

Краткое руководство пользователя программного комплекса «СмартБур»

1. Общая информация

Для запуска программного комплекса требуется:

- 1) При наличии установленных элементов программного пакета:
 - а) перейти в директорию с приложением;
 - б) открыть терминал (или командную строку);
 - в) запустить главный python-скрипт командой «*python3 main.py*».
- 2) При отсутствии установленных элементов программного пакета требуется провести установку согласно руководству системного администратора и выполнить шаги п. 1.

Главное окно программного комплекса представлено на рисунке 1.

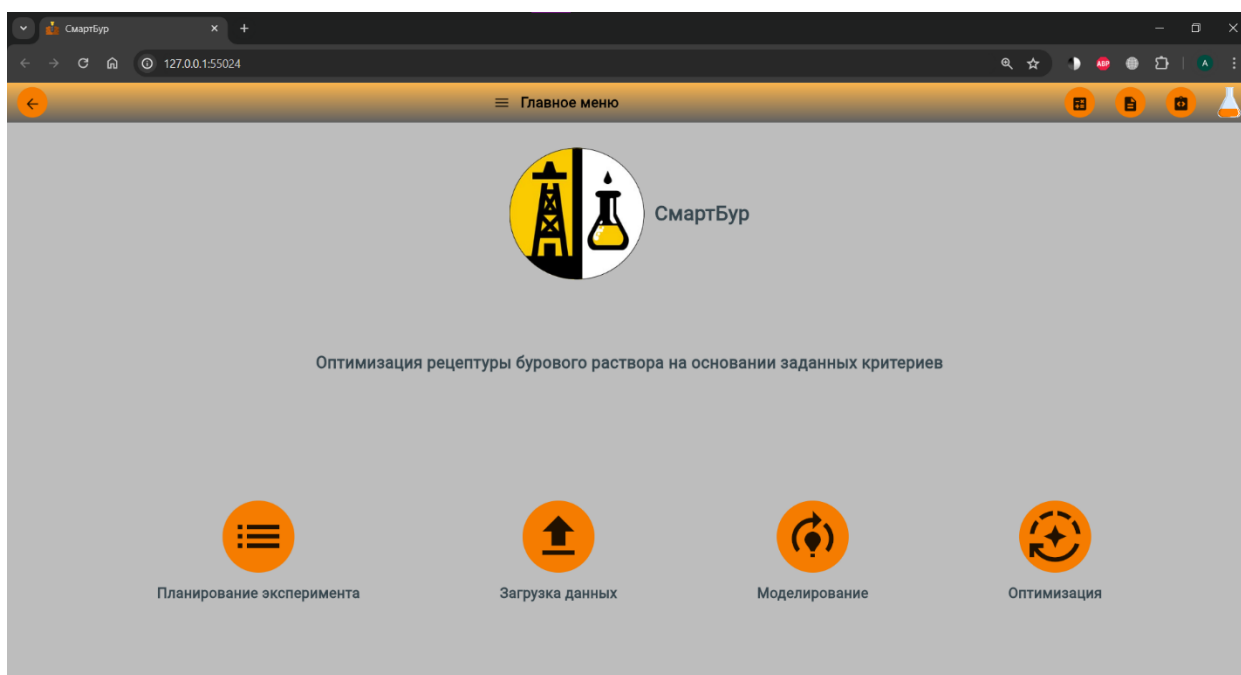


Рисунок 1 – Главное окно программного комплекса

Здесь доступен следующий функционал:

- 1) По кнопке «Планирование эксперимента» имеется возможность:
 - а) задания параметров эксперимента;
 - б) выбора методов планирования;
 - в) отображения плана;
 - г) сохранения результатов;
- 2) По кнопке «Загрузка данных» имеется возможность:
 - а) загрузки данных из файла формата «.xlsx» и их визуализации в виде таблицы;


- б) добавления новых данных;
- в) расчета стоимости бурового раствора (БР);
- г) расчета и визуализации матрицы корреляций;
- д) сохранения файлов.

3) По кнопке «Моделирование» имеется возможность:




- а) создания моделей машинного обучения (линейная регрессия, гребневая регрессия, ARD-регрессия, непараметрическая ядерная регрессия, искусственная нейронная сеть, дерево решений для регрессии);
- б) построения гистограммы распределения;
- в) настройки параметров обучения моделей;
- г) сохранения моделей;
- д) инференса моделей (предсказания по построенным моделям);
- е) анализ моделей в части визуализации результатов и анализа чувствительности по входным факторам.

4) По кнопке «Оптимизация» имеется возможность:

- а) настройки критериев оптимизации и ограничений задачи;
- б) формирования взвешенного критерия оптимизации для перевода задачи в однокритериальную постановку;
- в) выбора алгоритма оптимизации (эволюционный алгоритм NSGA-II, алгоритм TPE);
- г) настройки параметров алгоритма оптимизации;
- д) отображения и сохранения результатов;
- е) визуализации Парето-оптимального фронта решений.

5) По кнопке «Назад» ( в левом верхнем углу экрана) имеется возможность перехода на главное окно из модулей программного комплекса.

Дополнительно в правой части верхней панели приложения располагаются кнопки вызова расширенных функциональных возможностей:

- 1)  – калькулятор перевода единиц измерения (рисунок 2);
- 2)  – информация о программе;
- 3)  – настоящее руководство пользователя по программе (открывается в новой вкладке).

ВНИМАНИЕ! При указании значений в программном комплексе в качестве разделителей требуется использование точки «.».

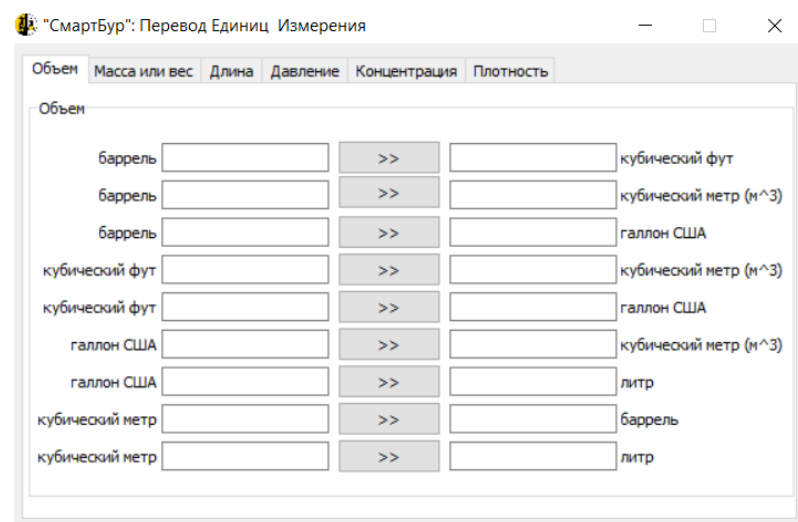



Рисунок 2 – Главное окно программного комплекса

2. Планирование эксперимента

Для перехода в модуль «Планирование эксперимента» (рисунок 3) требуется нажать на кнопку .




