



**Как организовать  
финансово-эффективную  
работу Data Science  
подразделения?  
Концепция Reliable ML**

**Ирина Голощапова**  
Head of Data Science

# Обо мне

- ▶ Head of Data Science at LENTA
- ▶ Consultant at Skolkovo School of Management
- ▶ Lecturer at Sirius
- ▶ PhD in Economics
- ▶ In DS since 2009:
  - ▶ Statistical analysis and modelling at CMASF
  - ▶ DS in risks, macroeconomics and business process optimization at X5 Retail Group
  - ▶ DS Lead at Manchester University for social-impact projects
- ▶ Telegram-channel Reliable ML:  
[https://t.me/reliable\\_ml](https://t.me/reliable_ml)



@irina\_goloshchapova



i.o.goloshchapova@gmail.com



# Что такое Reliable ML?



## Фреймворк по внедрению и развитию продвинутой аналитики

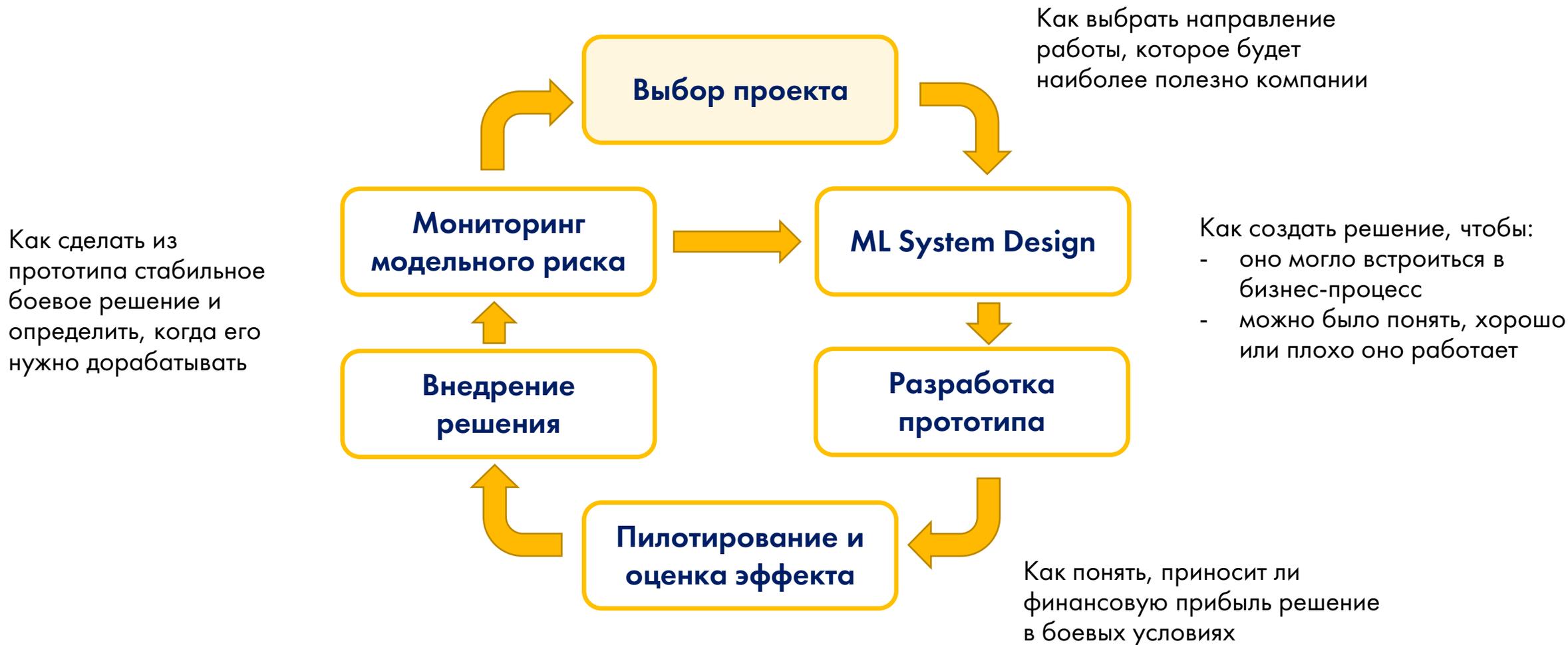
Как сделать результат работы data science команд применимым в бизнес-процессах компании и приносящим компании прибыль:

- Выбор направлений для внедрения продвинутой аналитики
- Проектирование и реализация решения продвинутой аналитики в контексте бизнес-процесса его применения
- Учет причинно-следственных связей и необходимости интерпретации моделей для пользователя в ML алгоритмах
- Статистически достоверная оценка пилотных экспериментов
- Управление внедрением решения и модельным риском



# Фреймворк Reliable ML

## Где внедрение ML даст наибольшую отдачу?



# Reliable ML: Какие инициативы продвинутой аналитики реализовывать?

Ключевые принципы выбора инвестиционных инициатив в области продвинутой аналитики

ACTIONABLE

- ✓ Сложность реализации инициативы средствами продвинутой аналитики
- ✓ Применимость инициативы для текущих бизнес-процессов

MEASURABLE

- ✓ Для инициативы возможно проведение пилотного эксперимента и корректная оценка ее эффекта на ключевые бизнес-показатели компании

IMPACT

- ✓ Для инициативы возможно рассчитать ожидаемый эффект на ключевые бизнес-показатели компании
- ✓ Эффект является материальным с точки зрения PnL компании
- ✓ Эффект является достижимым в ближайшие 12 месяцев (Quick-Wins First)

BUSINESS PRIORITY

- ✓ Оценка приоритетности выполнения инициативы со стороны бизнес-подразделений

POSITIVE BUSINESS CASE

- ✓ Ожидаемый эффект от реализации инициативы превышает затраты на проект
- ✓ Инициатива может быть встроена в бизнес-процессы в ближайшие 12 месяцев (Quick-Wins First)

