фиктивные, математические, информационные модели). Это направление способствует уточнению понятийного аппарата, но не решает задачи эмпирической верификации. Наш подход расширяет категориальную основу, переводя ее в формализованную систему, где принадлежность к классу устанавливается не на основе описания, а посредством проверяемых тестов. Тем самым классификация по предикатам может рассматриваться как надстройка над существующими концептуальными системами.

Особый интерес представляет работа Ю.Ю. Петрунина [9], посвященная роли искусственных нейронных сетей в экономике. Автор выделяет три функциональные роли ИНС: инструментальную, модельную и методологическую. Такая классификация демонстрирует многоаспектность ИНС, но не дает оснований для их научной оценки. Результаты нашей апробации показывают, что ИНС

обладают высокой прогностической адекватностью и эмпирической валидацией, но, как правило, не удовлетворяют предикату структурной согласованности. Таким образом, они занимают преимущественно стохастически обоснованный уровень научности. Это уточнение позволяет не только систематизировать роль ИНС, но и показать направления их усиления (например, через гибридизацию с DSGE).

В целом сопоставление показывает, что существующие исследования формируют понятийные и концептуальные основания классификации моделей, но не предлагают воспроизводимого формализма. Наше исследование вносит вклад в эту дискуссию, интегрируя различные подходы в единую систему: оно наследует функциональную типологию, предложенную И. Гилбоа, А. Постлевейтом, Л. Самуэльсоном, Д. Шмейдлером [7], учитывает нормативную проблематику, рассмотренную Я. Куорикоски и К. Марчиони [6], развивает категориальные классификации, выдвинутые В. Григоряду и Ф. Кутельерисом, и конкретизирует анализ инновационных моделей, осуществленный Ю.Ю. Петруниным [9]. В результате создается универсальная рамка, которая связывает философские и прикладные задачи и позволяет оценивать научный статус моделей в воспроизводимой форме.

Исследование показало, что система формализованных предикатов может служить рабочим инструментом для оценки научного статуса экономических моделей. Вместе с тем полученные результаты открывают направления для дальнейших исследований. Во-первых, целесообразно развить систему от бинарных к градуированным предикатам, позволяющим фиксировать степень выполнения критериев и тем самым повысить чувствительность классификации. Во-вторых, необходимо дополнить набор свойств показателями адаптивности и устойчивости к структурным сдвигам, что особенно важно для моделей, работающих в условиях быстро меняющихся данных. В-третьих, перспективным направлением является формализация предложенной схемы в терминах алгебраических структур и решеточных представлений, что придаст классификации внутреннюю математическую завершенность. Наконец, важной задачей остается практическая валидация методологии на широком спектре прикладных кейсов, включая финансовое регулирование, макропрогнозирование и анализ инновационных процессов.

Таким образом, представленная модель классификации выступает не только инструментом анализа существующих экономических конструкций, но и основой для построения более развитых стандартов научной оценки, способных объединить философскую строгость, статистическую воспроизводимость и практическую применимость.

Таблица 1
Основные этапы исследования

Table 1
Main stages of the study

Этап	Цель
Формальная постановка системы	Ввод универсального множества моделей M , определение предиката как булевой функции
Формирование предикатов	Выделение минимального набора проверяемых свойств экономических моделей и создание системы предикатов
Операционализация	Связывание предикатов с формальными метриками и статистическими тестами для обеспечения воспроизводимости проверки
Формирование MIN	Установление минимального условия допуска модели к классификации, определение отказных классов
Создание уровней модели	Разработка иерархии в зависимости от выполнения предикатов
Валидация методологии на примере инновационных моделей	Проверка адекватности предложенной классификации через исследование выбранных современных моделей и оценку их соответствия уровням научной строгости

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 2
Система предикатов научности экономических моделей

