



К СОЗДАНИЮ МЕТРИЧЕСКОГО ПРОСТРАНСТВА ОБРАЗА СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОГО ОБЪЕКТА

Куценогий П.К., Каличкин В.К.

*Сибирский федеральный научный центр агробиотехнологий Российской академии наук
Новосибирская область, р.п. Краснообск, Россия*

Представлен анализ различных подходов к прогнозированию сложных многофакторных систем в условиях неопределенности внешних условий. Данные подходы необходимо развивать с целью создания адекватных моделей сельскохозяйственной деятельности для целей ее эффективного планирования и управления. Отличительная особенность сельскохозяйственного производства – критическая зависимость от факторов внешней среды, которые не поддаются точному прогнозированию. Используемые для решения данной задачи в настоящее время регрессионное моделирование и анализ временных рядов в сложных случаях не дают адекватный прогноз динамики сельскохозяйственного объекта. В качестве подхода предлагается использовать построение «образа» системы. Данный подход относится к «природоподобным», так как моделирует способ принятия решения специалистом на основе накопленного опыта и интуиции. Ключевым параметром этого построения будет корректный выбор метрики (системы координат). Данный подход проиллюстрирован примером создания образа двумерного явления в одномерной системе координат. В результате под образом понимается изображение реальности в векторном пространстве определенной размерности. Образ в представлении авторов – отображение реальности в искусственно созданной метрике, более доступное пониманию и анализу, но сохраняющее основные (важные) черты и функции исходного объекта. Методы искусственного интеллекта можно рассматривать в качестве инструментов для создания и анализа образов. Важной характеристикой образа является его прогностическая сила, т.е. возможность для использования образа с целью прогнозирования состояния реального объекта в будущем периоде. Образ сохраняет свою прогностическую силу, если прогноз, полученный с использованием данного образа, соответствует данным, полученным при наблюдении за реальным объектом. Образ формируется в подходящей метрике для решения конкретной задачи. Ключевым метрическим параметром образа сельскохозяйственной деятельности, пригодного для целей прогнозирования, является минимальная размерность используемого векторного пространства, при котором сохраняется прогностическая сила образа для решения поставленной задачи.

Ключевые слова: образ системы, моделирование процессов, прогнозирование, искусственный интеллект, размерность метрического пространства

CREATION OF THE SPATIAL METRIC FOR THE IMAGE OF AN AGRICULTURAL OBJECT

Kutsenogii P.K., Kalichkin V.K.

*Siberian Federal Scientific Centre of Agro-BioTechnologies of the Russian Academy of Sciences
Krasnoobsk, Novosibirsk Region, Russian Federation*

The analysis of various approaches to forecasting complex multifactorial systems in conditions of uncertainty of external conditions is presented. It is necessary to develop these approaches in order

to create adequate models of agricultural activities for their effective planning and management. A distinctive feature of agricultural production is a critical dependence on environmental factors, which cannot be accurately predicted. Regression modeling and analysis of time series used at present to solve this problem in difficult cases do not result in an adequate forecast of the dynamics of an agricultural object. As an approach, it is proposed to use the construction of the "image" of the system. This approach is classified as "nature-like", as it simulates a way of decision-making by a specialist on the basis of accumulated experience and intuition. The key parameter of this construction will be the correct choice of the metric (coordinate system). This approach is illustrated by an example of creating an image of a two-dimensional phenomenon in a one-dimensional coordinate system. As a result, an image is understood as an image of reality in a vector space of a certain dimension. The image in the authors' view is a reflection of reality in an artificially created metric, more suitable for understanding and analysis, but retaining the main (important) features and functions of the original object. Artificial intelligence techniques can be seen as tools for image creation and analysis. An important characteristic of an image is its predictive power, i.e. the ability to use the image in order to predict the state of a real object in the future period. An image retains its predictive power if the forecast obtained using this image corresponds to the data obtained when observing a real object. The image is formed in a suitable metric for solving a specific problem. The key metric parameter of the image of agricultural activity, suitable for forecasting purposes, is the minimum dimension of the vector space used, at which the predictive power of the image is retained to solve the problem.

Keywords: system image, process modeling, forecasting, artificial intelligence, spatial metric dimension

Для цитирования: Куценогий П.К., Каличкин В.К. К созданию метрического пространства образа сельскохозяйственного объекта // Сибирский вестник сельскохозяйственной науки. 2021. Т. 51. № 1. С. 99–109. <https://doi.org/10.26898/0370-8799-2021-1-12>

For citation: Kutsenogii P.K., Kalichkin V.K. Creation of the spatial metric for the image of an agricultural object. *Sibirskii vestnik sel'skokhozyaistvennoi nauki* = *Siberian Herald of Agricultural Science*, 2021, vol. 51, no. 1, pp. 99–109. <https://doi.org/10.26898/0370-8799-2021-1-12>