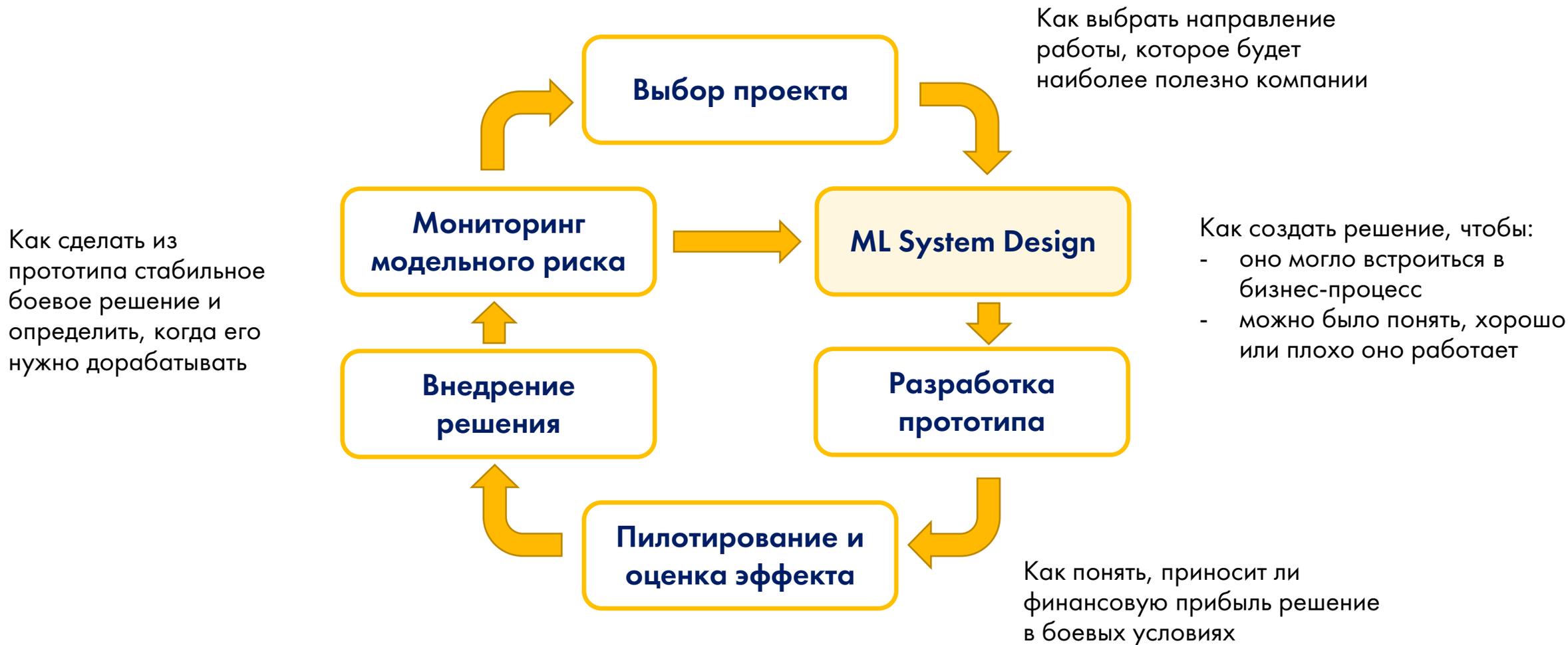
# Продвинутая аналитика в Ленте

Алгоритмы & Сервисы & Аналитика & Пилоты & Валидация



# Фреймворк Reliable ML

## Каким должен быть дизайн системы машинного обучения?



# Как ML-модель встроится в текущий бизнес-процесс инициативы, чтобы приносить пользу?

## ML System Design – бизнес-аспект

- **От простого к сложному**
  - ✓ Сначала простой и эффективный baseline, затем – последовательное усложнение с ростом коммерческого эффекта
- **Применимость модели для бизнес-процесса для получения коммерческого эффекта – главное на каждом этапе**
  - ✓ Baseline этап помогает конкретизировать БТ целевого продукта и определить точки особого внимания для его разработки (данные, алгоритмы, результат)
  - ✓ Метрики качества модели при ее построении должны быть привязаны к процессу применения модели
- **Место инициативы в общей карте бизнес-процессов компании критически важно для дизайна системы**
  - ✓ Взаимосвязанные бизнес-процессы, как правило, в значительной мере влияют на построение ML-модели

# От простого к сложному

## Виды продвинутой аналитики



# От простого к сложному

Управление промо в Ленте: последовательное развитие продукта для получения максимального эффекта



# Применимость модели для бизнес-процесса для получения коммерческого эффекта – главное на каждом этапе

Управление промо в Ленте: Ретроспективный анализ промо – аналитический подход



# Применимость модели для бизнес-процесса для получения коммерческого эффекта – главное на каждом этапе

## Управление промо в Ленте: Ретроспективный анализ промо – модельный подход



# Применимость модели для бизнес-процесса для получения коммерческого эффекта – главное на каждом этапе

Управление промо в Ленте: Метрики качества для разработки решения

## Аналитический подход

*Качественная оценка*

- Экспертная оценка релевантности результатов
- Применимость для бизнес-процесса управления промо



## Модельный подход

*Количественные метрики*

Релевантность результатов:

- Качество прогноза спроса по товарам/группам товаров
- Advanced-уровень – метрики, касающиеся методов causal inference

