

МИНИСТЕРСТВО ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

**«НОВОСИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**



Кафедра Вычислительной техники

Лабораторная работа № 3

по дисциплине «Интеллектуальный анализ данных и машинное обучение»

«Использование платформы H2O

для интеллектуального анализа данных и машинного обучения.

Формирование и загрузка паспортов моделей в базу знаний.

Процедуры обращения к моделям базы знаний и получение результатов.»

Вариант: 5

Преподаватель: Яковина И.Н.

Группа: АММ-19

Студенты: Высоцкий Е.В.

Новосибирск

2021 г.

Содержание

1 Цель работы.....	3
2 Задание.....	3
3 Ход работы.....	4
3.1 Загрузка моделей в систему «H2O» для тестирования	4
3.2 Формирование и загрузка паспортов моделей в базу знаний.....	4
3.3 Получение списка моделей с полной информацией.....	6
3.4 Тестирование моделей, загруженных в систему «H2O».....	6
3.5 Свод результатов тестирования моделей.....	7
3.5.1 Вывод по таблице 1.....	7
3.5.2 Вывод по таблице 2.....	8
3.5.3 Вывод по таблице 3.....	13
3.5.4 Вывод по таблице 4.....	13
3.5.5 Методика расчёта точности для линейных регрессионных моделей.....	13
Выводы по работе	14
Список литературы.....	15
Приложение. JSON-список паспортов моделей из базы знаний.	16

1 Цель работы

Изучить и освоить принципы взаимодействия с моделями интеллектуального анализа данных и машинного обучения, расположенных в удаленной базе знаний, несколькими способами:

1. на основе платформы «H2O»,
2. с применением инструмента API базы знаний «A Swagger API»,
3. посредством программного доступа с помощью языков программирования.

2 Задание

2.1 Провести загрузку всех моделей с полным набором параметров и 4-х моделей с сокращенным набором данных средствами платформы «H2O».

2.2 Сформировать паспорта для загруженных моделей и отправить их в базу знаний средствами инструментов API БЗ.

2.3 Получить список моделей из базы знаний, отфильтрованный по автору, путем запроса к БЗ.

2.4 Оформить в приложении к данной работе скриншоты описания загруженных моделей на основе результатов запроса к БЗ.

2.5 Оформить несколько таблиц, согласно количеству пациентов в исходном файле задания, с результатами работы загруженных в БЗ моделей с полным набором данных.

2.6 Дополнительно исследовать работу моделей с неполным набором данных для 2-х пациентов, используя API-интерфейс БЗ и программный доступ к моделям в БЗ.

2.7 Сделать выводы по работе.

id	MTarg	Targ1m	Targ2m	Targ3m	Targ1r	Targ2r	Targ3r	x1	x2	x3
8	C	A		A	1		1	64	1	0.306659
44	F	B	A	B	2	1	2	61	2	0.12191
67	F	C	C	B	3	3	2	60	1	1.065443
77	F	C	A	B	3	1	2	54	2	0.037653

Рис. 1. Фрагмент таблицы исходных данных задания, файл «1CRR-v2_lab3.csv».

3 Ход работы

3.1 Загрузка моделей в систему «H2O» для тестирования

Тестирование моделей, сохраненных на локальный диск в предыдущей лаб. работе, и их загрузку в память «H2O» произведём средствами самой системы:

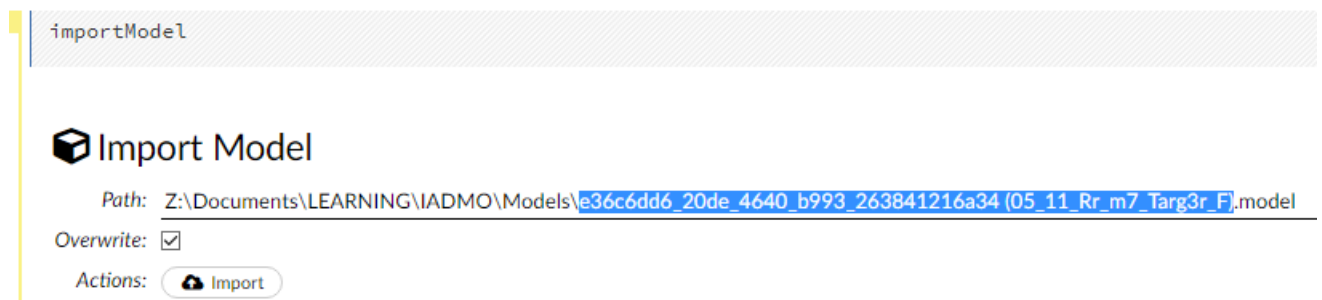


Рис. 2. Интерфейс системы «H2O» для загрузки моделей в рабочее пространство на примере модели «05_11_Rr_m7_Targ3r_F».