Index	x1	x2	x3	x4	x5
0.0	1.5	2.8898	26.5443	13.1163	-33.2082
1.0	1.1345	2.8059	3.7438	13.3045	-43.3078
2.0	1.5048	2.6828	19.6153	14.137	-26.4125
3.0	1.5856	2.2145	35.074	13.1023	6.1479
4.0	1.0749	2.1137	44.6794	14.009	-4.8817

Рисунок 3 – Окно модуля «Планирование эксперимента»

Здесь доступен следующий функционал:

- 1) Выбор количества уровней факторов;
 - 2) Выбор количества факторов;
 - 3) Ввод наименований факторов;
 - 4) Ввод минимальных и максимальных значений для каждого фактора – при 2 уровнях;
 - 5) Ввод уровней факторов (при более чем 2 уровнях).
- ВНИМАНИЕ!** Уровни вводятся через запятую без пробелов.
- 6) Выбор метода планирования эксперимента (**ВНИМАНИЕ!** Доступно после нажатия кнопки «Submit») и его параметров (при наличии).
 - 7) Формирование и отображение построенного плана эксперимента (таблица в нижней части окна).
 - 8) Сохранение плана эксперимента в файле «.xlsx» в отдельный каталог файловой системы (design_of_experiment).

3. Загрузка данных

Для перехода в модуль «Загрузка данных» (рисунок 4) требуется нажать на кнопку .

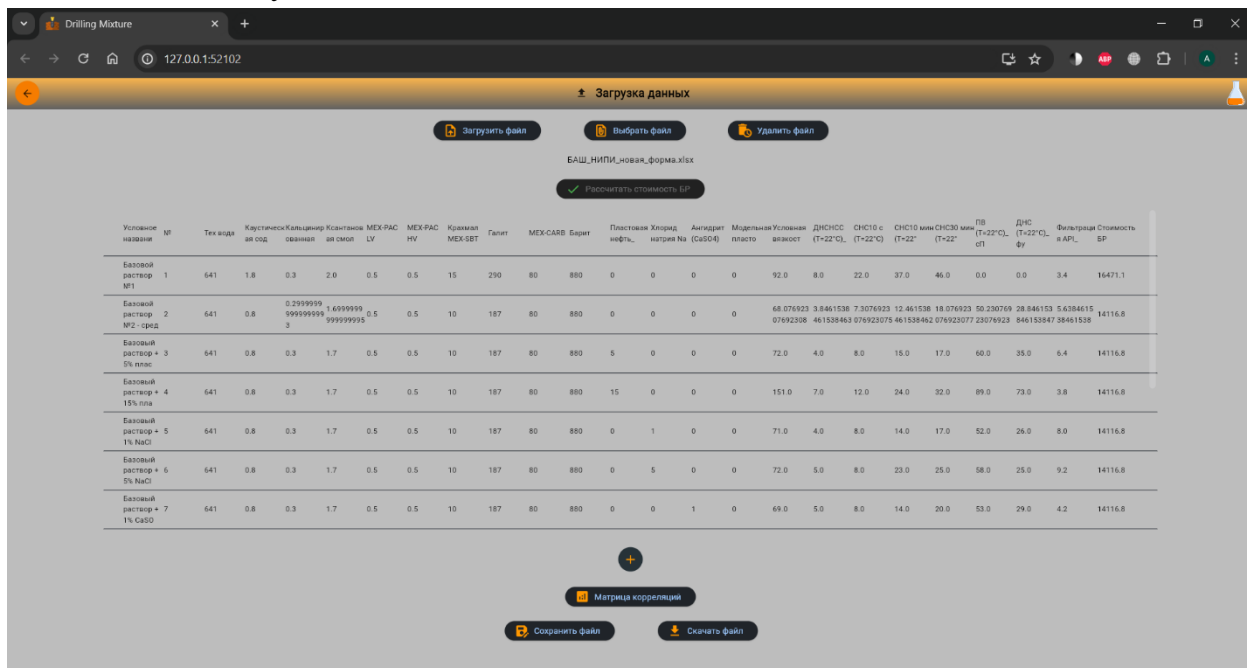



Рисунок 4 – Окно модуля «Загрузка данных»

Здесь доступен следующий функционал:

- 1) Выбор файла для загрузки (формат «.xlsx») по кнопке «Загрузить файл» из любого каталога файловой системы;
- 2) Выбор файла с данными из предзагруженных данных по кнопке «Выбрать файл» из отдельного каталога файловой системы (uploads);
- 3) Удаление файла с данными из предзагруженных данных по кнопке «Удалить файл» из отдельного каталога файловой системы (uploads);
- 4) Расчет стоимостей буровых растворов по кнопке «Рассчитать стоимость БР»;
- 5) Добавление новых данных по кнопке ;
- 6) Сохранение файла с данными в область предзагруженных данных по кнопке «Сохранить файл» в отдельный каталог файловой системы (uploads);
- 7) Скачивание файла в выбранный пользователем каталог файловой системы – только при классической клиент-серверной реализации;
- 8) Формирование и отображение матрицы корреляций (во всплывающем окне) – рисунок 5.