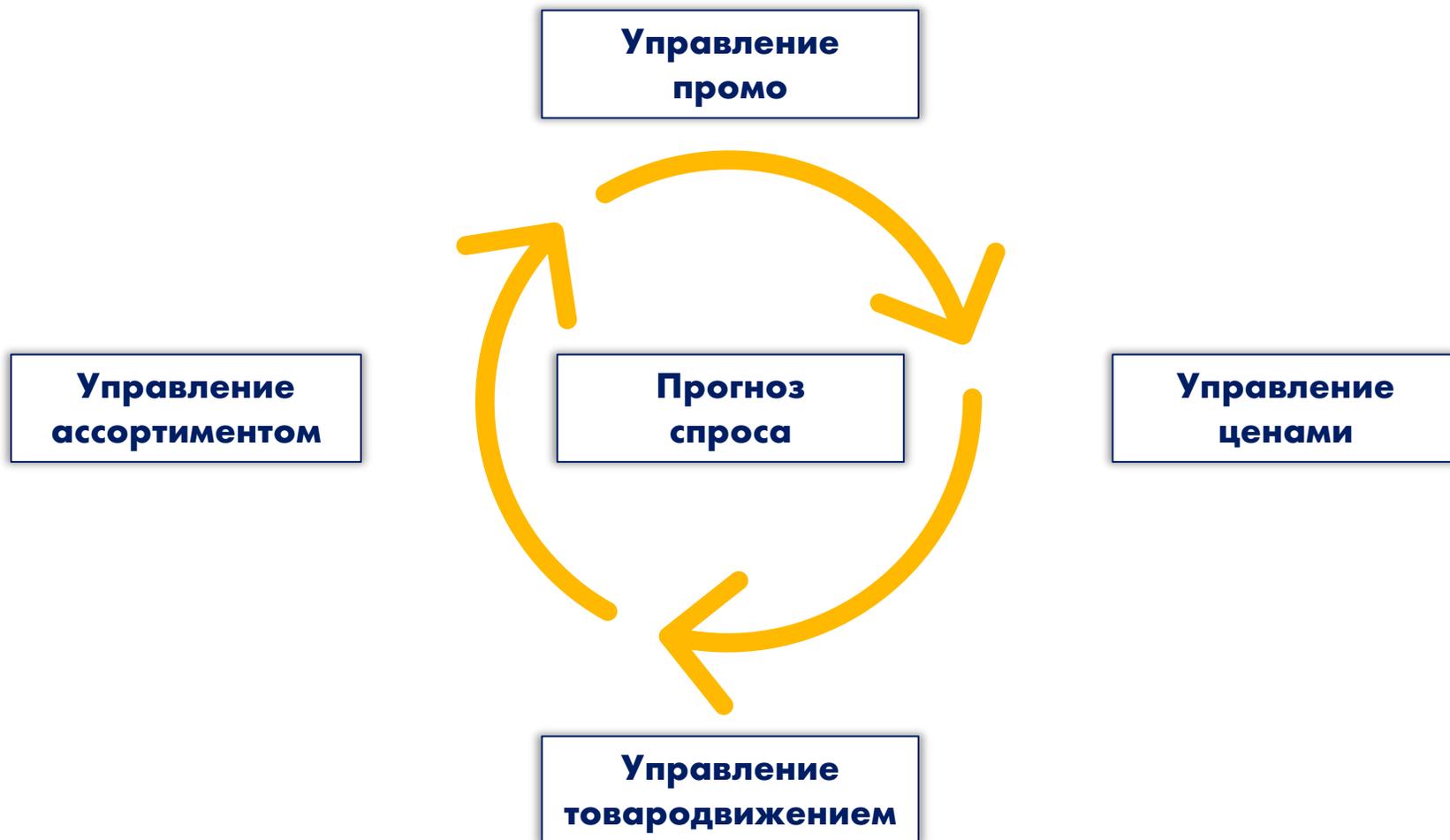
Применимость для бизнес-процесса:

- Качество ранжирования результата



# Место инициативы в общей карте бизнес-процессов компании критически важно для дизайна системы

Управление промо в Ленте: Бизнес-процесс – неотделимая часть управления жизненным циклом товара



# Место инициативы в общей карте бизнес-процессов компании критически важно для дизайна системы

## Управление промо в Ленте: Единая методика прогноза спроса – основа системы

Единые компоненты в модели прогноза спроса создают фундамент для слаженной работы системы и выявления глобального оптимума

### Прогноз спроса на каждый товар в каждом ТК

Кросс-эффекты  
спроса на товар

ГАЛО эффект

Каннибализация и  
товары-субституты

Эффект бренда

Товары KVI

Эластичность  
спроса по цене

Эластичность  
спроса по  
регулярной цене

Эластичность  
спроса  
по промо-цене

Эластичность  
спроса по рег.  
цене на другие  
товары

Эластичность  
спроса по промо  
цене на другие  
товары

Потребитель и  
внешняя среда

Характеристики  
клиентских  
сегментов

Сезонность

Характеристики  
локаций: трафик,  
конкуренты,  
инфраструктура

Внешняя среда:  
макроэкономика,  
погодные условия

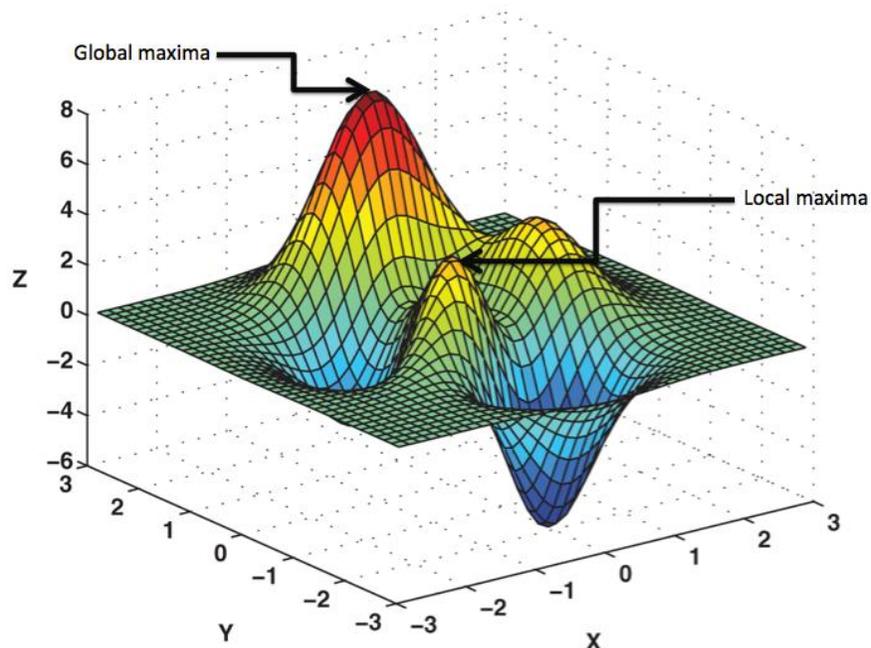
# Место инициативы в общей карте бизнес-процессов компании критически важно для дизайна системы

Глобальный оптимум возможен только при слаженной работе систем управления жизненным циклом товара

В 2018 г. Gartner опубликовал отчет *Market Guide for Unified Price, Promotion and Markdown Optimization Applications*, где обозначил, что будущее – за объединенными системами управления промо, товародвижением и ценообразованием

## Глобальный максимум

наибольшая выгода для всей системы в целом – определяется по сумме результатов для каждого звена цепи управления жизненным циклом товара



