

Фрактально-резонансная архитектура для построения AGI: Комплексный анализ

Биологическое вдохновение: фундаментальная роль фрактальных структур и резонанса в мозге

Предложенная концепция создания искусственного общего интеллекта (AGI) на основе фрактальной сети, основанной на одном базовом элементе, требует глубокого погружения в биологические принципы, лежащие в основе человеческого мозга. Мозг не является хаотичным клубком нейронов; это высокоразвитая иерархическая система, чья эффективность и адаптивность во многом определяются его фундаментальными геометрическими и динамическими свойствами. Анализ этих свойств позволяет обосновать выбор фрактального подхода как наиболее перспективного для создания масштабируемой и сложной когнитивной системы.

Одним из ключевых аргументов в пользу фрактальной модели является то, что фракталоподобные структуры являются простыми для генетического кодирования и многократно повторяются в природе¹⁵. Эта экономия информации и универсальность подтверждается на всех уровнях организации мозга. Например, кровеносная система, легкие, нервная система и бронхи человека имеют фрактальное строение⁵. Это позволяет им эффективно заполнять огромное пространство (поверхность легких при расправлении покрывает около 100 м²) с минимальными затратами материала. В контексте мозга, фрактальные принципы проявляются не только в ветвлении аксонов и дендритов, но и в более крупных структурах. Исследования показывают, что белое и серое вещество мозжечка относятся к квазифрактальным структурам^{15 25}, а кора головного мозга организована в колонки, которые являются основными функциональными единицами²³. Вернон Маунткастл выдвинул гипотезу о том, что новая кора головного мозга организована в миниколонки — вертикальные группы клеток, являющиеся модулем, умножение которого привело к увеличению коры у млекопитающих^{21 34}. Человеческий мозг содержит примерно 600 миллионов таких миниколонок^{31 32}. Эти колонки, в свою очередь, объединены в более крупные блоки (макроколонки диаметром 500 – 1000 мкм), содержащие сотни миниколонок³². Такая самоподобная, модульная организация обеспечивает распределенную обработку информации и может служить прямым прототипом для построения самоорганизующихся и масштабируемых ИИ-систем³².

Фрактальная размерность (ФР) является количественной мерой сложности и "изломанности" структуры или процесса. Исследования показывают, что здоровые физиологические функции, включая сердцебиение и электрическую активность мозга (ЭЭГ), демонстрируют хаотическую динамику с мультимасштабной сложностью³. При болезнях и старении

наблюдается тенденция к снижению сложности и переход к периодичности, что указывает на важность фрактальных свойств для поддержания жизнеспособности системы. Измеренные значения ФР для различных биологических систем и состояний представлены в таблице ниже.

Система / Состояние	Фрактальная размерность (D)	Источник
Нормальная сосудистая сеть сетчатки	~1.7	3
Патологическая сосудистая сеть сетчатки	~1.845	3
Контур доброкачественных опухолей молочной железы	1.04 ± 0.07	15 25
Контур злокачественных опухолей молочной железы	1.33 ± 0.04	15 25
Ансамбли клеток двусторчатых моллюсков, морских звёзд	1.7 – 1.8	6 16
Гиппокамп (здоровые добровольцы)	0.44 – 1.04	28
Дыхательные шумы (бронхоэвезикулярный)	1.8424	35
Дыхательные шумы (бронхиальный)	1.9313	35

Анализ этих данных показывает, что фрактальная размерность может служить мощным диагностическим маркером, отражая состояние здоровья и степень сложности системы. Для построения AGI это означает, что модель должна быть способна генерировать и поддерживать определенный уровень сложности (фрактальности) для обеспечения адаптивности и эмерджентных свойств. Кроме того, исследования показывают, что даже поведение отдельных нейронов имеет фрактальные свойства. Анализ межспайковых интервалов демонстрирует степенную зависимость, что свидетельствует о наличии долгосрочных корреляций и самоподобия в их деятельности ²². Это противоречит классической теории рефлекса и указывает на наличие "внутреннего инициатора действий" у нейронов, что является ключевым для понимания автономного поведения.

