

Определение концентрации меди на основе спектральных данных XRF

13 января 2026 г.

Аннотация

В данной работе исследуется возможность определения концентрации меди (Cu) в образцах на основе данных рентгенофлуоресцентного анализа (XRF). Разработан конвейер обработки данных, включающий извлечение физически интерпретируемых признаков (интенсивностей спектральных линий) из сырых спектров, статистическую предобработку и обучение линейной модели с L_1 -регуляризацией (LASSO). Для настройки модели использовался метод проксимального градиентного спуска и стратифицированная кросс-валидация.

1 Введение

Целью работы является построение регрессионной модели $f(S) \rightarrow C_{Cu}$, где S — исходный энергетический спектр, а C_{Cu} — концентрация меди. Данные представляют собой набор спектров (1024 канала) и соответствующих лабораторных значений концентраций. Сложность задачи обусловлена небольшим исходным набором данных (243 спектра), необходимостью корректного отбора признаков и наличием фона.

2 Методология

2.1 Извлечение признаков

Вместо подачи сырых отсчетов (counts) всех 1024 каналов в модель, был применен подход, основанный на физике процесса. Для каждого химического элемента, определенного в файле `Elements.txt` (S, Ag, Ar, Ca, Ti, Cr, Fe, Ni, Cu, Zn, Pb, Kr), вычислялась интегральная интенсивность пика.

Алгоритм обработки (`process_spectra_intensities`):

- Определение ROI (Region of Interest):** Для каждой спектральной линии (например, $K\alpha$, $K\beta$, $L\alpha$) определены границы каналов $[L, R]$.
- Вычитание фона:** Реализован метод `net_peak_area_neighbor_aware`. Для оценки фона используются интервалы слева и справа от пика. Фон аппроксимируется линейно между средними значениями в левой и правой фоновых областях.
- Нормировка на live time:** Полученные чистые площади пиков (net counts) нормируются на время набора спектра (`LIVE_TIME`), преобразуясь в интенсивности (cps — counts per second).

Итоговый набор данных X состоит из интенсивностей линий различных элементов.

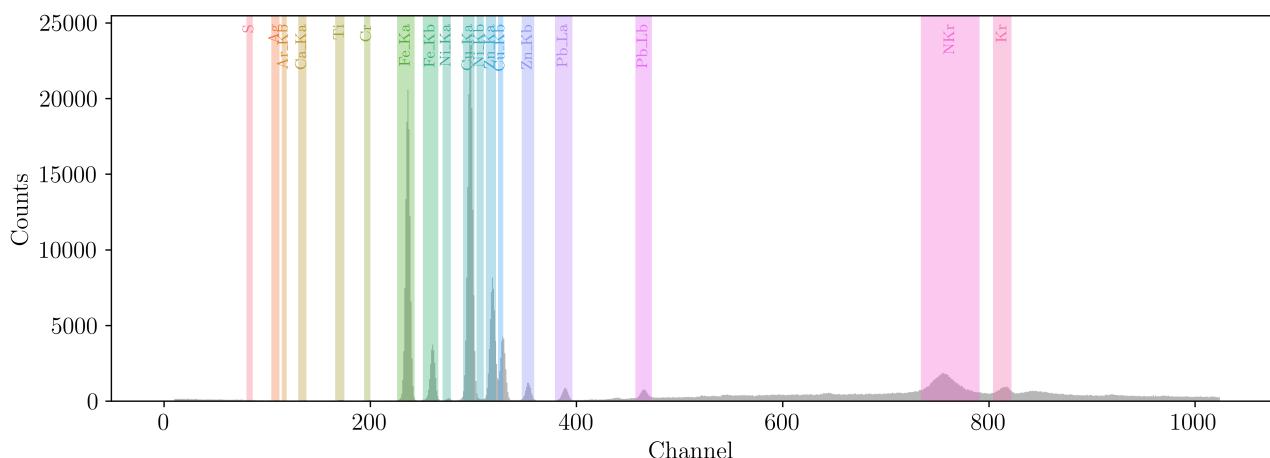
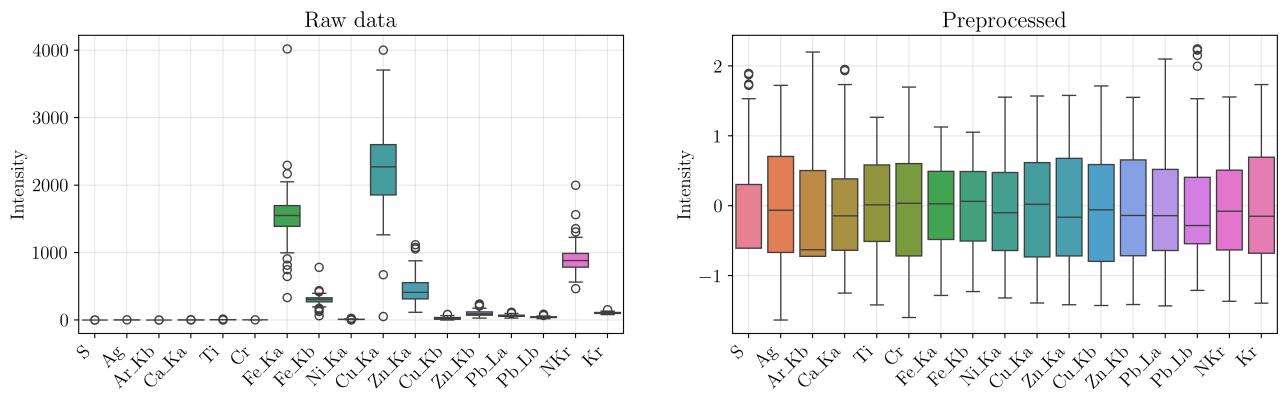


