УДК 33 **DOI: 10.34670/AR.2021.39.22.024**

Экономические аспекты развития технологий искусственного интеллекта

Владимиров Виталий Владимирович

Иркутский государственный университет,
64082, Российская Федерация, Иркутск, ул. Улан-Баторская, 10;
e-mail: vital.vladimirov@mail.ru

Владимирова Елена Витальевна

Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова,
119991, Российская Федерация, Москва, Ленинские горы, 1;
e-mail: elena.v.vladimirova@gmail.com

Аннотация

Согласно экспериментальным данным, в биологических нейронных сетях решение традиционной задачи оптимизации – получение максимального эффекта в условиях ограниченных ресурсов – способно привести лишь к состоянию эпилепсии. Мозг здоровых млекопитающих функционирует в состоянии лавинообразных процессов в нейронных сетях. Для лавинообразных процессов, или процессов самоорганизованной критичности (СОК), характерна масштабная инвариантность и отсутствие управляющих параметров, как и для случайных событий. Цель статьи заключается в тестировании парадигмы Лейбница, допускающей количественное решение задач для явлений самоорганизованной критичности и, в частности, для здорового (сильного) интеллекта. Предложена альтернативная к задаче оптимизации формула: способна ли некая сложная среда генерировать редкие и насколько редкие случайные события (монады Лейбница). Исследование основано на идеях фрактального многообразия Милованова и выполнено в простейшем случае одномерного евклидового пространства. В методе фрактального многообразия представление о сложной нелинейной системы с тенденцией к самоорганизации в обычном пространстве подменяется описанием линейной системы во фрактальном пространстве. Таким образом, сложность нелинейной системы переносится на сложность пространства. Негауссовы данные в пространстве целой размерности становятся гауссовыми во фрактальном пространстве. Чем меньше фрактальная размерность пространства, тем более редкими будут случайные события для внешнего наблюдателя из пространства целой размерности. Независимо от метода фрактального многообразия, обнаружены новые математические свойства функций Гаусса и Бесселя. С целью практического применения приводятся формулы, позволяющие обрабатывать большие наборы данных и получать результаты в контексте парадигмы Лейбница. Метод фрактального многообразия является приближенным подходом и требует дальнейшего исследования и отладки технологии расчётов, включая оценку погрешности. Предполагается, что все наблюдаемые явления самоорганизованной критичности обладают хиральной симметрией, и тогда для выхода из одномерного пространства потребуется расширение пространства спинорными координатами в рамках теории суперсимметрии.

Для цитирования в научных исследованиях

Владимиров В.В., Владимирова Е.В. Экономические аспекты развития технологий искусственного интеллекта // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2021. Том 11. № 6А. С. 215-227. DOI: 10.34670/AR.2021.39.22.024

Ключевые слова

Сильный искусственный интеллект, самоорганизованная критичность, фрактальное многообразие, фрактальная размерность, задача оптимизации, монада Лейбница, хиральность, суперсимметрия.

Введение

Искусственные нейронные сети возникли как попытка смоделировать организацию и функционирование биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма.

Согласно современным экспериментальным данным [Meisel et al., 2012; Jannesari, Saeedi, Zare, Ortiz-Mantilla, 2020; Arviv, Goldstein, Shriki, 2019; Courtiol et al., 2020], мозг здоровых млекопитающих функционирует в состоянии лавинообразных процессов в нейронных сетях. Когда функция мозга нарушается во время эпилептических припадков, биологическая нейронная сеть теряет свои характеристики лавины.

Искусственные нейронные сети не имитируют лавинообразный процесс, и, следовательно, уровень интеллекта искусственных нейронных сетей не превышает уровень интеллекта млекопитающих в состоянии эпилепсии. Решение традиционной задачи оптимизации – *получение максимального эффекта в условиях ограниченных ресурсов* – простая линейная среда и сложное управление. Традиционное для задач оптимизации упрощение негауссовых данных в нормальные или гауссовы приводит к потере эффекта самоорганизации за счет взаимной корреляции данных. Задача оптимизации, которой обязано и появление термина программирование (планирование), доминирует в экономике и менеджменте. Проблема состоит не в дальнейшем усложнении управления, а в самой постановке задачи. Таким образом, задача оптимизации не применима к созданию сильного (здорового) искусственного интеллекта.