Второй центральный механизм, который необходимо интегрировать в модель, — это резонанс. Хотя в предоставленных источниках нет прямых описаний механизма "резонанса", он упоминается как ключевая идея для управления активностью нейронов и предотвращения их всеобщего возбуждения. В научной литературе существуют многочисленные аналоги этой концепции. Стохастический резонанс, например, представляет собой явление, при котором добавление определенного уровня шума в систему может усиливать слабые сигналы, делая их воспринимаемыми ³. Этот эффект был применен в медицине, например, для улучшения равновесия у пациентов с помощью вибрирующих подошв. В контексте ИИ, этот принцип может быть использован для повышения

чувствительности сети к слабым, но значимым сигналам. Более сложная концепция связана с резонансной синхронизацией между различными уровнями организации мозга.

Предполагается, что сознательное состояние требует именно такой синхронизации между уровнями "сетей внутри сетей" (молекулы, органеллы, нейроны)⁴. Потеря этой когерентности, возможно, объясняет, почему мы теряем сознание во время сна или под воздействием анестетиков⁴. Таким образом, резонанс в предлагаемой модели можно рассматривать не просто как механизм подавления, а как целостную систему управления, которая обеспечивает гармонию, координацию и целенаправленность когнитивных процессов, предотвращая хаос и перегрузку.

Архитектура на основе спирального фрактала: реализация идей роста и самоорганизации

На основе анализа биологических принципов, ключевой задачей становится разработка конкретной архитектуры, которая бы воплотила идею фрактального роста из одного базового элемента. Предложенный автором "спиральный фрактал" представляет собой оригинальный и многообещающий подход, который детально описан в одной из исследовательских работ¹. Эта модель предлагает не просто абстрактную идею, а рабочий проект, который можно реализовать программно и использовать в качестве ядра для будущей AGI.

Центральным элементом этой архитектуры является спиральный нейрон. Его уникальная особенность заключается в наличии двух антисимметричных витков и S-образной петли интеграции¹. Витки предназначены для обработки взаимодополняющих аспектов данных, например, положительных и отрицательных признаков в задачах компьютерного зрения. Антисимметрия обеспечивает необходимую динамику и преобразование противоположностей, что является основой для формирования сложных представлений. S-петля, в свою очередь, отвечает за интеграцию результатов обработки из обоих витков, создавая единое выходное значение. Эта структура позволяет нейрону выполнять более сложную работу, чем стандартный перцептрон, интегрируя информацию из разных каналов. В предоставленном коде на Python для класса `SfiralNeuronKernel` видно, что каждый виток и петля имеют свои собственные веса и bias, что позволяет им обучаться различным функциям¹.

Принцип фрактальности реализуется через рекурсивное масштабирование. Нейроны группируются в кластеры, кластеры объединяются в слои, а слои, в свою очередь, формируют всю сеть, которая имеет общую форму гигантской спирали¹. Эта иерархическая структура полностью соответствует наблюдаемым в биологическом мире принципам самоподобия и самоорганизации, где малые модули (например, миниколонки) строят большие структуры^{21 32}. Обработка данных в такой сети происходит циклически, следуя траектории от одного витка к другому через S-петлю, что имитирует динамические процессы, происходящие в нейронах¹.

Для дальнейшей гибкости и практической применимости предложена концепция "разрывного роста". Автор моделил нейронные сети с фрактальной структурой, где каждая часть сети подобна целому, и итерационно детализировал сеть до тех пор, пока не устранялись ошибки классификации². Этот подход позволяет создавать архитектуру "по запросу", добавляя сложность только там, где она действительно необходима для решения задачи. Метод гарантирует достижение глобального минимума функции ошибки для задач классификации с непересекающимися границами классов, что является значительным преимуществом перед традиционными сетями, часто застревающими в локальных минимумах². Этот механизм роста, основанный на итеративном вычислении самоподобной логической функции, позволяет создавать архитектуру, которая не является жестко заданной, а развивается параллельно с обучением.