Рис. 1: Пример исходных данных

2.2 Предобработка данных

Для улучшения стабильности и качества обучения были применены следующие этапы:

- **Стратифицированное разбиение:** Целевая переменная (концентрация) была дискретизирована на 3 категории (*small, mid, large*) по квантилям 0.35 и 0.70. Разбиение на обучающую (80%) и тестовую (20%) выборки проводилось стратифицированно по этим категориям, чтобы гарантировать представительность теста.
- **Логарифмирование целевой переменной:** Для работы с распределением концентраций и уменьшения гетероскедастичности применено преобразование $y' = \ln(y + \epsilon)$. Логарифмическое преобразование также позволяет избежать отрицательных предсказаний, что было бы не верно для концентраций.
- **Клиппинг выбросов** Для признаков (интенсивностей) в обучающей выборке применено ограничение значений (clipping) по 5-му и 95-му перцентилям. Это позволяет снизить влияние аномальных выбросов в спектрах на коэффициенты линейной модели.
- **Стандартизация:** Все признаки приведены к нулевому среднему и единичной дисперсии (*StandardScaler*).



3 Моделирование

3.1 Модель LASSO

В качестве предиктивной модели выбрана линейная регрессия с L_1 -регуляризацией (LASSO). Данный выбор обусловлен необходимостью отбора признаков: L_1 -штраф зануляет коэффициенты при незначимых элементах, оставляя только те, которые физически коррелируют с содержанием меди (например, сама линия Си и, возможно, элементы матрицы, влияющие на поглощение).

Целевая функция минимизации:

$$\min_w \left(\frac{1}{2N} \|Xw - y\|_2^2 + \alpha \|w\|_1 \right)$$

3.2 Оптимизация

Для обучения модели был реализован кастомный солвер на основе **проксимального градиентного спуска (Proximal Gradient Descent)**:

1. Шаг градиентного спуска по гладкой части функции потерь (MSE).
2. Применение оператора мягкого порога (Soft Thresholding) для учета негладкого L_1 -члена:

$$S_\tau(z) = \text{sign}(z) \cdot \max(|z| - \tau, 0)$$

Оптимальный параметр регуляризации α подбирался с помощью стратифицированной кросс-валидации (5 фолдов) на обучающей выборке. Критерием выбора являлась минимизация среднеквадратичной ошибки (MSE) на валидационных фолдах.

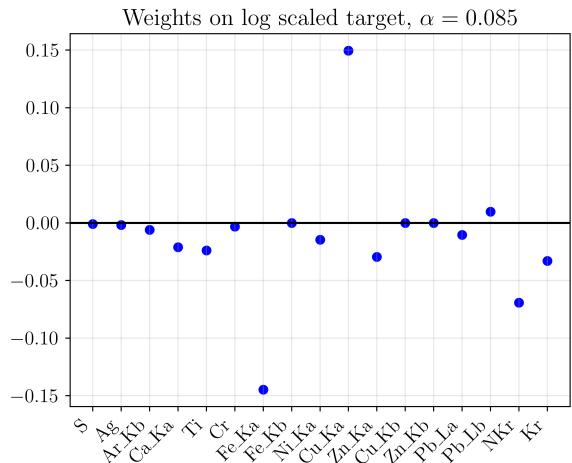
4 Результаты

4.1 Вклад признаков:

Несмотря на ограниченный объем обучающей выборки, распределение весов регрессии демонстрирует, что модель успешно выявила фундаментальные зависимости рентгенофлуоресцентного анализа.

