

Концепция автономного машинного интеллекта. Приложения в области рационального природопользования

Рого Григорий Эйнович

17.03.2025

Основа доклада

- ▶ Ян Лекун. A path towards autonomous machine intelligence
- ▶ Dawid A., LeCun Y. Introduction to latent variable energy-based models: a path toward autonomous machine intelligence. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment. – 2024 – №. 10.

Вступление

- ▶ Этот документ не является технической или научной статьей в традиционном смысле, а позиционной статьей, выражающей мое видение пути к интеллектуальным машинам, которые обучаются больше, чем животные и люди, которые могут рассуждать и планировать, и чье поведение обусловлено внутренними целями, а не жестко запрограммированными программами, внешним контролем или внешними вознаграждениями.
- ▶ Многие идеи, описанные в этой статье (почти все из них), были сформулированы многими авторами в различных контекстах и в различной форме. Настоящая статья не претендует на приоритет какой-либо из них, но представляет собой предложение о том, как собрать их в единое целое. В частности, статья определяет предстоящие проблемы. В ней также перечислен ряд направлений, которые, вероятно, или маловероятно, будут успешными.

Вступление

- ▶ Текст написан с минимальным использованием жаргона и минимальным использованием математических предварительных знаний, чтобы привлечь читателей с самым разным опытом, включая нейронауку, когнитивную науку и философию, а также машинное обучение, робототехнику и другие области техники. Я надеюсь, что эта статья поможет контекстуализировать некоторые исследования в области ИИ, актуальность которых порой трудно увидеть.

Используемые сокращения

- ▶ DNN – deep neural network
- ▶ SSL – self-supervised learning
- ▶ SL – supervised learning
- ▶ ML – machine learning
- ▶ RL – reinforcement learning

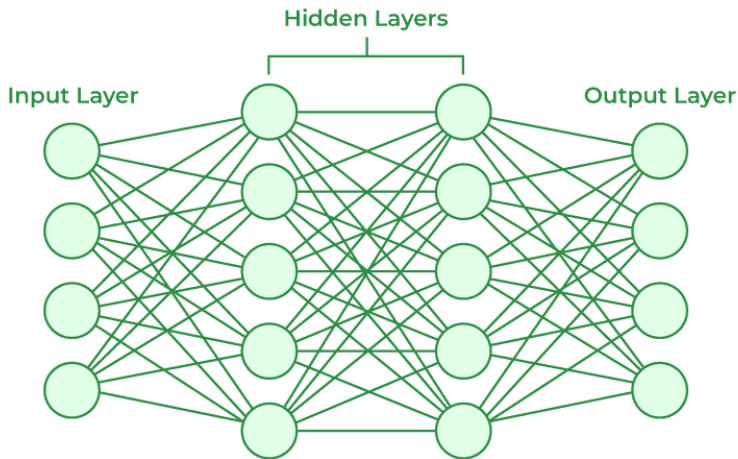
Достижения машинного обучения

- ▶ Модели, достигающие экспертного уровня в стратегических играх (го, шахматы, сёги).
- ▶ Решение сложных задач физического моделирования, таких как сворачивание белков, с революционной точностью.
- ▶ Перевод текстов на более чем 200 языков.

Глубокое обучение

- ▶ Общий элемент всех этих технологий — использование глубоких нейронных сетей (NN), которые могут иметь сотни или тысячи слоёв.
- ▶ Обучение глубоких сетей на обширных наборах данных стало «рецептом» для достижения результатов, сравнимых с человеческими способностями в решении общих вычислительных задач.
- ▶ Иногда такие модели демонстрируют интеллектуальное и творческое решение проблем.