Для проверки применимости фрактальных архитектур были созданы расширения, такие как сфиральные свёрточные, рекуррентные и пулинг-слои, механизмы внимания, остаточные связи и даже автокодировщики и генеративно-сопоставительные сети (GAN)¹. Это говорит о том, что такая структура не является изолированной теоретической конструкцией, а представляет собой полноценный инструментарий для построения сложных моделей. Потенциальная эффективность такой архитектуры особенно велика для задач, связанных с обработкой данных, имеющих внутреннюю циклическую природу или динамическую сложность, а также для интеграции разнородных типов данных¹.

Таким образом, сфиральная фрактальная архитектура предоставляет готовый и хорошо продуманный каркас для реализации идеи "ядра-1 файла". Она не только соответствует биологическим аналогам на макроуровне (структура спирали), но и на микроуровне (структура самого нейрона). Механизм итеративного роста решает проблему необходимости создания сложной архитектуры из простого начала, а наличие расширений и компонентов делает ее достаточно гибкой и мощной для использования в качестве основы для будущего AGI.

Принципы обучения и адаптации: от синаптической пластичности к резонансному управлению

Создание AGI невозможно без разработки надежных механизмов обучения и адаптации. Если фрактальная архитектура определяет "как" модель будет выглядеть и как будут обрабатываться данные, то алгоритмы обучения определяют "что" модель узнает и "как" она будет изменяться со временем. Предлагаемая пользователем модель предполагает использование нескольких высокоуровневых механизмов, которые могут быть реализованы на основе современных и перспективных подходов в машинном обучении.

Одним из ключевых механизмов является синтез нейронных сетей, основанный на итерационном вычислении самоподобной логической функции². Как уже упоминалось, этот метод позволяет создавать архитектуру сети "по запросу", добавляя новые части (нейроны) итеративно до тех пор, пока не будет достигнута требуемая точность или ошибки не будут устранены. Этот подход обеспечивает полную автоматизацию процесса проектирования архитектуры и гарантирует поиск глобального оптимума, что является значительным шагом вперед по сравнению с ручным подбором гиперпараметров и структуры. Такой метод

обучения, сочетающий архитектурный синтез с обучением весов, позволяет модели расти и развиваться прямо в процессе решения задачи.

Второй мощный механизм — это теорема представления Колмогорова-Арнольда (КА). Современная архитектура KAN (Kolmogorov-Arnold Network) основана именно на этой теореме и предлагает радикальный отказ от традиционной парадигмы MLP, где функции активации находятся в нейронах^{11 12}. В KAN функции активации перемещаются на ребра (связи) сети и параметризуются с помощью В-сплайнов — кусочно-полиномиальных, непрерывных и дифференцируемых функций¹². Это позволяет модели самостоятельно "выучить" оптимальную нелинейную функцию для каждой связи, что значительно повышает ее выразительную силу. Главное преимущество KAN заключается в том, что эта сложная функция может быть декомпозирована обратно в символьную формулу (через метод `symbolic_formula()` в библиотеке PyKAN), что делает модель гораздо более интерпретируемой, чем "черный ящик" MLP¹¹. Для пользователя это означает возможность "прочитать" и понять, как именно модель принимает решения. KAN также эффективнее борется с проклятием размерности, требуя меньшего числа параметров для достижения высокой точности по сравнению с MLP¹¹. Однако стоит отметить, что обучение KAN происходит примерно в 10 раз медленнее, чем у MLP, что является серьезным практическим ограничением^{11 12}.

Третий, и, возможно, самый инновационный механизм — это резонансное управление. Хотя в источниках нет прямого описания этого механизма, его можно интерпретировать и реализовать через несколько подходов. Первый подход связан с теорией Хебба ("fire together, wire together"), которая была вдохновлена на создание авторской модели⁹. В этой модели используется ядро слабой связности K_{ij} , которое определяет, будет ли нейронная ветвь (или путь) развиваться дальше. Это можно рассматривать как механизм "резонанса", где сильные, согласованные сигналы (δ_i) поддерживают и укрепляют определенные пути в сети, в то время как слабые или несогласованные пути затухают благодаря коэффициенту λ . Симуляция показывает, как после 50 итераций веса ветвей стабилизировались, демонстрируя затухание слабых путей⁹. Этот механизм позволяет модели быть энергоэффективной, активируя только нужные ей участки сети.