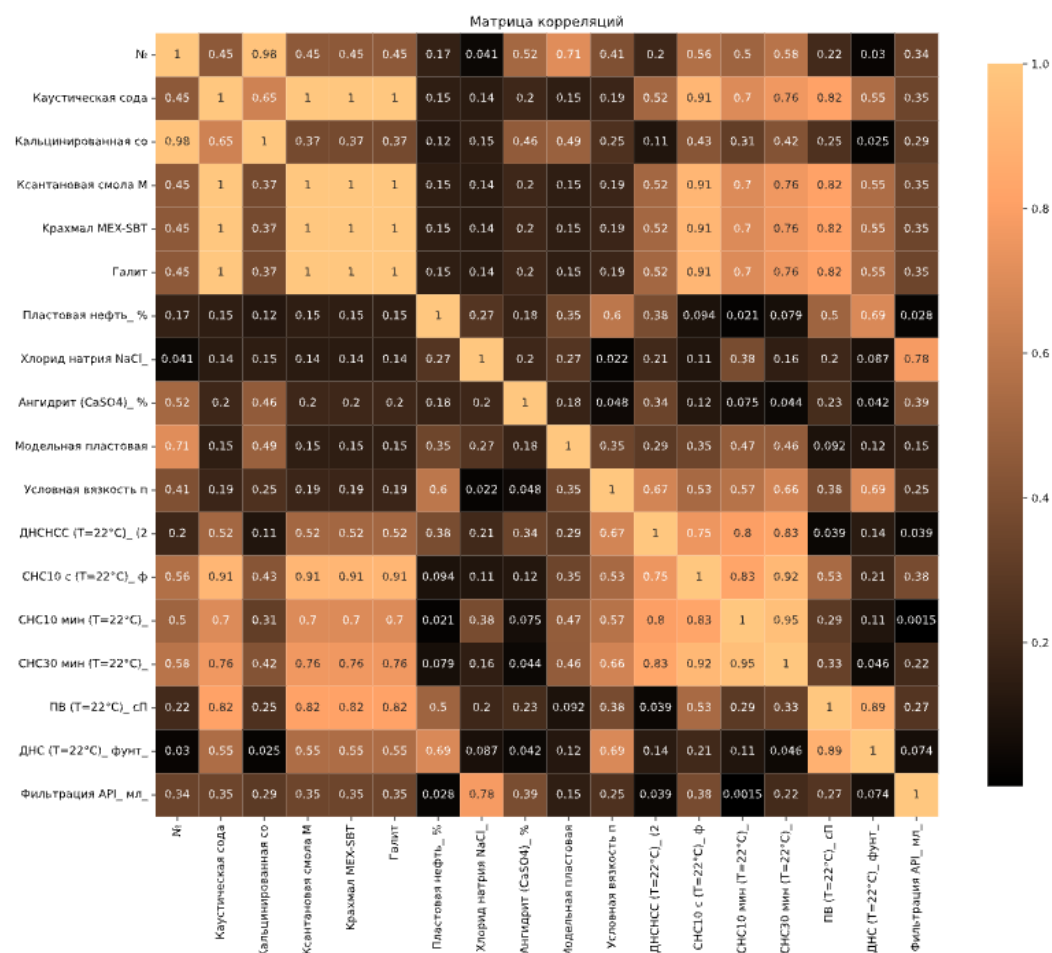



Рисунок 5 – Пример построенной матрицы корреляций

4. Моделирование

Для перехода в модуль «Моделирование» (рисунок 6) требуется нажать на кнопку .

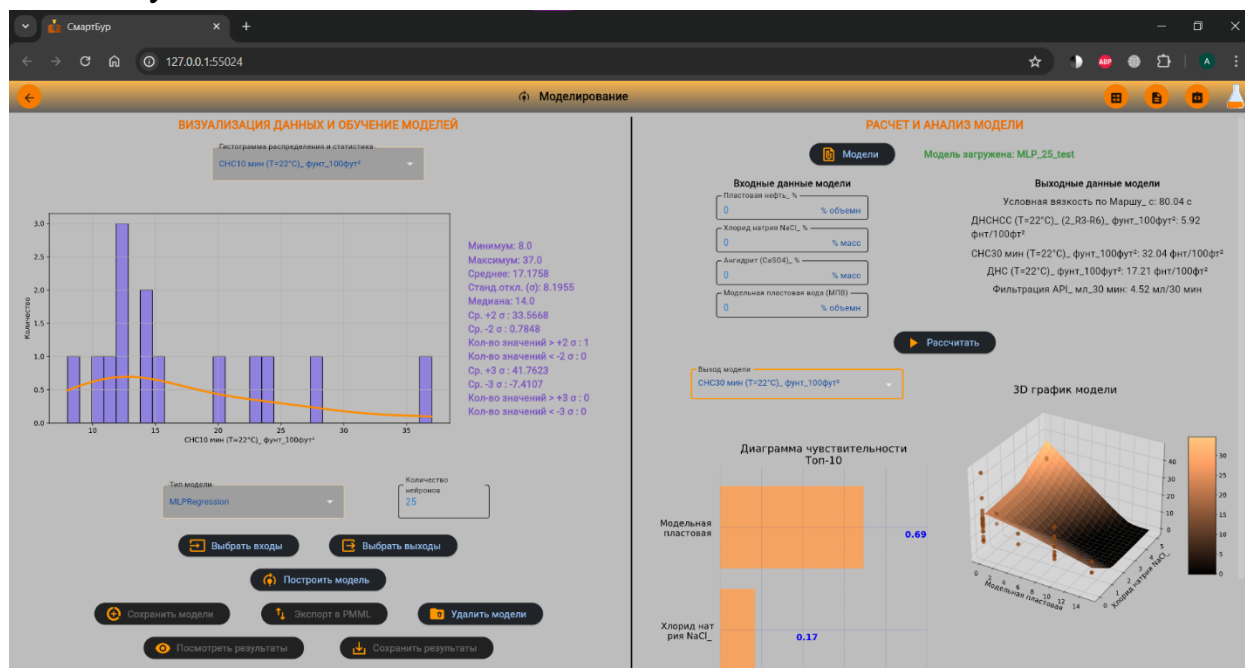


Рисунок 6 – Окно модуля «Моделирование»

В левой части окна доступен функционал по визуализации данных и обучению моделей:

- 1) Диаграмма распределения данных и статистика по любому выбранному параметру (как входному, так и выходному);
- 2) Выбор типа модели из выпадающего списка (**краткое описание реализованных в ПО методов и рекомендации по работе с ними приведены в Приложении 1 к данному руководству**);
- 3) Выбор входов (по кнопке «Выбрать входы») и выходов (по кнопке «Выбрать выходы») модели.
- 4) Удаление ранее построенных моделей из отдельного каталога файловой системы (models).

После успешного моделирования имеется функционал:

- 1) Сохранения модели в формате Pickle (по кнопке «Сохранить модели») в отдельный каталог файловой системы (models).

ВНИМАНИЕ! Сохранение производится для группы моделей, построенных для всех указанных выходов.

- 2) Экспорт моделей в формате PMML 4.4 в отдельный каталог файловой системы (pmml_models).

ВНИМАНИЕ! Требуется установленный пакет JRE (Java Runtime Environment).

ВНИМАНИЕ! В названиях входов и выходов должны отсутствовать специальные знаки (градусы, степени и т.п.).

- 3) Просмотр результатов моделирования (рисунок 7) по всем выходам с указанием коэффициента детерминации (R).
- 4) Сохранение результатов моделирования со всеми входами и выходами в формате .xlsx в отдельный каталог файловой системы models_result.

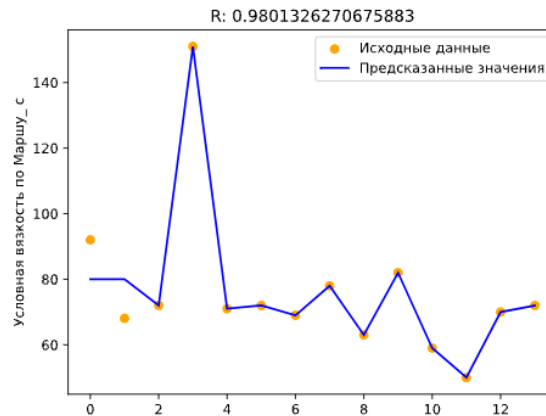


Рисунок 7 – Результаты моделирования

В правой части окна доступен функционал по расчету и анализу моделей:

- 1) Выбор моделей из списка построенных ранее;
- 2) Инференс моделей – предсказание значений выходных параметров по заданным значениям входных – по нажатию кнопки «Рассчитать»;
- 3) Визуализация диаграммы чувствительности для ТОП-10 входных факторов, 3D-графика модели и тепловой карты при выборе выхода в выпадающем списке (рисунок 8).