Пример глубокой нейронной сети



Глубокая нейронная сеть

Ограничения моделей ML: примеры

- ▶ Несмотря на успехи, модели ML имеют важные ограничения.
- ▶ Пример — системы автономного вождения:
 - ▶ Работают корректно лишь в ограниченных условиях (полностью картированные районы, наличие множества датчиков, хорошая погода, широкие дороги).
 - ▶ Далеки от уровня автономности 5 (без участия человека и без традиционных органов управления: руль, педали).
 - ▶ Для обучения требуется тысячи часов видеозаписей, тогда как человеку достаточно примерно 20 часов.
- ▶ Другой пример — виртуальные ассистенты:
 - ▶ Должны справляться с огромным информационным потоком.
 - ▶ Понимать речь в реальном времени и выполнять мгновенный перевод.
 - ▶ Интерпретировать намерения пользователей, а также работать с дополненной реальностью.
- ▶ Домашние роботы требуют высокого уровня понимания окружающей среды.

Точная цитата

Цитата

Current ML systems still miss crucial requirements for the future AI systems, such as a basic understanding of the world and humans that may be called 'common sense', which we understand here as the ability to use models of the world to fill in information about the world that is unavailable from perception or memory (e.g. to predict the future).

Ограничения современных методов ML

- ▶ Современные системы ML в основном полагаются на:
 - ▶ Обучение с учителем (SL) — требует большого количества размеченных примеров.
 - ▶ Обучение с подкреплением (RL) — требует огромного числа испытаний.
- ▶ RL хорошо работает в играх (благодаря возможности параллельного повторения), но в реальном мире каждое действие:
 - ▶ Занимает время.
 - ▶ Может иметь высокую стоимость (например, аварии при вождении).

Ограничения современных методов ML

- ▶ Современные модели:
 - ▶ Специализированы на выполнение одной задачи.
 - ▶ Хрупки и подвержены ошибкам.
 - ▶ Выполняют фиксированное число вычислительных шагов между входом и выходом.
 - ▶ Не способны к рассуждениям или планированию.
- ▶ Большие языковые модели иногда создают иллюзию рассуждения, однако они не обладают истинным пониманием реальности, поскольку их знания ограничены текстовыми источниками, а визуальный вход отсутствует.

Обучение через наблюдение: пример развития человека

- ▶ Люди и животные обучаются, в первую очередь, через активное наблюдение за окружающей средой. Младенцы:
 - ▶ Учатся почти исключительно посредством наблюдения.
 - ▶ Между 2 и 6 месяцами уже понимают постоянство объектов, твёрдость и жёсткость.
 - ▶ Около 10 месяца начинают осознавать гравитацию, инерцию и сохранение импульса.
 - ▶ К 12 месяцу достигают рационально целенаправленных действий.

Обучение через наблюдение: пример развития человека

- ▶ Обучение человека схоже с самообучением (SSL) с небольшим участием SL (например, через взаимодействие с родителями) и RL (экспериментальным пробованием). Люди способны:
 - ▶ Представлять результаты действий, не испытывая их на практике.
 - ▶ Строить динамическую модель своего тела, физики и социальных взаимодействий.
 - ▶ Проводить цепочки рассуждений и планировать сложные задачи, разбивая их на подзадачи.
 - ▶ Воспринимать мир через визуализацию, взаимодействие, текст и другие сенсорные каналы.
- ▶ Благодаря базовому пониманию мира люди могут очень быстро осваивать новые задачи.

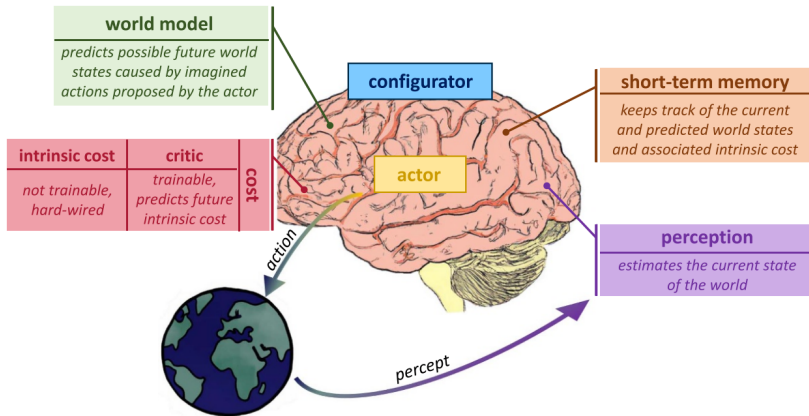
Основные вызовы для достижения автономного интеллекта