Концепция лавинообразных процессов, или процессов самоорганизованной критичности (СОК) [Bak, Tang, Wiesenfeld, 1987; Bak, Tang, Wiesenfeld, 1988], признается обобщением с парадигматическим значением, как форма обобщения, которая будет характеризовать следующий этап физики [Anderson, 2011]. Концепция обеспечила консолидацию явлений широкого спектра дисциплин, охватывающих астрофизику, физику магнитосферы, геофизику, биофизику и социальные науки, которые не имели своего контекста. Процессы самоорганизующейся критичности наблюдаются в некоторых сложных системах, состоящих из многих компонентов, взаимодействующих в ближнем и дальнем порядке, например в нейронных сетях, лесных пожарах и электрических сетях, которые образуют лавины, цепные реакции и коллективные эффекты. Модель песчаной кучи – классическая модель концепции самоорганизованной критичности.

Сильный интеллект в биологических нейронных сетях создается явлением самоорганизованной критичности. Системы СОК характеризуются масштабной инвариантностью и достижением критичности без управляющих параметров. Например, вода превращается в пар, достигая критического состояния, но при этом существует явный управляющий параметр – температура. Превращение же жидкости в газы в результате детонации будет уже явлением СОК. Фракталы представляют интерес из-за их масштабной инвариантности и самоподобной геометрии фрактальных объектов, как и SOC системы. Все же вопрос «Фракталы: где физика?» [Kadanoff, 1986] остается актуальным: где связь между фракталами и СОК системами.

Парадигма характеризуется способом постановки задач и методом их решения. Знания и опыт, накопленные в одной парадигме, не переносятся в другую парадигму. Статус, иерархия ролевых отношений рассматриваются через призму господствующей парадигмы. Для процессов самоорганизованной критичности привычная задача оптимизации и устойчивости решений неприменима в связи с тем, что оптимизация происходит сама по себе и без каких-либо внешних управляющих параметров. Итоговый результат обработки данных лавинообразных процессов не зависит от размера лавины при масштабной инвариантности. Развитие информационных технологий приведет к появлению сильного искусственного интеллекта, когда будет понятна постановка задач для систем самоорганизованной критичности и что именно подлежит вычислению на компьютере.

В публикации представлен метод, основанный на теоретических подходах к пониманию поведения сложных нелинейных динамических систем, формирующих состояния самоорганизации. В статье [Milovanov, 1997] и обзоре [Зелёный, Милованов, 20040] приведен ряд нестандартных идей для применения фрактальных объектов к описанию нелинейной динамической системы, где раскрывается механизм самосогласованной сходимости к коллективным состояниям. В непосредственной близости от состояния самоорганизации количество степеней свободы становится минимальным. С точки зрения топологии пространства это означает, что фрактальная размерность пространства уменьшается из-за появления дробных непроницаемых областей, которые моделируют состояние самоорганизации. Представление сложной нелинейной системы с тенденцией к самоорганизации в обычном пространстве подменяется описанием простой линейной системы во фрактальном пространстве. Таким образом, сложность нелинейной системы переносится на сложность пространства. Негауссовы данные в пространстве целой размерности становятся гауссовыми во фрактальном пространстве.

Важный класс фрактальных объектов образует множества, описывающие геометрию перколяции. Теория перколяции, или теория просачивания, – математическая теория, используемая в физике, химии и других областях для описания возникновения связных структур в случайных средах, состоящих из отдельных элементов. Перколяция является критическим процессом [Isichenko, 1992], т.е. предполагает существование некоторого порога, ниже которого распространение жидкости ограничено конечной областью среды. Вблизи критического порога перколяция происходит по фрактальному множеству, геометрия которого определяется исключительно законами критичности. Условие критичности делает геометрические характеристики фрактального пространства независимыми от микроскопических свойств среды. Это явление интерпретируется как универсальность самоорганизации. Поверхностный взгляд на фрактальное пространство дробной размерности от 2 до 3 дает скомканный лист бумаги, содержащий условно непроницаемые области.

Важное наблюдение, отмеченное в [Milovanov, Rasmussen, Groslambert, 2021]: в задаче оптимизации универсально распределение случайных чисел, а в системах СОК изучаемым универсальным явлением критичности является редкое случайное событие (черные лебеди). Случайные события масштабно инвариантны, и нет управляющего параметра.

Способна ли некая сложная среда порождать редкие и насколько редкие случайные события? – бета-версия задачи в парадигме Лейбница, альтернативной задаче оптимизации. Свойства монады Лейбница [Зинковский, 2020]: неделима на части, универсальна, самодостаточна, уникальна и различима, воспринимаема, иерархия монад, полностью подходят под описание редкого случайного события в контексте данного исследования. Для среды нейронной сети парадигма Лейбница определяет понятие здорового (сильного) интеллекта, т.е. не в состоянии эпилепсии.