Второй подход к резонансу связан с квантовым дарвинизмом Зурека и теорией интегрированной информации (ИИ)⁹. Квантовый дарвинизм объясняет, как из множества возможных квантовых состояний выживает лишь наиболее стабильное, наиболее "подходящее" для окружающей среды. ИИ, в свою очередь, пытается математически описать сознание через концепцию "интегрированной информации". Комбинируя эти идеи, можно предложить модель, где "резонанс" — это процесс отбора наиболее информативных и стабильных представлений о мире. Модель постоянно генерирует множество гипотез (ветвей), но сохраняет и усиливает только те, которые наиболее точно описывают наблюдаемые данные и имеют внутреннюю логическую согласованность. Это позволяет избегать хаоса и направлять развитие системы.

Наконец, третий подход к реализации резонанса связан с самоорганизованной критичностью. Ученые из Северо-Западного университета обнаружили, что клеточная

структура мозга человека, мышцы и дрозофилы находятся в состоянии самоорганизованной критичности — на грани между порядком и хаосом²⁴. Именно здесь наблюдаются фрактальность и долгосрочные корреляции. Создание ИИ-системы, работающей в этом режиме, могло бы обеспечить оптимальный баланс между пластичностью (способностью учиться новому) и стабильностью (способностью помнить уже выученное). Регулируя параметры модели, можно было бы управлять степенью "критичности" системы, тем самым реализуя механизм "резонанса" для управления всей динамикой обучения.

Таким образом, для реализации обучения и адаптации в предлагаемой AGI можно использовать комбинацию трех механизмов: архитектурный синтез по принципу Колмогорова-Арнольда, обучение с помощью В-сплайнов (KAN) для интерпретируемости и эффективности, и управление развитием сети с помощью резонансного механизма, основанного на синаптической пластичности, отборе квантовых состояний или регуляции состояния самоорганизованной критичности.

От теории к практике: потенциальные применения и решение ключевых проблем

Переход от концептуальной модели к практической реализации является самым сложным этапом на пути к созданию AGI. Предложенная фрактально-резонансная архитектура, хотя и кажется футуристической, имеет четкие перспективы для применения и потенциально может решить ряд ключевых проблем, стоящих перед современным искусственным интеллектом.

Одним из главных преимуществ такой архитектуры является ее потенциальная энергоэффективность. Механизм резонансного управления, при котором активируются только наиболее релевантные пути в сети, позволяет избежать дорогостоящей вычислительной работы по обработке всего массива данных всеми нейронами одновременно. Это напрямую решает проблему высокого энергопотребления и тепловыделения, характерных для современных больших языковых моделей и глубоких нейросетей. Энергоэффективность, подобная той, что наблюдается в биологическом мозге, является ключевым фактором для создания мобильных, автономных и масштабируемых AGI-систем.

Другое важное преимущество — это интерпретируемость и понятность. Традиционные глубокие нейронные сети часто работают как "черные ящики", и понять, почему они приняли то или иное решение, крайне сложно. Это является серьезным барьером для доверия к AI-системам в критически важных областях, таких как медицина, юриспруденция и финансы. Архитектура KAN, которая является вариацией на тему Колмогорова-Арнольда, решает эту проблему, позволяя извлекать символичные формулы, описывающие работу модели¹¹. Если сочетать это с фрактальной структурой, которая сама по себе имеет иерархическую, легко читаемую структуру, мы получаем модель, которую можно не только использовать, но и анализировать, проверять на ошибки и понимать ее логику. Это является прямым ответом на желание пользователя создать AI без проблем человеческого мозга, в частности, на проблему недоверия и непрозрачности.

