УДК 519.876.5 10.56564/27825264_2026_2_33

ДИАГРАММА ТЕЙЛОРА. ПОСТРОЕНИЕ И ИНТЕРПРЕТАЦИЯ

И. Е. Субботина, А. С. Буторова, А. П. Сергеев, А. Г. Буевич, Е. М. Баглаева

Институт промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия

Математическое моделирование экологических и климатических систем сопряжено с неопределенностью, и для оценки достоверности модели требуется комплексный подход. Практически всегда необходимо одновременно учитывать несколько метрик точности моделей. Диаграмма, предложенная К. Тейлором в 2001 г., позволила представить три статистических показателя на одной плоскости и стала стандартным инструментом визуального анализа. Однако вопрос о том, как различные типы отклонений результатов моделирования от наблюдаемых данных отражаются на положении точки модели на диаграмме Тейлора, требует более детального исследования. В настоящей работе показаны закономерности расположения прогнозов различных моделей на диаграмме Тейлора и проиллюстрированы их особенности для оценки свойств моделей. Проанализированы четыре паттерна, описывающие наблюдаемые процессы: линия с тремя пиками, прямая линия, логарифмическая линия и периодическая линия. Для каждого паттерна наблюдаемых значений было создано по шесть наборов моделей: гладкая линия без шума, сдвиг по оси Y, сдвиг по оси X, изменение амплитуды, наличие выброса и линейная аппроксимация. Результаты показали, что при наличии гауссовского шума и сдвига по оси ординат коэффициент корреляции остается высоким (R > 0,9) для всех рассмотренных паттернов, кроме логарифмического (R около 0,8), тогда как сдвиг по оси абсцисс не влияет на валидность модели только в случае линейного паттерна, для остальных случаев снижает R, в том числе критически (до 0,1) для периодических паттернов. Наличие выбросов снижает R < 0,8 для всех типов линий. Линейная модель валидна только для линейных и логарифмических паттернов, но полностью невалидна для сложных и периодических паттернов. Среднеквадратическая ошибка (Root mean squared error – RMSE) для всех паттернов увеличивается, когда модель описывает данные с большим значением амплитуды.

Ключевые слова: сложные системы; модель; прогноз; диаграмма Тейлора.

1. Введение

Моделирование экологических и климатических систем – важный инструмент для понимания, прогнозирования и принятия решений в условиях неопределенности. Оно широко используется в научных исследованиях для понимания, объяснения и прогнозирования возможных изменений окружающей среды [1–5]. Природные системы – сложные объекты. Климат, почва, вода, растительность, животный мир взаимодействуют с человеком одновременно в различных масштабах. На практике исследователи имеют дело с системами, где десятки переменных характеризуются нелинейными связями, запаздывающие обратные отклики могут непредвиденно изменять тенденции, а пространственные и временные масштабы варьируются от микроскопического уровня до планетарных циклов. Модели позволяют выявлять наиболее уязвимые точки и количественно оценивать последствия различных управленческих решений. Это особенно актуально для городского планирования, предотвращения лесных пожаров, управления земельными, водными ресурсами, охраняемыми территориями, то есть для тех областей, где решения принимают ежедневно, несмотря на неполноту информации. На протяжении многих лет различные центры моделирования совершенствовали глобальные климатические модели, включая в них различные параметры. Эти модели стали платформами, интегрирующими знания из разных областей: математики, физики, химии,

информатики и географии. Многие выводы Межправительственной группы экспертов по изменению климата (МГЭИК) [6] основаны на таких моделях, входящих в Проект взаимного сравнения климатических моделей (Common Management Information Protocol – CMIP). Моделирование часто – единственный практически осуществимый способ спрогнозировать сценарии экосистемного и тем более планетарного масштаба, которые было бы невозможно или неэтично проводить в реальности.

Результаты моделирования зависят от комплекса параметров и в зависимости от выбранных характеристик могут значительно различаться. Все модели разработаны для достижения практических результатов, но по своей сути являются упрощениями реальности, различия в фокусе, масштабе и сложности часто приводят к радикально различающимся оценкам того, что может произойти. Так, прогнозы изменения климата, полученные с помощью разных моделей, могут иметь существенные отличия, что приводит к неопределенности в прогнозируемых изменениях климатических показателей [7, 8]. Более того, одна и та же модель может демонстрировать разный уровень соответствия наблюдениям в применении к разным регионам. Разные методы проверки и анализа предоставляют информацию о различных атрибутах качества (свойствах, характеризующих, насколько хорошо модель соответствует своему назначению).

Один из основных атрибутов качества – валидность, показывает степень соответствия модели реальной экологической системе и целям моделирования. Любая экологическая модель считается валидной, если она воспроизводит основные свойства системы, правильно отражает базовые процессы и обеспечивает приемлемые результаты для решения поставленной задачи. Количественные показатели валидности включают такие метрики, как средняя абсолютная ошибка (*MAE*), среднеквадратическая ошибка (*RMSE*), коэффициент детерминации (R^2) [9].

К графическим методам оценки валидности можно отнести графики временных рядов (линии тренда, сезонные колебания, пики и спады, что позволяет делать экстраполяцию), диаграммы и схемы, которые используются для визуализации взаимосвязей между различными компонентами экосистемы или факторами, влияющими на них, карты и геоинформационные системы.