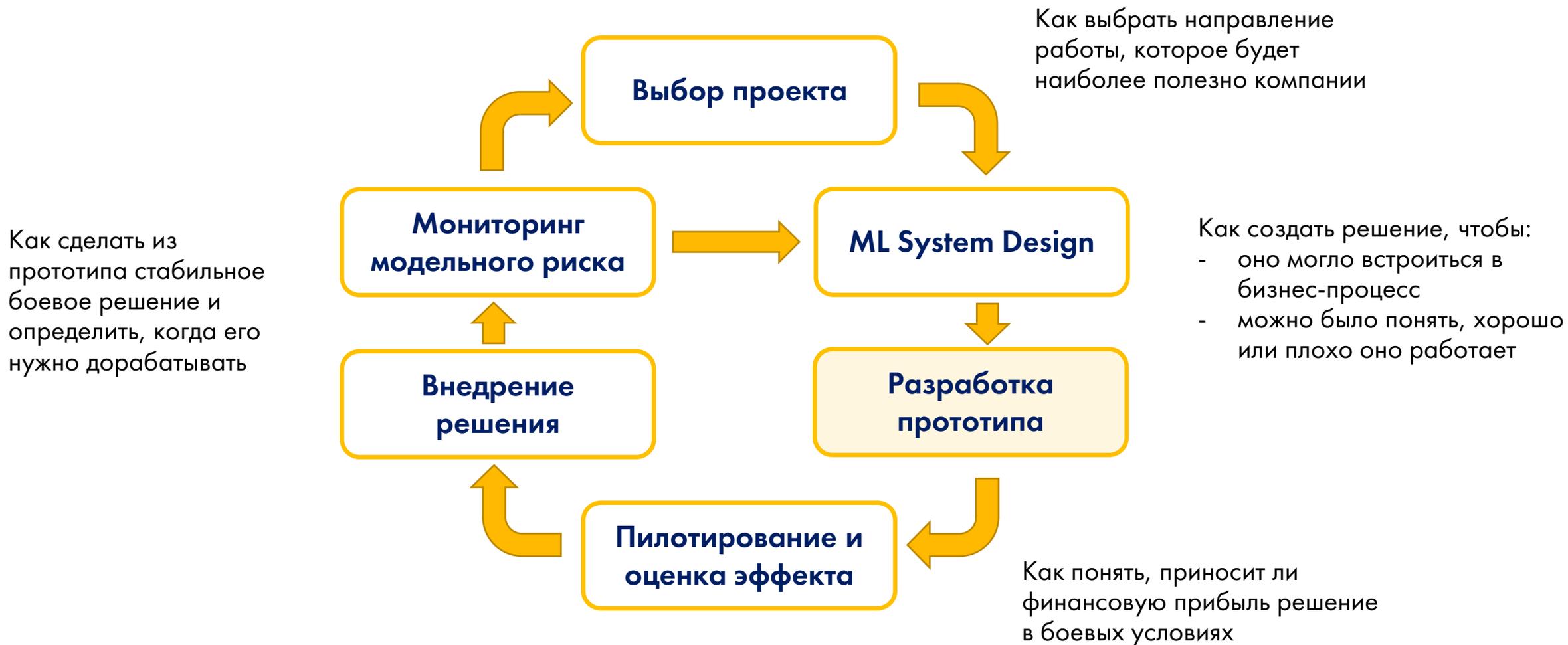
## Локальный максимум

наибольшая выгода для одного продукта (например, промо) – безотносительно результата для ассортимента, ценообразования или товародвижения



# Фреймворк Reliable ML

Какие ключевые этапы моделирования должны быть реализованы для получения качественного ML решения?



# Какие ключевые этапы моделирования должны быть реализованы для получения качественного ML решения?

Шаблон для разработки ML-решения



**Найти вовлеченную и компетентную команду**

# Какие ключевые этапы моделирования должны быть реализованы для получения качественного ML решения?

Шаблон для разработки ML-решения

Имплементация и оценка эффекта

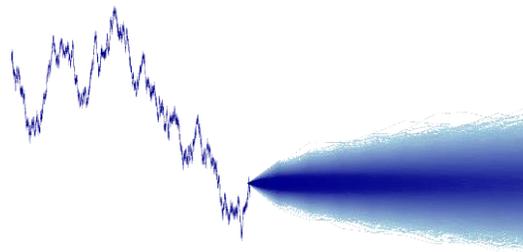


## I. Подготовка и препроцессинг данных

- Расчет факторов для моделирования
- Учет бизнес-ограничений

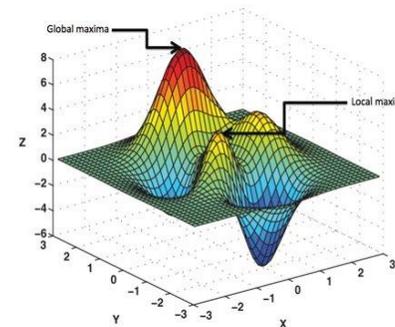
## II. Моделирование

- Обучение прогнозных моделей и подготовка факторов для тестового расчета



## III. Оптимизация

- Подготовка и реализация симуляций для прогноза
- Оценка симуляций и оптимизация эффекта
- Подготовка финального отчета