Рис. 3. Список загруженных моделей.

3.2 Формирование и загрузка паспортов моделей в базу знаний

Для составления и отправки в базу знаний дополнительной информации о модели может быть использован формат паспорта модели, реализованный через функционал web-интерфейса БЗ.

За функционал отправки паспорта в данном случае отвечает команда «PUT /model/{uuid}/».

Средства данной команды позволяют сформировать паспорт по установленному формату и, указав уникальный идентификатор модели «uuid» в соответствующем поле, отправить паспорт в базу знаний.

PUT

/model/{uuid}/ Insert model by uuid

Parameters

Name	Description
uuid ★ required string (path)	<div>ed57d07d-42e3-492a-b202-e2fdc096f9c1</div>
model (body)	<div> <div>Edit Value Model</div> <div> <pre> { "author": "Visotsky", "category": "m1", "description": "05_01_Bk_MTarg_m1_F", "filename": "1CRR-v2.csv", "hash_data_test": "", "hash_data_train": "", "is_full_to_train": true, "metrics": { "additional": { }, "maxf1": 1, "mse": 0.010497, "r2": 0.939127, "rmse": 0.102457 }, "task": "kpp", "task_type": "classbinary", "variant": 5, "x": ["x1", "x2", "..."] }</pre> </div> <div>Cancel</div> <div> Parameter content type <div>application/json</div> </div> </div>

Execute

Рис. 4. Web-интерфейс редактирования параметров паспортов моделей и загрузки их в базу знаний на примере модели «05_01_Bk_MTarg_m1_F».

3.3 Получение списка моделей с полной информацией

Для получения информации о загруженных моделях из базы знаний воспользуемся запросом web-интерфейса «POST /models» с параметрами поиска – фильтрации моделей.

Полный ответ сервера базы знаний – список характеристик всех найденных моделей приведён в приложении к данной работе.

The screenshot displays a web interface for a REST client. On the left, a 'POST' request to '/models' is configured. The 'Parameters' section shows a JSON body for filtering models by author:

```
{  "filters": [    {      "field": "author",      "op": "like",      "value": "Visotsky"    }  ]}
```

. Below the parameters, there is a 'Cancel' button, a dropdown for 'Parameter content type' set to 'application/json', and an 'Execute' button. On the right, the 'Details' tab shows a '200' status code and the 'Response body' as a JSON array of model objects. The first object in the array includes fields like 'x68' through 'x87', 'author', 'description', 'updated', 'is_full_to_train', 'y', 'category', 'hash_data_train', 'hash_data_test', 'variant', 'metric' (with mse, r2, rmse, and maxf1), and 'filename'. Below the response body, the 'Response headers' are listed, including 'connection: keep-alive', 'content-length: 6329', 'content-type: application/json', 'date', 'server', and 'via'.

Рис. 5. Запрос к базе знаний на получение списка моделей по критерию «author» и ответ сервера – список параметров паспортов всех найденных моделей.

3.4 Тестирование моделей, загруженных в систему «H2O»

The screenshot shows the 'Predict' interface of the H2O system. It features a lightning bolt icon and the word 'Predict'. There are three input fields: 'Name' with the value '05_10_Rr_m4_Targ3r_S', 'Model' with a long alphanumeric string and a dropdown arrow, and 'Frame' with the value 'Key_Frame__1_RR_v2_lab3.hex' and a dropdown arrow. At the bottom, there is an 'Actions' section with a button labeled 'Predict' and a lightning bolt icon.

Рис. 6. Функционал «H2O» для теста моделей на полном наборе данных.

3.5 Свод результатов тестирования моделей

Таблица 1. Пациент с ID = 44.