В работе 2001 г. Карл Тейлор сравнил результаты климатических моделей с наблюдениями таких параметров, как температура и давление, одновременно по трем важнейшим аспектам: корреляция (правильность формы), изменчивость (правильность амплитуды колебаний) и ошибка (интегральное расхождение) [10]. Его идея заключалось в том, чтобы, используя теорему косинусов, связать коэффициент корреляции, стандартное отклонение и среднеквадратическую ошибку центрированного паттерна в одной диаграмме в полярной системе координат. Тейлор предложил новый графический метод для оценки качества прогнозов климатических моделей. Диаграмма Тейлора позволяет визуально сравнивать различные модели между собой и оценивать их способность воспроизводить как средние значения, так и изменчивость исследуемых параметров. В работе Тейлора [10] было продемонстрировано, как такой подход упрощает интерпретацию результатов и делает сравнение более наглядным.

За последние четверть века диаграмма Тейлора нашла широкое применение в разных областях научных исследований, помимо климатических моделей, ее используют при работе с нелинейными гидрологическими данными [11,12], для оценки моделирования в экологичесих системах [13–16], для прогнозов технического состояния строительных объектов [17].

Цель настоящей работы – выявить закономерности расположения прогнозов различных моделей на диаграмме Тейлора и проиллюстрировать ее использование при оценке их особенностей.

2. Материалы и методы

Пусть имеется наблюдаемый и предсказанный с помощью какой-либо модели набор индексированных данных: $O = (o(i))$ и $P = (p(i))$, где индекс – это номер точки во времени и/или в пространстве. Такие наборы данных далее будем называть полями. Для построения векторнозначной метрики, оценивающей меру близости наблюдаемого и прогнозируемого полей, выберем статистики, входящие в ее состав.

Часто используемой статистикой для количественной оценки линейного подобия наблюдаемого и предсказанного полей является корреляция R (здесь имеется в виду то, что паттерн поля может быть не только пространственным и/или временным, но и более общим). Если для любого i справедливо:

$$(p(i) - \bar{p}) = const \cdot (o(i) - \bar{o}) \text{ и } const > 0 \quad \text{то } R = 1,$$

то есть коэффициент корреляции R становится максимальным и равным единице. Это означает, что оба поля (наблюденное и предсказанное) имеют один и тот же паттерн; при $const = 1$ имеется сдвиг паттерна без изменения масштаба. Коэффициент корреляции позволяет определить, насколько «синхронно» изменяется признак от точки к точке по отношению к его среднему значению:

$$R = \frac{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}(p(i) - \bar{p})(o(i) - \bar{o})}{\sigma(P)\sigma(O)}.$$

Здесь n – количество точек, $\bar{p}$ и $\bar{o}$ – средние значения, а $\sigma(P)$ и $\sigma(O)$ – стандартные отклонения P и O соответственно.

Однако коэффициент корреляции не позволяет определить различие в выраженности признака между наблюденным и предсказанным паттернами. Также он не позволяет определить различие амплитуд вариации между наблюденным и предсказанным паттернами. Другими словами, корреляция между P и O есть линейная метрика подобия паттернов с точностью до масштаба и сдвига.

Меру различия в амплитудах вариации можно оценить, например, по разности стандартных отклонений или дисперсий между паттернами, $RMSE(O, P)$, определенная следующим образом, есть мера различия между наблюдаемым и предсказанным полями:

$$RMSE(O,P) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}\big(p(i) - o(i)\big)^2 w(i)}, \text{где} \sum_{i=1}^{n} w(i) = 1.$$

Здесь $w(i)$ – вес i-й точки. В настоящей работе все точки имеют равные веса $w(i) = n^{-1}$, поэтому далее этот параметр не упоминается.

Разложим $RMSE(O, P)$ на два слагаемых, чтобы изолировать разность в паттернах от разности в средних двух полей; общее смещение: $\bar{E} = \bar{p} - \bar{o}$; среднеквадратическое отклонение центрированного паттерна:

$$E' = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\big((p(i) - \bar{p}) - (o(i) - \bar{o})\big)^2}.$$

Квадрат $RMSE$ равен сумме квадратов двух составляющих:

$$RMSE(O,P)^2 = \bar{E}^2 + E'^2.$$

Среднеквадратическая разница в паттернах снижается, когда два паттерна становятся более похожими, но для данного значения E' невозможно определить, какая часть ошибки обусловлена различием в структуре и фазе, а какая – просто из-за разницы в амплитуде вариаций.

Коэффициент корреляции $R(O, P)$ и среднеквадратическая ошибка $RMSE(O, P)$ обеспечивают взаимодополняющую статистическую информацию. Они количественно определяют соответствие между наблюденным и предсказанным паттернами. Однако для более полной характеристики полей можно указать стандартные отклонения σ для наблюденного и предсказанного полей. Все четыре статистики ($R(O, P)$, E', $\sigma(P)$, $\sigma(O)$)

полезны при сравнении паттернов и могут быть отображены на одной плоской диаграмме.

Связь этих величин аналогична закону косинусов. Это значит, что геометрически они могут быть отображены на 2D-диаграмме, как показано на рис. 1.