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Создание образа какого-либо объекта, процесса или явления в науке связано прежде всего с двумя дисциплинами – моделированием и прогнозированием. Считается, что всякое познание представляет собой моделирование [1, 2]. Модель – это искусственно создаваемая система, в которой отражено сходство структуры и функции с системой-оригиналом, но которая всегда упрощает и искажает оригинал. В то же время упрощение необходимо в связи с большой сложностью аграрной системы и накопленного знания о ее функционировании. Адекватность моделей аграрных систем ограничивается сложностью математического описания и их нестационарностью, которая проявляется в их эволюции во времени. Следовательно, модель и моделирование независимо от ме-

тодов (подходов) имеют ограниченное значение и распространение. К этому следует добавить, что моделирование развито в академической среде и слабо используется специалистами производства. Математическое моделирование сельскохозяйственных процессов и объектов (например, управление продукционным процессом растений) является, по сути, «вещью в себе».

В свою очередь, компьютерное моделирование развивается в настоящее время в сторону обработки больших данных и их визуализации (создание образов), поскольку именно этот процесс преобразования данных наиболее легко воспринимается человеком [3]. В рамках этой парадигмы технологии виртуальной (virtual reality, VR) и дополненной (augmented reality, AR) реаль-

ности наиболее перспективны в упрощении процесса восприятия и понимания данных, а также процессов поддержки принятия решений [4]. В то же время, по мнению Н.Н. Шаброва¹, решение экстраординарных задач невозможно обеспечить набором разработанных ранее моделей многоцелевого назначения в силу их неадекватности или неэффективного масштабирования вычислений. Для решения таких задач требуется разработка уникальных моделей и уравнений состояния объекта, а также разработка численных схем решения. В связи с этим моделирование осуществляется с использованием суперкомпьютеров. Моделирование на суперкомпьютерах порождает сверхбольшие объемы данных, анализ и интерактивная визуализация которых в системах виртуального окружения в режиме реального времени в свою очередь также требует применения суперкомпьютерных вычислений. В процессе моделирования с производительностью вычислительных систем на уровне петафлопс (10^{15} операций в секунду) создаются объемы данных уровня петабайт (10^{15} байт). При этом для визуализации объемов данных уровня Petabyte требуются как новые технологии анализа и визуализации результатов, так и новые программные и аппаратные средства визуализации².

В России в настоящее время формируется национальная технологическая платформа по созданию и развитию суперкомпьютерных технологий даже экзотического класса [3]. Однако выразим предположение, что в ближайшее время решение сельскохозяйственных задач (заметим, что они относятся к экстраординарным) вряд ли возможно на данной технологической платформе. Бизнес и государство заинтересованы в ней, однако в настоящее время в России нет исследователей, способных решать эту задачу на высоком профессиональном уровне (аграрные наука и образование таких исследователей не подготовили).

Создание методов прогнозирования – одна из главных проблем науки, и, возможно, труднейшая из них. Наиболее распространенное в сельском хозяйстве прогнозирование основано на использовании факторной регрессионной модели [5–7]. Однако ни в одну регрессионную модель невозможно включить все факторы, влияющие на изучаемый показатель, например на урожайность культур. Во-первых, часть факторов вообще неизвестна, так как наши знания не имеют статуса абсолютной истины. Во-вторых, часть факторов теоретически известна, но на практике по ним нет достаточно надежной информации. В-третьих, если число известных факторов велико, то все их невозможно включить в уравнение регрессии по математическим ограничениям (превышение числа факторов над численностью выборки, мультиколлинеарность [8, 9], гетероскедастичность) [10, 11].

Еще одним распространенным методом является анализ временных рядов, в котором прогнозирование осуществляется по тренду [12–14]. Этот метод также имеет недостатки, а именно: неявность факторов динамики, скрытых за «номером периода», лишает исследователя возможности учесть ожидаемый скачок в развитии того или иного фактора. Нет возможности моделировать разные варианты прогноза при разных сочетаниях значений факторов, что обычно делается при прогнозе по регрессионной модели с управляемыми факторами. Прогноз по тренду несет в себе как бы черты фатализма.

Следовательно, регрессионное моделирование и анализ временных рядов в сложных случаях не дают адекватный прогноз динамики сельскохозяйственного объекта. Тем не менее, человек принимает решения и чаще всего они оказываются удачными. Что-то слабо уловимое, интуитивное, не подлежащее строгой формализации подсказывает человеку нужное решение. По на-

¹Шабров Н.Н., Киев В.А., Кузин А.К. Системы виртуального окружения – ключевые технологии анализа результатов суперкомпьютерного моделирования // Суперкомпьютерные дни в России: материалы конф., 2015. С. 428–435.