Table 2
System of predicates of scientific economic models

Предикат	Смысл	Возможные метрики
$P(x)$ – прогностическая адекватность	Модель демонстрирует превосходство по прогнозной точности над наивными и стандартными бенчмарками на релевантных горизонтах	RMSE, MASE, SMAPE. LogScore, CRPS. Тесты Diebold – Mariano, Mincer – Zarnowitz, Giacomini – White
$K(x)$ – эмпирическая валидность	Устойчивость результатов при изменении выборок и режимов	Out-of-sample R^2 . Структурные разрывы. Giacomini – Rossi
$T(x)$ – тестируемость / воспроизводимость	Возможность независимой репликации результатов на основе доступной спецификации модели	Репликация ключевых метрик на независимом запуске. Контроль версий и среды. Проверка audit trail данных и кода
$S(x)$ – структурная согласованность	Соответствие базовым экономическим ограничениям и корректная идентифицируемость параметров модели	Тесты знаков и эластичностей. Условия Слуцки. Проверки гомогенности и бюджетных ограничений. Тесты Sargan – Hansen, Hausman. Ранговый критерий идентифицируемости
$C(x)$ – калибровка неопределенности (для вероятностных моделей)	Соответствие заявленных распределений фактическим исходам и корректное описание неопределенности	Brier Score. CRPS. PIT-тесты. Kupiec, Christoffersen, DQ-тест. Интервальные метрики

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 3
Система преобразования метрик в булевы предикаты

Table 3
System for converting metrics to Boolean predicates

Предикат	Тип	Порог	Принцип истинности
$P(x)$	Мягкий	0,8	Истинен, если $\geq 80\%$ метрик выполняются
$K(x)$	Жесткий	1	Все проверки должны выполняться
$T(x)$	Жесткий	1	Все проверки должны выполняться
$S(x)$	Жесткий	1	Все проверки должны выполняться
$C(x)$	Мягкий	0,7	Истинен, если $\geq 70\%$ метрик выполняются

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. Popper K.R. The Logic of Scientific Discovery. New York, Basic Books, 1959, 479 p.
2. Eidlin F. The Deductive-Nomological Model of Explanation. In: Mills A.J., Durepos G., Wiebe E. (eds) Encyclopedia of Case Study Research. SAGE Publications, 2010.

3. Campos J., Ericsson N.R., Hendry D.F. Cointegration tests in the presence of structural breaks. *Journal of Econometrics*, 1996, vol. 70, iss. 1, pp. 187–220. DOI: 10.1016/0304-4076(94)01689-5
4. Morgan M.S. *The World in the Model: How Economists Work and Think*. Cambridge, Cambridge University Press, 2012, 421 p.
5. Grigoriadou V., Coutelieris F. Towards a categorization of scientific models. *Logos Episteme*, 2024, vol. 15, iss. 4, pp. 425–444. DOI: 10.5840/logos-episteme202415433
6. Kuorikoski J., Marchionni C. Economic models and their flexible interpretations: A philosophy of science perspective. *Journal of Economic Methodology*, 2024, vol. 31, iss. 4, pp. 241–248. DOI: 10.1080/1350178X.2024.2336048
7. Gilboa I., Postlewaite A., Samuelson L., Schmeidler D. Economic theories and their dueling interpretations. *Journal of Economic Methodology*, 2024, vol. 31, iss. 4, pp. 189–208. DOI: 10.1080/1350178X.2022.2142270
8. Sterrett S.G. Physical models and fundamental laws: Using one piece of the world to tell about another. *Mind and Society*, 2002, vol. 5, iss. 3, pp. 51–66. DOI: 10.1007/BF02511866
9. Петрунин Ю.Ю. Искусственные нейронные сети в экономике: математический инструмент, модель или методология? // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. 2024. № 4. С. 92–113. DOI: 10.55959/MSU0130-0105-6-59-4-5 EDN: PVQWGD
10. Diebold F.X., Mariano R.S. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1995, vol. 13, iss. 3, pp. 253–263. DOI: 10.1080/07350015.1995.10524599
11. Giacomini R., Rossi B. Forecast comparisons in unstable environments. *Journal of Applied Econometrics*, 2010, vol. 25, iss. 4, pp. 595–620. DOI: 10.1002/jae.1177
12. Canova F., Sala L. Back to square one: Identification issues in DSGE models. *Journal of Monetary Economics*, 2009, vol. 56, iss. 4, pp. 431–449. DOI: 10.1016/j.jmoneco.2009.03.014
13. Gneiting T., Raftery A.E. Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 2007, vol. 102, iss. 477, pp. 359–378. DOI: 10.1198/016214506000001437
14. Christensen G., Miguel E. Transparency, reproducibility, and the credibility of economics research. *Journal of Economic Literature*, 2018, vol. 56, iss. 3, pp. 920–980. DOI: 10.1257/jel.20171350
15. Leamer E.E. Tantalus on the road to asymptopia. *Journal of Economic Perspectives*, 2010, vol. 24, iss. 2, pp. 31–46. DOI: 10.1257/jep.24.2.31
16. Young C., Holsteen K. Model uncertainty and robustness: A computational framework for multimodel analysis. *Sociological Methods & Research*, 2017, vol. 46, iss. 1, pp. 3–40. DOI: 10.1177/0049124115610347
17. Camerer C.F., Dreber A., Holzmeister F. et al. Evaluating the replicability of social science experiments in Nature and Science between 2010 and 2015. *Nature Human Behaviour*, 2018, vol. 2, pp. 637–644. DOI: 10.1038/s41562-018-0399-z
18. Varian H.R. Big data: New tricks for econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 2014, vol. 28, iss. 2, pp. 3–28. DOI: 10.1257/jep.28.2.3
19. Mullainathan S., Spiess J. Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 2017, vol. 31, iss. 2, pp. 87–106. DOI: 10.1257/jep.31.2.87
20. Athey S.A. The impact of machine learning on economics. In: Agrawal A, Gans J, Goldfarb A. (eds) *The Economics of Artificial Intelligence: an agenda*. Cambridge, MA, National Bureau of Economic Research, 2018, pp. 507–547.