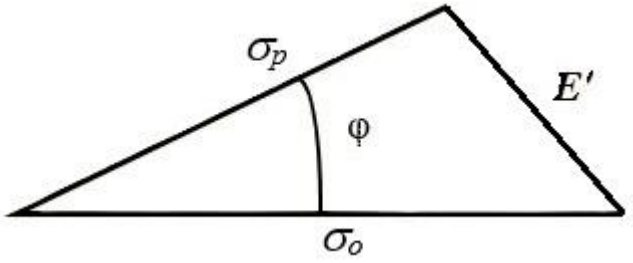


Рис. 1. Геометрическая зависимость между коэффициентом корреляции $R = \cos(\varphi)$, среднеквадратическим отклонением центрированного паттерна (E') и стандартными отклонениями наблюденного и предсказанного полей

Рис. 2 представляет собой диаграмму Тейлора для сравнения наблюденного и предсказанного полей. На диаграмме в полярных координатах отмечено два маркера: круглый маркер представляет наблюдаемое поле, а треугольный – предсказанное [10]. Радиальное расстояние от начала координат пропорционально стандартному отклонению паттерна. Центрированное среднеквадратическое отклонение между двумя полями пропорционально расстоянию между ними (в тех же единицах, что и стандартное отклонение). Корреляция определяется азимутальным положением предсказанного поля.

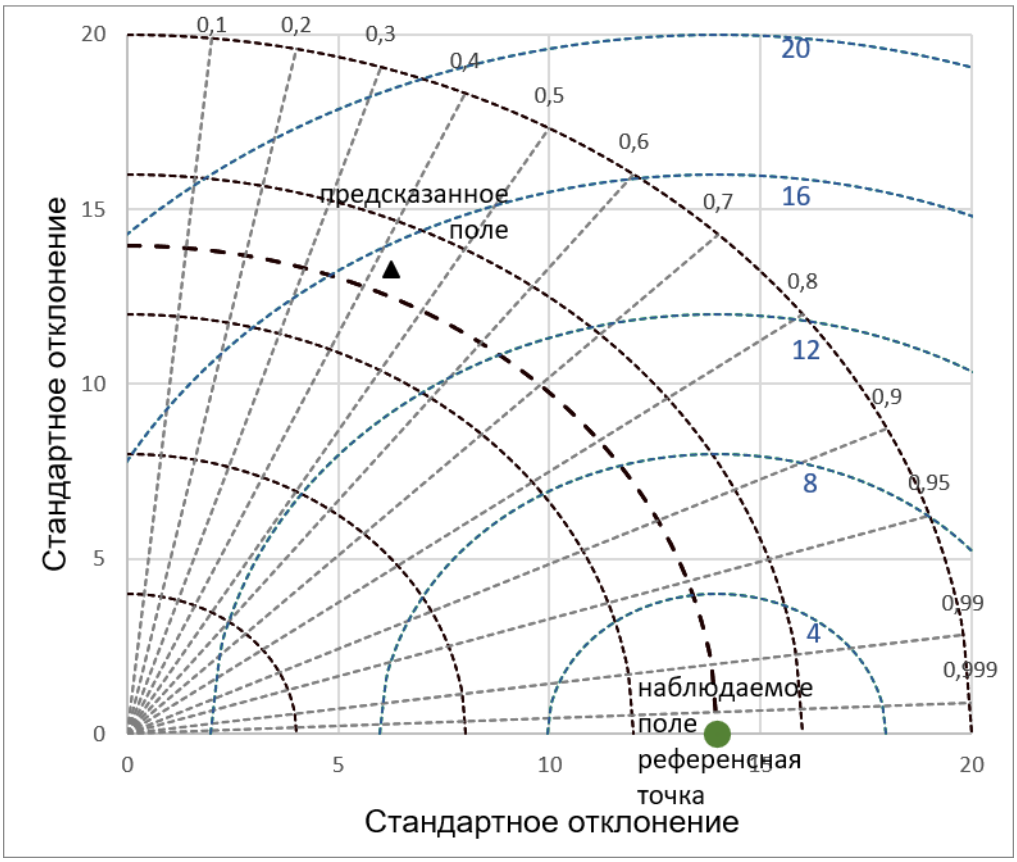


Рис. 2. Диаграмма для отображения статистики паттерна [10]

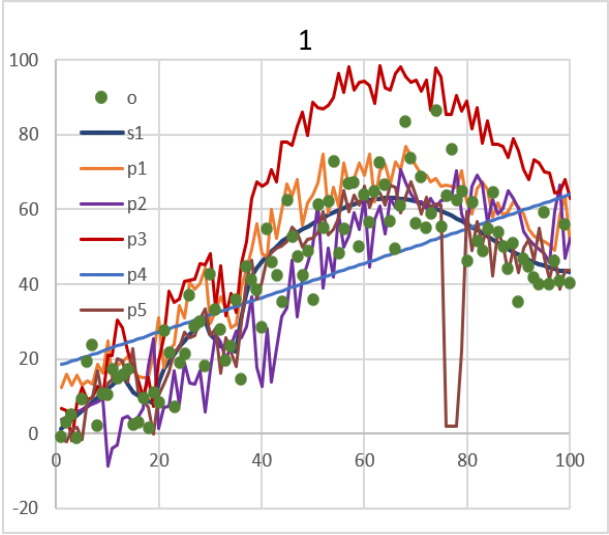
Радиальные расстояния от начала координат до обоих маркеров показывают стандартные отклонения паттернов. Азимутальные позиции дают корреляцию между двумя полями, радиальные линии промаркированы косинусом угла с осью абсцисс. Пунктирные синие линии отмеряют расстояние от референсной точки наблюденного поля, которое соответствует *RMSE* центрированного паттерна.