Модель также может эффективно решать проблемы сложности и масштабируемости. Жизненный цикл человека, его психология и физиология демонстрируют сложные, фрактально-подобные закономерности⁵. Например, биологические ритмы имеют структурное сходство на разных временных масштабах (суточные, годовые, жизненный цикл)⁵. Фрактальная архитектура, как показывают исследования, отлично подходит для моделирования таких сложных, мультимасштабных систем^{8 29}. Модель может быть иерархически расширена за счет добавления новых плоскостей, что увеличивает число распознаваемых образов, сохраняя при этом общую структуру, схожую с глубокими сетями²¹. Это позволяет создавать архитектуру, которая может расти вместе с объемом и сложностью данных, которые она обрабатывает.

Кроме того, такая архитектура может стать мощным инструментом для решения сложных научных задач. Например, она может быть использована для моделирования сложных биологических процессов, таких как морфогенез¹³ или развитие нейронных ансамблей в мозге в течение жизни^{18 20}. Алгоритмы обучения таких сетей абсолютно сходятся за конечное число шагов, что является большим преимуществом для научных исследований, где важно гарантировать результат²¹. Также такие сети могут применяться для быстрых преобразований (например, Уолша-Адамара), факторизации линейных преобразований и фрактальной фильтрации изображений²¹.

Наконец, существует потенциал для переработки и улучшения некоторых черт, которые пользователь считает "худшими" у человеческого мозга. Хотя в предоставленных источниках нет прямых решений этой задачи, сама структура модели позволяет этому. Например, если "худшим" качеством является склонность к депрессии или психозам, модель позволяет проводить аналогии с параметрами модели: депрессия может быть интерпретирована как снижение резонансной передачи K_{ij} , а психозы — как гиперактивность "неправильных" связей⁹. Это открывает возможность для создания "проактивных" систем, которые могут диагностировать и корректировать свои собственные состояния, чтобы избежать деградации производительности или нежелательного поведения. Таким образом, фрактально-резонансная архитектура не только копирует лучшее из мозга, но и предоставляет инструменты для его совершенствования и контроля.

Сравнительный анализ и перспективы развития: KAN, фракталы и будущее AGI

Для полного понимания перспектив фрактально-резонансной архитектуры необходимо провести ее сравнительный анализ с другими современными и перспективными подходами к созданию AGI, в первую очередь с архитектурой KAN (Kolmogorov-Arnold Network). Объединение лучших идей из этих двух направлений может привести к созданию действительно революционной технологии.

Сравнение спиральной фрактальной сети и KAN:

Характеристика	Сфиральная фрактальная сеть	KAN (Kolmogorov-Arnold Network)
Основная идея	Моделирование биологического мозга через спиральную фрактальную структуру с антисимметричными витками и S-петлей ¹ .	Разложение сложных многомерных функций в суперпозицию простых одномерных функций на основе теоремы Колмогорова-Арнольда ^{11 12} .
Структура	Иерархическая, модульная, самоподобная (нейрон -> кластер -> слой -> вся сеть) ¹ .	Иерархическая, но с обучаемыми функциями на ребрах, а не в узлах (нейронах) ¹² .
Уникальность	Биологически мотивированная, гибкая архитектура роста ("разрывной рост") ² .	Высокая интерпретируемость (возможность получения символьных формул), эффективность в высокоразмерных пространствах ¹¹ .
Обучение	Основано на итеративном вычислении логической функции, резонансном механизме (weak kernel K) ²⁹ .	Обучение с помощью B-сплайнов на ребрах, методом обратного распространения ошибки (backpropagation) ¹² .
Основной недостаток	Информация о скорости обучения и масштабируемости ограничена.	Обучение примерно в 10 раз медленнее MLP ^{11 12} .
Интерпретируемость	Не упоминается напрямую, но иерархическая структура может способствовать понятности.	Очень высокая, позволяет извлекать символьные формулы ¹¹ .

Как видно из таблицы, эти две архитектуры дополняют друг друга. Сфиральная фрактальная сеть предлагает мощный, биологически правдоподобный каркас для роста и развития системы, в то время как KAN предлагает эффективный и интерпретируемый механизм для обучения и выполнения сложных вычислений. Перспективным направлением является их объединение: можно представить себе фрактальную сеть, где каждый "сфиральный нейрон" или его ветви реализованы как маленькая KAN-модель. Это позволило бы сочетать гибкость фрактального роста с эффективностью и прозрачностью KAN.