Информация о конфликте интересов

Я, автор данной статьи, со всей ответственностью заявляю о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

MODERN ECONOMIC MODELING: FORMALIZED CRITERIA AND CLASSIFICATION

DOI: <https://doi.org/10.24891/cjbvoj>

EDN: <https://elibrary.ru/cjbvoj>

Aleksandr V. MATYTSYN

ZGME Trading FZE, Dubai, United Arab Emirates

e-mail: avmatytsyn@gmail.com

ORCID: 0000-0001-8376-1347

Article history:

Article No. 555/2025

Received 29 Aug 2025

Accepted 11 Oct 2025

Available online

18 Nov 2025

JEL Classification:

C53, E17

Keywords:

modern economic modeling, logical formalization, classification of models, forecasting, methodology of science

Abstract

Subject. The article investigates modern economic modeling and the problem of determining the scientific status of models in the context of methodological diversity.

Objectives. The purpose is to develop a universal methodological standard for assessing the scientific rigor of economic models, using a system of formal predicates.

Methods. The study employs philosophical and methodological analysis, formal predicate logic, and tools of applied econometrics. It offers the operationalization of philosophical criteria of scientific validity through a system of binary predicates, each of which is associated with a set of statistical and econometric tests.

Results. The paper formulated minimum criterion of scientific validity enabling to separate models that meet basic requirements from unscientific ones; developed a hierarchy of levels of scientific rigor - from basic predictive to integral. The testing on the case of innovative models (neural network systems, machine learning ensembles, agent-oriented approaches), revealed their strengths and weaknesses.

Conclusions. The proposed predicate system provides a reproducible classification of economic models, increases the transparency of their comparison and defines the areas of justified application. The findings can be used both in philosophical and methodological reflection and in the practical evaluation of models for forecasting, policy analysis, and risk management.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2025

Please cite this article as: Matytsyn A.V. Modern economic modeling: Formalized criteria and classification. *Economic Analysis: Theory and Practice*, 2025, iss. 11, pp. 60–70.