²Шабров Н.Н., Орлов С.Г., Кузин А.К., Суетов А.Е. Параллельные компьютерные технологии в системах виртуального окружения. Цели и задачи // Суперкомпьютерные технологии в науке, образовании и промышленности: материалы конф. М.: Изд-во МГУ, 2011. С. 669–671.

шему мнению, это интуитивное, созданное субъективным опытом человека, предстает у него в голове в качестве некоторого образа результата действия, образом выступает и само действие.

Аксиомой понимания образа в современной философии и психологии стало определение образа, данное Г.В. Гегелем³, «...являет нашему взору не абстрактную сущность, а конкретную ее действительность...». В когнитивной науке образ понимается как «репрезентация в уме неприсутствующего объекта или события» [15]. Основная задача образа – сохранение в памяти событий и явлений реальности в виде некоторой «картинки в голове», «проекции сцен из реального мира».

С точки зрения использования образа в качестве общедоступного инструмента, а не только «картинки в голове» отдельного субъекта, более подходящим является определение «проекция сцены из реального мира». Данная проекция всегда осуществляется в некоторой метрике. Например, кинематограф прошлого века (не 3D) – это проекция визуальной картинки на плоский экран, т.е. двухмерное изображение трехмерного мира. То же относится к искусству живописи. Если образ – это «картинка», соответствующая некоторому оригиналу, то размерность пространства картинки и размерность пространства оригинала совсем не обязательно совпадают. Тем не менее, требуемый и имеющий практическую значимость образ должен позволять получать адекватное представление об оригинале и иметь прогностическую силу. Иными словами, в адекватном образе отражаются необходимые для прогноза характеристики оригинала, или же по-другому: на основании образа возможно точно (с допустимой точностью) опознать оригинал. Так, по фотографии можно практически со 100%-й вероятностью идентифицировать человека по признакам его внешности, хотя фотография – это двухмерное изображение, а внешность человека – это функция трехмерного

пространства. Более того, близкой к 100%-й идентификация допускается по черно-белой фотографии, хотя лицо человека обладает всей цветовой гаммой. Данный пример показывает, что для функции «идентификация» достаточно создания образа объекта в пространстве, размерность которого намного меньше, чем возможная размерность пространства, требуемого для точного описания объекта.

То же необходимо применить к описанию сельскохозяйственной деятельности. Для точного и полномасштабного описания подобных процессов требуется многопараметрическое (многомерное) описание. Существует огромное количество разнообразных взаимодействующих факторов, приводящих в итоге к конечному результату деятельности. Учет всех возможных факторов, а тем более, их точное прогнозирование, является неразрешимой задачей. Однако действительно ли следует создавать наиболее детальный из возможных образов в наиболее сложной и полной метрике для адекватного описания ситуации и прогнозирования результата?

Цель исследования – определить образ сельскохозяйственного объекта как инструмент адекватного прогнозирования, рассмотреть понятия требуемой и возможной детализации образа исходя из конкретики решаемой задачи и определить ключевое метрическое пространство создаваемого образа.

В психологии образ понимается как отражение реальности в виде целостной структуры, которая становится содержанием психики человека. Данный природоподобный и антропоцентрический подход можно развивать, моделируя образы реальных объектов так, как это происходит в искусственных нейронных сетях. Однако существует и несколько иной подход. Модель объекта создается для того, чтобы прогнозировать события, связанные с данным объектом, которые еще никогда по факту не происходили, на основе предыдущего похожего или аналогичного опыта. Следует подчеркнуть, что если возможно точное повторение условий

³Гегель Г.В. Эстетика. Т. 1. М.: Искусство, 1968. 311 с.

эксперимента, как это постулируется в физике, то можно точно предсказать результат данного эксперимента исключительно на основе опыта. Если повторение условий эксперимента невозможно или данные условия являются недоопределенными изначально, то в любом случае необходимо строить модель с рядом допущений и прогнозировать результат на основе данной модели. Таким образом, иное определение образа объекта – это модель, позволяющая прогнозировать состояние данного объекта с допустимой степенью точности (достоверности).

Второе (физическое) определение «образа» пересекается с первым в той части, в которой образ, являющийся отображением реальности в психике человека, так же, как и численная модель, подлежит «улучшению» по мере накопления знаний об объекте. Здесь уместно привести простые примеры. Первое впечатление одного человека о другом человеке – это образ, который служит для предсказания поведения. Что можно от этого конкретного человека ожидать в той или иной ситуации? По мере накопления опыта взаимодействия с человеком в различных ситуациях первое впечатление может оказаться ошибочным, и появляется более совершенная модель предсказания (образ личности другого человека), которая предлагает более точные варианты поведения в тех или иных ситуациях. Пример с поведением человека достаточно характерный, так как описывает очень сложный объект с большим числом факторов, влияющих на конечный результат.