ID пациента 44					Проверочное значение Y→	F	B	2
						Значение полученное моделью		
Имя модели/ файла	Задача	Метод	R2	Задача (файл)	Результат сравнения Y =?= Y_PRED	MTarg	Targ3m	Targ3r
05_01_Bk_m1_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m1	0.939127	KPP	F = F	<div>predictC F F0.00180.9982</div>	-	-
05_03_Bk_m8_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m8	0.847954	KPP	F = F	<div>predictC F F0.02740.9726</div>	-	-
05_05_Mk_m1_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m1	0.958415	KPP	B = B	-	<div>predictAB C B0.00300.97510.0218</div>	-
05_07_Mk_m9_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m9	0.771398	KPP	B = B	-	<div>predictAB C B0.03200.49690.4711</div>	-
05_09_Rr_m4_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m4	0.728540	KPP	2 ~ 2.4349 ~> 78.26 %	-	-	<div>predict 2.4349</div>
05_11_Rr_m7_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m7	0.637091	KPP	2 ~ 2.3399 ~> 83 %	-	-	<div>predict 2.3399</div>

3.5.1 Вывод по таблице 1. Тесты приведённых в табл.1 моделей на полном наборе исходных данных пациента с ID=44 показывают, что все модели гарантировано сгенерировали верный результат, при этом классификационный метод градиентного бустинга «m1» показал максимальную точность: для биномиальной – 99.8% и для множественной классификации – 97.5% по сравнению с методами обобщенных линейных моделей: множественная классификация «m9» – 49.69% и точность регрессионного прогноза (методика расчёта приведена в последнем пункте текущего раздела): по методу «gaussian» - 78.26%, по методу «gamma» - 83%.

Таблица 2. Пациент с ID = 67.

ID пациента 67					Проверочное значение Y→	F	B	2
						Значение полученное моделью		
Имя модели/ файла	Задача	Метод	R2	Задача (файл)	Результат сравнения Y =?= Y_PRED	MTarg	Targ3m	Targ3r
05_01_Bk_m1_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m1	0.939127	KPP	F = F	<pre> predict C F F 0.0020 0.9980 </pre>	-	-
05_03_Bk_m8_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m8	0.847954	KPP	F = F	<pre> predict C F F 0.0197 0.9803 </pre>	-	-
05_05_Mk_m1_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m1	0.958415	KPP	B = B	-	<pre> predict A B C B 0.0036 0.9494 0.0470 </pre>	-
05_07_Mk_m9_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m9	0.771398	KPP	B <> C	-	<pre> predict A B C C 0.0176 0.3047 0.6777 </pre>	-
05_09_Rr_m4_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m4	0.728540	KPP	2 ~ 2.5726 ~> 71.37 %	-	-	<pre> predict 2.5726 </pre>
05_11_Rr_m7_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m7	0.637091	KPP	2 ~ 2.4056 ~> 79.72 %	-	-	<pre> predict 2.4056 </pre>

3.5.2 Вывод по таблице 2

Оценка точности моделей на полных данных пациента с ID=67 показывает, что модели градиентного бустинга «m1 достигли максимально точного результата для биномиальной – 99.8% и множественной классификации – 94.94%», а также, метод биномиальной логистической регрессии «m8» показал высокий результат – 98.03%. Немногом менее точными были результаты прогноза линейных регрессионных моделей: по методу «gaussian» - 71.37%, по методу «gamma» - 79.72%. Однако, множественная классификация на основе линейной модели выявила ошибочный результат – вместо класса «B» был детектирован класс «C» при двойном соотношении вероятностей $p(C)/p(B)$, предположительно, из-за некорректных диагностических характеристик пациента (по мнению автора данной работы).

Таблица 3. Пациент с ID = 8.

ID пациента 8					Проверочное значение Y→	C	A	1
						Значение полученное моделью		
Имя модели/ файла	Задача	Метод	R2	Задача (файл)	Результат сравнения Y =?= Y_PRED	MTarg	Targ3m	Targ3r
05_01_Bk_m1_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m1	0.939127	KPP	C = C	<pre> predict C F C 0.9869 0.0131 </pre>	-	-
05_03_Bk_m8_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m8	0.847954	KPP	C = C	<pre> predict C F C 0.7011 0.2989 </pre>	-	-
05_05_Mk_m1_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m1	0.958415	KPP	A = A	-	<pre> predict A B C A 0.9872 0.0085 0.0043 </pre>	-
05_07_Mk_m9_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m9	0.771398	KPP	A = A	-	<pre> predict A B C A 0.7332 0.2209 0.0460 </pre>	-
05_09_Rr_m4_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m4	0.728540	KPP	1 ~ 1.4243 ~> 57.57 %	-	-	<pre> predict 1.4243 </pre>
05_11_Rr_m7_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m7	0.637091	KPP	1 ~ 1.3925 ~> 60.75 %	-	-	<pre> predict 1.3925 </pre>
05_02_Bk_m1_MTarg_S	Классификация биномиальная (Bk)	m1	0.920868	KPP	C = C	"C": "0.9918819697891783", "F": "0.008118030210821744", <u>"predict": "C"</u>	-	-
05_08_Mk_m9_Targ3m_S	Классификация множественная (Mk)	m9	0.760428	KPP	A = A	-	'A': '0.72152354474791', 'B': '0.2106400227197972', 'C': '0.06783643253229286', <u>'predict': 'A'</u>	-