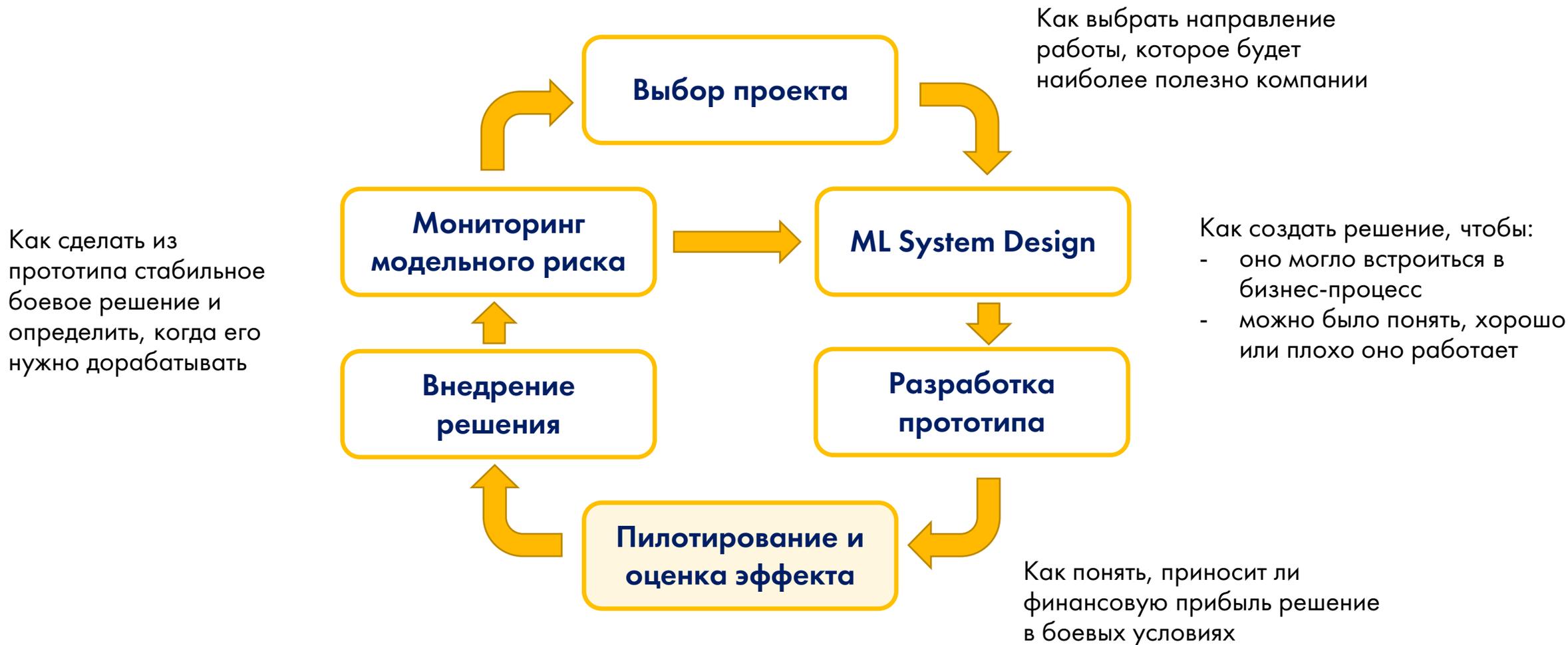
## IV. Бизнес-проверка

- Бизнес-анализ рекомендаций и внесение экспертных знаний
- Переоценка эффектов с учетом внесенной экспертизы



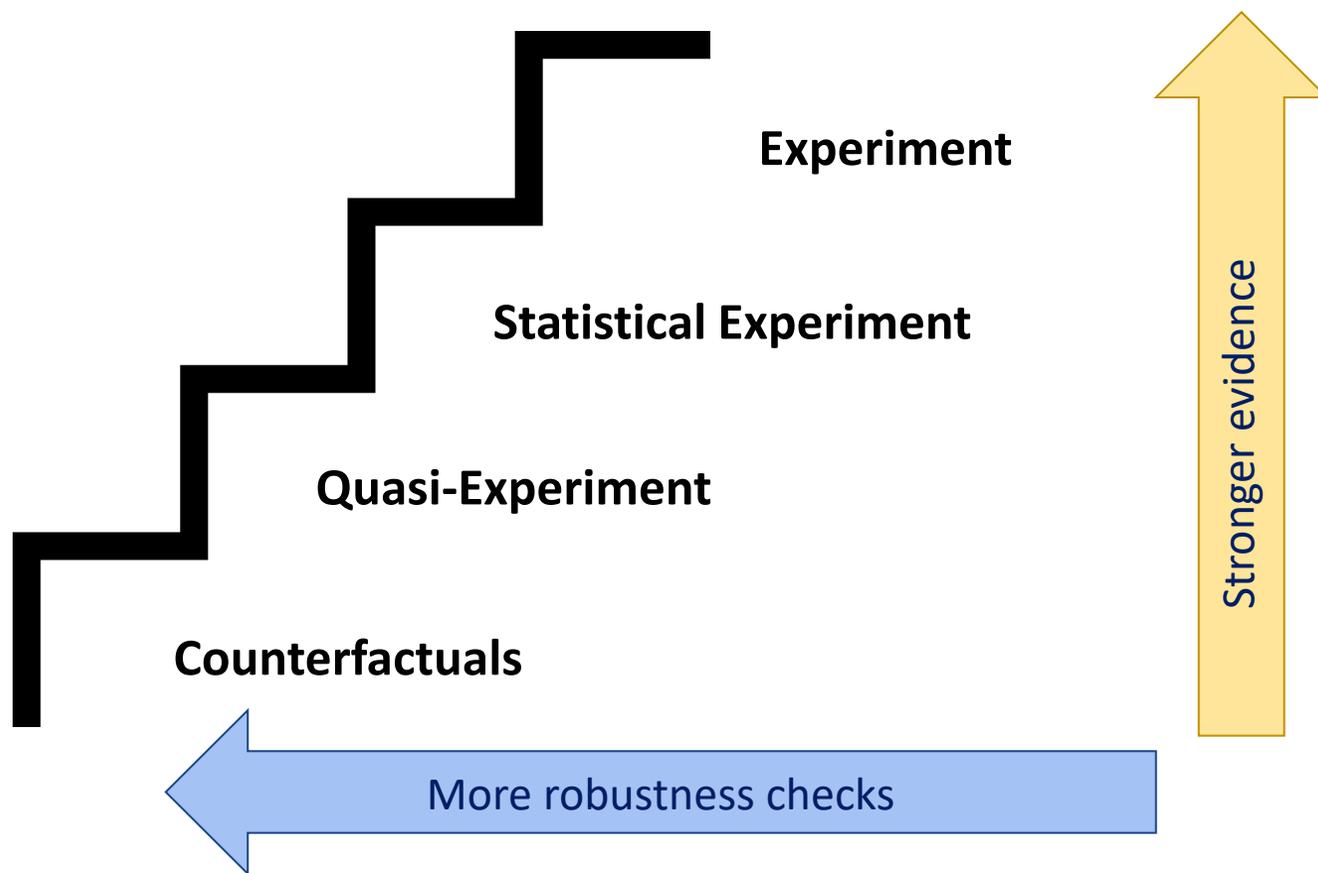
# Фреймворк Reliable ML

Как – с учетом бизнес-ограничений - мы можем оценить эффективность работы нашей модели?



# Как корректно оценить эффективность внедрения инвестиционной инициативы?

Доказательная лестница методов причинно-следственного анализа (Causal Inference Evidence Ladder)



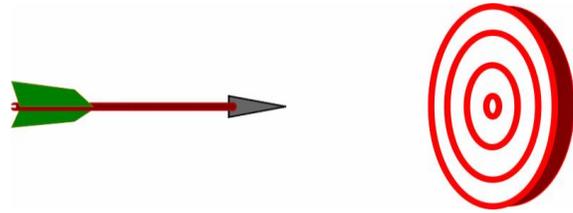
Source: [A.Rebecq \(2020\)](#)



# Дс Как – с учетом бизнес-ограничений - мы можем оценить эффективность работы нашей модели?

Единая методика оценки эффективности инвестиционных инициатив – ключевой стрим для поддержки цифровой трансформации компаний

## Кажется, что оценить эффект просто...



- ▶ Выбираем пилотные объекты и похожие на них контрольные
- ▶ Сравниваем среднее пилота и контроля после и до пилота
- ▶ Получаем реальную оценку эффекта проекта/инициативы