Образ или «прогностическая модель» сельскохозяйственной деятельности однозначно относятся к активности, проистекающей в условиях воздействия большого числа факторов, имеющих критическое влияние на итоговые результаты происходящих процессов, при этом ряд факторов подвержен сильной изменчивости, другие вообще недоопределены. Сельскохозяйственная деятельность связана с жизненными циклами биологических объектов: растений и животных. Развитие и гибель данных биологических объектов зависит как от свойств самих

объектов, закодированных в геноме, так и от внешних условий. Одними из самых значимых внешних условий, определяющих развитие растений, является погода в виде совокупности метеорологических показателей: температуры, освещенности, осадков, скорости ветра и др. Важно осознать, что под понятием «погода» скрывается очень широкий набор параметров состояния атмосферы, гидросферы и почвы в точке измерений и в момент времени, когда проводят измерения. Часто при попытке создать предикативную модель сельскохозяйственной деятельности пытаются найти способ предсказания погоды на период, для которого необходимо получить прогноз урожайности сельскохозяйственных культур. Долгосрочный прогноз погоды – всегда значения, полученные с некоторой степенью вероятности. Еще один фактор, который следует принять во внимание: текущие погодные условия в момент наблюдения (текущий эксперимент) никогда в точности не повторятся. С точки зрения физического моделирования это означает, что невозможно воспроизвести условия эксперимента с целью проверки истинности сделанных наблюдений на текущем этапе. Важен не просто факт наличия трудно прогнозируемых условий, важен факт недоопределенности данных условий, поскольку единственное, что известно наверняка, – в точности данные условия (тем более, во временной развертке) не повторятся никогда.

Любой конечный результат, который мы хотим достигнуть, может быть представлен в виде образа. Фактически, в зависимости от «полноты» образ позволяет симулировать результат в процессе мысленного (для человека) или численного эксперимента в случае создания численного виртуального образа. Образ помещается в граничные условия, соответствующие ожиданиям, и выдает прогностический результат. Как и человек, который может ориентироваться в не совсем знакомой ему обстановке, опираясь на накопленный опыт и соответствующие логические конструкции, так и исследователи ожидают от качественно сконструированного образа результата, максимально

соответствующего наблюдаемой действительности при наличии неполных или недоопределенных граничных условий. Чем более «полным» будет создаваемый образ, тем меньше требований он будет предъявлять к количеству и точности используемых входных параметров. С точки зрения человеческой деятельности, именно это и называется «опытом».

Образ – это искусственно созданная реальность, к которой мы должны стремиться (или которую должны прогнозировать?). Или модель, обладающая прогностической силой? Под понятием образа понимаем сложившуюся картину, которая будучи дополненной условиями (предполагаемыми) выдает ожидаемый результат. Правильно созданный образ должен быть минимально чувствителен к точности определения условий в будущих периодах. Как определить «качество» образа? После наступления события реальность может быть соотнесена с прогнозом. Условия уже не моделируются и не предсказываются, а наступили по факту. В этой ситуации наблюдатель имеет фактическую величину предсказанного значения и может сравнить его с предсказанием на основе построенного предварительно образа. Чем лучше соответствие, тем качественней создаваемый образ. Если соответствие не вписывается в заданный диапазон, предстоит корректировка образа. Происходит накопление опыта, в соответствии с которым корректируется образ. В идеале, образ стремится к некому предельному случаю, когда дальнейшее накопление опыта уже не приводит к более точному описанию. Точность прогнозов больше не растет с ростом числа проведенных опытов и ростом числа вносимых корректив. Это может быть связано и с недоопределенностью условий, в которых существует физическая реальность, образ которой создается исследователем. В этом случае образ должен быть принят адекватным реальности в достижимой мере, и именно к этому образу стремится исследователь (наблюдатель).

Данный подход похож на тот, который применяется для «тренировки» нейронных сетей в машинном обучении. В данном слу-

чае нейронную сеть можно рассматривать как модель, способную предсказать интересующий исследователя результат после определенной настройки или обучения. Внутри модели остаются определенные степени свободы, а именно: весовые коэффициенты сигналов, передающихся с одного слоя сети на следующий с тем, чтобы активировать функции виртуальных нейронов следующего слоя. При наличии достаточного количества обучающих примеров, т.е. наборов условий и известных результатов, соответствующих данным условиям, происходит тренировка, подбор весовых коэффициентов так, чтобы модель адекватно воспроизводила весь массив обучающих примеров. На степени адекватности остановимся ниже. Сейчас рассмотрим случай, когда обучение не удастся успешно завершить. Причин для этого может быть несколько:

- недостаточное число обучающих примеров. Проверить данную гипотезу не составляет труда, если есть возможность дальнейшего накопления опыта. Если есть возможность продолжать эксперименты в новых условиях и по мере накопления опыта точность последующих предсказаний растет, значит, модель (образ) адекватна, но изначально было недостаточно данных. По мере накопления данных образ (модель) уточняется, но до определенного предела, заложенного в самой структуре образа или модели. Дальнейшее накопление данных становится избыточным;

- неадекватность самой структуры образа или модели поставленной задаче. Если по мере накопления данных точность предсказаний не растет, необходимо модифицировать саму модель. Вероятно, в ней изначально недостаточно степеней свободы или они неадекватно определены;

- возможно, задача в принципе не решается с помощью какого-либо моделирования или не существует адекватного образа, описывающего действительность в существенных для процесса условиях. Данный результат возник, скорее всего, из-за изначально завышенных ожиданий исследователя от

создаваемого образа и некорректно сформулированной задачи.