POST

/predict/{uuid} Get result of model

Parameters

Name	Description
uuid ★ required string (path)	914b816d-6798-4d2a-8e98-02269adb6796
params (body)	<div>Edit Value Model</div> <pre>{ "x_names": ["x68", "x74", "x76", "x72", "x70", "x87", "x73", "x80", "x81", "x67"], "x_values": [7.5200, 6.5800, 3.4700, 3.5000, 5.6400, 3.4700, 7.4000, 0.0240, 0.0270, 28.0] }</pre>

Server response

Code	Details
200	<div>Response body</div> <pre>{ "C": "0.9918819697891783", "F": "0.008118030210821744", "predict": "C" }</pre> <div>Response headers</div> <pre>connection: keep-alive content-length: 72 content-type: application/json date: Sun, 21 Mar 2021 15:04:16 GMT server: gunicorn/19.10.0 via: 1.1 vegur</pre>

Рис. 7. Запрос через web-API к базе знаний на получение результаты работы модели «05_02_Bk_m1_MTarg_S» и ответ сервера – результаты *биномиальной* классификации.

```
import requests
import json
# Запрос к модели в базе знаний для вычисления значений 'Y'
headers = {"Accept": "application/json", "Content-Type": "application/json"}
# Словарь с именами и значениями независимых переменных
predictors_x = { # имена параметров и их значения
  "x_names": [ "x76", "x73", "x75", "x86", "x67", "x74", "x90", "x10", "x89", "x79", "x87", "x28", "x68", "x88", "x70" ],
  "x_values": [ 6.5800, 7.4000, 67.0, 0.7900, 28.0, 7.5200, 8.2500, 0.2090, 0.5200, 0.0330, 5.6400, 3.3326, 3.4700, 7.5500, 3.5000 ]
}
# запрос к БЗ
uuid = "9d6449da-876e-4820-9383-ae00cdae38e2" # id модели в БЗ
r = requests.post("https://knowledge-base-2021.herokuapp.com/predict/" + uuid, headers=headers, data=json.dumps(predictors_x))
if r.status_code == 200:
  print("Вычисление 'Y' на основе входных значений. Модель "+uuid) # Ответ сервера (пример) = {"predict": [ "1.3043718886509095" ]}
  print(json.loads(r.text))
else:
  print(r.status_code, r.text) # ошибка запроса

Вычисление 'Y' на основе входных значений. Модель 9d6449da-876e-4820-9383-ae00cdae38e2
{'A': '0.72152354474791', 'B': '0.2106400227197972', 'C': '0.06783643253229286', 'predict': 'A'}
```

Рис. 8. Программный запрос к базе знаний на получение результаты работы модели «05_08_Mk_m9_Targ3m_S» и ответ сервера – результаты *множественной* классификации.

Таблица 4. Пациент с ID = 77.