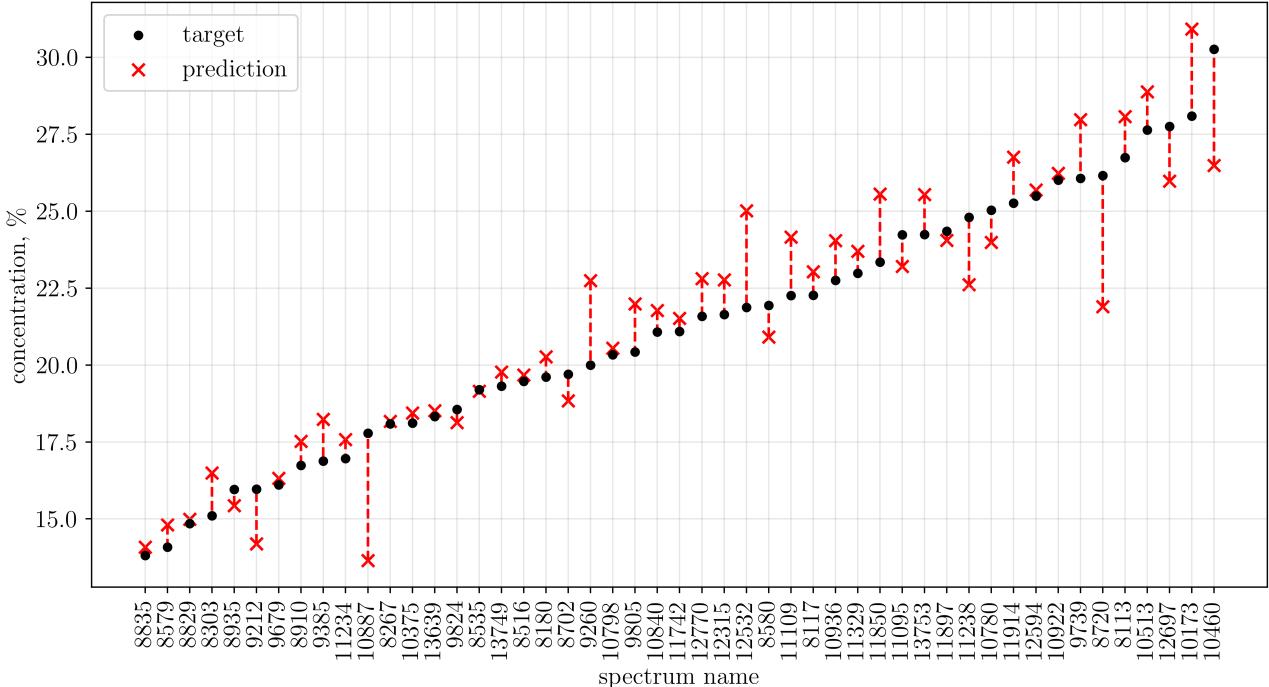
Ключевые признаки, отобранные LASSO-регуляризацией:

- **Cu_Ka** (+0.149): Основной предиктор. Положительный вес подтверждает прямую зависимость между интенсивностью характеристической линии и концентрацией элемента.
- **Cu_Kb** (0.000): Вес занулен. Это свидетельствует о корректной работе регуляризатора: линия $K\beta$ жестко коррелирована с $K\alpha$ и не несет дополнительной информации. Исключение мультиколлинеарности повышает устойчивость модели.
- **Fe_Ka** (-0.145): Значительный отрицательный вес. Данный эффект объясняется физикой взаимодействия излучения с веществом. Энергия фотонов Cu $K\alpha$ (8.04 кэВ) превышает край поглощения железа Fe K -edge (7.11 кэВ), что приводит к сильному поглощению излучения меди атомами железа. Отрицательный коэффициент в линейной модели компенсирует это явление, занижая видимый сигнал меди при высоком содержании железа.
- **Пики рассеяния NKr** (-0.069) и **Kr** (-0.033): Отрицательные веса коррелируют с теорией. Интенсивность рассеянного излучения обратно пропорциональна среднему атомному номеру Z образца. Высокая концентрация металлов (Cu, Fe) повышает Z и подавляет рассеяние.



4.2 Итоговые результаты

На отложенной тестовой выборке среднеквадратичная ошибка составила RMSE = 1.13



Не смотря на использование стратифицированного разбиения, наблюдаем обратную пропорциональность точности предсказаний от величины концентрации. Такое поведение может быть обусловлено использованием слишком простой модели, недостаточной предобработкой исходных данных, а также небольшой величиной выборки.