## На самом деле, **нет**



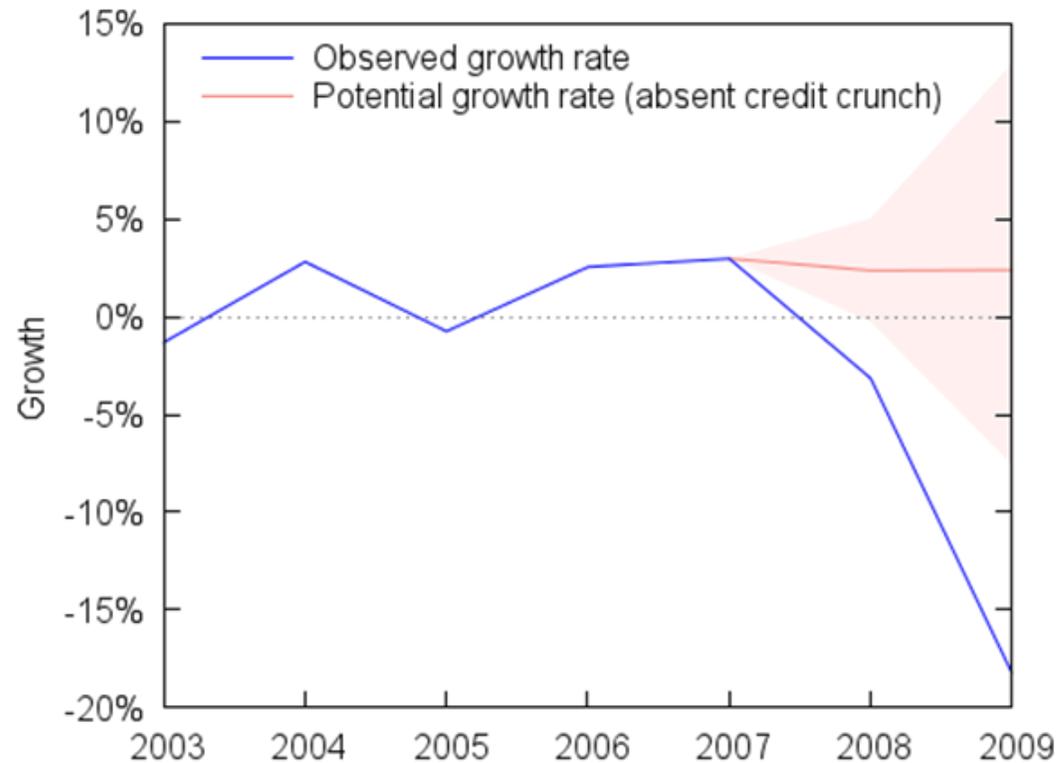
- ▶ Простое сравнение средних не работает
- ▶ Не можем отличить эффект от
  - случайности
  - влияния внешних факторов
  - специфики выбранных в пилот и контроль объектов
  - манипуляций
- ▶ Не знаем, повторится ли найденный эффект при новом эксперименте
- ▶ **Делаем некорректный вывод о ролл-ауте инициативы и теряем много денег и времени**

# Как – с учетом бизнес-ограничений - мы можем оценить эффективность работы нашей модели?

Что делать, если АБ-тестирование не работает

## Решение

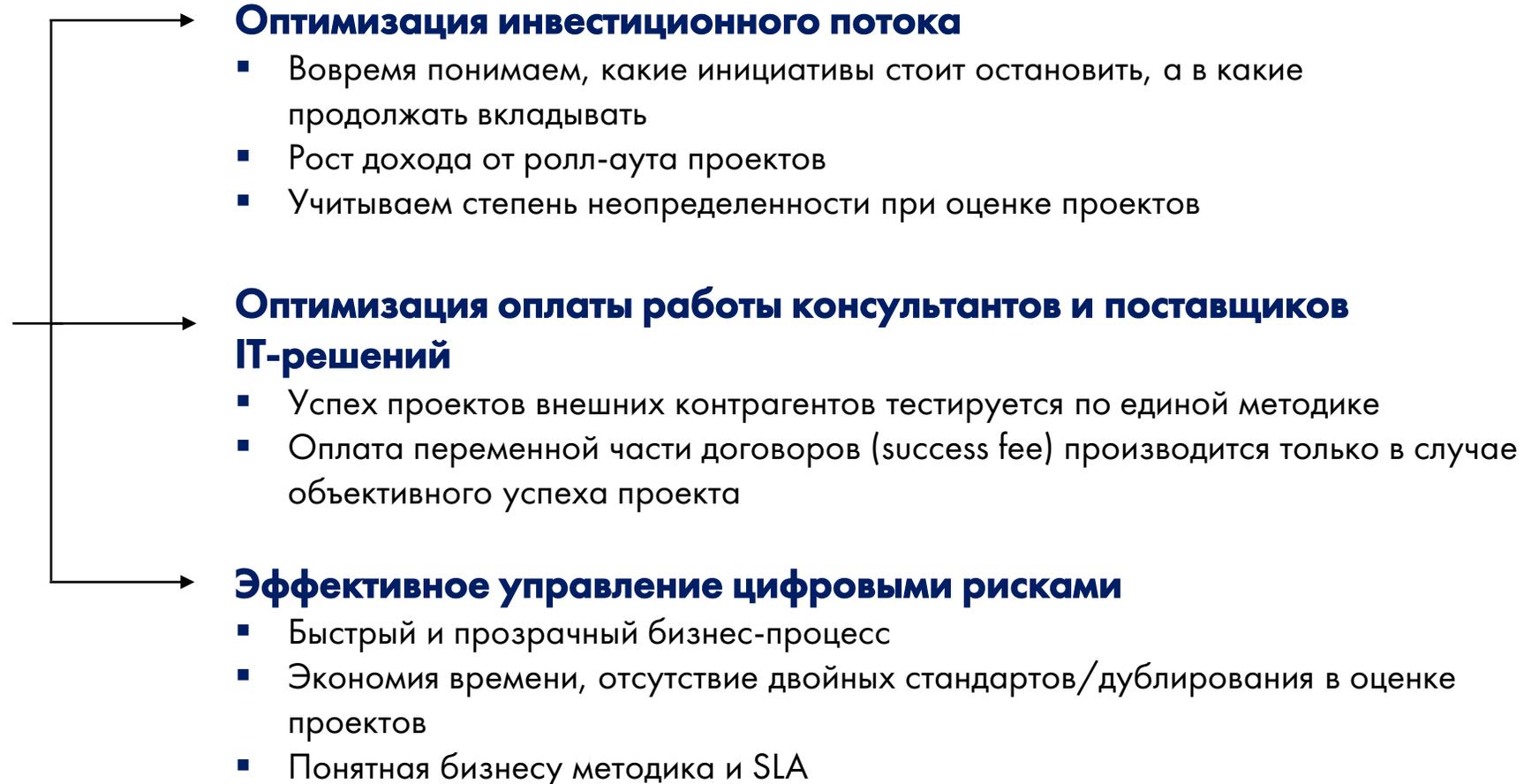
- Необходимо использовать группу методов причинно-следственного анализа – Counterfactual Analysis