ID пациента 77					Проверочное значение Y→	F	B	2
						Значение полученное моделью		
Имя модели/ файла	Задача	Метод	R2	Задача (файл)	Результат сравнения Y =?= Y_PRED	MTarg	Targ3m	Targ3r
05_01_Bk_m1_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m1	0.939127	KPP	F = F	<pre> predict C F F 0.0074 0.9926 </pre>	-	-
05_03_Bk_m8_MTarg_F	Классификация биномиальная (Bk)	m8	0.847954	KPP	F = F	<pre> predict C F F 0.1283 0.8717 </pre>	-	-
05_05_Mk_m1_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m1	0.958415	KPP	B = B	-	<pre> predict A B C B 0.0085 0.9768 0.0147 </pre>	-
05_07_Mk_m9_Targ3m_F	Классификация множественная (Mk)	m9	0.771398	KPP	B = B	-	<pre> predict A B C B 0.1752 0.6077 0.2171 </pre>	-
05_09_Rr_m4_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m4	0.728540	KPP	2 ~ 2.1708 ~> 91.46 %	-	-	<pre> predict 2.1708 </pre>
05_11_Rr_m7_Targ3r_F	Регрессия (Rr)	m7	0.637091	KPP	2 ~ 2.0337 ~> 98.32 %	-	-	<pre> predict 2.0337 </pre>
05_10_Rr_m4_Targ3r_S	Регрессия (Rr)	m4	0.724710	KPP	2 ~ 2.18497 ~> 90.75 %	-	-	"predict": 2.184972023865221
05_12_Rr_m7_Targ3r_S	Регрессия (Rr)	m7	0.637036	KPP	2 ~ 2.03596 ~> 98.2 %	-	-	'predict': 2.0359593837863184

POST

/predict/{uuid} Get result of model

Parameters

Name	Description
uuid ★ required	
string (path)	0f48a4ae-3615-4d97-8bf6-5c728d20c7ac
params (body)	<div>Edit Value Model</div> <pre>{ "x_names": ["x28", "x76", "x73", "x87", "x67", "x23", "x79", "x68", "x88", "x85", "x75"], "x_values": [3.2095, 9.2800, 3.7000, 8.6500, 78.0, 1.6702, 0.0100, 3.6300, 6.7800, 3.9000, 73.0] }</pre>

Server response

Code	Details
200	<div>Response body</div> <pre>{ "predict": "2.184972023865221" }</pre> <div>Response headers</div> <pre>connection: keep-alive content-length: 32 content-type: application/json date: Sun, 21 Mar 2021 16:55:52 GMT server: gunicorn/19.10.0 via: 1.1 vegur</pre>

Рис. 9. Опрос модели «05_10_Rr_m4_Targ3r_S» через web-API из базы знаний на получение прогноза и ответ сервера – результаты регрессии *по методу Гаусса*.

```
import requests
import json
# Запрос к модели в базе знаний для вычисления значений 'Y'
headers = {"Accept": "application/json", "Content-Type": "application/json"}
# Словарь с именами и значениями независимых переменных
predictors_x = { # имена параметров и их значения
    "x_names": [ "x68", "x67", "x85", "x23", "x73", "x76", "x25", "x86", "x79", "x87" ],
    "x_values": [3.6300, 78.0, 3.9000, 1.6702, 3.7000, 9.2800, 23.5957, 0.7600, 0.0100, 8.6500 ]
}
# запрос к БЗ
uuid = "d2be50f4-1dee-4a67-814d-c78e607574d7" # id модели в БЗ
r = requests.post("https://knowledge-base-2021.herokuapp.com/predict/" + uuid, headers=headers, data=json.dumps(predictors_x))
if r.status_code == 200:
    print("Вычисление 'Y' на основе входных значений. Модель "+uuid) # Ответ сервера (пример) = {"predict": [ "1.3043718886509095" ]}
    print(json.loads(r.text))
else:
    print(r.status_code, r.text) # ошибка запроса
```

Вычисление 'Y' на основе входных значений. Модель d2be50f4-1dee-4a67-814d-c78e607574d7
{'predict': '2.0359593837863184'}

Рис. 10. Программный опрос модели «05_12_Rr_m7_Targ3r_S» из базы знаний на получение прогноза и ответ сервера – результаты регрессии методом «gamma»-функции.

3.5.3 Вывод по таблице 3

В результате теста моделей на полных данных пациента с ID=8 точность градиентного бустинга «m1» максимально высока – для классификации биномиальной – 98.69%, для множественной - 98.72%, в то время, как обобщенная линейная модель по методу «m9» несколько менее точно определила искомый класс «А» с точностью 73.72%. Линейные регрессионные модели здесь показали невысокий результат точности прогноза: «gaussian» - 57.57%, «gamma» - 60.75%.

Дополнительно, на тех же исходных данных были исследованы две модели с ограниченным набором параметров: модель «05_02_Bk_m1_MTarg_S», которая также показала высокую точность для биномиальной классификации методом «m1» GBM – 99.19% и модель «05_08_Mk_m9_Targ3m_S», определившая с достаточно высокой долей вероятности искомый класс «А» - 72.15%.