В связи с широким распространением вычислительных технологий все большее число промышленных приложений и постоянно растущий объем научных исследований генерируют массивы данных из различных источников. Гауссово распределение – распределение вероятностей, повсеместно используемое в статистике, обработке сигналов и распознавании образов. Не все обрабатываемые данные распределены по Гауссу. В связи с этим в парадигме задач оптимизации востребованы методы и существует широкая практика применения преобразования негауссовых данных в гауссовы. Отметим классическое преобразование Бокса-Кокса и публикации [Radford, 1996; Arthur, Franck, Hongler, 2018], посвященные обработке негауссовых данных в машинном обучении.

Проблема состоит в том, что при упрощении негауссовых данных и применении привычных статистических методов обработки данных теряется важная информация для исследователя о физических процессах, в которых генерируются негауссовы данные.

Вычислительный метод

Для развития этих идей предлагается [Vladimirov, Vladimirova, 2020] пример построения фрактального многообразия в одномерном евклидовом пространстве на основе фрактала пыль Кантора. Сам фрактал пыль Кантора является фрактальным «однообразием».

Ключевым шагом в предлагаемом подходе является алгоритм построения фрактального многообразия – нового математического объекта в простейшем случае одномерного пространства. Идея фрактального многообразия высказывалась в работе [Milovanov, 1997].

Фрактал пыль Кантора, или геометрическая прогрессия с произвольным значением $0 < q < 1$ (в классическом фрактале множества Кантора $q = \frac{2}{3}$), имеет символическую форму:

$$F \sim 1 - (1 - q) - (1 - q)q^2 - (1 - q)q^3 - (1 - q)q^4 - \cdots \quad (1)$$

Для построения фрактального многообразия предложен следующий способ: фрактальное многообразие для $n = 5$ произвольного набора из пяти упорядоченных чисел a_i имеет вид:

$$\widetilde{a_0^R}(a,5) = a_0 - (1-q)a_1 - (1-q)qa_2 - (1-q)q^2a_3 - (1-q)q^3a_4 - (1-q)q^4a_0 - (1-q)q^5a_1 - (1-q)q^6a_2 - \cdots$$

$$\widetilde{a_1^R}(a,5) = a_1 - (1-q)a_2 - (1-q)qa_3 - (1-q)q^2a_4 - (1-q)q^3a_0 - (1-q)q^4a_1 - (1-q)q^5a_2 - (1-q)q^6a_3 - \cdots$$

$$\widetilde{a_0^L}(a,5) = a_0 - (1-q)a_4 - (1-q)qa_3 - (1-q)q^2a_2 - (1-q)q^3a_1 - (1-q)q^4a_0 - (1-q)q^5a_4 - (1-q)q^6a_3 - \cdots$$

$$\widetilde{a_1^L}(a,5) = a_1 - (1-q)a_0 - (1-q)qa_4 - (1-q)q^2a_3 - (1-q)q^3a_2 - (1-q)q^4a_1 - (1-q)q^5a_0 - (1-q)q^6a_4 - \cdots \quad (2)$$

С каждым фрактальным циклом m, где $m \to \infty$, новое значение a_i появляется из выборки данных n, а затем по замкнутому контуру. Различаются левое и правое направления контура.

В общем:

$$\widetilde{a_i^R}(a,n) = a_i - \frac{1-q}{1-q^{n+1}}\left[\sum_{k=1}^{n}\left(q^k a_{mod\ (k+1+i,n+1)}\right)\right] \quad (3)$$

Аналогично, для $\widetilde{a_i^L}(a,n)$ получается следующее:

$$\widetilde{a_i^L}(a,n) = a_i - \frac{1-q}{1-q^{n+1}}\left[\sum_{k=1}^{n}\left(q^{n-k} a_{mod\ (k+i,n+1)}\right)\right] \quad (4)$$

Здесь и далее обозначения в приложении Mathcad. Множества $\left\{\widetilde{a_i^R}(a,n) - \widetilde{a_i^L}(a,n)\right\}$ и $\left\{\widetilde{a_i^R}(a,n) + \widetilde{a_i^L}(a,n)\right\}$ являются фрактальными многообразиями, которые представляют собой первый построенный пример фрактального многообразия. Выражение для индекса связанности θ выглядит следующим образом:

$$\theta(a,n) = \frac{S(a,n)}{N(a,n)} = \frac{\sum_{i=0}^{n}\left(\widetilde{a_i^R}(a,n) - \widetilde{a_i^L}(a,n)\right)^2}{\sum_{i=0}^{n}\left(\widetilde{a_i^R}(a,n) + \widetilde{a_i^L}(a,n)\right)^2} \quad (5)$$

Масштабно-инвариантная характеристика – индекс связанности θ в определении (5) не имеет аналога в пространствах целочисленной размерности. Значение θ, в данном случае одномерного пространства, является новой геометрической характеристикой фрактала, называемой *индексом связности* и введенной для описания топологии фрактального множества [Milovanov, 1997]. В данной работе и в задачах сжатия данных, распознавания образов индекс связанности интерпретируется как отношение сигнала к шуму SNR.