# Зачем внедрять единую методику оценки инвестиционных инициатив?

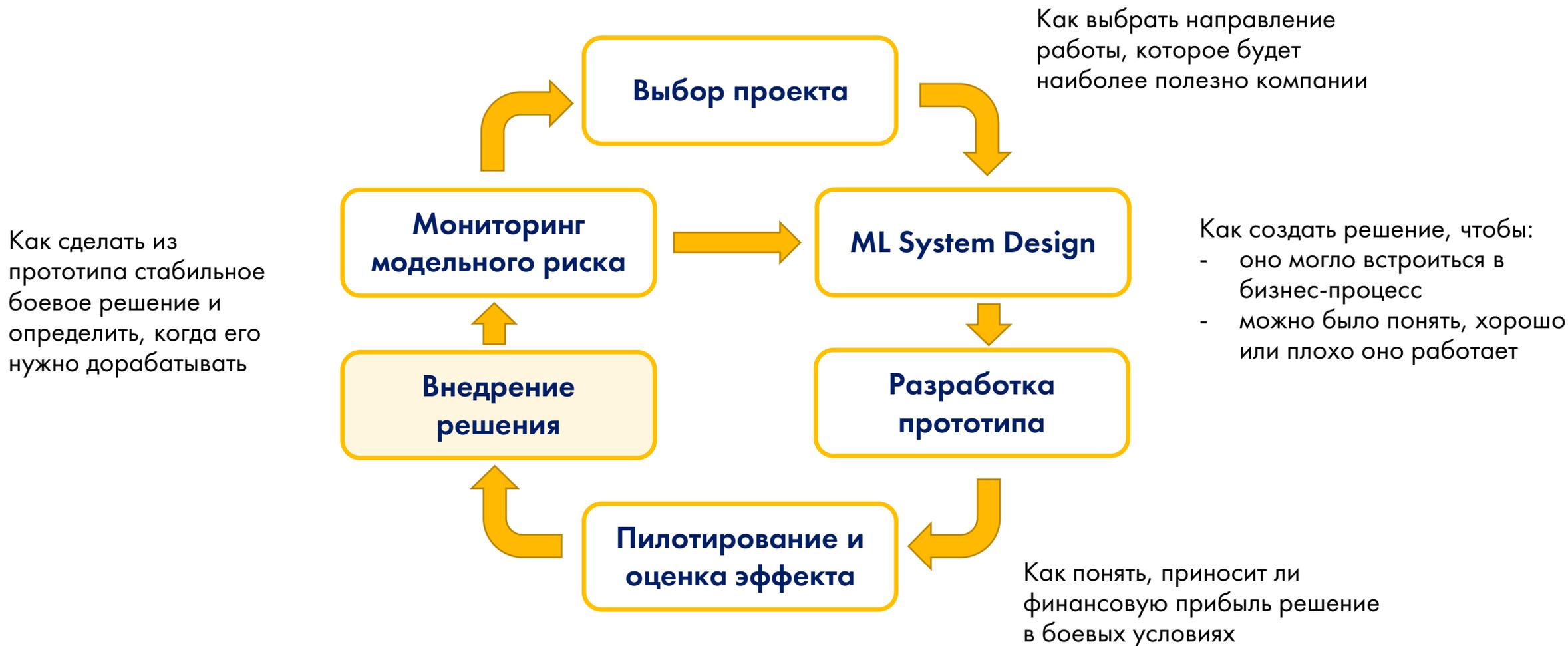
Прямой эффект от внедрения методики составляет от 3% выручки компании

## Единая методика оценки эффективности инвестиционных инициатив



# Фреймворк Reliable ML

## Как организовать вывод модели в продуктив?



# Как организовать вывод модели в продуктив?

## Требования к внедрению решения – бизнес-аспекты

- **Доверие к результату**

- ✓ Принятие решений моделью должно быть понятно бизнесу как в целом (global interpretation), так и на отдельных примерах (local interpretation)

- **Применимость модели в реальных условиях**

- ✓ Реальные условия всегда отличаются от тех, на которых строилась модель
- ✓ Понятность модели конечному пользователю в продуктиве снижает риск некорректного применения модели на новых данных/при сложных кейсах/в меняющейся среде

- **Информативность для бизнес-процесса**

- ✓ Результат работы модели должен быть информативным для бизнеса
- ✓ Для конечного пользователя должно быть понятно не только как модель пришла к результату, но и как этот результат должен быть использован и почему

Доп. материалы: [Интерпретируемость моделей машинного обучения и их представление бизнесу](#)



