УДК 624.21

Связь искусственного интеллекта и математики

***Господарева Анастасия Леонидовна**, студент 2-го курса*
кафедры «Робототехнические системы»
Белорусский национальный технический университет, г. Минск
(Научный руководитель – Лебедева Г.И. – канд. техн. наук, доцент)

Искусственный интеллект — это способность машины имитировать мышление и когнитивные функции человека, такие как обучение, принятие решений, распознавание образов, планирование, творчество и так далее. Это математическая модель, которая работает по принципу человеческого мозга и, благодаря этому, способна развиваться и обучаться самостоятельно. Искусственный интеллект не устает физически и морально, что дает ему больше времени для совершенствования. Вследствие этого он быстрее развивается и обрабатывает большие объемы данных, чем это мог бы сделать человек.

Искусственный интеллект (ИИ) основан на математике, в частности на высшей математике, из которой состоит теоретическая база, алгоритмы и методы для работы ИИ. Математика для искусственного интеллекта — это не просто "полезный инструмент", а сама суть технологии, фундамент, без которого вся конструкция искусственного интеллекта просто не была бы создана. Одной из основных областей применения математики в ИИ является машинное обучение, которое полностью построено на математике. Именно математические методы и алгоритмы обеспечивают основу для создания моделей машинного обучения, которые позволяют компьютерам самостоятельно обучаться, находить закономерности в данных и принимать решения на основе данных. Алгоритмы, такие как нейронные сети и алгоритмы глубокого обучения, основаны на математических концепциях, таких как линейная алгебра, статистика и оптимизация. Даже сложнейшие системы искусственного интеллекта — это, по сути, математические модели, которые обрабатывают информацию по определенным формулам и алгоритмам.

Таблица 1 – Применение математики в искусственном интеллекте

Раздел математики	Применение в ИИ
Линейная алгебра	Построение нейронных сетей, векторы и матрицы для представления данных
Математический анализ	Оптимизация функций и параметров нейронных сетей, градиентный спуск

Теория вероятностей	Анализ данных, оценка точности моделей, байесовские сети, генеративные модели, обработка неполных или неточных данных
Дискретная математика	Обработка данных и построение моделей, графы (алгоритмы поиска), логика
Дифференциальные уравнения	Изучение и моделирование динамики нейронных сетей и временных рядов
Теория графов	Маршрутизация, представление отношений между объектами и анализа данных

В нынешнее время наблюдается закономерность: математика, которая всегда считалась "чистой" абстрактной наукой, теперь развивается в сочетании с ИИ — технологией, которую сама же и создала. Искусственный интеллект не только зависит от математики, но и активно способствует её развитию. Одно из ключевых направлений — автоматизация, которая помогает математикам ускорять свои исследования и снижать вероятность ошибок, проверять свои доказательства на точность, а также разрабатывать новые способы решения классических задач, экономя силы и ресурсы исследователей. Немало важно, что благодаря способности обрабатывать огромные массивы данных, искусственный интеллект генерирует новые гипотезы, помогая выявить скрытые взаимосвязи и закономерности, незамеченные человеческим взглядом.

Все вышеперечисленное показывает, какой огромный вклад внес искусственный интеллект в развитие науки. ИИ является мощным инструментом для развития математики, расширяющим её возможности и открывающим новые горизонты исследований. Развитие искусственного интеллекта в математике имеет огромный потенциал и обещает принести значительные преимущества для исследований и применения математических концепций.

УДК 519.245

Метод Монте-Карло: Принципы, применения и перспективы

***Димитриев Самир Яковлевич**, студент 1-го курса*
кафедры «Промышленное и гражданское строительство»
Белорусский национальный технический университет, г. Минск
(Научный руководитель – Ковалёнок Н.В., старший преподаватель)

Метод Монте-Карло – это мощный статистический инструмент, который используется для решения сложных математических задач с помощью случайных чисел. Он получил своё название в честь знаменитого казино в Монако, поскольку его основная идея заключается в использовании случайности и вероятности для получения результатов. Метод стал особенно актуален в последние десятилетия благодаря развитию вычислительных технологий и увеличению объёмов данных.

Принципы работы метода:

Метод Монте-Карло основан на использовании случайных выборок для оценки математических ожиданий и вероятностей. Основные этапы работы метода можно описать следующим образом:

1. Определение задачи: Необходимо чётко сформулировать задачу, которую нужно решить, и определить параметры, которые будут использоваться в моделировании.
2. Генерация случайных чисел: Используются алгоритмы генерации случайных чисел для создания выборок из заданного распределения.
3. Моделирование: На основе сгенерированных случайных чисел выполняются необходимые вычисления или симуляции.
4. Анализ результатов: Полученные результаты обрабатываются статистическими методами для получения оценок и выводов.
5. Повторение: Процесс повторяется множество раз (обычно тысячи или миллионы), чтобы получить надёжные статистические данные.