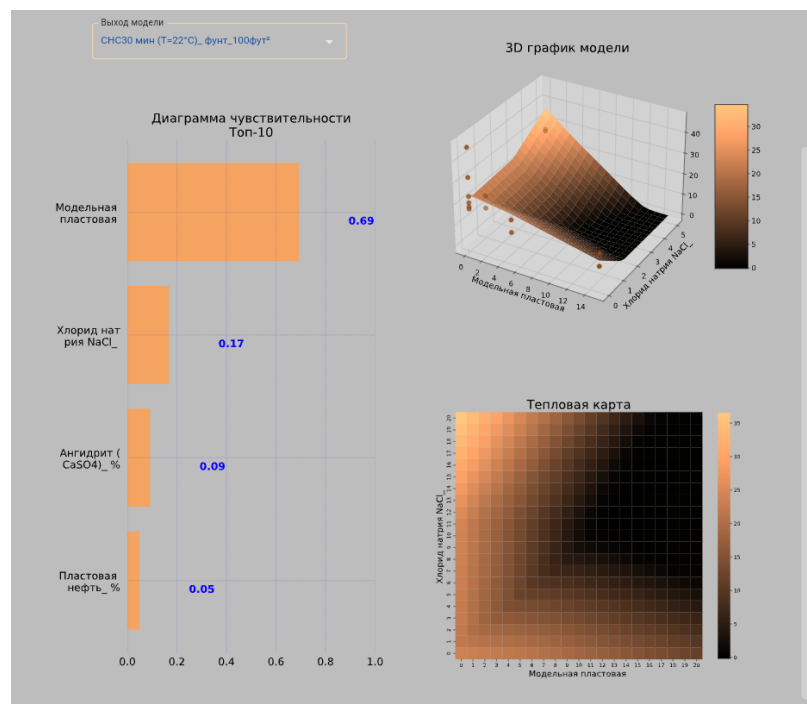



Рисунок 8 – Визуализации по результатам моделирования

4. Оптимизация

Для перехода в модуль «Оптимизация» (рисунок 9) требуется нажать на кнопку .

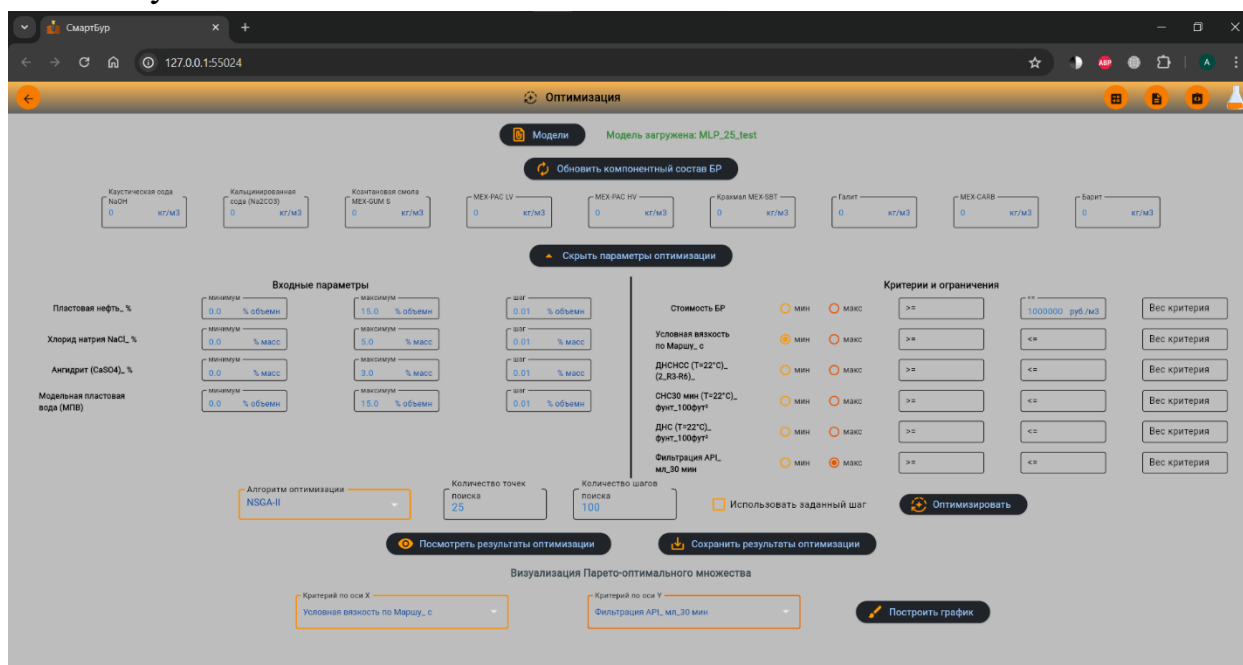


Рисунок 9 – Окно модуля «Оптимизация»

Здесь доступен следующий функционал:

- 1) Выбор моделей, оптимизация которых должна быть проведена;
- 2) Ввод компонентного состава БР для тех компонентов, которые не принимали участие в моделировании в качестве входов.

ВНИМАНИЕ! Ввод значений необходим для корректного расчета стоимости БР в процессе оптимизации. Введенные значения влияют только на критерий стоимости.

3) Работа с параметрами оптимизации – по раскрытию списка параметров при нажатии на кнопку «Показать параметры оптимизации»:

а) Указание границ варьирования и шага изменения входных параметров.

ВНИМАНИЕ! Для фиксации параметров на константном значении требуется указать одинаковое значение в поле «минимум» и «максимум». Шаг изменять не следует.

б) Выбор критериев оптимизации – рядом с каждым выходным параметром необходимо проставить соответствующую отметку. Имеется возможно сброса выбора повторным кликом.

Выбор ограничений – рядом с каждым выходным параметром необходимо проставить минимальную «>=» и/или максимальную «<=» границу варьирования.

ВНИМАНИЕ! Если какой-либо выход не участвует ни в группе критериев, ни в группе ограничений, то он не учитывается при оптимизации.

ВНИМАНИЕ! Возможно указание одного и того же выхода как в качестве ограничения, так и в качестве критерия оптимизации.

в) Формирование свертки оптимизационных критериев для решения задачи однокритериальной оптимизации при наличии 2 и более критериев с указанием для каждого из них весовых коэффициентов.

ВНИМАНИЕ! Для корректной работы свертки критериев соответствующие выходы обязательно должны быть отмечены «мин» или «макс».

ВНИМАНИЕ! Свертка критериев будет работать в случае указания хотя бы 1 значения веса.