# Как организовать вывод модели в продуктив?

## Требования к внедрению решения – технические аспекты

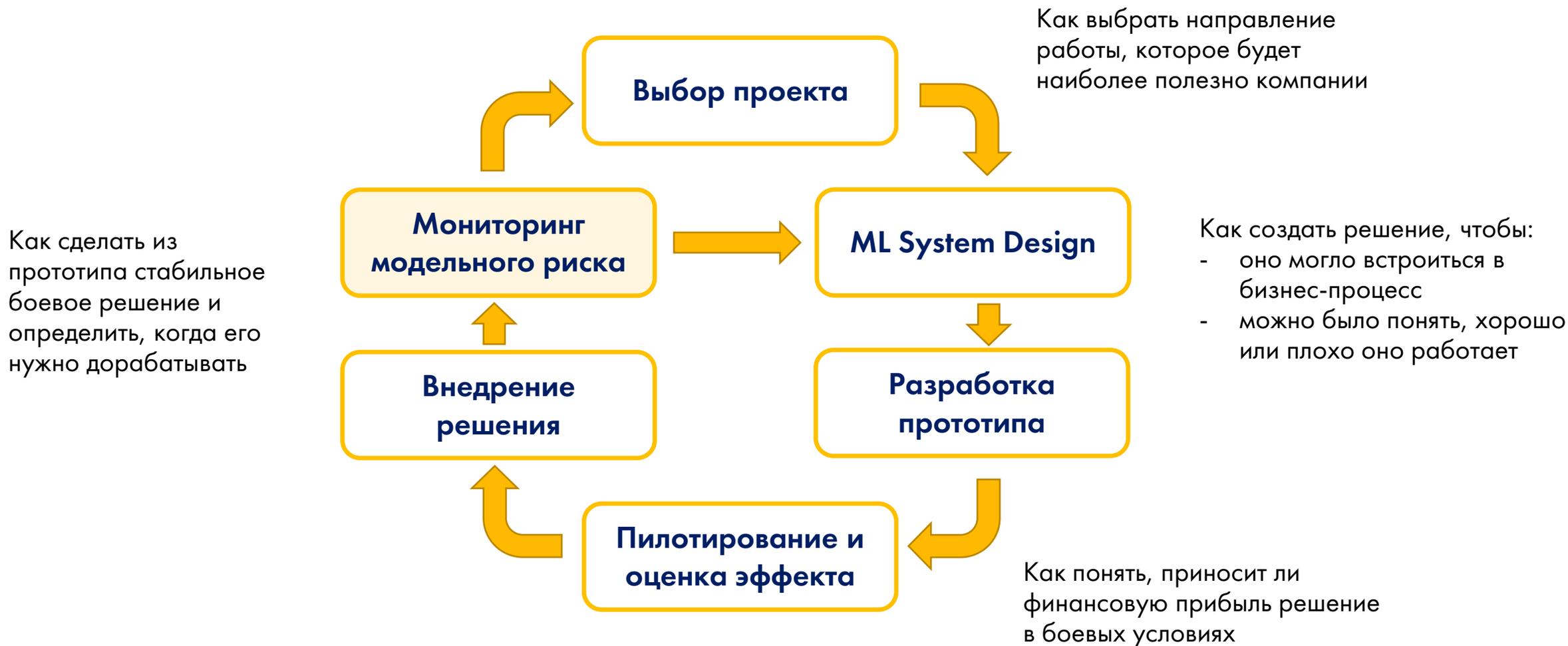
- **Отсутствие разрыва DEV-PROD в данных, используемых моделью**
  - ✓ Факторы модели должны быть одинаковы при обучении модели и ее работе в продуктиве – построение feature store для работы над всеми production-моделями компании
- **Архитектура ML-сервисов, отвечающая принципам классической разработки**
  - ✓ Сервисы, обеспечивающие работу ML-модели, и их архитектура должны соответствовать ключевым принципам и свойствам классической разработки: модульная структура, стиль, тесты, среда разработки, документация
- **Документация**
  - ✓ Документация должна включать:
    - ✓ Бизнес-постановку и технические аспекты
    - ✓ Текущее состояние модели, ее предшествующие версии и эксперименты по улучшению
    - ✓ Логику построения и работы как модели, так и production-сервисов

Доп. материалы: [Построение Feature Store в компании Лента](#)



# Фреймворк Reliable ML

## Как организовать вывод модели в продуктив?



# Мониторинг модельного риска – необходимая часть работы модели в продуктиве

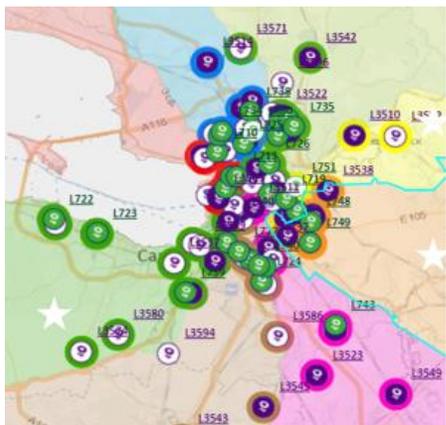
## Что такое модельный риск?

- **Модельный риск**
  - ✓ Сумма потерь от принятия ошибочных решений при работе модели в продуктиве
- **Меняющиеся условия реального мира вызывают деградацию модели**
  - ✓ Проблемы в поставке данных
  - ✓ Данные на вход и факторы модели изменяются во времени (дрифт данных)
  - ✓ Закономерности в реальном мире меняются (дрифт метрик качества)
  - ✓ Модель применяется для сложных кейсов/новых данных (аномалии в прогнозах)
  - ✓ Обратная зависимость: модель влияет на реальный мир и на дальнейшее обучение модели (feedback loop)

# Какие ключевые этапы моделирования должны быть реализованы для получения качественного ML решения?

## Схема системы по работе с гео-локациями

### Геопортал



Тул для использования бизнесом: управление процессом выбора и открытия локаций

### ИТ

Интеграция и синхронизация данных и запросов

### Big Data

geo feature service

Систематизация и автоматизация генерации гео-признаков

feature store

- устранение разрыва dev-prod в данных и real time prod и обучения  
- ETL процесса расчета фич

geo-receiver

Взаимодействие с Геопорталом и управление цепочкой расчета

geo inference service

Инференс геомодели и составление отчета с интерпретацией прогнозов

model monitoring

Управление модельным риском – собственные сервисы для мониторинга офлайн и онлайн метрик

# Ключевые роли в Big Data Lenta и их ответственность

## Отдел управления продуктами

### Product Owner

Максимизация ценности продукта для бизнеса, единая точка входа для бизнес-заказчика

### Business Analyst

Анализ и описание бизнес-требований, подготовка простой аналитики и презентаций

## Отдел разработки

### Software Engineer

Разработка сервисов/приложений для бизнеса на основе решений продвинутой аналитики

### DevOps

Организация эффективного создания и обновления решений продвинутой аналитики, контроль и мониторинг IT-инфраструктуры

### System Analyst

Трансляция бизнес-требований в технические требования (ТЗ) для разработки

## Отдел управления данными и IT

### Data Engineer

Подготовка витрин, управление данными и базами данных

### Data Analyst

Разработка и реализация аналитических (BI) решений

## Отдел data science

### Data Scientist

Разработка и реализация моделей продвинутой аналитики для решения задачи

### ML Engineer

Управление продуктивизацией моделей продвинутой аналитики, контроль инфраструктуры DS

# Telegram-канал Reliable ML

Что делать, чтобы результат работы Big Data был применим в бизнес-процессах и приносил финансовую пользу



i.o.goloshchapova@gmail.com



@irina\_goloshchapova



**Спасибо  
за внимание!**



**Ирина Голощапова  
Head of Data Science**