Основным результатом, на который авторы опираются в разработке метода фрактального многообразия, является инвариантность формулы (5) от числа разбиений n для множества значений функции Гаусса при достаточно больших значений n. Полученный результат позволяет отметить появление нового математического критерия для гауссовых данных: данные являются гауссовыми, если форма (5) инвариантна от числа разбиений n для достаточно больших значений n. Множество значений, принимаемых функциями Гаусса и Бесселя, является нормальной средой, неспособной порождать странные случайные события. Обнаруженное новое свойство функций Гаусса и Бесселя не зависит от метода построения фрактального многообразия и служит подтверждением выбранного подхода.

Для модели полуволны $\mathrm{a}_i = \sin\left(\pi \frac{i}{n}\right)$, используя в вычислениях предварительную аппроксимацию для достаточно больших значений n, the expression for the θ имеет вид:

$$S(n,q) \approx \frac{(1-q)^4(1+q)^2}{n-3} 2\pi^2(1+4q+\cdots) \tag{6}$$

$$N(n,q) \approx \frac{(1-q)^2(1+q)^2}{(n-3)^2} 2\pi^2(1+4q+\cdots) \tag{7}$$

и

$$\theta(n,q) = \big(1-q(n)\big)^2(n-3) \tag{8}$$

Требование ренорм-инвариантности $\theta(n,q)$, которое приближает странные данные к нормальным данным:

$$\frac{d}{dn}\theta(n,q(n)) = 0 \tag{9}$$

Решение дифференциального уравнения имеет вид:

$$q(n) = 1 - \sqrt{\frac{\mu}{n-3}} \tag{10}$$

Для больших значений n асимптотика параметров длины фрактальных многообразий ((6), (7)) в модели полуволны имеет вид:

$$l^S \sim n^{-\frac{3}{2}} \quad and \quad l^N \sim n^{-\frac{3}{2}} \tag{11}$$

Фрактальная размерность Хаусдорфа, согласно Колмогорову, для фрактальных многообразий, построенных с учетом направления прохождения замкнутого контура из n чисел, равна:

$$D = -\lim_{n\to\infty}\left[\frac{\ln(n)}{\ln(l_{min})}\right] = \frac{2}{3} \tag{12}$$

Требование инвариантности метода по отношению к любым линейным преобразованиям исходных данных следует из определения фрактальной размерности (12). Таким образом, набор значений, принимаемых тригонометрическими функциями, такими как синус и косинус, образуют фрактальное многообразие размерности $D = \frac{2}{3}$.

Среднее значение как для гауссовых чисел:

$$\lim_{n\to\infty}\left[\frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n}\sin\left(\pi\frac{i}{n}\right)\right] = \frac{2}{\pi} \approx 0.64 \tag{13}$$

Отличается от среднего значения по Колмогорову для $D = \frac{2}{3}$.

$$\lim_{n\to\infty}\left[\frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n}\left(\sin\left(\pi\frac{i}{n}\right)\right)^{D}\right]^{1/D} \approx 0.60 \tag{14}$$

Метод фрактального многообразия позволяет найти минимальную длину l_{min} в формуле (12) для определения фрактальной размерности с учетом (11) и сделать уточнение в вычислении среднего значения для $l^E \sim n^{-1}$. Вклад странных (редких) случайных событий ожидаемо уменьшил среднее значение. Полуволна в степени p, для целых p больше одного, порождает фрактальное многообразие размерностью $D = \frac{2}{5}$, которое является наименьшим из обнаруженных измерений размерности фрактальных многообразий. Таким образом, множество значений тригонометрических функций является сложной средой и способно порождать странные случайные события.

В качестве иллюстрации метода фрактального многообразия приводятся расчеты для биномиальных коэффициентов, близких к множеству Гаусса, нормированных на асимптотику:

$$a_i = 2^{-n}\sqrt{\frac{\pi n}{2}}\left[\frac{n!}{i!(n-i)!}\right] \tag{15}$$

Для достаточно больших значений n выражение для θ имеет вид:

$$S(n,q) \approx 3\pi \frac{(1-q)^4}{\sqrt{2n+1}}(1+6q+\cdots) \quad (16)$$

$$N(n,q) \approx 9\pi \frac{(1-q)^2(1+q)^2}{(2n+1)^{3/2}}(1+6q+\cdots) \quad (17)$$

$$\theta(n,q) = \frac{\left(1-q(n)\right)^2}{\left(1+q(n)\right)^2}\frac{(2n+1)}{3} \quad (18)$$

Ренормгрупповое уравнение для $q(n)$:

$$q(n) = \frac{\sqrt{2n+1}-\sqrt{3\mu}}{\sqrt{2n+1}+\sqrt{3\mu}} \quad (19)$$

Фрактальная размерность для биноминальных коэффициентов составляет $D = \frac{4}{5}$.