Рассмотрим данную проблему более подробно. Ключевым вопросом является следующий: насколько детальным должен и может быть образ, создать который для моделирования реальных физических или биологических процессов мы стремимся? Парадокс, но в данном случае, «лучше» может быть и «хуже». Прогностическая сила слишком детализированного образа может оказаться заведомо хуже, чем у образа с большим количеством допущений и обобщений. В области искусственного интеллекта и машинного обучения данный парадокс описан в терминах «переобученная модель». Поясним суть проблемы на примере.

Представим, что необходимо по фотографии определить личность человека. Можно иметь очень четкую детализированную оцифрованную фотографию и отталкиваться от нее. На основе этой фотографии создаем детальный цифровой образ данного человека, учитывая все детали имеющейся фотографии. Тогда для идентификации человека необходимо будет сделать точно такую же фотографию, в том же ракурсе и разрешении. Скорее всего, точно воспроизвести снимок не удастся, и машинный алгоритм будет утверждать, что любая из представленных фотографий не соответствует оригиналу, в том числе и фотографии, на которых запечатлен человек с оригинального снимка, использованного в качестве изначального образа или модели. У данной весьма точной модели прогностическая сила равна нулю, так как она со 100%-й вероятностью при идентификации любого человека (включая правильного) выдаст отрицательный ответ.

Теперь попытаемся «заглубить» образ, используя не всю полноту данных оцифрованной фотографии. Разработаем систему соотношений, описывающих основные черты лица: отношение длины носа к расстоянию между кончиком носа и подбородком, соотношение ширины и высоты лба, соотношение длины рта и расстояния между глаз и др. Выделив, например, 100 таких параметров, которые могут быть определены по

фотографиям человека, фактически создадим новую метрику, в которой может быть преобразован фотоснимок. После кодировки снимка в новой метрике объем используемых и хранящихся данных резко сокращается. Для создания образа лица человека в новой метрике лучше использовать не один точный снимок с высоким разрешением, а множество снимков, пусть и плохого качества. Использование множества снимков позволит учесть особенности мимики каждого конкретного человека при фотографировании. Размерность метрики может быть 100, может быть больше или меньше. Чем больше размерность, тем точнее будем отсеивать неверные образы. Однако сразу можно сказать, что даже очень грубая модель или образ дают не нулевую вероятность получения правильного результата: с некоторой конечной вероятностью такой образ будет соответствовать реальному искомому человеку. Поскольку вероятность обнаружения правильного человека в случае переобученной модели сразу оценена нами, как равная нулю, любая конечная вероятность получения правильного ответа в бесконечное число раз лучше с точки зрения прогностической силы образа или модели. В приведенном примере видно, что грубый образ может быть существенно лучше попытки создания точного образа применительно к конкретной задаче.

Из сказанного выше следует, что образ, к которому мы стремимся – это не идеализированное описание, максимально точно приближенное к представляемой нами картине мира, а та модель, которая при наложении на нее адекватных граничных условий даст прогнозные значения интересующей величины с максимально возможной (допустимой) точностью. С данной точки зрения, определение пределов минимально допустимых пределов разброса прогнозных значений применительно к конкретной задаче – важнейший вопрос, который предстоит решать при конструировании предсказательных образов или моделей.

Процесс «заглубления» образа для целей его практического использования можно

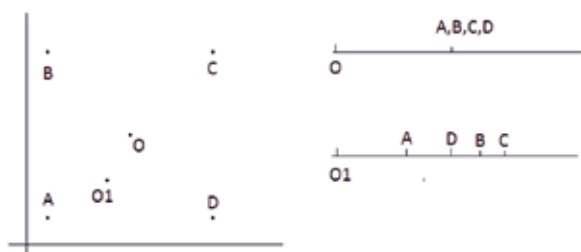
представить в виде формальной математической задачи поиска минимальной возможной размерности пространства для представления. Некоторые авторы [16] описывают в качестве способа визуализации объекта из n -мерного пространства его проекцию в пространство меньшей размерности. На самом деле, это единственный практически работающий подход. Так, когда мы говорим о «визуализации», то имеем в виду, что образ может быть представлен в графическом представлении, удобном для восприятия. Однако человек способен визуально воспринимать объекты в виде двух- и трехмерного изображения. Достаточно сложно, даже обладая весьма развитой фантазией, представить себе четырехмерный объект. Следующей задачей визуализации при выборе проекции в двух- или трехмерное пространство является выбор такой метрики, при которой наблюдатель может адекватно оценить реальный (многомерный) объект, видя лишь его «образ» или проекцию в пространство меньшей размерности. В приведенной работе [16] мера адекватности оценивается по такому признаку, как способность оператора сложной технической системы, описываемой многими параметрами, верно оценить ее техническое состояние и пересказать при необходимости возникновение внештатной ситуации. В данном случае имеем конкретное приложение прогностической силы образа. Система в общем виде описывается в