4) Выбор и настройка параметров алгоритма оптимизации (**краткое описание реализованных в ПО алгоритмов оптимизации и рекомендации по работе с ними приведены в Приложении 2 к данному руководству**);

5) Просмотр результатов оптимизации – значения входных факторов (параметров БР), критериев и ограничений для найденных оптимальных значений (рисунок 10).

```

Лучшие решения:
=====
Параметры:
Пластовая нефть_ %: 0.08 % объемн
Хлорид натрия NaCl_ %: 4.85 % масс
Ангидрит (CaSO4)_ %: 1.63 % масс
Модельная пластовая вода (МПВ): 14.52 % объемн
-----
Критерии:
Условная вязкость по Маршу_ с: 37.12 с
Фильтрация API_ мл_30 мин: 13.02 мл/30 мин
-----
Ограничения:
Стоимость БР: 0.0 руб./м3
Стоимость компонентов:
- Каустическая сода NaOH: 0.0 руб.
- Кальцинированная сода (Na2CO3): 0.0 руб.
- Ксантановая смола MEX-GUM S: 0.0 руб.
- MEX-PAC LV: 0.0 руб.
- MEX-PAC HV: 0.0 руб.
- Крахмал MEX-SBT: 0.0 руб.
- Галит: 0.0 руб.
- MEX-CARB: 0.0 руб.
- Барит: 0.0 руб.
=====

=====
Параметры:
Пластовая нефть_ %: 0.09 % объемн
Хлорид натрия NaCl_ %: 4.85 % масс
Ангидрит (CaSO4)_ %: 1.63 % масс
Модельная пластовая вода (МПВ): 14.52 % объемн
-----
Критерии:
Условная вязкость по Маршу_ с: 37.13 с
Фильтрация API_ мл_30 мин: 13.02 мл/30 мин

```

Рисунок 10 – Результаты оптимизации

ВНИМАНИЕ! Для многокритериальной постановки задачи оптимизации будет сформировано более 1 решения – аппроксимация Парето-оптимального фронта.

- 6) Сохранение результатов оптимизации (по кнопке «Сохранить результаты оптимизации») в отдельный каталог файловой системы (opt_results).
- 7) Вывод аппроксимации Парето-оптимального фронта – требуется выбрать различные критерии для осей x и y (рисунок 11).

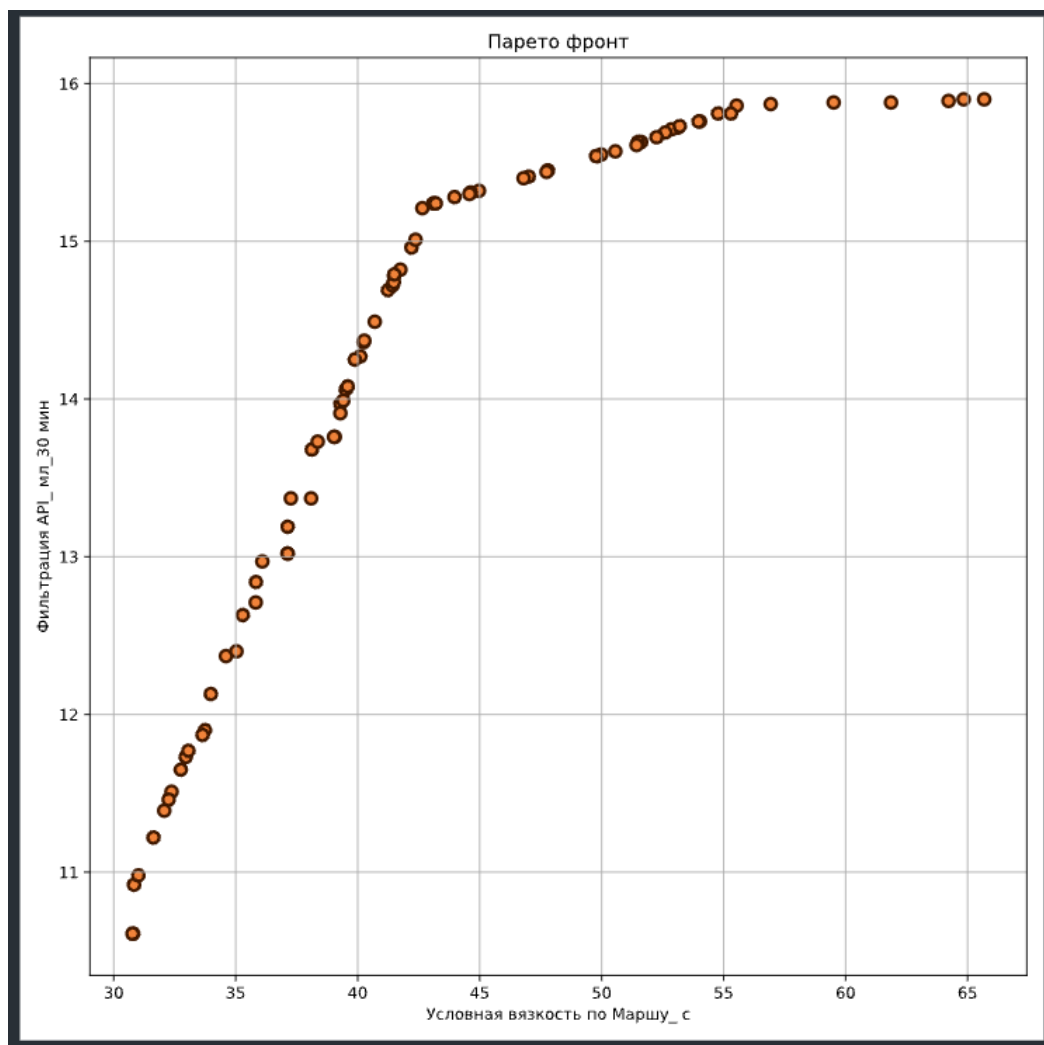


Рисунок 11 – Фронт Парето

Приложение 1. Модели регрессионного анализа и рекомендации по работе с ними в ПО «СмартБур»

В качестве дополнительного справочного материала руководства пользователя мы приводим краткое описание методов регрессионного моделирования, реализованных в составе ПО «СмартБур».

Линейная регрессия (LinearRegression). В случае линейной регрессии функция зависимости объясняемой переменной y от объясняющих ее факторов x_i имеет вид:

$$y = w_0 + \sum_{i=1}^m w_i x_i. \quad (1)$$

Если добавить фиктивную переменную $x_0 = 1$, линейная форма примет вид:

$$y = \sum_{i=0}^m w_i x_i = \vec{w}^T \vec{x}. \quad (2)$$

Реализованный метод линейной регрессии предполагает настройку коэффициентов w_i методом наименьших квадратов (МНК). Оценки коэффициентов для простого метода МНК полагаются на независимость входных параметров. Когда входные параметры коррелированы оценка методом наименьших квадратов становится очень чувствительной к случайным ошибкам в наблюдаемой целевой (выходной) переменной.

Метод линейной регрессии можно рассматривать как базовый, в определенной степени интерпретируемый (за счет возможности сопоставления значений коэффициентов) метод моделирования.