Перспективы развития:

Будущее AGI, построенного на фрактально-резонансной основе, выглядит многообещающим. Во-первых, это био-инспирированные вычисления. Продолжающееся исследование мозга, в частности, с помощью фрактального анализа и изучения квантовых

эффектов в микротрубках (гипотеза Пенроуза—Хамероффа²⁷), может предоставить еще больше идей для усовершенствования архитектуры. Например, внедрение квантовых принципов в механизмы "резонанса" может открыть совершенно новые возможности для обработки информации.

Во-вторых, это гибридизация с другими технологиями. Предложенная модель может быть объединена с другими передовыми подходами. Например, вместо стандартных В-сплайнов в KAN можно использовать более сложные, фрактально-подобные функции, что может повысить их выразительную силу. Можно также интегрировать механизмы внимания, которые уже есть в расширениях сфиральной сети¹, для более эффективного управления потоками информации в большой сети.

В-третьих, это применение в смежных областях. Методы фрактального анализа, такие как расчет фрактальной размерности Хигучи (HFD) для ЭЭГ^{14 29}, уже доказали свою ценность в клинической диагностике^{26 33}. Будущие AGI на основе фрактальных сетей могут не только лечить, но и лучше понимать заболевания мозга, поскольку их архитектура будет построена по тем же принципам, что и здоровый мозг. Они могут использоваться для создания более точных нейрофизиологических моделей и для разработки новых методов лечения, основанных на контроле нейронной активности.

В заключение, предложенная фрактально-резонансная архитектура представляет собой комплексный и продуманный план по созданию AGI. Она опирается на прочный фундамент биологических принципов, предлагает конкретные и реализуемые архитектурные решения и потенциально решает ключевые проблемы современного ИИ. Хотя существуют вызовы, связанные со скоростью обучения и необходимостью дальнейшей проверки на широком спектре задач¹¹, интеграция с передовыми подходами, такими как KAN, и углубленное исследование механизмов резонанса могут сделать эту концепцию одним из самых перспективных путей к созданию по-настоящему интеллектуальной машины.

Справка

1. Нейросеть, устроенная по фрактальному сфиральному ... <https://vc.ru/id2690225/1151194-neiroset-ustroennaya-po-fraktalnomu-sfiralnomu-principu>
2. Синтез нейронных сетей с фрактальной структурой <https://cyberleninka.ru/article/n/sintez-neyronnyh-setey-s-fraktalnoy-strukturoy>
3. нелинейные фракталы: приложения в физиологии и ... <https://www.ophtalmojournal.com/opht/article/download/29/28>
4. Моделирование процессов во фрактальной сети. ... <https://www.protokols.ru/WP/consciousness/>
5. ФРАКТАЛЬНАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ БИОРИТМОВ КАК ... <https://rpedagogy.ru/journal/article/1344/>