- ▶ **Обучение представлениям и предсказательным моделям мира:**
 - ▶ Необходимо создавать модели, способные предсказывать будущее и последствия действий.
 - ▶ Представления должны быть независимы от конкретных задач.
 - ▶ Вероятным подходом является самообучение (SSL), так как SL и RL требуют слишком много примеров или испытаний.
- ▶ **Обучение рассуждению, совместимому с глубоким обучением:**
 - ▶ Рассуждение (аналог «Системы 2» по Канеману) должно учитывать намерения, в отличие от бессознательного вычисления («Система 1»).
 - ▶ Возможный подход — проектирование рассуждения и планирования в виде задачи минимизации энергии.

Основные вызовы для достижения автономного интеллекта

- ▶ **Планирование сложных последовательностей действий:**
 - ▶ Требуются иерархические представления планов действий для организации комплексных задач.

Модульная структура автономного ИИ



Модульная структура автономного ИИ

Структура и основные модули

- ▶ Архитектура состоит из нескольких модулей, настраиваемых модулем-конфигуратором (configurator).
- ▶ Цель: обеспечить автономное поведение агента, ориентированное на минимизацию «энергии» (уровня «дискомфорта»).
- ▶ Ключевые модули:
 - ▶ **Configurator** (конфигуратор)
 - ▶ **Perception** (восприятие)
 - ▶ **World Model** (мировая модель)
 - ▶ **Cost** (модуль стоимости, содержащий Intrinsic Cost + Critic)
 - ▶ **Short-Term Memory** (кратковременная память)
 - ▶ **Actor** (актер, планировщик действий)
- ▶ На рисунке (Figure 2) показано, как модули взаимодействуют друг с другом.

Configurator (Конфигуратор)

- ▶ **Назначение:** модуль управляющего (исполнительного) контроля системы.
- ▶ На вход получает информацию от всех других модулей.
- ▶ На выходе — динамическое «настроение» (модулирование) параметров и схем внимания (attention circuits) в других модулях.
- ▶ **Применение:**
 - ▶ Перед началом задачи настраивает Perception, World Model, Cost и Actor под конкретную цель.
 - ▶ Модулирует восприятие, чтобы извлекать релевантную информацию для текущей задачи.
 - ▶ Настраивает World Model на моделирование только тех аспектов мира, которые важны для данной задачи.

Perception (Восприятие)

- ▶ Получает сигналы от сенсоров и оценивает текущее состояние мира.
- ▶ **Особенность:**
 - ▶ Иерархическое представление (несколько уровней абстракции).
 - ▶ Конфигуратор активирует те уровни или типы признаков, которые важны для конкретной задачи.
- ▶ **Пример:** если задача — найти объект, система восприятия будет «сконфигурирована» на выделение соответствующих визуальных признаков.
- ▶ Результат: оценка текущего состояния мира, передаваемая другим модулям (Cost, World Model, Actor).

World Model (Мировая модель)

► Роль в архитектуре:

1. Восполнять недостающую информацию о состоянии мира (непредоставленную напрямую Perception).
2. Предсказывать будущие состояния мира.

► Может предсказывать:

- Естественную эволюцию мира (если агент не вмешивается).
- Последствия цепочки действий, предложенных модулем Actor.

► Множество возможных сценариев:

- Мир может быть непредсказуем, содержать других агентов (в т.ч. с потенциально враждебным поведением).
- Модель должна уметь обрабатывать неопределённость, используя латентные переменные.