Рекомендация: данный метод рекомендуется использовать при наличии предположений об относительно простой форме зависимости между связываемыми моделью входными и выходными параметрами бурового раствора.

Гребневая регрессия (RidgeRegression). Для уменьшения сложности модели и предотвращения переобучения (снижения чувствительности к случайным ошибкам в наблюдаемой целевой (выходной) переменной) применяется модификация процедуры расчета коэффициентов, одним из способов которой является регуляризация Тихонова.

В общем виде данная регуляризация выглядит как добавление нового члена к среднеквадратичной ошибке:

$$\mathcal{L}(\mathbf{X}, \vec{y}, \vec{w}) = \frac{1}{2n} \|\vec{y} - \mathbf{X}\vec{w}\|_2^2 + L_1 \cdot \|\Gamma\vec{w}\|^2. \quad (3)$$

L_1 – числовой коэффициент. В данном случае задача минимизации среднеквадратичной ошибки становится задачей с ограничением. Такая регрессия называется гребневой регрессией. Гребнем является диагональная матрица, которая прибавляется к матрице $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$.

Рекомендация: данный метод рекомендуется использовать

- при наличии предположений об относительно простой форме зависимости между связываемыми моделью входными и выходным параметрами бурового раствора;

- при наличии вместе с этим предположении о наличии в данных случайных ошибок в определении величины наблюдаемой целевой (выходной) переменной (с учетом используемых средств измерений);

- L_1 предполагает настройку, увеличение при предположении о росте случайных ошибок в определении целевой переменной. Используемое значение по умолчанию 0.1.

Регрессия с автоматическим определением релевантности (ARDRegression). Модифицированный метод регрессии с автоматическим отбором признаков (входных параметров) во время построения (обучения) модели. Основан на байесовской гребневой регрессии, при этом за счет специаль-

ной процедуры расчета коэффициентов w_i позволяет осуществить так называемое прореживание модели и сократить число используемых параметров, что приводит к упрощению модели и улучшению ее обобщающей способности.

ARD метод настройки регрессионных коэффициентов обнуляет весовые коэффициенты w_i для некоторых признаков, тем самым помогая идентифицировать релевантные размерности пространства входов.

Рекомендация: данный метод рекомендуется использовать

- при наличии предположений об относительно простой форме зависимости между связываемыми моделью входными и выходным параметрами бурового раствора;

- при наличии вместе с этим предположении о наличии в данных случайных ошибок в определении величины наблюдаемой целевой (выходной) переменной (с учетом используемых средств измерений);

- при сложности либо невозможности экспертного этапа определения набора значимых входных признаков для моделируемого целевого выходного параметра буровых растворов.

Рассмотренные выше методы имеют сниженное качество моделирования в задачах с нелинейными зависимостями. Далее описаны методы, рекомендованные для использования в таких случаях.

Регрессионная искусственная нейронная сеть (MLPRegression).

Искусственной нейронной сетью называют вычислительные структуры, которые моделируют биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга. Они представляют собой распределенные и параллельные системы, способные к адаптивному обучению. В качестве элементарного преобразователя в таких сетях используется искусственный нейрон, получивший название по аналогии с биологическим прототипом.

Нейронная сеть сходна с мозгом с двух точек зрения:

- Знания поступают в нейронную сеть из окружающей среды и используются в процессе обучения.

- Для накопления знаний применяются связи между нейронами, называемые синаптическими весами.

К важнейшим факторам, обуславливающим эффективность использования нейронных сетей в системах анализа данных, можно отнести:

- внутреннее распараллеливание обработки информации в нейронных сетях;

- нелинейность;

- адаптивность. Нейронные сети обладают способностью адаптировать свои веса под изменение окружающей среды;

- единообразие проектирования и анализа. Нейронные сети можно считать универсальным методом обработки, анализа информации.

В ПО «СмартБур» реализована архитектура искусственной нейронной сети многослойный персептрон (MLP)

Существует большое число различных типов топологий нейронных сетей, но в примерно 80% из всех реальных приложений используются многослойные полносвязные сети прямого распространения – многослойные персептроны.

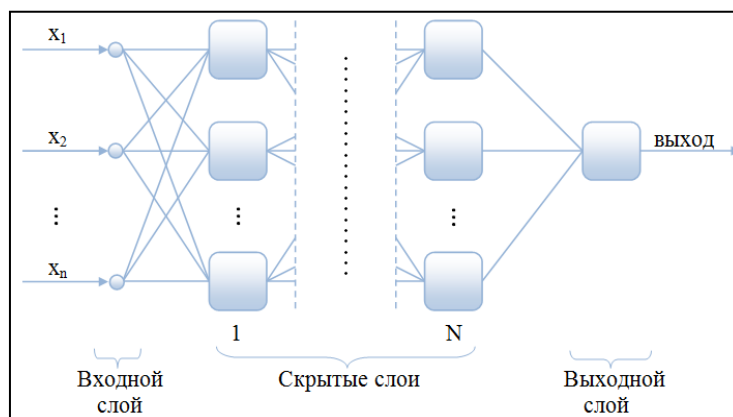


Рисунок - Многослойный персептрон

На рисунке 1 изображен многослойный персептрон с n входами, одним выходом и N скрытыми слоями. В ПО «СмартБур» обеспечена возможность настройки архитектуры нейронной сети – возможно варьировать параметры количества слоев и количества нейронов на скрытых слоях.

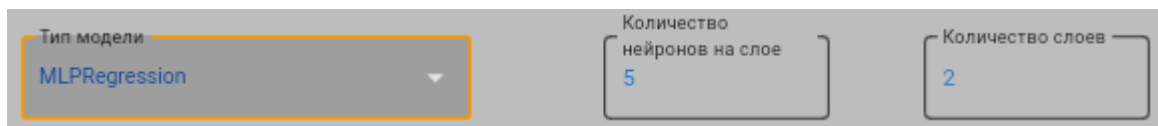


Рисунок – Настройка структуры многослойного персептрона в ПО «СмартБур»

Рекомендации:

- данный метод рекомендуется использовать при наличии предположений об относительно сложной (существенно нелинейной) зависимости между связываемыми моделью входными и выходным параметрами бурового раствора, либо при отсутствии возможности выдвинуть такие предположения;
- максимальное количество скрытых (внутренних) слоев, обрабатываемых программой, составляет пять. Рекомендуемое (и в абсолютном большинстве случаев – достаточное) количество слоев сети до двух включительно;
- количество нейронов на слое определяет возможность построения модели более сложной нелинейной конфигурации. Рекомендуемое количество 5 – 20, больше в особо сложных случаях. Излишне большое количество может привести к переобучению модели даже при используемой в ПО процедуре разделения набора данных.

Непараметрическая ядерная регрессия (KernelRegression).

Параметрическая идентификация предполагает наличие фиксированной структуры модели системы. Выбор структуры того или иного вида

обычно основывается на априорных сведениях о процессах, протекающих в рассматриваемой системе, либо на основе успешного применения такого вида структур при моделировании подобных систем. Качество моделирования в этом случае зависит от «правильности» априорного выбора структуры.