n -мерном пространстве: число параметров, каждый из которых может измеряться в широком диапазоне значений, достаточно велико. Оператор системы способен быстро воспринимать только двухмерную картинку, выводимую на дисплей. Правильный выбор осей (метрики двухмерного) изображения позволит оператору различить в данной картинке ситуацию, предсказывающую возможное аварийное поведение системы.

Критичность выбора метрики для целей использования образа в дальнейшем для решения практических задач можно проиллюстрировать элементарным (наивным) примером. На рисунке представлены 4 точки (объекта) A, B, C, D в исходном двухмерном пространстве. Предлагается выбрать метрику для одномерного представления объектов. Выберем в качестве метрики расстояние каждой из точек до некоторого центра O. Если в качестве точки отсчета, выбрать точку O в центре квадрата, образуемого точками ABCD, то в новом одномерном пространстве будет видно, что все объекты равноудалены от O. Следовательно, в исходном (истинном) пространстве можно расположить объекты на окружности. Однако информация о равноудаленности точек вдоль окружности окажется утерянной, что является примером издержек при сокращении размерности образа по сравнению с исходным представлением. Данный факт указывает, что выбор метрики для создания адекватного образа зависит и от постановки задачи, для решения которой образ создается.

Рассмотрим данный элементарный пример с точки зрения некорректного выбора метрики для создания образа в $n-1$ -мерном пространстве. Если в качестве точки отсчета новой метрики выбрать не точку O, а точку O1, отображение объектов в новом пространстве будет иметь вид странного распределения, в котором трудно увидеть систему и сделать какие-то выводы относительно объектов в исходном представлении.

Описанный пример – это не образ будущей системы, а образ ее настоящего состояния, позволяющий отразить главные чер-



Пример создания одномерного образа расположения четырех объектов в двухмерном пространстве

An example of creating a one-dimensional image of the location of four objects in two-dimensional space

ты, связанные с развитием ситуации, или с динамикой развития системы в некоторой временной перспективе. Именно этот подход позволяет перейти к прогнозированию поведения сложных систем в будущем.

Как уже отмечалось выше, полный прогноз в исходной метрике (исходных координатах описания) становится невозможным из-за обилия факторов, некоторые из которых невозможно учесть. Упрощение метрики при сохранении возможности идентификации образа – это возможность учесть именно важные и значимые факторы, в том числе влияющие критическим образом на поведение системы. Упростив картину, возможно сохранить прогностическую силу создаваемого образа.

Образ формируется на основе знаний о потенциальных возможностях объекта, погруженных в условия. В общем виде задачу прогнозирования можно сформулировать как получение образа конечной системы для момента времени T , имея некий набор данных о системе в моменты времени, предшествующие времени T . Понятие «образа» неразрывно связано с понятием «наблюдателя». Когда речь идет о прогнозе, для наблюдателя важны совершенно конкретные параметры интересующего его образа. Если речь идет о картинке, его интересует портретное сходство с искомым объектом или субъектом, о сельскохозяйственной деятельности – например, возможная ожидаемая урожайность конкретных культур и необходимые действия по ее получению. Речь идет об образе в конкретной «метрике» или системе координат. Здесь и возникает «наблюдатель», так как образ создается в соответствии с техническим заданием наблюдателя и включает в себя параметры, важные для него. Наблюдателя интересует конкретный прогноз по конкретным параметрам системы. Выбор оптимальной метрики происходит именно с целью решения задачи, поставленной наблюдателем. Если стоит задача создания образа, пригодного для прогнозирования состояния системы, необходимо учесть, сколько и каких параметров системы необходимо описывать, а также от каких внешних условий зависимость

является критической и какие внешние условия могут, а какие не могут быть адекватно спрогнозированы в интересующей временной перспективе.

Например, задача – получение прогноза сельскохозяйственной деятельности в будущем периоде. Критические параметры, влияющие на результат, – погодные условия будущего периода, погодные условия предшествующего периода и совокупность применяемых агротехнологий по возделыванию исследуемой культуры. Наиболее непредсказуемые параметры – погодные параметры будущего периода. Соответственно, адекватная прогностическая модель должна быть построена в виде образа будущего периода в такой метрике, чтобы иметь минимальную чувствительность к изменению параметров, описывающих актуальную погоду.