Для иллюстрирации использования диаграммы Тейлора при оценке особенностей разных моделей были сгенерированы наборы данных на основе четырех разных паттернов (линия с двумя ступенями и максимумом (1), прямая линия (2), логарифмическая (3) и периодическая с двумя периодами (4)) с наложенным гауссовским шумом.

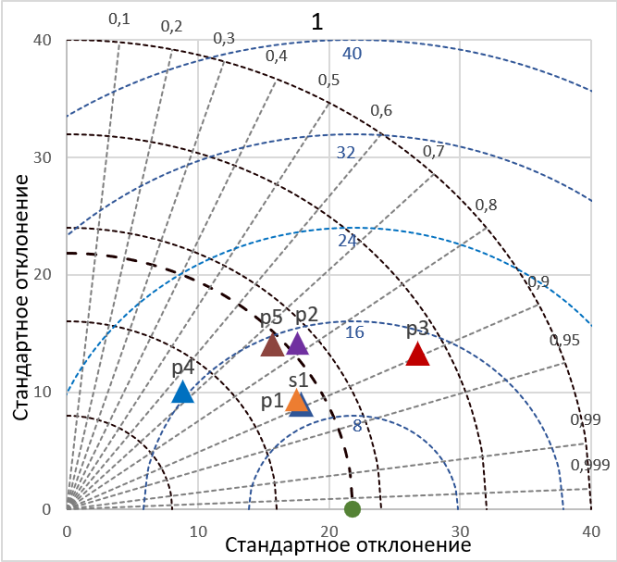
3. Результаты

Наборы экспериментальных данных равномерно выбраны из сгенерированных четырех паттернов с зашумлением (n =100). Для каждого набора созданы близкие по форме 6 моделей: s1 – аппроксимация гладкой линией, p1 отличается сдвигом по оси ординат на 15 %, p2 сдвинута по оси абсцисс на 10 %, p3 имеет увеличенную в 1,5 раза амплитуду, p4 – модель аппроксимации линейной регрессией, p5 содержит 3 значения подряд, существенно отличающиеся от соседних, и моделирует выброс.

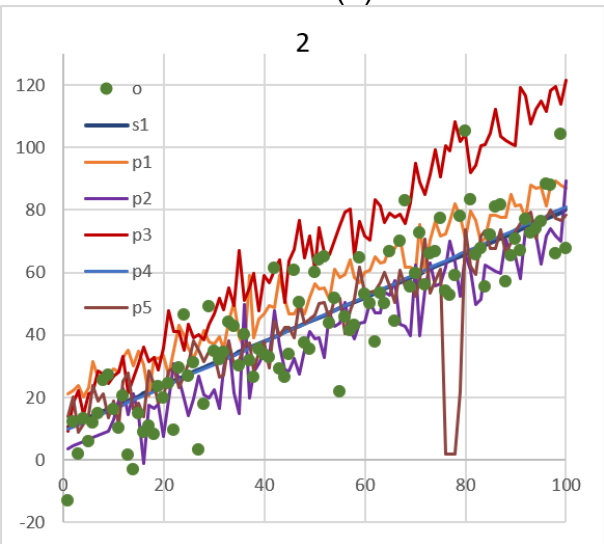
Данные, нанесенные на график (рис. 3 (1а, 2а, 3а, 4а)), представляют собой значения наблюдений (зеленые точки) и модельные (цветные линии). Однако здесь довольно сложно получить информацию о какой-либо конкретной модели, поскольку нагромождение графиков делает проблематичным их анализ.



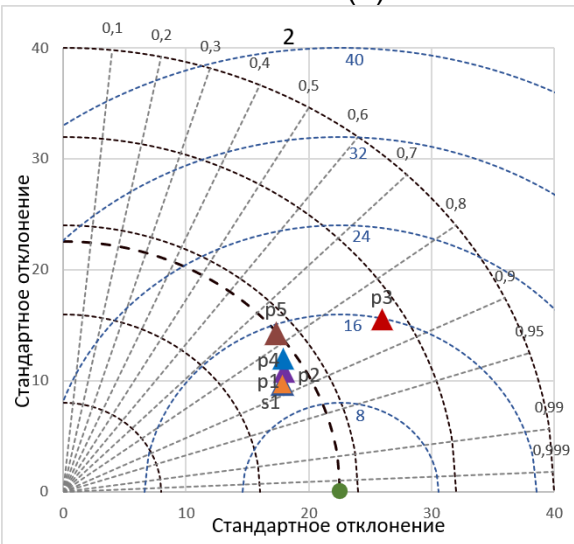
(а)