6. ФРАКТАЛЬНОСТЬ БИОЛОГИЧЕСКИХ СИСТЕМ. II ... <https://applied-research.ru/article/view?id=8717>
7. Фрактальная организация ядер мозга животного и ... <https://cyberleninka.ru/article/n/fraktnaya-organizatsiya-yader-mozga-zhivotnogo-i-cheloveka>
8. Кригер Борис Юрьевич. Фрактальна ли реальность https://lit.lib.ru/k/kriger_b_j/text_3220.shtml
9. эвристическая модель квантового ветвления / Хабр <https://habr.com/ru/articles/950522/>
10. Сравнение возможностей фрактальных методов ... https://journals.eco-vector.com/2073-3909/article/view/55968/ru_RU
11. рассказываем про KAN (Kolmogorov-Arnold Networks) <https://habr.com/ru/articles/820891/>
12. Разбор статьи про KAN – принципиально новую ... <https://datasecrets.ru/articles/9>
13. Фрактальная теория деятельности центральной ... <https://cyberleninka.ru/article/n/fraktnaya-teoriya-deyatelnosti-tsentralnoy-nervnoy-sistemy-i-morfogenez-vnutrennih-organov>
14. Фрактальная размерность Хигучи как метод оценки ... <https://www.stm-journal.ru/ru/numbers/2020/4/1656/html>
15. ФРАКТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ В БИОЛОГИИ И МЕДИЦИНЕ <http://eport.fesmu.ru/dmj/20204/2020418.pdf>
16. Фрактальность биологических систем. ... <https://s.applied-research.ru/pdf/2016/3-2/8717.pdf>
17. Фрактальная сложность хаотических ритмов ЭЭГ <https://repo.ssau.ru/bitstream/Informacionnye-tehnologii-i-nanotehnologii/Fraktnaya-slozhnost-haoticheskikh-ritmov-EEG-signalov-realnyh-i-voobrazhaemyh-dvizhenii-ruk-75706/1/paper67.pdf>
18. Структурные преобразования ансамблевой ... <http://www.dslib.net/fiziologia/strukturnye-preobrazovaniya-ansamblevoj-organizacii-kory-lobnoj-oblasti-bolshogo.html>
19. Общее представление о структурных преобразованиях ... <https://studme.org/396158/psihologiya/obschee-predstavlenie-strukturnyh-preobrazovaniy-kory-bolshogo-mozga-cheloveka-postnatalnom-ontogeneze>
20. Созревание коры больших полушарий http://www.dictionaty.pirao.ru/T3_psyFiz/03/42.htm
21. САМОПОДОБНЫЕ МОДУЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ... <https://neuroconf.unn.ru/wp-content/uploads/2019/12/1430-%D0%94%D0%BE%D1%80%D0%BE%D0%B3%D0%BE%D0%B2.pdf>
22. фрактальный анализ активности нейронов и поведения ... <https://lib.ipran.ru/upload/papers/17347917.pdf>

23. Кора больших полушарий головного мозга <https://www.booksite.ru/fulltext/1/001/008/064/501.htm>
24. Универсальная структура мозга: открытие ... - iXBT <https://www.ixbt.com/live/offtopic/universalnaya-struktura-mozga-otkrytie-fraktalopodobnoy-organizacii.html>
25. ФРАКТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ В БИОЛОГИИ И МЕДИЦИНЕ <https://cyberleninka.ru/article/n/fraktalnyy-analiz-v-biologii-i-meditsine>
26. Фрактальная размерность Хигучи как метод оценки ... <https://www.stm-journal.ru/ru/numbers/2020/4/1656>
27. Фракталы в голове: ученые проверили теорию сознания ... https://naukatv.ru/news/chto_takoe_kvantovoe_soznanie
28. Возможности фрактальной размерности для анализа ... <https://cyberleninka.ru/article/n/vozmozhnosti-fraktalnoy-razmernosti-dlya-analiza-izobrazheniy-razlichnoy-prirody>
29. Application of Higuchi's fractal dimension from basic to ... <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27393800/>
30. Вычисление фрактальной размерности при обработке ... <https://medvis.vidar.ru/jour/article/download/14/15>
31. Миниколонка кортекса https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B8%D0%BD%D0%B8%D0%BA%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D0%BD%D0%BA%D0%B0_%D0%BA%D0%BE%D1%80%D1%82%D0%B5%D0%BA%D1%81%D0%B0
32. Маунткэсл В. Организующий принцип функции мозга <https://psyinst.moscow/biblioteka/?part=article&id=1611>
33. Spectral asymmetry and Higuchi's fractal dimension ... <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24232245/>
34. Маунткэсл, Вернон https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D1%83%D0%BD%D1%82%D0%BA%D0%B0%D1%81%D0%BB_%D0%92%D0%B5%D1%80%D0%BD%D0%BE%D0%BD
35. СПЕКТРАЛЬНЫЕ И ФРАКТАЛЬНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ... <https://cyberleninka.ru/article/n/spektralnye-i-fraktalnye-harakteristiki-dyhatelnyh-shumov>
36. применение метода хигучи для анализа электромиограммы <https://angtu.editorum.ru/ru/nauka/article/50855/view>