3.5.4 Вывод по таблице 4

Наиболее высокую точность определения интересующих параметров при полном наборе данных пациента с ID=77 показал метод «m1» - Gradient Boosting Machine: для биномиальной классификации – 99.26%, для мультиклассовой – 97.68%. Регрессионные модели также показали высокий результат с точностью: для метода «gaussian» - 91.46%, для «gamma»-функции – 98.32%.

Дополнительно были исследованы две модели «05_08_Mk_m9_Targ3m_S» - методу «gaussian» и «05_12_Rr_m7_Targ3r_S» - «gamma» с ограниченным набором параметров того же пациента. Обе модели с высокой точностью дали требуемый прогноз – 90.75% и 98.2%.

3.5.5 Методика расчёта точности для линейных регрессионных моделей

Точность прогноза искомых параметров по методам «m4» и «m7» в сравнении численно известного параметра с вычисленным на основе моделей определялась по следующей зависимости:

$$P = \left(1 - \frac{|Y_{\text{изв}} - Y_{\text{пр}}|}{Y_{\text{изв}}}\right) \times 100\% \quad (1)$$

где **P** – точность, **Y_{изв}** – искомый известный результат, **Y_{пр}** – прогноз модели.

Формула 1 вычисляет долю полученной ошибки прогноза по отношению к величине истинного результата (**|Y_{изв} – Y_{пр}|**)/ **Y_{изв}**, по которой находится конечная доля точности вычисления, выраженная в процентах.

Выводы по работе

В текущей работе проводился анализ данных нескольких пациентов на основе ряда моделей машинного обучения, использующих различные методы классификации и регрессионной аналитики.

На основе полученных результатов можно заметить, что модели градиентного бустинга GBM и обобщенные линейные модели GLM показали устойчивое преимущество с высокими значениями точности выходных данных на обоих типах классификации по сравнению с регрессионными моделями, выходные значения которых распределялись в диапазоне от ~57% до ~98% в зависимости от типа моделей и входных данных.

Наряду с исследованием моделей, обученных на полном наборе данных, также, использовались модели с ограниченным набором для экспериментов с опросом этих моделей различными способами, а именно, для моделей «05_02_Bk_m1_MTarg_S» - рис.7 и «05_10_Rr_m4_Targ3r_S» - рис.9 опрос был проведён средствами web-интерфейса, а для моделей «05_08_Mk_m9_Targ3m_S» - рис.8 и «05_12_Rr_m7_Targ3r_S» - рис.10 – опрос был сгенерирован программным способом с использованием утилиты «curl» в контексте кода на языке «Python» для формирования стандартных «HTTP»-запросов к базе знаний.

В результате проведения текущей работы, были изучены инструменты анализа данных и машинного обучения на базе платформы «H2O», а также некоторые способы обращения к обученным моделям, их загрузки и обновления паспортных характеристик в базе знаний с целью получения прогнозных результатов. Такими способами стали взаимодействие с моделями в базе знаний через web-интерфейс и программные запросы по протоколу HTTP.

Список литературы

Яковина И.Н., Осипенко И.В.

Интеллектуальный анализ данных и машинное обучение. Методические указания к лабораторным работам №3. Электронный документ. НГТУ. АВТФ. 2021

URL:

https://docs.google.com/document/d/1_49GnFAtG2uXND-YEMQ6lterZwmAMQv0pZLgb2c8vnQ/edit#

Приложение. Список JSON-паспортов моделей из базы знаний.

```
[
{
  "x": [
    "x1", "x2", "x3", "x4", "x5", "x6", "x7", "x8", "x9", "x10",
    "x11", "x12", "x13", "x14", "x15", "x16", "x17", "x18", "x19", "x20",
    "x21", "x22", "x23", "x24", "x25", "x26", "x27", "x28", "x29", "x30",
    "x31", "x32", "x33", "x65", "x66", "x67", "x68", "x69", "x70", "x71",
    "x72", "x73", "x74", "x75", "x76", "x77", "x78", "x79", "x80", "x81",
    "x82", "x83", "x84", "x85", "x86", "x87", "x88", "x89", "x90"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "classbinary",
  "uuid": "ed57d07d-42e3-492a-b202-e2fdc096f9c1",
  "y": "MTarg",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.939127,
    "rmse": 0.102457,
    "maxf1": 1,
    "mse": 0.010497
  },
  "description": "05_01_Bk_MTarg_m1_F",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m1",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": true,
  "updated": "2021-03-20T22:59:52.475109"
},
```



```

{
  "x": [
    "x68", "x74", "x76", "x72", "x70", "x87", "x73", "x80", "x81", "x67"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "classbinary",
  "uuid": "914b816d-6798-4d2a-8e98-02269adb6796",
  "y": "MTarg",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.920868,
    "rmse": 0.116817,
    "maxf1": 1,
    "mse": 0.013646
  },
  "description": "05_02_Bk_m1_MTarg_S",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m1",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": false,
  "updated": "2021-03-20T23:33:42.138727"
},