Метод фрактального многообразия позволяет точнее определить такую хорошо известную характеристику структуры, как среднее значение, используя в качестве инструмента меньший масштаб $l \sim n^{-\frac{3}{2}}$ по сравнению с евклидовым масштабом $l^E \sim n^{-1}$ и идентифицировать качественно новую структурную характеристику – степень взаимной корреляции данных или степень коллективного состояния данных, определяемого θ.

Особенность обнаруженного свойства заключается в том, что не все характеристики дифференцируемых функций определяются исключительно бесконечно малой окрестностью. Эффект взаимной корреляции в ближних и дальних порядках проявляется на «микроуровне» ($l \sim n^{-\frac{3}{2}}$ для полуволны). Результат получен для бесконечно большого замкнутого контура.

Таким образом, появление зависимости θ от числа разбиения n для негауссовых (странных) данных объясняется наличием перекрестной корреляции странных данных в ближнем и дальнем окружении. Введение параметра q из фрактала пыли Кантора и применение метода ренорминвариантности по отношению к θ позволяют продолжить традиционный анализ данных как нормальных, но уже во фрактальном пространстве. Для внешнего наблюдателя из целочисленного пространства нормальные случайные события во фрактальном пространстве представляются необычайно редкими или странными, и чем меньше фрактальная размерность пространства, тем более странными будут случайные события.

Приводятся без вывода формулы для θ в матричной форме:

$$\theta(\boldsymbol{a},n) = \frac{(\boldsymbol{a} \times S\boldsymbol{a})}{(\boldsymbol{a} \times N\boldsymbol{a})} \quad (20)$$

$$S = -(matrix(n+1,n+1,f) - matrix(n+1,n+1,f)^T)^2 \quad (21)$$

$$N = [2identity(n+1) - (matrix(n+1,n+1,f) + matrix(n+1,n+1,f)^T)]^2 \quad (22)$$

где

$$f(i,j) = \frac{1-q}{1-q^{n+1}} q^{mod\,(j-i+n,n+1)} \tag{23}$$

Формулы (20)-(23) эквивалентны формулам (3)-(5) и позволяют построить алгоритм обработки больших наборов данных. В расчетах, основанных на $K = \frac{n}{2} + 1$ уникальных данных упорядоченного спектра, строится симметричный вектор замкнутого цикла:

$$\boldsymbol{a} = (a_0, a_1, a_2, \cdots, a_{K-1}, a_K, a_{K-1}, \cdots, a_2, a_1) \tag{24}$$

При $q = 0$, с учетом симметрии матриц S и N, формулы для θ (20)-(23) приобретают удобную форму для обработки больших данных:

$$S/2 = a_0(a_0 - a_2) + a_1(a_1 - a_3) + \sum\nolimits_{i=2}^{K-2} a_i(-a_{i-2} + 2a_i - a_{i-2}) + \\ a_{K-1}(-a_{K-3} + a_{K-1}) + a_K(-a_{K-2} + a_K) \tag{25}$$

$$N/2 = a_0(3a_0 - 4a_1 + a_2) + a_1(-4a_0 + 7a_1 - 4a_2 + a_3) \\ + \sum\nolimits_{i=2}^{K-2} a_i(a_{i-2} - 4a_{i-1} + 6a_i - 4a_{i+1} + a_{i+2}) + \\ a_{K-1}(a_{K-3} - 4a_{K-2} + 7a_{K-1} - 4a_K) + a_K(a_{K-2} - 4a_{K-1} + 3a_K) \tag{26}$$

Метод фрактального многообразия применим в обработке больших наборов данных, полученных в хорошем разрешении.

Заключение

Во введении отмечается взгляд на СОК, разделяемый многими исследователями, как концепцию, обладающую парадигматическим значением. В связи с этим востребован способ постановки задачи, который бы соответствовал новой парадигме в физике – что предстоит определять? В статье приводится формулировка бета-версии парадигмы Лейбница: насколько редкие случайные события способна генерировать некая нелинейная среда с большим числом степеней свободы. Экспериментальные данные [Meisel et al., 2012; Jannesari, Saeedi, Zare, Ortiz-Mantilla, 2020; Arviv, Goldstein, Shriki, 2019; Courtiol et al., 2020] интерпретируются как неприменимость задачи оптимизации при моделировании сильного искусственного интеллекта, так и в целом для явлений СОК. Получены количественные оценки в методе фрактального многообразия: чем меньше фрактальная размерность пространства, тем более редкими будут случайные события для внешнего наблюдателя из пространства целой размерности.