► Настройка: Конфигуратор задаёт, какие аспекты мира важны для текущей задачи и какова глубина предсказания (временная и пространственная).

Мультипрогноз и представление неопределённости

- ▶ **Задача:** мир не полностью детерминирован, особенно если присутствуют скрытые факторы.
- ▶ **Решение:** World Model должна производить **несколько** правдоподобных сценариев будущего, используя латентные переменные для кодирования неопределённости.
- ▶ **Уровни абстракции:**
 - ▶ Представление мира на разных временных и пространственных масштабах.
 - ▶ Возможность «грубых» долгосрочных прогнозов и детальных краткосрочных.

Ключевые вопросы для World Model

1. Как представить неопределённость и позволить многовариантное предсказание?

- ▶ Использование распределений, латентных переменных, energy-based models и т.д.

2. Как обучать мировую модель?

- ▶ Методы самообучения (SSL), обучения с учителем (SL), обучения с подкреплением (RL) или их комбинация.
- ▶ Использование памяти прошлых состояний и связанных с ними данных о «цене» (cost).

Cost Module (Модуль стоимости)

- ▶ **Назначение:** измеряет «дискомфорт» агента в виде скалярной «энергии».
- ▶ **Состав:**
 - ▶ **Intrinsic Cost** (жёстко задан, не обучаемый).
 - ▶ **Trainable Critic** (обучаемый модуль).
- ▶ **Общая цель агента:** оставаться в состояниях, которые минимизируют усреднённый уровень энергии (дискомфорта).

Intrinsic Cost (Жёстко заданная часть)

- ▶ **Hard-wired (необучаемый):** отвечает за базовые «потребности» и «мотивации».
- ▶ **Примеры:**
 - ▶ Боль/опасность: высокая энергия.
 - ▶ Удовольствие: низкая (или даже отрицательная) энергия.
 - ▶ Голод, жажда, мотивы любопытства и исследования.
 - ▶ Социальная мотивация (если заложена).
- ▶ **Роль конфигулятора:** может модулировать этот модуль для разных условий (например, повышая или понижая чувствительность к определённым стимулам).

Trainable Critic (Обучаемая часть)

- ▶ **Функция:** Предсказывает будущую «интринсивную» (intrinsic) стоимость.
- ▶ **Вход:** текущее (или потенциальное) состояние мира, полученное либо от Perception, либо от World Model.
- ▶ **Обучение:**
 - ▶ Доступ к кратковременной памяти, где хранятся прошлые состояния и последующие значения intrinsic cost.
 - ▶ Путём итерации: состояние $\rightarrow$ наблюдаемый intrinsic cost.
- ▶ **Конфигуратор:** может динамически перенастраивать Critic, направляя систему на подзадачи внутри более крупной цели.
- ▶ **Градиент:** так как Critic дифференцируем, можно «прогонять» градиент ошибки назад через World Model, Perception и Actor.

Short-Term Memory (Кратковременная память)

▶ Хранит:

- ▶ Релевантную информацию о прошлых, текущих и предсказываемых состояниях.
- ▶ Соответствующие значения «интринсивной стоимости».

▶ Доступ:

- ▶ Мировая модель (для предсказания будущих или восстановления пропущенных данных).
- ▶ Critic (для обучения на основе прошлого опыта).
- ▶ Actor (для учёта контекста при планировании).

- ▶ **Роль:** Похожа на функции гиппокампа у позвоночных. Реализация может быть схожа с Key-value memory networks for directly reading documents (Miller et al., 2016).

