

# Автоматическое машинное обучение (Automated machine learning)

Синонимы: AutoML

Автоматическое машинное обучение — это совокупность методов и процессов автоматизации разработки, построения и тестирования ML-моделей, а также их развертывания в производственной среде. Основная цель — снижение объема рутинных ручных операций, что, с одной стороны, ускоряет процессы и уменьшает количество ошибок, обусловленных человеческим фактором, а с другой стороны — позволяет участвовать в них даже пользователям без глубоких знаний и опыта.

AutoML-решения основаны на построении набора конвейеров машинного обучения для решения поставленной задачи и выборе лучшего из них. На первый взгляд кажется, что AutoML решает те же задачи, что и MLOps. Но это не так, и различия удобно показать в таблице:

Аспекты использования	AutoML	MLOps
Цели и задачи	Автоматизация, проектирование, создание и оптимизация ML-моделей	Развертывание, <u>мониторинг</u> , обеспечение масштабируемости, воспроизводимости и возможности сопровождения моделей в производственной среде
Направленность	Фокусируется на <u>предобработке данных</u> , <u>извлечении признаков</u> , выборе моделей и их настройке	Включает в себя CI/CD, развертывание, мониторинг, версионирование данных/моделей и управление
Пользователи	Аналитики данных и все, кто заинтересован в использовании ML-моделей	Специалисты по DevOps/SRE, команды разработчиков платформы и заинтересованные стороны из разных подразделений

Аспекты использования	AutoML	MLOps
Результаты	Обученная модель или <u>ансамбль моделей</u> , а также отчеты по оценке их качества	Развертывание моделей, конвейеры обработки данных, панели мониторинга и оповещения производственного уровня
Автоматизируемые действия	<u>Очистка данных</u> , настройка <u>гиперпараметров</u> , экспериментирование	Развертывание, тестирование, масштабирование и управление жизненным циклом
Этап жизненного цикла	Создание и экспериментирование	Развертывание и поддержка
Ключевые технологии/инструменты	Платформы и библиотеки AutoML (поисковые/оптимизационные системы, инструменты для работы с признаками)	Системы CI/CD, оркестрация, реестры моделей, мониторинг, конвейеры данных
Уровень компетенций	Базовые знания в области ИИ и машинного обучения, технологии <u>low-code</u> и no-code	Разработка ПО, DevOps
Когда использовать	Требуется быстрое прототипирование, выбор модели или когда у команд отсутствуют глубокие экспертные знания в области машинного обучения	Обеспечение надежной работы в производственной среде с соблюдением соглашений об уровне обслуживания (SLA), проведение аудитов или непрерывное переобучение
Недостатки	Соккрытие внутренних механизмов модели, снижение интерпретируемости и способности к решению узкоспециальных задач	Требует инвестиций в инфраструктуру, процессы и межкомандную координацию; может быть сложным в реализации

Таким образом, AutoML и MLOps дополняют друг друга: с помощью AutoML производится обучение модели, а затем применяются методы MLOps для развертывания, мониторинга и поддержки выбранной модели в производственной среде.

Процессы, автоматизируемые с помощью технологий AutoML, обычно включают:

- предварительную обработку данных (трансформацию и очистку);
- извлечение и отбор признаков;
- выбор наиболее подходящей модели и алгоритма обучения;
- выбор конфигурации и топологии модели;
- обучение модели;
- оптимизацию гиперпараметров модели;
- постобработка моделей (оценка эффективности и валидация);
- критический анализ полученных результатов.

Как правило, стремятся автоматизировать все перечисленные выше процессы работы с ML-моделями. Однако на практике это не всегда удается. Поэтому, в первую очередь, AutoML-решения требуются для наиболее трудоемких рутинных задач, чтобы ускорить построение адекватных моделей, минимизируя усилия дата-инженеров и аналитиков данных.

При разработке AutoML-решений важно учитывать следующие аспекты:

- особенности бизнес-задачи, решаемой с помощью машинного обучения — универсальных AutoML-решений не существует, поэтому нужно понимание того, в чем именно должна помочь автоматизация;
- состав команды — если у компании нет возможности привлечь достаточное количество инженеров и аналитиков данных, то предпочтительно no-code решение, с которым смогут работать даже сотрудники, не имеющие специальной подготовки в области машинного обучения. Если возможность привлечения достаточного числа специалистов имеется, то эффективнее окажутся решения промышленного класса, которые обеспечат более высокую производительность моделей, хотя потребуют кодирования и тонкой настройки;
- модульность — AutoML-решения должны быть модульными, чтобы обладать высокой адаптивностью под конкретные задачи посредством добавления новых функций, правил или других параметров.

Несмотря на то, что первоначальные затраты на разработку и внедрение AutoML-решений могут оказаться значительными, в результате они оправдывают себя за счет повышения эффективности бизнес-процессов, достигаемой на основе применения моделей машинного обучения при принятии решений.