Метод фрактального многообразия позволяет осуществлять обработку негауссовых данных без предварительного их преобразования в привычные гауссовы. Это делает возможным для исследователя расширить спектр решаемых задач и получить больше информации о процессах, генерирующих негауссовы массивы данных. Предлагаемый метод востребован, когда значима взаимная корреляция данных в массиве, отображающих такие процессы, как лавины, цепные реакции и коллективные эффекты. Появляется возможность проведения количественной оценки явлений СОК.

Решение проблемы обработки непосредственно негауссовых данных базируется на новой математической конструкции – фрактальном многообразии (формулы (3) – (5)). Успешность в решении обсуждаемой проблемы подтверждается обнаруженным свойством для множества значений, принимаемых функцией Гаусса, а именно в инвариантности формы (5) от гранулярности по n для достаточно больших значений n. Функция Гаусса и функции Бесселя широко используются в различных областях знаний, и обнаружение у них нового математического свойства в предлагаемом исследовании является даже самостоятельным результатом. Найденное свойство функции Гаусса позволяет предложить новый критерий для гауссовых данных. Например, показано, что биномиальное распределение является фрактальным многообразием с размерностью $D = \frac{4}{5}$ и не удовлетворяет критерию для гауссовых данных, а множество значений, принимаемых функциями Бесселя, является гауссовым. Метод фрактального многообразия делает возможным более точное определение среднего значения за счет более мелкого масштаба по сравнению с евклидовым масштабом в одномерном случае.

Возникает принципиальная возможность количественного сравнения эффектов СОК, проявляющихся в различных областях знаний. В соответствии с универсальностью топологического подхода становится реальностью, например, количественное сравнение коллективного эффекта в социологии и космофизике.

Построение фрактального многообразия для замкнутого контура достигается с помощью простых правил (формулы (3) – (5)). Вместе с тем обозначенные формулы допускают только аналитические вычисления и неприменимы для обработки больших массивов данных. В предлагаемом исследовании рекомендуются к применению формулы (20)-(23), позволяющие осуществлять обработку больших массивов данных.

Предлагаемый метод фрактального многообразия в обработке негауссовых данных является приближенным подходом. Основным фактором приближения является предварительная аппроксимация негауссовых данных конечным рядом Фурье. Аппроксимация Фурье позволяет уменьшить влияние случайных гауссовых значений. Требуют дальнейшего исследования способы оценки погрешности в обработке негауссовых данных, когда традиционные статистические подходы неприменимы. В определении достоверности обработки негауссовых данных важное значение имеет фрактальная размерность аппроксимирующих функций. Гауссовый шум, если его не отфильтровать, увеличивает фрактальную размерность. Чем меньше фрактальная размерность аппроксимирующих функций, тем точнее определяется область критичности. Ограничением в предложенном подходе является рассмотрение только одномерных массивов негауссовых данных. Для простых линейных сред с незначительной взаимной корреляцией допустима традиционная задача оптимизации, а рассматриваемый подход неприменим.

Для таких наблюдаемых явлений самоорганизованной критичности, как протуберанцы, детонация, ферментативный катализ, характерна хиральная симметрия (спиральность). Предполагается, что все наблюдаемые явления самоорганизованной критичности обладают хиральной симметрией, и тогда для выхода из одномерного пространства потребуется дополнительное расширение пространства спинорными координатами в рамках теории суперсимметрии. В трехмерном пространстве требование инвариантности относительно линейных преобразований включает вращения, при этом левый и правый обходы контура должны различаться.

Вместе с термином «самоорганизованная критичность» используется термин коллективного состояния или коллективного эффекта, более подходящего в менеджменте, с уточнением: коллективное состояние в отсутствии явно выраженного лидера [Woolley et al., 2010; Aggarwal, Woolley, 2019].

Возможное применение сильного искусственного интеллекта состоит в способности моделировать сложную нелинейную среду с наиболее восприимчивыми к генерации редких случайных событий взаимосвязями. Например, координата реакции ферментативного катализа во фрактальном пространстве линейна за счет уникальных взаимосвязей колебательных степеней свободы, а внешнему наблюдателю из пространства целой размерности представляется сложнейшей траекторией «ключ-замок».