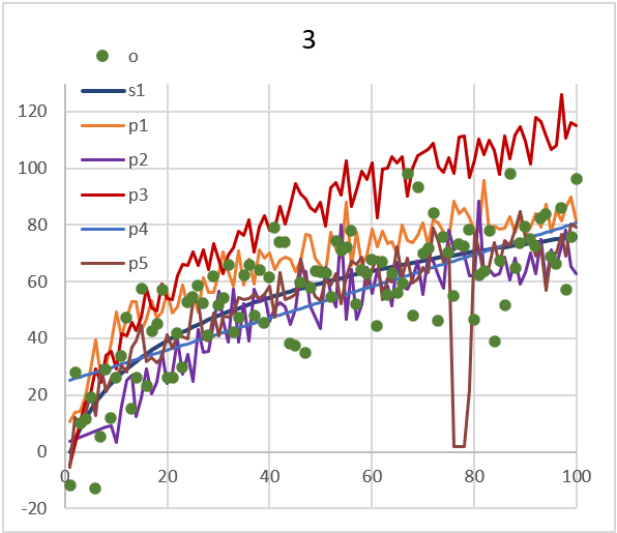
(б)



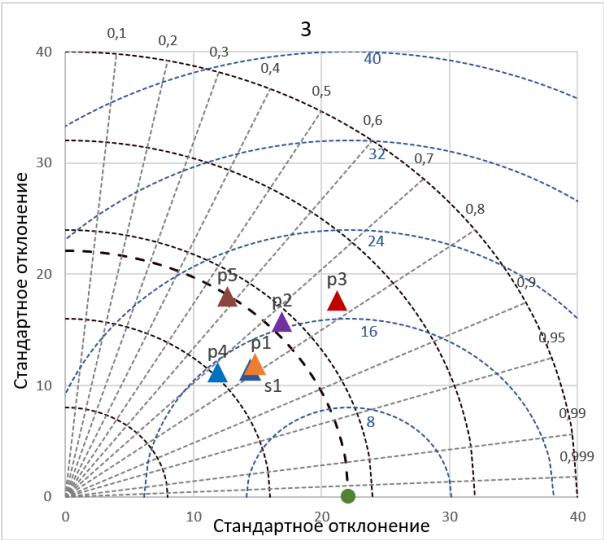
(а)



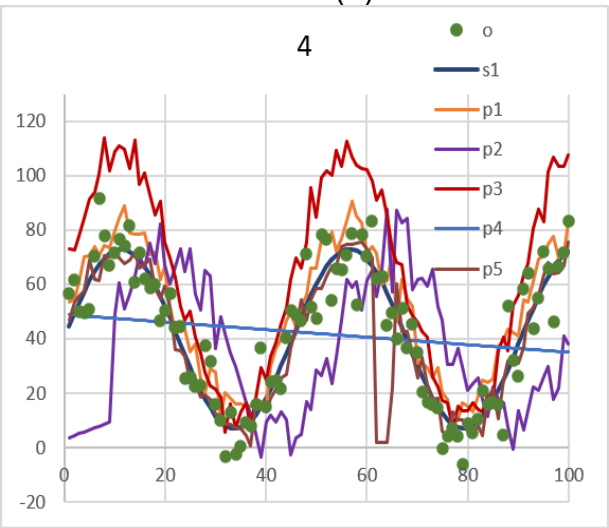
(б)



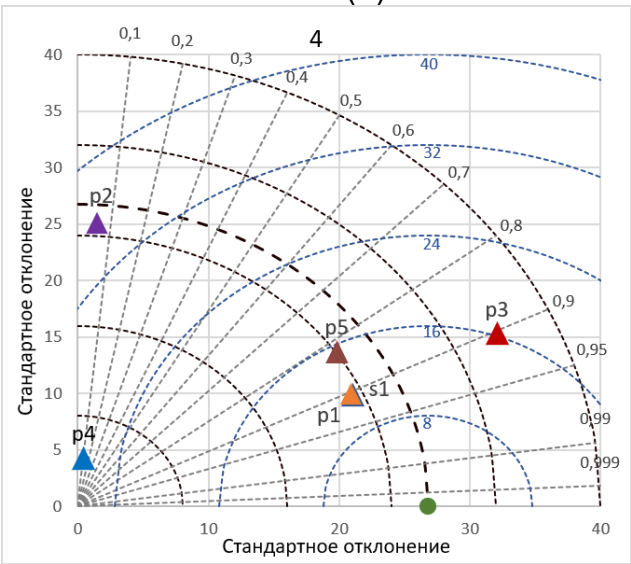
(а)



(б)



(а)



(б)

- Рис. 3. Графики сгенерированных наблюдаемых данных, шести моделей (а) и диаграммы Тейлора (б)

Диаграммы Тейлора, построенные для четырех паттернов, каждый график отображают точкой (рис. 3 (1б, 2б, 3б, 4б)), что делает визуализацию различий моделей более наглядной.

4. Обсуждение

Для демонстрации влияния особенностей моделей были сгенерированы наборы данных четырех типов (паттернов). Из анализа диаграмм Тейлора для разных моделей видно, что возрастание *RMSE* при высоком значении *R* может означать изменение амплитуды предсказанных значений в большую сторону (p3). Также небольшое увеличение *RMSE* наблюдается в модели с запаздыванием (p2). Во всех остальных случаях среднеквадратическая ошибка предсказанных данных не превышает *RMSE* наблюдаемого поля, даже наличие выброса (p5).