Размерность пространства образа может быть ограничена размерностью имеющегося массива исходных данных, на основе которых предполагается создать данный образ. Задача поиска оптимальной размерности, или оптимальной «метрики» образа, сама по себе является безусловно важной.

Практически все методы искусственного интеллекта или машинного обучения (в более узком смысле) сводятся к представлению исходного массива данных в пространстве со сконструированной метрикой таким образом, чтобы выявить скрытые закономерности, закодированные в самих данных, но не являющиеся очевидными в исходной метрике. Главный плюс таких подходов в том, что система сама подбирает метрику, в которой представление выйдет наиболее очевидным образом. Выбор данной метрики – ключевая задача построения образа, что проиллюстрировано на рисунке.

Любой конечный результат, включая результат сельскохозяйственной деятельности, описываемый в будущем прогнозном периоде, может быть представлен в виде образа. Образ – это отображение реальности в искусственно созданной метрике, более доступное пониманию и анализу, но сохраняющее основные (важные) черты и функции исходного объекта.

Образ – это состояние объекта в будущем, которое предполагается использовать в прогностических целях на основе знаний о потенциальных возможностях объекта, погруженных в условия (например, отдельный агрометеорологический ресурс, урожайность и др.). Под образом понимаем существующую объективную реальность, смоделированную с помощью множества векторов. Методы искусственного интеллекта можно рассматривать в качестве инструментов для создания и анализа создаваемых образов.

При создании образа сельскохозяйственного объекта (деятельности) существует ряд объективных ограничений на предельно допустимую детализацию, связанную с недоопределенностью условий, в которых будет воспроизводиться деятельность. Недоучет деталей (информации), имеющихся в распоряжении исследователя при создании образа, ведет к снижению точности прогноза на его основе. Попытка создания образа с детализацией большей, чем допускает объект исследований, ведет к нестабильному поведению образа, неадекватным выводам на его основе и излишней трате вычислительных ресурсов. Ключевым метрическим параметром образа сельскохозяйственного объекта (деятельности), пригодного для целей прогнозирования является минимальная размерность пространства создаваемого образа, при котором сохраняется его прогностическая сила для решения поставленной задачи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Амосов Н.М. Моделирование мышления и психики: монография. Киев: Наукова думка, 1965. 303 с.
2. Lewandowsky S., Farrell S. Computational modeling in cognition: Principles and practice. SAGE publications, Inc., 2011. 359 p.
3. Шабров Н.Н., Куриков Н.Н. Анализ и визуализация результатов научных исследований с помощью технологий виртуальной реальности // Научно-технические ведомости СПбПУ. Естественные и инженерные науки. 2011. № 4 (135). С. 200–205.
4. Шабров Н.Н. Программно-аппаратные комплексы виртуального окружения – ключевые компоненты технологий виртуального инжиниринга // CAD/CAM/CAE Observer. 2016. № 3 (103). С. 83–86.
5. Огородников П.И., Усик В.В. Прогнозирование производства и урожайности зерновых культур на основе регрессионных моделей // Вестник Оренбургского государственного университета. 2011. № 13 (132). С. 354–359.
6. Затонский А.В., Сиротина Н.А. Прогнозирование экономических систем по модели на основе регрессионного дифференциального уравнения // Экономика и математические методы. 2014. Т. 50. № 1. С. 91–99.
7. Адамадзе К.Р., Касимова Т.М. Методы прогнозирования развития сельского хозяйства // Фундаментальные исследования. 2014. Т. 1. № 5.
8. Бурда А.Г., Мокропуло А.А., Полусмак В.И., Бурда С.А. Мультиколлинеарность в рейтинговых моделях оценки инвестиционных проектов агроэкономических систем // Фундаментальные исследования. 2019. № 3. С. 11–16.
9. Моисеев Н.А. Методы повышения достоверности прогнозных эконометрических исследований: монография. М.: «Русайнс», 2019. 272 с.
10. Салль М.А. Климатические риски: временные тренды и гетероскедастичность // Метеорология и гидрология. 2015. № 7. С. 84–92.
11. Истигечева Е.В., Мицель А.А. Модели с авторегрессионной условной гетероскедастичностью // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. 2006. № 5 (13). С. 15–21.
12. Канторович Г.Г. Анализ временных рядов // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2002. Т. 6. № 4. С. 498–523.
13. Афанасьева Т.В. Моделирование нечетких тенденций временных рядов: монография. Ульяновск: Издательство Ульяновского государственного технического университета, 2013. 215 с.
14. Татьянакин В.М. Использование многослойных нейронных сетей в прогнозировании временных рядов // Приоритетные направления развития науки и образования. 2014. № 3. С. 195–197.
15. Солсо Р. Когнитивная психология: монография. СПб.: Питер, 2006. 589 с.
16. Емельянова Ю.Г., Фраленко В.П. Методы когнитивно-графического представления информации для эффективного мониторинга сложных технических систем // Программные системы: теория и приложения. 2018. Т. 9. № 4 (39). С. 117–158.