Однако во многих случаях априорная информация о процессе, объекте, системе практически отсутствует, и нет каких-либо оснований, позволяющих однозначно судить о структуре модели. В этих условиях методы параметрической идентификации не применимы.

В этих случаях могут быть применены методы, основанные на стохастических аппроксимациях непараметрического вида, - методы непараметрической идентификации. Методы непараметрической идентификации позволяют достаточно хорошо решать задачу восстановления зависимостей, аппроксимирующих данные в исходной выборке наблюдений за объектом. Непараметрические методы восстановления функции по наблюдениям не связаны с априорным выбором вида аппроксимирующей функции и относятся к методам локальной аппроксимации.

Для многомерного случая оценка непараметрической регрессии имеет вид

$$y_s^k(x_1, \dots, x_n) = \frac{\sum_{i=1}^s y_i^k \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x^j - x_i^j}{C_s^j}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x^j - x_i^j}{C_s^j}\right)}, \quad k = \overline{1, m} \quad (4)$$

Ядерная оценка регрессии носит имя Надарая-Ватсона. Доказаны теоремы о свойствах этой оценки. Основная идея, легшая в основу, состоит в придании относительно большего веса наблюдениям, ближайшим к оцениваемой точке, в смысле расстояния, определяемого ядром $\Phi(\cdot)$. Оценку можно получить и формально – заменой вероятностных характеристик в выражении условного математического ожидания их ядерными аналогами.

Степень гладкости непараметрической оценки регрессии зависит от степени гладкости ядра $\Phi(\cdot)$ и от величины параметра C_s . В ПО «СмартБур» реализована возможность настройки параметра C_s .

Для данного метода данная процедура построения носит условный характер, так как модель расчетная, никакая структура и весовые коэффициенты в отличие от других моделей не настраиваются. Используется только формула (4) для расчета каждого требуемого значения на основе всего набора данных.

Рекомендации:

- данный метод рекомендуется использовать при отсутствии предположений о виде зависимости между связываемыми моделью входными и выходным параметрами бурового раствора при больших объемах данных, приводящих к увеличению времени построения, например, для модели искусственной нейронной сети;

- специфика реализации метода с помощью инструментов языка python исключает возможность применения методов скользящего расчета модели (при построении модели учитывается все точки, текущая точка расчета не исключается), что приводит к переобучению модели при уменьшении параметра C_s . Не рекомендуется делать его слишком малым (менее установленного по умолчанию) при процедуре построения модели, а ориентироваться на точность решений, получаемых при ее применении.

Регрессионное дерево решений (DecisionTreeRegression)

Дерево можно рассматривать как кусочно-постоянное приближение. В приведенном ниже примере дерева решений обучаются на основе данных, чтобы аппроксимировать кривую с набором правил принятия решений «если-то-иначе». Пример аппроксимации функции с помощью дерева решений и графовое представление соответствующего дерева приведены на рисунке ниже.

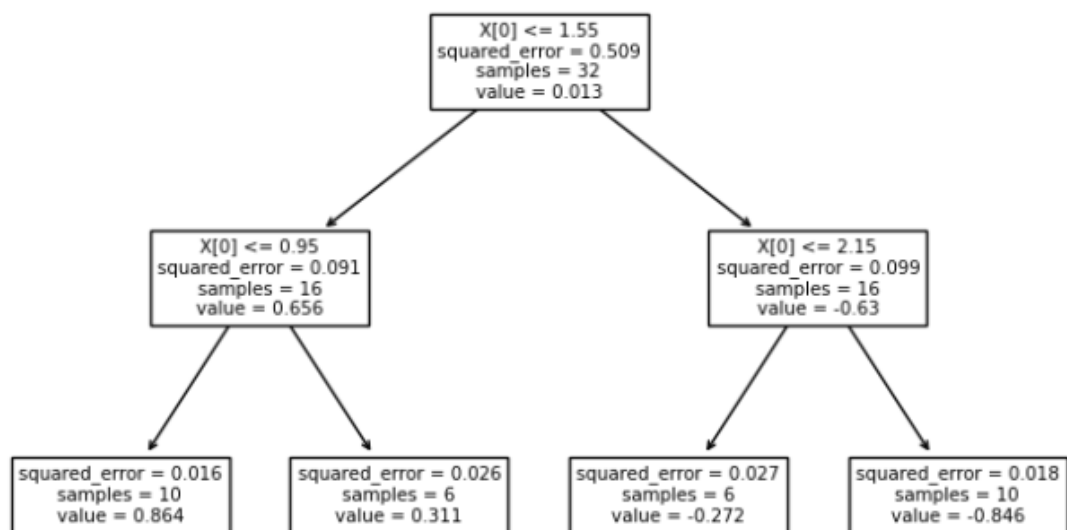
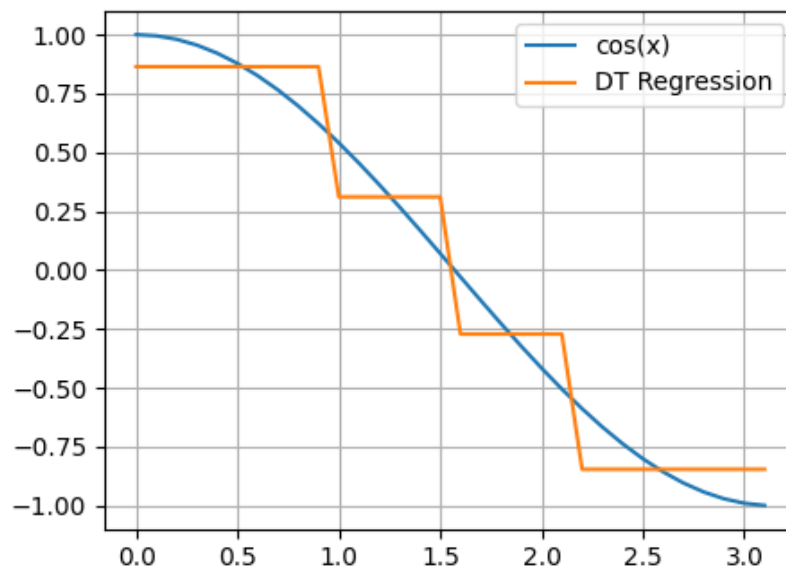


Рисунок – Пример дерева решений для решения задачи регрессии

Чем глубже дерево, тем сложнее правила принятия решений и тем лучше модель.