Особенности моделей оказывают значительное влияние на коэффициент корреляции. Отсутствие шума (s1) и сдвиг поля на постоянную величину по оси ординат (p1) сохраняет высокий коэффициент корреляции (> 0,9) для всех паттернов.

Когда модель описывает наблюденные данные с запаздыванием (p2), то это влияет на ее валидность для разных паттернов в разной степени. Меньше всего изменений произошло в случае прямолинейного (2) паттерна, здесь точки моделей s1

и p2 (а также p1 и p4) на диаграмме накладываются друг на друга. Для паттерна (1) и логарифмического (3) коэффициент корреляции изменился до значений меньше 0,8. В случае периодического паттерна (4) коэффициент корреляции упал до 0,1, что показывает критичность учета запаздывания предсказания модели для описания периодических данных.

Линейная модель (p4) подходит для описания данных, сгенерированных прямой и логарифмической линиями ($R > 0{,}8$) Однако линии произвольной формы (1) или периодические (4) прямолинейная модель не может описать. Это видно и на графиках 1(а) и 4(а), и на диаграммах Тейлора 1(б) и 4(б): точка p4 находится далеко от значений наблюденного поля, отмеченного зеленой точкой.

Во всех случаях ухудшает валидность модели наличие выброса в данных (p5): $R < 0{,}7$ для логарифмического (3) паттерна и $R < 0{,}8$ для всех остальных.

5. Выводы

Диаграмма Тейлора позволяет сравнить сразу несколько моделей. Например, как влияют гиперпараметры модели на положение этой модели на диаграмме.

Предложенный подход позволяет диагностировать характер расхождения моделей с наблюдаемыми данными, что повышает обоснованность выбора модели для прогнозирования.

Результаты показали, что наличие гауссовского шума и сдвиг по оси ординат не ухудшают коэффициент корреляции ($R > 0{,}9$) для всех рассмотренных паттернов, кроме логарифмического (R около 0,8), тогда как сдвиг по оси абсцисс (запаздывание) не влияет на валидность модели только в случае линейного паттерна, для остальных случаев снижает R, в том числе критически (до 0,1) для периодических паттернов. Наличие выбросов снижает $R < 0{,}8$ для всех типов линий. Линейная модель валидна только для линейных и логарифмических паттернов, но полностью невалидна для сложных и периодических данных.

Возрастание *RMSE* при высоком значении R – показатель изменения амплитуды предсказанных значений в большую сторону.

6. Благодарности

Исследование выполнено за счет субсидий Минобрнауки РФ на выполнение научной темы FUMN-2024-0003

7. Список литературы

1. Deep learning models for comprehensive landslide susceptibility study considering climate change and sustainable development implications in Western Province of Rwanda / V. E. Nwazelibe, M. Abdulkarim, J. C. Agbasi [et al.] // Natural Hazards. – 2026. – Vol. 122, No. 10. – DOI 10.1007/s11069-026-08182-x. – EDN LIIZVZ.
2. Which climate model evaluation methods can consistently select skillful models from the CMIP6 ensemble? / N. V. Gnatiuk, Iu. V. Radchenko, R. Davy [et al.] // Geography, Environment, Sustainability. – 2025. – Vol. 18, No. 2. – P. 126–149. – DOI 10.24057/2071-9388-2025-3694. – EDN PUQQNV.
3. Evaluation of the Performance of CMIP5 Models to Simulate Land Surface Air Temperature Based on Long-Range Correlation / Sh. Zhao, W. He, T. Dong [et al.] // Frontiers in Environmental Science. – 2021. – Vol. 9. – DOI 10.3389/fenvs.2021.628999. – EDN EUQUUF.
4. Extreme precipitation indices over China in CMIP5 models. Part I: Model evaluation / Z. Jiang, W. Li, J. Xu, L. Li // Journal of Climate. – 2015. – Vol. 28, No. 21. – P. 8603-8619. – DOI 10.1175/JCLI-D-15-0099.1. – EDN VGPZOD.
5. Climate extremes indices in the CMIP5 multimodel ensemble: Part 1. Model evaluation in the present climate / J. Sillmann, V. V. Kharin, X. Zhang [et al.] // Journal of Geophysical Research: Atmospheres. – 2013. – Vol. 118, No. 4. – P. 1716-1733. – DOI 10.1002/jgrd.50203. – EDN UTBZSL.