Библиография

1. Зелёный Л.М., Милованов А.В., Фрактальная топология и странная кинетика: от теории перколяции к проблемам космической электродинамики // Успехи физических наук. 2004. № 8. С. 809-852.
2. Зинковский С.А., Головина И.В. Монадология Готфрида Лейбница. Философский персонализм и богословие личности // Вестник Екатеринбургской духовной семинарии. 2020. № 4 (32). С. 112-136.
3. Шабалтина Л.В., Розанова Л.Ф. Методологическая основа оценки эффективности использования инвестиций в образование // Менеджмент и бизнес-администрирование. 2018. № 3. С. 156 – 165.
4. Aggarwal I., Woolley A.W. Team creativity, cognition, and cognitive style diversity // Management Science. 2019. No. 64. P. 1586-1599.
5. Anderson P. More and different (World Scientific, Singapore). 2011.
6. Arthur J., Franck G., Hongler C. Neural tangent kernel: convergence and generalization in neural networks // Advances in Neural Information Processing Systems. 2018. P. 8571-8580.
7. Arviv O., Goldstein A., Shriki O. Neuronal avalanches and time-frequency representations in stimulus-evoked activity // Scientific reports. 2019. No. 9(1). P. 1-14.
8. Bak P., Tang C., Wiesenfeld K. Self-organized criticality: An explanation of 1/f noise // Phys. Rev. Lett. 1987. No. 59(4). P. 381.
9. Bak P., Tang C., Wiesenfeld K. Self-organized criticality: An explanation of 1/f noise // Phys. Rev. A. 1988. No. 38(1). P. 364.
10. Courtiol J. et al. Dynamical Mechanisms of Interictal Resting-State Functional Connectivity in Epilepsy // The Journal of Neuroscience. 2020. No. 40. P. 5572-5588.
11. Isichenko M.B., Percolation, statistical topography, and transport in random media // Mod. Phys. 1992. P. 961.
12. Jannesari M., Saeedi A., Zare M., Ortiz-Mantilla S. Stability of neuronal avalanches and long-range temporal correlations during the first year of life in human infants // Brain Structure and Function. 2020. No. 225. P. 1169-1183.
13. Kadanoff L.P. Fractals: Where's the Physics? // Phys. Today. 1986. No. 39(2). P. 6.
14. Meisel C. et al. Failure of adaptive self-organized criticality during epileptic seizure attacks // PLOS Computational Biology. 2012. No. 8. P. 1-8.
15. Milovanov A.V. Topological proof for the Alexander-Orbach conjecture // Phys. Rev. E. 1997. No. 56. P. 2437-2446.
16. Milovanov A.V., Rasmussen J.J., Groslambert B. (2021). Black swans, extreme risks, and the e-pile model of self-organized criticality // Chaos, Solitons & Fractals Volume. No. 144. P. 110-665.
17. Radford M. Neal. Priors for infinite networks // Bayesian Learning for Neural Networks. Springer. 1996.
18. Vladimirov V.V., Vladimirova E.V. Fractal manifold method in systems with self-organized criticality // International Journal of Engineering Research and Technology. 2020. No. 13 (11). P. 3835-3839.
19. Woolley A.W. et al. Evidence for a Collective Intelligence Factor in the Performance of Human Groups // Science. 2010. No. 330. P. 686-688.

Economic aspects of the development of artificial intelligence technologies

Vitalii V. Vladimirov

Irkutsk State University,
64082, 10 Ulan-Batorskaya str., Irkutsk, Russian Federation;
e-mail: vital.vladimirov@mail.ru

Elena V. Vladimirova

Lomonosov Moscow State University,
119991, 1 Leninskie gory, Moscow, Russian Federation;
e-mail: elena.v.vladimirova@gmail.com

Abstract

According to experimental data, in biological neural networks, solving the traditional optimization problem – obtaining the maximum effect in conditions of limited resources – can only lead to a state of epilepsy. The brain of healthy mammals functions in a state of avalanche-like processes in neural networks. For avalanche-like processes, or self-organized criticality (SOC) processes, scale invariance and the absence of control parameters are characteristic, as well as for random events. The purpose of the article is to test the Leibniz paradigm, which allows quantitative problem solving for the phenomena of self-organized criticality and, in particular, for healthy (strong) intelligence. An alternative formula to the optimization problem is proposed: whether a certain complex environment is capable of generating rare and how rare random events (Leibniz monads). The study is based on the ideas of the Milovanov fractal manifold and is carried out in the simplest case of a one-dimensional Euclidean space. In the fractal manifold method, the concept of a complex nonlinear system with a tendency to self-organization in ordinary space is replaced by a description of a linear system in fractal space. Thus, the complexity of a nonlinear system is transferred to the complexity of space. Non-Gaussian data in integer space becomes Gaussian in fractal space. The smaller the fractal dimension of the space, the more rare random events will be for an external observer from the space of the whole dimension. Regardless of the fractal manifold method, new mathematical properties of the Gauss and Bessel functions have been discovered. For the purpose of practical application, formulas are given that allow to process large data sets and get results in the context of the Leibniz paradigm. The fractal manifold method is an approximate approach and requires further research and debugging of the calculation technology, including the estimation of the error. It is assumed that all observed phenomena of self-organized criticality have chiral symmetry, and then, to leave the one-dimensional space, it will be necessary to expand the space by spinor coordinates within the framework of the theory of supersymmetry.

