Для выбора подходящей метрики машинного обучения необходимо учесть ключевые цели антифрод-системы, сформулированные на основе требований заказчика:

* Ограничение ущерба от мошенничества (чувствительность к фроду — recall для класса «мошенничество»);
* Ограничение ложных срабатываний (precision для легитимных транзакций или false positive rate ≤ 5%);
* Высокая производительность и баланс между двумя типами ошибок.

**Анализ задачи**

Антифрод — это задача бинарной классификации с сильной несбалансированностью классов: доля мошеннических транзакций обычно составляет менее 1%. В таких условиях:

* Accuracy неприменима (модель может просто помечать всё как «не фрод» и получить >99% accuracy);
* Precision и Recall важны, но в разных аспектах:
  + Recall (чувствительность) — доля реально выявленных мошеннических транзакций. Высокий recall снижает ущерб.
  + Precision — доля действительно мошеннических среди отклонённых. Низкая precision → много ложных срабатываний → отток клиентов.
* Заказчик жёстко ограничивает долю ложных срабатываний ≤ 5%, то есть False Positive Rate (FPR) ≤ 0.05.
* При этом требуется минимизировать финансовый ущерб, что связано с пропущенными фродовыми транзакциями (False Negatives).

**Рекомендуемая метрика:** Fβ-мера с β < 1

(например, F0.5-мера)

**Почему?**

* Fβ-мера обобщает Precision и Recall:

*Fβ*​=(1+*β*2)⋅*β*2⋅Precision+RecallPrecision⋅Recall​

* При β < 1 (например, β = 0.5) больший вес придаётся Precision, что соответствует требованию ограничить ложные срабатывания.
* Это позволяет явно оптимизировать компромисс между ущербом от пропущенного фрода и раздражением легитимных клиентов.

✅ F0.5-мера — хороший компромисс: штрафует за низкую точность (много ложных срабатываний), но всё ещё учитывает способность находить фрод.

**Альтернативный (и часто более практичный) подход:** оптимизация по бизнес-метрике

Поскольку у заказчика есть чёткие финансовые ограничения, можно определить стоимость ошибок:

* Пусть средний ущерб от одной пропущенной фрод-транзакции = U рублей;
* Стоимость одного ложного срабатывания (включая удержание клиента, поддержку и т.п.) = C рублей.

Тогда целевая функция — минимизация ожидаемого ущерба:

Expected Loss=*U*⋅FN+*C*⋅FP

На практике это реализуется через:

* Cost-sensitive learning;
* Подбор порога принятия решения, минимизирующего эту функцию на валидационной выборке.

🔹 Рекомендация: использовать F0.5-меру как основную метрику для сравнения моделей, а финальный порог классификации выбирать так, чтобы FPR ≤ 0.05, и при этом месячный ущерб ≤ 500 000 ₽.

**Дополнительно: мониторинг ключевых показателей**

В процессе обучения и эксплуатации необходимо отслеживать:

* False Positive Rate (FPR) — должен быть ≤ 0.05;
* Recall (TPR) — чем выше, тем меньше ущерб;
* Суммарный ущерб на валидационных/тестовых данных — главный бизнес-KPI;
* Throughput и latency — для соблюдения требований производительности (400 транз./сек, <200 мс).

**Итог**

Основная метрика для оптимизации модели: F0.5-мера (или другая Fβ-мера с β ≈ 0.3–0.7, подобранная под баланс стоимости FP/FN).  
Контрольные ограничения:

* FPR ≤ 0.05;
* Месячный ущерб ≤ 500 000 ₽;
* Не более 2 фрод-транзакций на 100.

Этот подход обеспечивает соответствие как техническим, так и бизнес-целям проекта.