6. Межправительственная группа экспертов по изменению климата [Электронный ресурс]. – URL: https://www.ipcc.ch/languages-2/russian/publications-russian/ (дата обращения: 09.06.2026). – Текст: электронный.
7. Challenges in combining projections from multiple climate models / R. Knutti, J. Cermak, R. Furrer [et al.] // Journal of Climate. – 2010. – Vol. 23, No. 10. – P. 2739-2758. – DOI 10.1175/2009JCLI3361.1. – EDN NAHHNT.
8. IPCC, 2013: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change / T. F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner [et al.] (eds.)]. – 2013. – Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York. – NY, USA. – 1535 p.
9. *Stanski, H. R.* Survey of common verification methods in meteorology. Atmospheric Environment Service / H. R. Stanski, L. J. Wilson, W. R. Burrows // Research report (MSRB). – 1989. – N 89-5.
10. *Taylor, K. E.* Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram / K. E. Taylor // Journal of Geophysical Research: Atmospheres. – 2001. – Vol. 106, No. D7. – P. 7183–7192. – DOI: 10.1029/2000JD000179.
11. Real-time assimilation of streamflow observations into a hydrological routing model: effects of model structures and updating methods / M. Maurizio, N. Seong Jin, L. Haksu [et al.] // Hydrological Sciences Journal. – 2018. – Vol. 63, No. 2. – DOI 10.1080/02626667.2018.1430898.
12. The Taylor Diagram with Distance: A New Way to Compare the Performance of Models / M. Ali Ghorbani, R. Jani, F. Mohajeri [et al.] // Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering. – 2025. – Vol. 49, No. 1. – P. 305–321. – DOI: 10.1007/s40996-024-01477-8.
13. *Wang, X.* Optimizing global forest burned area simulations: Multi-earth system model assessment, Bayesian model averaging synthesis, and climate drivers / X. Wang, Z. Di // Global and Planetary Change. – 2026. – Vol. 260. – P. 105390. – DOI: 10.1016/j.gloplacha.2026.105390
14. Evaluating SEAS5 ECMWF seasonal forecasts for Sicily Mediterranean Island: Retrospective analysis and bias correction / F. Castaldo, A. Francipane, D. Treppiedi [et al.] // Journal of Hydrology: Regional Studies. – 2026. – Vol. 64. – P. 103271. – DOI: 10.1016/j.ejrh.2026.103271.
15. Сравнительный анализ нейросетевых моделей для прогноза динамики концентраций парниковых газов в приземном слое атмосферного воздуха острова Белый / В. С. Бобаков, А. Г. Буевич, А. С. Буторова, А. П. Сергеев // Арктика: экология и экономика. – 2026. – Т. 16, № 1(61). – С. 53–63. – DOI 10.25283/2223-4594-2026-1-53-63. – EDN MKYINQ.
16. *Wang, X.* Reconstruction of the Carboniferous depositional architecture in the Lublin Basin (SE Poland): Sequence stratigraphy, palaeogeography and prospects for raw material deposits and CO_2 storage / X. Wang, Z. Di // Global and Planetary Change. – 2026. – Vol. 260. – P. 105390. – DOI 10.1016/j.gloplacha.2026.105390.
17. Effect of adopting data-driven hybrid modeling approaches on improving the accuracy of building heating load forecasting: a statistical analysis / Y. Li, Y. Lai, N. Zhu [et al.] // Energy and Buildings. – 2026. – Vol. 358. – P. 117180. – DOI: 10.1016/j.enbuild.2026.117180.

Сведения об авторах:

Субботина Ирина Евгеньевна, к. ф.-м. н., н. с. Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия, Эл. почта: iesub@yandex.ru.

Буторова Анастасия Сергеевна, м. н. с. Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия.

Сергеев Александр Петрович, к. ф.-м. н., профессор, в. н. с. Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия.

Буевич Александр Геннадьевич, н. с. Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия.

Баглаева Елена Михайловна, к. ф.-м. н., ст. н. с. Института промышленной экологии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия.

TAYLOR DIAGRAM. CONSTRUCTION AND INTERPRETATION

I. E. Subbotina, A. S. Butorova, A. P. Sergeev, A. G. Buevich, E. M. Baglaeva

Institute of Industrial Ecology, Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Yekaterinburg, Russia.

Mathematical modeling of ecological and climate systems is associated with uncertainty, and assessing model validity requires a comprehensive approach. It is almost always necessary to simultaneously consider several metrics of model accuracy. The diagram proposed by K. Taylor in 2001 allowed three statistical indicators to be presented on a single plane and has become a standard tool for visual analysis. However, the question of how different types of deviations of model results from observed data are reflected in the position of a model point on a Taylor diagram requires a more detailed study. This paper demonstrates patterns in the distribution of forecasts from various models on a Taylor diagram and illustrates their features for assessing model properties. Four patterns describing observed processes are analyzed: a line with three peaks, a straight line, a logarithmic line, and a periodic line. For each pattern of observed values, six sets of models were created: a smooth line without noise, a shift along the y-axis, a shift along the x-axis, a change in amplitude, the presence of an outlier, and a linear approximation. The results showed that in the presence of Gaussian noise and a shift along the ordinate axis, the correlation coefficient remains high (R > 0.9) for all patterns considered except the logarithmic one (R approximately 0.8). A shift along the abscissa axis does not affect the model's validity only for the linear pattern, but for all other cases, it reduces R, including critically (down to 0.1) for periodic patterns. The presence of outliers reduces R < 0.8 for all line types. The linear model is valid only for linear and logarithmic patterns, but is completely invalid for complex and periodic patterns. The RMSE for all patterns increases when the model describes data with a larger amplitude.

Key words: complex systems; model; forecast; Taylor diagram.