```

```

{
  "x": [
    "x1", "x2", "x3", "x4", "x5", "x6", "x7", "x8", "x9", "x10",
    "x11", "x12", "x13", "x14", "x15", "x16", "x17", "x18", "x19", "x20",
    "x21", "x22", "x23", "x24", "x25", "x26", "x27", "x28", "x29", "x30",
    "x31", "x32", "x33", "x65", "x66", "x67", "x68", "x69", "x70", "x71",
    "x72", "x73", "x74", "x75", "x76", "x77", "x78", "x79", "x80", "x81",
    "x82", "x83", "x84", "x85", "x86", "x87", "x88", "x89", "x90"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "classbinary",
  "uuid": "5f0cbd17-122b-480b-b467-8fbe31bf3741",
  "y": "MTarg",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.847954,
    "rmse": 0.16131,
    "maxf1": 0.9912,
    "mse": 0.026021
  },
  "description": "05_03_Bk_m8_MTarg_F",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m8",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": true,
  "updated": "2021-03-21T08:52:35.680593"
},

```

```

{
  "x": [
    "x76", "x73", "x67", "x74", "x87", "x68", "x86", "x79", "x72", "x71", "x78", "x69",
    "x85", "x28", "x88"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "classbinary",
  "uuid": "f3c8cb8c-3218-4f41-903e-af73d5fc7ed8",
  "y": "MTarg",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.843185,
    "rmse": 0.16382,
    "maxf1": 0.9869,
    "mse": 0.026837
  },
  "description": "05_04_Bk_m8_MTarg_S",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m8",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": false,
  "updated": "2021-03-21T09:13:48.520496"
},

```

```

{
  "x": [
    "x1", "x2", "x3", "x4", "x5", "x6", "x7", "x8", "x9", "x10",
    "x11", "x12", "x13", "x14", "x15", "x16", "x17", "x18", "x19", "x20",
    "x21", "x22", "x23", "x24", "x25", "x26", "x27", "x28", "x29", "x30",
    "x31", "x32", "x33", "x65", "x66", "x67", "x68", "x69", "x70", "x71",
    "x72", "x73", "x74", "x75", "x76", "x77", "x78", "x79", "x80", "x81",
    "x82", "x83", "x84", "x85", "x86", "x87", "x88", "x89", "x90"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "classmulticlass",
  "uuid": "1cfd41f7-f520-49e3-9e5f-b5c3bd182fa8",
  "y": "Targ3m",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.958415,
    "rmse": 0.15702,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.024655
  },
  "description": "05_05_Mk_m1_Targ3m_F",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m1",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": true,
  "updated": "2021-03-20T23:14:52.335882"
},

```

```

{
  "x": [
    "x76", "x87", "x86", "x75", "x74", "x89", "x73", "x24", "x88", "x71", "x72", "x85",
    "x4", "x12", "x67"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "classmulticlass",
  "uuid": "32b74501-66ed-4f13-bb00-b2a534f37eb8",
  "y": "Targ3m",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.949647,
    "rmse": 0.172783,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.029854
  },
  "description": "05_06_Mk_m1_Targ3m_S",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m1",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": false,
  "updated": "2021-03-21T09:23:14.230486"
},