Actor (Актёр)

- ▶ **Задача:** выдаёт предложения последовательностей действий, затем отправляет первое действие (или короткую серию действий) на «исполнительные органы» (effectors).
- ▶ **Работа с World Model и Cost:**
 - ▶ Предлагает кандидатные действия.
 - ▶ World Model предсказывает будущие состояния для этих действий.
 - ▶ Cost оценивает «энергию» (стоимость) данных будущих состояний.
 - ▶ Actor получает градиент стоимости по отношению к действию, оптимизируя последовательность под критерий минимизации энергии (например, через градиентные методы).
- ▶ **Сходство с MPC (Model Predictive Control):**
 - ▶ Подобно классической задаче оптимального управления, где мы строим прогноз и выбираем действия для минимизации целевой функции.

Два компонента в Actor

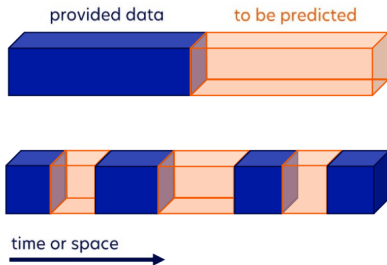
- ▶ **Policy Module («Система 1», по аналогии с Kahneman):**
 - ▶ Мгновенный выбор действия на основе текущего состояния.
 - ▶ Быстрое, «интуитивное» принятие решения.
- ▶ **Action Optimizer («Система 2»):**
 - ▶ Градиентная оптимизация (или динамическое программирование) для выбора наилучшей последовательности действий.
 - ▶ Более медленный, «рассуждающий» процесс.
- ▶ **Переключение:** В зависимости от задачи и времени на принятие решения модуль может использовать либо «Систему 1», либо «Систему 2», либо их сочетание.

Подытожим

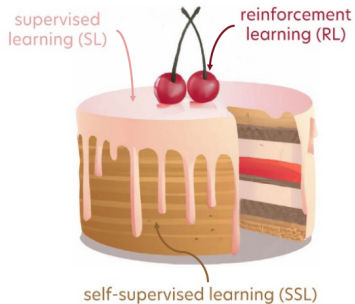
- ▶ Представленная архитектура:
 - ▶ Конфигуратор динамически управляет всеми модулями под задачу.
 - ▶ Мировая модель прогнозирует будущее и восполняет недостающую информацию.
 - ▶ Модуль стоимости (Intrinsic Cost + Trainable Critic) задаёт цели и обучается на основе опыта.
 - ▶ Кратковременная память обеспечивает контекст и хранение состояний.
 - ▶ Актёр генерирует и оптимизирует последовательности действий (с использованием градиента).
- ▶ Такая система способна многовариантно предсказывать будущее, учитывать неопределённость и обучаться оптимальному поведению.
- ▶ Ближайшая аналогия — MPC + RL, «Система 1» и «Система 2» (Kahneman, 2011).

Само-контролируемое обучение (SSL)

(a)



(b)



Основные принципы SSL

- ▶ Основная цель SSL – восстановление входных данных или предсказание недостающих частей (см. рис. 2(а)).
- ▶ В качестве входа могут использоваться изображения, видео или текст.
- ▶ В процессе обучения модель формирует иерархические представления данных.
- ▶ Предобучение с использованием SSL часто предшествует фазам обучения с учителем (SL) или обучения с подкреплением (RL).

Основные принципы SSL

- ▶ SSL извлекает и предсказывает больше информации на один образец, чем SL или RL, что делает его перспективным подходом для будущего автономного ИИ (см. рис. 2(b)).
- ▶ Особенность: для текстовых данных SSL работает очень хорошо, а для изображений при обучении с единственным предсказанием происходит усреднение, что приводит к размытым результатам.
- ▶ При этом для принятия решений важны не все детали мира, а лишь те, что релевантны конкретной задаче.

Вызовы SSL для будущих ИИ систем

- ▶ Необходимость представления неопределенности в предсказаниях.
- ▶ Обеспечение возможности получения нескольких равновероятных (мультимодальных) предсказаний для одного входного образца.