REFERENCES

1. Amosov H.M. *Modeling of thinking and psyche*. Kiev: Naukova dumka Publ., 1965, 303 p. (In Russian).
2. Lewandowsky S., Farrell S. *Computational modeling in cognition: Principles and practice*. SAGE publications, Inc., 2011, 359 p.
3. Shabrov N.N., Kurikov N.N. Analysis and visualization of scientific research results using virtual reality technologies. *Nauchno-tekhnicheskie vedomosti SPbPU. Estestvennye i inzhenernye nauki = St. Petersburg State Polytechnic University Journal of Engineering Science and Technology*, 2011, no. 4 (135), pp. 200–205. (In Russian).
4. Shabrov N.N. Virtual environment software and hardware complexes are key components of virtual engineering technologies. *CAD/CAM/CAE Observer*, 2016, no. 3 (103), pp. 83–86. (In Russian).
5. Ogorodnikov P.I., Usik V.V. Forecasting the production and yield of grain crops based on regression models. *Vestnik Orenburgskogo gosudarstvennogo universiteta. = Vestnik Orenburg State University*, 2011, no. 13 (132), pp. 354–359. (In Russian).
6. Zatonskii A.V., Sirotina N.A. Forecasting economic systems using a model based on a regression differential equation. *Ekonomika i matematicheskie metody = Economics and Mathematical Methods*, 2014, vol. 50, no. 1, pp. 91–99. (In Russian).
7. Adamadziev K.R., Kasimova T.M. Methods of forecasting of development of agriculture. *Fundamental'nye issledovaniya = Fundamental Research*, 2014, vol. 1, no. 5. (In Russian).
8. Burda A.G., Mokropulo A.A., Polusmak V.I., Burda S.A. Multicollinearity in rating models of evaluation of investment projects of agro-economic systems. *Fundamental'nye issledovaniya = Fundamental Research*, 2019, no. 3, pp. 11–16. (In Russian).
9. Moiseev N.A. *Methods for increasing the reliability of predictive econometric studies*. M.: Ruscience Publ., 2019, 272 p. (In Russian).
10. Sall' M.A. Climate Risks: Temporal Trends and Heteroscedasticity. *Meteorologiya i gidrologiya = Russian Meteorology and Hydrology*, 2015, no. 7, pp. 84–92. (In Russian).
11. Istigecheva E.V., Mitsel' A.A. Models with autoregressive conditional heteroscedasticity. *Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki = Proceedings of the TUSUR University*, 2006, no. 5 (13), pp. 15–21. (In Russian).
12. Kantorovich G.G. Time series analysis. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ekonomiki = Higher School of Economics Economic Journal*, 2002, vol. 6, no. 4, pp. 498–523. (In Russian).
13. Afanas'eva T.V. *Modeling fuzzy time series trends*. Ul'yanovsk: Izdatel'stvo Ul'yanovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Publishing House of Ulyanovsk State Technical University, 2013, 215 p. (In Russian).
14. Tat'yankin V.M. Using multilayer neural networks in time series forecasting. *Prioritetnye napravleniya razvitiya nauki i obrazovaniya = Priority directions of development of science and education*, 2014, no. 3, pp. 195–197. (In Russian).
15. Solso R. *Cognitive psychology*. SPb.: Piter Publ., 2006, 589 p. (In Russian).
16. Emel'yanova Yu.G., Fralenko V.P. Methods of cognitive-graphical representation of information for effective monitoring of complex technical systems. *Programmnye sistemy: teoriya i prilozheniya = Program Systems: Theory and Applications*, 2018, vol. 9, no. 4 (39), pp. 117–158. (In Russian).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Куценогий П.К., кандидат физико-математических наук, ведущий научный сотрудник; e-mail: peter@kutsenogiy.ru

✉ **Каличкин В.К.**, доктор сельскохозяйственных наук, профессор, главный научный сотрудник; **адрес для переписки:** Россия, 630501, Новосибирская область, р.п. Краснообск, а/я 463; e-mail: kvk@ngs.ru

AUTHOR INFORMATION

Peter K. Kutsenogii, Candidate of Science in Physics and Mathematics, Lead Researcher, e-mail: peter@kutsenogiy.ru

✉ **Vladimir K. Kalichkin**, Doctor of Science in Agriculture, Professor, Head Researcher; **address:** PO Box 463, SFSCA RAS, Krasnoobsk, Novosibirsk Region, 630501, Russia; e-mail: kvk@ngs.ru

Дата поступления статьи 03.10.2020
Received by the editors 03.10.2020