For citation

Vladimirov V.V., Vladimirova E.V. (2021). Jekonomicheskie aspekty razvitija tehnologij iskusstvennogo intellekta [Economic aspects of the development of artificial intelligence technologies] *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 11 (6A), pp. 215-227. DOI: 10.34670/AR.2021.39.22.024

Keywords

Strong artificial intelligence, self-organized criticality, fractal diversity, fractal dimension, optimization problem, Leibniz monad, chirality, supersymmetry.

References

1. Aggarwal I., Woolley A.W. (2019) Team creativity, cognition, and cognitive style diversity. Management Science, 64, pp. 1586-1599.
2. Anderson P. (2011) More and different (World Scientific, Singapore).
3. Arthur J., Franck G., Hongler C. (2018) Neural tangent kernel: convergence and generalization in neural networks. Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 8571-8580.
4. Arviv O., Goldstein A., Shriki O. (2019) Neuronal avalanches and time-frequency representations in stimulus-evoked activity. Scientific reports, 9(1), pp. 1-14.
5. Bak P., Tang C., Wiesenfeld K. (1987) Self-organized criticality: An explanation of 1/f noise. Phys. Rev. Lett, 59(4), p. 381.
6. Bak P., Tang C., Wiesenfeld K. (1988) Self-organized criticality: An explanation of 1/f noise. Phys. Rev. A, 38(1), p. 364.
7. Courtiol J. et al. (2020) Dynamical Mechanisms of Interictal Resting-State Functional Connectivity in Epilepsy. The Journal of Neuroscience, 40, pp. 5572-5588.
8. Isichenko M.B. (1992) Percolation, statistical topography, and transport in random media. Mod. Phys. 1992. 64, p. 961.
9. Jannesari M., Saeedi A., Zare M., Ortiz-Mantilla S. (2020) Stability of neuronal avalanches and long-range temporal correlations during the first year of life in human infants. Brain Structure and Function, 225, pp. 1169-1183.
10. Kadanoff, L.P. 1986, Fractals: Where's the Physics? Phys. Today, 39(2), p. 6.
11. Meisel C. et al. (2012) Failure of adaptive self-organized criticality during epileptic seizure attacks. PLOS Computational Biology, 8, pp. 1-8.
12. Milovanov A.V. (1997) Topological proof for the Alexander-Orbach conjecture. Phys. Rev. E, 56, pp. 2437-2446.
13. Milovanov A.V., Rasmussen J.J., Groslambert B. (2021). Black swans, extreme risks, and the e-pile model of self-organized criticality. Chaos, Solitons & Fractals Volume, 144, pp. 110-665.
14. Radford M. Neal. (1996) Priors for infinite networks. In Bayesian Learning for Neural Networks. Springer.
15. Vladimirov V.V., Vladimirova E.V. (2020). Fractal manifold method in systems with self-organized criticality. International Journal of Engineering Research and Technology, 13 (11), pp. 3835-3839.
16. Woolley A.W. et al. (2010). Evidence for a Collective Intelligence Factor in the Performance of Human Groups. Science, 330, pp. 686-688.
17. Zelenyi L.M., Milovanov A.V. (2004) Fraktal'naya topologiya i strannaya kinetika: ot teorii perkolyatsii k problemam kosmicheskoi elektrodinamiki [Fractal topology and strange kinetics: from percolation theory to problems of space electrodynamics]. Uspekhi fizicheskikh nauk [Advances in physical sciences], 8, pp. 809-852.
18. Zinkovskii S.A., Golovina I.V. (2020) Monadologiya Gotfrida Leibnitsa. Filosofskii personalizm i bogoslovie lichnosti [Monadology by Gottfried Leibniz. Philosophical personalism and theology of personality]. Vestnik Ekaterinburgskoi dukhovnoi seminarii [Bulletin of Ekaterinburg Theological Seminary], 4 (32), pp. 112-136.
19. Shabaltina L. V., Rozanova L. F. Methodological basis for evaluating the effectiveness of using investments in education / / Management and business administration. 2018. No. 3. pp. 156-165.