```

```

{
  "x": [
    "x1", "x2", "x3", "x4", "x5", "x6", "x7", "x8", "x9", "x10",
    "x11", "x12", "x13", "x14", "x15", "x16", "x17", "x18", "x19", "x20",
    "x21", "x22", "x23", "x24", "x25", "x26", "x27", "x28", "x29", "x30",
    "x31", "x32", "x33", "x65", "x66", "x67", "x68", "x69", "x70", "x71",
    "x72", "x73", "x74", "x75", "x76", "x77", "x78", "x79", "x80", "x81",
    "x82", "x83", "x84", "x85", "x86", "x87", "x88", "x89", "x90"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "classmulticlass",
  "uuid": "150a9b8d-7ee9-4015-a3e7-c977c5fe753b",
  "y": "Targ3m",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.771398,
    "rmse": 0.372077,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.138441
  },
  "description": "05_07_Mk_m9_Targ3m_F",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m9",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": true,
  "updated": "2021-03-20T23:17:56.255211"
},

```

```

{
  "x": [
    "x70", "x76", "x73", "x75", "x86", "x67", "x74", "x90", "x10", "x89", "x68", "x79",
    "x87", "x28", "x88"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "regression",
  "uuid": "9d6449da-876e-4820-9383-ae00cdae38e2",
  "y": "Targ3m",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.760428,
    "rmse": 0.3809,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.145085
  },
  "description": "05_08_Mk_m9_Targ3m_S",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m9",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": false,
  "updated": "2021-03-20T23:47:41.119261"
},

```

```

{
  "x": [
    "x1", "x2", "x3", "x4", "x5", "x6", "x7", "x8", "x9", "x10",
    "x11", "x12", "x13", "x14", "x15", "x16", "x17", "x18", "x19", "x20",
    "x21", "x22", "x23", "x24", "x25", "x26", "x27", "x28", "x29", "x30",
    "x31", "x32", "x33", "x65", "x66", "x67", "x68", "x69", "x70", "x71",
    "x72", "x73", "x74", "x75", "x76", "x77", "x78", "x79", "x80", "x81",
    "x82", "x83", "x84", "x85", "x86", "x87", "x88", "x89", "x90"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "regression",
  "uuid": "70056ab0-84f5-4669-947f-eb9e366f644c",
  "y": "Targ3r",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.72854,
    "rmse": 0.405458,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.164396
  },
  "description": "05_09_Rr_m4_Targ3r_F",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m4",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": true,
  "updated": "2021-03-20T23:20:56.954558"
},

```



```

{
  "x": [
    "x28", "x76", "x73", "x87", "x67", "x23", "x79", "x68", "x88", "x85", "x75"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "regression",
  "uuid": "0f48a4ae-3615-4d97-8bf6-5c728d20c7ac",
  "y": "Targ3r",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.72471,
    "rmse": 0.408309,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.166716
  },
  "description": "05_10_Rr_m4_Targ3r_S",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m4",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": false,
  "updated": "2021-03-20T23:56:55.118082"
},

```

```

{
  "x": [
    "x1", "x2", "x3", "x4", "x5", "x6", "x7", "x8", "x9", "x10",
    "x11", "x12", "x13", "x14", "x15", "x16", "x17", "x18", "x19", "x20",
    "x21", "x22", "x23", "x24", "x25", "x26", "x27", "x28", "x29", "x30",
    "x31", "x32", "x33", "x65", "x66", "x67", "x68", "x69", "x70", "x71",
    "x72", "x73", "x74", "x75", "x76", "x77", "x78", "x79", "x80", "x81",
    "x82", "x83", "x84", "x85", "x86", "x87", "x88", "x89", "x90"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "regression",
  "uuid": "f1d64873-a9ea-442d-b022-d6287e41187f",
  "y": "Targ3r",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.637091,
    "rmse": 0.468803,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.219778
  },
  "description": "05_11_Rr_m7_Targ3r_F",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m7",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": true,
  "updated": "2021-03-20T23:23:11.364447"
},

```

```

{
  "x": [
    "x68", "x67", "x85", "x23", "x73", "x76", "x25", "x86", "x79", "x87"
  ],
  "hash_data_test": "",
  "author": "Visotsky",
  "task_type": "regression",
  "uuid": "d2be50f4-1dee-4a67-814d-c78e607574d7",
  "y": "Targ3r",
  "hash_data_train": "",
  "metric": {
    "additional": {},
    "r2": 0.637036,
    "rmse": 0.468841,
    "maxf1": 0,
    "mse": 0.219812
  },
  "description": "05_12_Rr_m7_Targ3r_S",
  "variant": 5,
  "filename": "1CRR-v2.csv",
  "category": "m7",
  "task": "kpp",
  "is_full_to_train": false,
  "updated": "2021-03-21T00:09:01.126252"
}
]

```