References

1. Deep learning models for comprehensive landslide susceptibility study considering climate change and sustainable development implications in Western Province of Rwanda / V. E. Nwazelibe, M. Abdulkarim, J. C. Agbasi [et al.] // Natural Hazards. – 2026. – Vol. 122, No. 10. – DOI 10.1007/s11069-026-08182-x. – EDN LIIZVZ.
2. Which climate model evaluation methods can consistently select skillful models from the CMIP6 ensemble? / N. V. Gnatiuk, Iu. V. Radchenko, R. Davy [et al.] // Geography, Environment, Sustainability. – 2025. – Vol. 18, No. 2. – P. 126–149. – DOI 10.24057/2071-9388-2025-3694. – EDN PUQQNV.
3. Evaluation of the Performance of CMIP5 Models to Simulate Land Surface Air Temperature Based on Long-Range Correlation / Sh. Zhao, W. He, T. Dong [et al.] // Frontiers in Environmental Science. – 2021. – Vol. 9. – DOI 10.3389/fenvs.2021.628999. – EDN EUQUUF.
4. Extreme precipitation indices over China in CMIP5 models. Part I: Model evaluation / Z. Jiang, W. Li, J. Xu, L. Li // Journal of Climate. – 2015. – Vol. 28, No. 21. – P. 8603-8619. – DOI 10.1175/JCLI-D-15-0099.1. – EDN VGPZOD.
5. Climate extremes indices in the CMIP5 multimodel ensemble: Part 1. Model evaluation in the present climate / J. Sillmann, V. V. Kharin, X. Zhang [et al.] // Journal of Geophysical Research: Atmospheres. – 2013. – Vol. 118, No. 4. – P. 1716-1733. – DOI 10.1002/jgrd.50203. – EDN UTBZSL.
6. Mezhpravitel'stvennaya gruppa ekspertov po izmeneniyu klimata [Intergovernmental Panel on Climate Change] [Electronic resource]. – URL: ipcc.ch (accessed: 09.06.2026). – Text: electronic.
7. Challenges in combining projections from multiple climate models / R. Knutti, J. Cermak, R. Furrer [et al.] // Journal of Climate. – 2010. – Vol. 23, No. 10. – P. 2739-2758. – DOI 10.1175/2009JCLI3361.1. – EDN NAHHNT.

8. IPCC, 2013: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change / T. F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner [et al.] (eds.)]. – 2013. – Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York. – NY, USA. – 1535 p.
9. *Stanski, H. R.* Survey of common verification methods in meteorology. Atmospheric Environment Service / H. R. Stanski, L. J. Wilson, W. R. Burrows // Research report (MSRB). – 1989. – N 89-5.
10. *Taylor, K. E.* Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram / K. E. Taylor // Journal of Geophysical Research: Atmospheres. – 2001. – Vol. 106, No. D7. – P. 7183–7192. – DOI: 10.1029/2000JD000179.
11. Real-time assimilation of streamflow observations into a hydrological routing model: effects of model structures and updating methods / M. Maurizio, N. Seong Jin, L. Haksu [et al.] // Hydrological Sciences Journal. – 2018. – Vol. 63, No. 2. – DOI 10.1080/02626667.2018.1430898.
12. The Taylor Diagram with Distance: A New Way to Compare the Performance of Models / M. Ali Ghorbani, R. Jani, F. Mohajeri [et al.] // Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering. – 2025. – Vol. 49, No. 1. – P. 305–321. – DOI: 10.1007/s40996-024-01477-8.
13. *Wang, X.* Optimizing global forest burned area simulations: Multi-earth system model assessment, Bayesian model averaging synthesis, and climate drivers / X. Wang, Z. Di // Global and Planetary Change. – 2026. – Vol. 260. – P. 105390. – DOI: 10.1016/j.gloplacha.2026.105390
14. Evaluating SEAS5 ECMWF seasonal forecasts for Sicily Mediterranean Island: Retrospective analysis and bias correction / F. Castaldo, A. Francipane, D. Treppiedi [et al.] // Journal of Hydrology: Regional Studies. – 2026. – Vol. 64. – P. 103271. – DOI: 10.1016/j.ejrh.2026.103271.
15. Comparative analysis of neural network models for forecasting the dynamics of greenhouse gas concentrations in the surface layer of atmospheric air on Bely Island / V. S. Bobakov, A. G. Buevich, A. S. Butorova, A. P. Sergeev // Arctic: ecology and economics. – 2026. – Vol. 16, No. 1(61). – P. 53–63. – DOI: 10.25283/2223-4594-2026-1-53-63. [in Russian]
16. *Wang, X.* Reconstruction of the Carboniferous depositional architecture in the Lublin Basin (SE Poland): Sequence stratigraphy, palaeogeography and prospects for raw material deposits and CO_2 storage / X. Wang, Z. Di // Global and Planetary Change. – 2026. – Vol. 260. – P. 105390. – DOI 10.1016/j.gloplacha.2026.105390.
17. Effect of adopting data-driven hybrid modeling approaches on improving the accuracy of building heating load forecasting: a statistical analysis / Y. Li, Y. Lai, N. Zhu [et al.] // Energy and Buildings. – 2026. – Vol. 358. – P. 117180. – DOI: 10.1016/j.enbuild.2026.117180.

.