**Наименование работы**:

Композиции алгоритмов

**Цель работы:**

Ознакомиться с методами построения композиций базовых алгоритмов

**Задачи**:

1. В соответствие с вариантом выбрать набор данных;
2. Обучить по одной модели для каждого типа ансамблирования алгоритмов:
3. boosting;
4. bagging;
5. случайный лес;
6. голосование;
7. С помощью обученных моделей сделать прогноз для тестовых данных;
8. Оценить прогнозы по метрикам из лаб. №6 или лаб. №7;
9. Объединить обученные ранее модели в ансамбли с помощью:
10. блендинга;
11. стекинга;
12. Сравнить методы ансамблирования алгоритмов и сделать выводы. Уметь объяснить базовое устройство каждого из них.

Для реализации рекомендуется использовать язык программирования Python 3.x и библиотеки Pandas, Numpy, Sklearn

**Оформление результатов**:

Результаты лабораторной работы оформляются в виде отчета в формате PDF.

**Структура отчета:**

* 1. Титульный лист;
  2. Основная часть;
  3. Заключение.

**В основной части** приводитсяописание выполнения каждой из поставленных задач в виде текста и скриншотов программного кода

**В заключении** приводятся практически значимыевыводы по проделанной работе

Таблица 1 - наборы данных

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **№** | **Датасет** | **Описание** |
| 1 | Walmart Recruiting: Trip Type Classification  h [ttps://www.kaggle.com/c/walmart-recruiting-](https://www.kaggle.com/c/walmart-recruiting-trip-type-classification/data)t [rip-type-classification/data](https://www.kaggle.com/c/walmart-recruiting-trip-type-classification/data) | Данные о посещениях магазина Walmart покупателями.  Целевой признак: тип посещения магазина. |
| 2 | IEEE-CIS Fraud Detection  h [ttps://www.kaggle.com/c/ieee-fraud-detectio](https://www.kaggle.com/c/ieee-fraud-detection/data)n [/data](https://www.kaggle.com/c/ieee-fraud-detection/data) | Данные об онлайн-транзакциях.  Целевой признак: является ли транзакция мошеннической |
| 3 | Home Credit Default Risk  h [ttps://www.kaggle.com/c/home-credit-defaul](https://www.kaggle.com/c/home-credit-default-risk/data)t [-risk/data](https://www.kaggle.com/c/home-credit-default-risk/data) | Данные о заемщиках банка.  Целевой признак: способен ли заёмщик выплатить кредит |
| 4 | House Prices: Advanced Regression Techniques  h [ttps://www.kaggle.com/c/house-prices](https://www.kaggle.com/c/house-prices-advanced-regression-techniques/data)  - [advanced-regression-techniques/data](https://www.kaggle.com/c/house-prices-advanced-regression-techniques/data) | Данные о продаваемых домах и их характеристиках.  Целевой признак: цена дома |
| 5 | Restaurant Revenue Prediction  h [ttps://www.kaggle.com/c/restaurant-re](https://www.kaggle.com/c/restaurant-revenue-prediction/data) v [enue-prediction/data](https://www.kaggle.com/c/restaurant-revenue-prediction/data) | Данные о ресторанах, их местоположении, типе и т.д.  Целевой признак: выручка ресторана за год |
| 6 | Sberbank Russian Housing Market  h [ttps://www.kaggle.com/c/sberbank-rus](https://www.kaggle.com/c/sberbank-russian-housing-market/data) s [ian-housing-market/data](https://www.kaggle.com/c/sberbank-russian-housing-market/data) | Данные о недвижимости и макроэкономике России.  Целевой признак: стоимость недвижимости |