Применение метода Монте-Карло

Метод Монте-Карло включает в себя несколько ключевых формул и концепций, которые помогают оценивать математические ожидания,

вероятности и другие статистические характеристики. Вот некоторые из основных формул и подходов, используемых в методе Монте-Карло:

1. Оценка математического ожидания

Если нужно оценить математическое ожидание функции f(X), где X — случайная величина с известным распределением, то(1.1):

$$E[f(X)] \approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x_i) \qquad (1.1)$$

где xi - выборка из распределения X.

2.Оценка интеграла

Если необходимо вычислить определённый интеграл I=∫abf(x)dx, то можно использовать метод Монте-Карло следующим образом:(1.2):

$$I = \int_a^b f(x)\,dx \approx (b-a)\cdot\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x_i) \qquad (1.2)$$

где xi - случайные точки, равномерно распределенные на интервале [a,b], а N - количество случайных точек.

3. Оценка вероятности

Для оценки вероятности события, можно использовать следующую формулу(1.3):

$$P(A) \approx \frac{M}{N} \qquad (1.3)$$

где M — количество случаев, когда событие A произошло в выборке из N экспериментов.

Перспективы развития метода

С развитием технологий вычислений и увеличением объёмов данных метод Монте-Карло продолжает эволюционировать. Некоторые из перспективных направлений включают:

1. Комбинирование с другими методами: Метод Монте-Карло может быть эффективно комбинирован с другими статистическими методами и алгоритмами машинного обучения для повышения точности прогнозов.

2. Применение в больших данных: С увеличением объёмов данных методы Монте-Карло могут быть использованы для анализа сложных систем с большим количеством переменных.

Пример: Оценка будущих доходов от инвестиционного проекта

Задача: Предположим, вы планируете инвестировать в проект, который будет приносить доходы в течение 5 лет. Однако доходы могут варьироваться из-за неопределённости на рынке. Мы хотим оценить ожидаемые доходы от этого проекта с помощью метода Монте-Карло.

Исходные данные

Начальные инвестиции: $100,000:Ожидаемый годовой доход: $30,000:

Стандартное отклонение дохода: $10,000:Срок проекта: 5 лет:

Мы будем считать, что годовой доход подчиняется нормальному распределению с заданным средним и стандартным отклонением.

Шаги решения:

Генерация случайных доходов: Для каждого из 5 лет мы будем генерировать случайные значения годового дохода на основе нормального распределения.

Суммирование доходов: Для каждой симуляции мы будем суммировать полученные доходы за 5 лет.

Оценка ожидаемого дохода: После выполнения большого количества симуляций (например, 10,000) мы сможем оценить средний общий доход от проекта.

Вот как проект выглядит в Python (Рис.1),(Рис.2).

```
import numpy as np

# Параметры
initial_investment = 100000  # Начальные инвестиции
expected_income = 30000       # Ожидаемый годовой доход
std_dev_income = 10000        # Стандартное отклонение
years = 5                      # Срок проекта
N = 10000                      # Количество симуляций
```

Рисунок 1 – проект

```python
# Генерация случайных годовых доходов и их суммирование
total_incomes = []

for _ in range(N):
    yearly_incomes = np.random.normal(expected_income, std_dev_income, years)
    total_income = np.sum(yearly_incomes)
    total_incomes.append(total_income)

# Оценка среднего общего дохода
average_total_income = np.mean(total_incomes)

print(f"Оцененный средний общий доход за {years} лет: ${average_total_income:.2f}")
```

Рисунок 2 – пример кода

Результат: После выполнения кода вы получите оценку среднего общего дохода от проекта за 5 лет. Например, результат может быть около $150,000.

В заключении можно отметить Метод Монте-Карло — это универсальный инструмент, который находит применение во множестве областей науки и техники. Его способность решать сложные задачи с использованием случайности делает его незаменимым в современном мире вычислений. С развитием технологий мы можем ожидать дальнейшего расширения применения этого метода и появления новых подходов к его использованию.

Литература:

1. Михайлов, Г. А. Статистическое моделирование. Методы Монте-карло : учебное пособие для вузов / Г. А. Михайлов, А. В. Войтишек. — Москва : Издательство Юрайт, 2025. — 321 с. — (Высшее образование). — ISBN 978-5-534-21054-5. — Текст : электронный // Образовательная платформа Юрайт [сайт]. — URL: https://urait.ru/bcode/559245 (дата обращения: 16.04.2025).