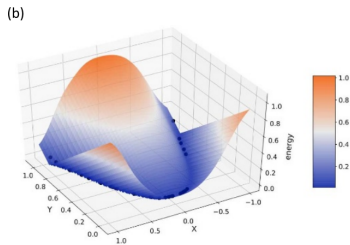
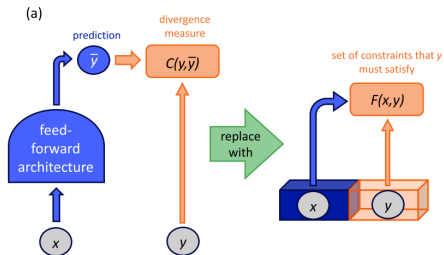
Ограничения существующих подходов и предлагаемое решение

- ▶ Вероятностные модели сталкиваются с неразрешимостью в непрерывных и высокоразмерных пространствах.
 - ▶ Например, для предсказания следующего слова можно построить распределение по словарю, но для предсказания следующего кадра видео или 100 слов такое распределение становится вычислительно неосуществимым.
- ▶ В высокоразмерных и мультимодальных реальных задачах может оказаться невозможным представлять распределения вероятностей по всем возможностям.
- ▶ Предлагаемое решение:
 - ▶ Замена вероятностных моделей на модели, основанные на энергии (Energy-Based Models, EBM).
 - ▶ Использование латентных переменных для обработки неопределенности и избыточной информации, зависящей от задачи.
 - ▶ Примером такой иерархической структуры для сложного планирования является архитектура H-JERA.

Что такое Energy-Based Models?

- ▶ **Определение:** Модели, которые сопоставляют каждой конфигурации входных данных некоторую «энергию».
- ▶ **Основная идея:** Низкая энергия соответствует желательным (правильным) состояниям, высокая — нежелательным.
- ▶ **Гибкость:** Позволяют моделировать сложные распределения и зависимости в данных.

Energy-Based Model



Принцип работы EBM

- ▶ Используется **энергетическая функция** $E(x)$ для оценки соответствия входа x .
- ▶ Обучение осуществляется путём:
 - ▶ Минимизации энергии для корректных образцов.
 - ▶ Максимизации энергии для некорректных или нежелательных образцов.
- ▶ Такой подход позволяет выполнять:
 - ▶ Генерацию данных
 - ▶ Классификацию
 - ▶ Реконструкцию входных данных

Общий вывод для латентных переменных

Для заданных переменных x и y с невидимой латентной переменной z функция энергии определяется двумя способами:

Метод минимизации

$$F_w(x, y) = \min_z E_w(x, y, z)$$

Метод маргинализации

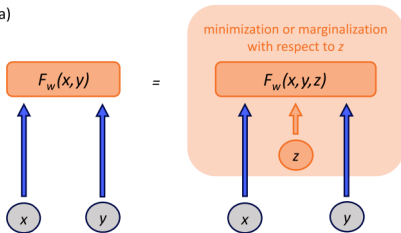
$$F_w(x, y) = -\frac{1}{\beta} \log \left[\int dz' \exp(-\beta E_w(x, y, z')) \right]$$

Итоговый вывод осуществляется как:

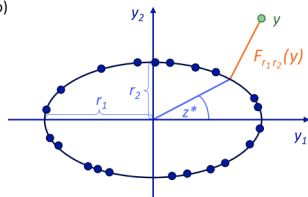
$$\hat{y} = \arg \min_y F_w(x, y)$$

Латентная переменная

(a)



(b)



Пример: Энергетическая модель эллипса

Рассмотрим ЕВМ с параметрами $w = \{r_1, r_2\}$, где латентная переменная z кодирует угол. Функция энергии задаётся как:

$$E_{r_1, r_2}(y, z) = (y_1 - r_1 \sin z)^2 + (y_2 - r_2 \cos z)^2.$$

Минимизация по z даёт:

$$F_{r_1, r_2}(y) = \min_z E_{r_1, r_2}(y, z),$$

что соответствует нахождению квадратичного расстояния между точкой y и эллипсом, то есть ближайшей точкой эллипса с углом $\hat{z}$.