DOI: 10.24891/cjbvoj EDN: CJBVOJ

References

1. Popper K.R. *The Logic of Scientific Discovery*. New York, Basic Books, 1959, 479 p.
2. Eidlin F. *The Deductive-Nomological Model of Explanation*. In: Mills A.J., Durepos G., Wiebe E. (eds) *Encyclopedia of Case Study Research*. SAGE Publications, 2010.
3. Campos J., Ericsson N.R., Hendry D.F. Cointegration tests in the presence of structural breaks. *Journal of Econometrics*, 1996, vol. 70, iss. 1, pp. 187–220. DOI: 10.1016/0304-4076(94)01689-5
4. Morgan M.S. *The World in the Model: How Economists Work and Think*. Cambridge, Cambridge University Press, 2012, 421 p.

5. Grigoriadou V., Coutelieris F. Towards a categorization of scientific models. *Logos Episteme*, 2024, vol. 15, iss. 4, pp. 425–444. DOI: 10.5840/logos-episteme202415433
6. Kuorikoski J., Marchionni C. Economic models and their flexible interpretations: A philosophy of science perspective. *Journal of Economic Methodology*, 2024, vol. 31, iss. 4, pp. 241–248. DOI: 10.1080/1350178X.2024.2336048
7. Gilboa I., Postlewaite A., Samuelson L., Schmeidler D. Economic theories and their dueling interpretations. *Journal of Economic Methodology*, 2024, vol. 31, iss. 4, pp. 189–208. DOI: 10.1080/1350178X.2022.2142270
8. Sterrett S.G. Physical models and fundamental laws: Using one piece of the world to tell about another. *Mind and Society*, 2002, vol. 5, iss. 3, pp. 51–66. DOI: 10.1007/BF02511866
9. Petrunin Yu. Yu. [Artificial neural networks in economics: Mathematical tool, model or methodology?]. *Vestnik Moskovskogo universiteta. Seriya 6. Ekonomika*, 2024, no. 4, pp. 92–113. (In Russ.) DOI: 10.55959/MSU0130-0105-6-59-4-5 EDN: PVQWGD
10. Diebold F.X., Mariano R.S. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1995, vol. 13, iss. 3, pp. 253–263. DOI: 10.1080/07350015.1995.10524599
11. Giacomini R., Rossi B. Forecast comparisons in unstable environments. *Journal of Applied Econometrics*, 2010, vol. 25, iss. 4, pp. 595–620. DOI: 10.1002/jae.1177
12. Canova F., Sala L. Back to square one: Identification issues in DSGE models. *Journal of Monetary Economics*, 2009, vol. 56, iss. 4, pp. 431–449. DOI: 10.1016/j.jmoneco.2009.03.014
13. Gneiting T., Raftery A.E. Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 2007, vol. 102, iss. 477, pp. 359–378. DOI: 10.1198/016214506000001437
14. Christensen G., Miguel E. Transparency, reproducibility, and the credibility of economics research. *Journal of Economic Literature*, 2018, vol. 56, iss. 3, pp. 920–980. DOI: 10.1257/jel.20171350
15. Leamer E.E. Tantalus on the Road to Asymptopia. *Journal of Economic Perspectives*, 2010, vol. 24, iss. 2, pp. 31–46. DOI: 10.1257/jep.24.2.31
16. Young C., Holsteen K. Model uncertainty and robustness: A computational framework for multimodel analysis. *Sociological Methods & Research*, 2017, vol. 46, iss. 1, pp. 3–40. DOI: 10.1177/0049124115610347
17. Camerer C.F., Dreber A., Holzmeister F. et al. Evaluating the replicability of social science experiments in Nature and Science between 2010 and 2015. *Nature Human Behaviour*, 2018, vol. 2, pp. 637–644. DOI: 10.1038/s41562-018-0399-z
18. Varian H.R. Big data: New tricks for econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 2014, vol. 28, iss. 2, pp. 3–28. DOI: 10.1257/jep.28.2.3
19. Mullainathan S., Spiess J. Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 2017, vol. 31, iss. 2, pp. 87–106. DOI: 10.1257/jep.31.2.87
20. Athey S.A. The Impact of Machine Learning on Economics. In: Agrawal A, Gans J, Goldfarb A. (eds) *The Economics of Artificial Intelligence: an agenda*. Cambridge, MA, National Bureau of Economic Research, 2018, pp. 507–547.

Conflict-of-interest notification

I, the author of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.