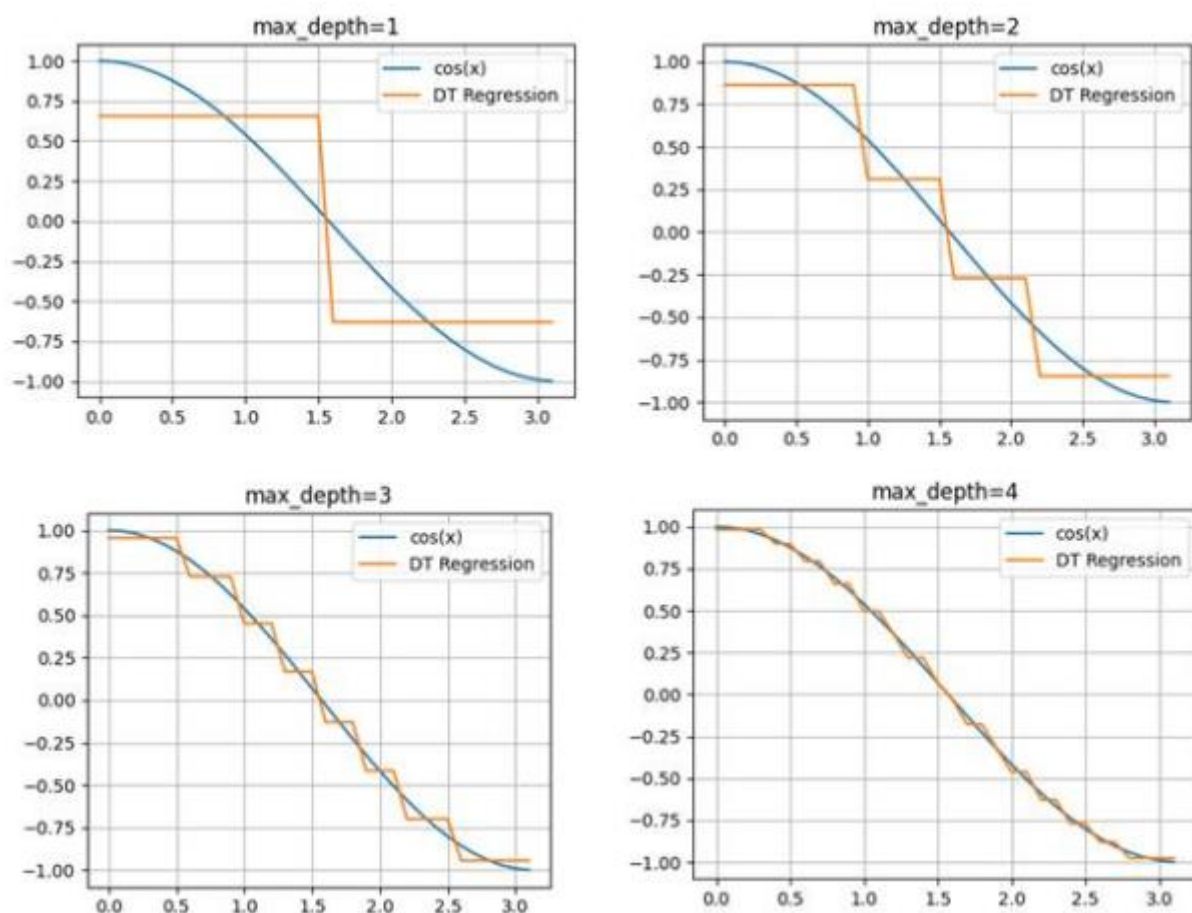


Рисунок – Пример модельных вариантов для деревьев решений с различной глубиной (от 1 до 4)

В ПО «СмартБур» реализована возможность указания глубины формируемого моделирующего дерева. При этом следует учитывать указанные ниже рекомендации.

Рекомендации:

1. Данный метод рекомендуется использовать в случае необходимости построения модели без предварительного анализа сложности зависимости, когда возможно небольшое снижение точности по сравнению, например с нейронной сетью, но при этом важным является обеспечение объяснимости получаемых модельно-расчетных данных. Такое объяснение может быть сформировано на основе выгружаемой модели деревьев решений.

2. Глубину дерева следует устанавливать путем пробных прогонов и контроля качества (в том числе с использованием выводимых ПО графиков) построения модели с отслеживанием качества модели, не допускающей:

а) «переобучения» - построения деревьев, формирующих участки модельных расчетов для малого количества точек (потенциально имеющих существенные случайные «шумовые» отклонения);

б) «недообучения» - построения деревьев со слишком малым количеством правил, при расчете с использованием которых происходит простое усреднение целевых моделируемых параметров для значительного количества записей используемого набора данных.

Приложение 2. Алгоритмы оптимизации и рекомендации по работе с ними в ПО «СмартБур»

В ПО «СмартБур» реализованы следующие алгоритмы оптимизации:

1. Эффективный алгоритм глобальной оптимизации TPE (Tree-structured Parzen Estimator).
2. Эффективный алгоритм многокритериальной глобальной оптимизации на основе эвристик 2-го «поколения» NSGA-2 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm – the 2nd version).

Подробное описание алгоритмов здесь не приводится, выбор алгоритмов основан на опыте системного исследования сложных задач многокритериальной условной оптимизации в реальных практических применениях, в том числе, исследованиях, высокий уровень которых подтвержден защитой диссертаций доктора наук и научными публикациями высшего уровня (автор диссертации и работ д.т.н., профессор Тынченко В.С.).

Для ознакомления с алгоритмами оптимизации предоставляются ссылки (требуется компетенции в области многокритериальной условной оптимизации):

<http://www.ict.nsc.ru/jct/getfile.php?id=1880>

<https://www.cse.unr.edu/~sushil/class/gas/papers/nsga2.pdf> (англ.яз)

При этом следует учитывать следующее – универсального эффективно-го на всех возможных вариациях задачи оптимизации алгоритмов не существует и, следовательно, при неудовлетворительных результатах решения с помощью одного из реализованных алгоритмов, важным является вариант апробации применения альтернативного алгоритма. Если качество результатов оптимизации при этом не возрастает, условно можно считать, что достигнут предел оптимизационных процедур при выделенном количестве ресурсов (количество определяется настройками **количеством шагов поиска, количеством точек поиска на каждом шаге**).

Рекомендации:

1. Использовать для оптимизации алгоритм NSGA-2 задав настройки количество шагов поиска 50, количество точек поиска 50. Экспертно оценить результаты, по совокупности критериев качества и стоимости БР.
2. Увеличить количество шагов поиска до 100, количество точек поиска 100. Экспертно оценить результаты, по совокупности критериев качества и стоимости БР.
3. В случае улучшения результатов дополнительно увеличить количество шагов поиска максимально до 500, количество шагов поиска до 200 (с учетом достаточности вычислительных ресурсов используемого аппаратного обеспечения, при недостаточности ограничить значение меньшими числами).
4. Если результаты оптимизации не улучшены, использовать альтернативный алгоритм TPE. Экспертно оценить результаты, по совокупности критериев качества и стоимости БР. Если результаты не улучшены, использовать далее алгоритм NSGA-2. В случае улучшения результатов по сравнению с шагом 2, увеличить ресурсы, выделяемые алгоритму TPE за счет увеличения количества шагов поиска и количества точек поиска на каждом шаге до приемлемого для практического использования с учетом аппаратного обеспечения уровня.