Маргинализация в примере с эллипсом

Альтернативный подход — маргинализация по z :

$$F_{r_1, r_2}(y) = -\frac{1}{\beta} \log \left[\int_0^{2\pi} dz' \exp(-\beta E_{r_1, r_2}(y, z')) \right],$$

что эквивалентно вычислению вклада энергии точки y от всех точек эллипса (для z от 0 до 2π), где вклад ближайших точек оказывается наибольшим.

Методы обучения EBM

- ▶ **Контрастивное расхождение (Contrastive Divergence):**
 - ▶ Приближённое вычисление градиента энергии через сэмплирование.
- ▶ **Score Matching:**
 - ▶ Минимизация разницы между моделью и распределением данных.
- ▶ **Методы MC (Метод Монте-Карло):**
 - ▶ Сэмплирование из энергетического ландшафта для генерации образцов.
- ▶ **Стохастический градиентный спуск (SGD):**
 - ▶ Оптимизация параметров модели на основе вычисленных градиентов.

Особенности работы с EBM

- ▶ **Итеративное предсказание:** Сэмплирование позволяет получать разнообразные выходы.
- ▶ **Представление неопределённости:** Возможность генерировать несколько равновероятных гипотез для одного входа.
- ▶ **Полная дифференцируемость:** Современные алгоритмы оптимизации можно применять напрямую ко всем модулям.
- ▶ **Применимость:** Используются в задачах генерации изображений, моделирования физических систем, распознавания и принятия решений.

Подытожим

- ▶ Energy-based models обучаются путем оптимизации энергетической функции, которая оценивает правдоподобие данных.
- ▶ Латентные переменные вводятся в модель для учета скрытых факторов и не задаются пользователем напрямую.
- ▶ Их структура определяется на этапе проектирования модели, а конкретные значения находятся в процессе обучения через оптимизацию (минимизация или маргинализация энергии).
- ▶ Для эффективного обучения используются методы, такие как контрастивное расхождение, MCMC, EM и вариационные аппроксимации.

Потенциальные области применения в лесном хозяйстве

- ▶ **Мониторинг состояния лесов:**
 - ▶ Анализ спутниковых и беспилотных (дроновых) изображений для оценки здоровья, плотности и биоразнообразия лесных массивов.
- ▶ **Предсказание и предотвращение лесных пожаров:**
 - ▶ Моделирование климатических условий и распространения огня.
 - ▶ Генерация сценариев развития пожароопасных ситуаций.
- ▶ **Оптимизация управления лесными ресурсами:**
 - ▶ Планирование вырубки, восстановления и устойчивого использования лесов.
- ▶ **Оценка воздействия изменений климата:**
 - ▶ Моделирование долгосрочных эффектов климатических изменений на экосистемы лесов.

Мониторинг здоровья лесов с помощью ЕВМ

- ▶ Использование моделей для анализа изображений с дронов или спутников.
- ▶ Выявление аномалий (например, болезни, воздействие вредителей).
- ▶ Поддержка своевременного принятия решений для предотвращения ухудшения состояния леса.

Прогнозирование и предотвращение лесных пожаров

- ▶ Моделирование погодных и климатических условий для оценки риска возникновения пожара.
- ▶ Генерация сценариев распространения огня и оценка эффективности мер по его предотвращению.
- ▶ Разработка систем раннего предупреждения и оптимизация планов эвакуации.

Оптимизация управления лесными ресурсами

- ▶ Принятие решений по плановой вырубке и восстановлению лесов.
- ▶ Анализ влияния различных факторов (экологических, климатических, экономических) на лесное хозяйство.
- ▶ Поддержка стратегического планирования для сохранения биоразнообразия и устойчивого развития.

Автономная лесная техника

- ▶ Беспилотные харвестеры и форвардеры.
- ▶ Автоматические манипуляции с древостоями.