

**Ф.Ф. Абдрафикова, Е.А. Муравьева, М.И. Шарипов**

Уфимский государственный нефтяной технический университет,  
филиал в г. Стерлитамаке, Россия

## **ПРЕДСКАЗАНИЕ КОЭФФИЦИЕНТА ПРОДУКТИВНОСТИ СКВАЖИН НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

*На нефтяных месторождениях очень много факторов, которые влияют на работу оборудования: начиная от конструкции скважины, заканчивая процессами, которые происходят в пласте и в стволе скважины. Со временем эти осложнения приводят к резкому снижению эффективности работы оборудования нефтяных месторождений.*

*В связи с этим актуальными являются разработки по улучшению технологических показателей работы насосов и всей установки в целом. Для решения данной проблемы рассматривается метод машинного обучения. Машинное обучение позволяет обработать, интегрировать, преобразовать данные и оптимизировать анализ данных нефтяных скважин. Данный метод является новым научным подходом к решению задачи повышения эффективности режимов работы оборудования нефтяных месторождений на основе коэффициентов продуктивности скважин.*

*В данной работе рассмотрен Восточный участок Чутырско-Куенгонского месторождения, на котором находится 26 добывающих и 13 нагнетательных скважин. Сформирована выборка, которая включает в себя такие переменные, как дебит добывающей скважины, пластовое давление добывающей скважины, забойное давление добывающей скважины, депрессия на пласт добывающей скважины, коэффициент продуктивности добывающей скважины и состояние насоса нагнетательной скважины. Данные переменные влияют на технологический процесс добычи нефти и оказывают взаимное влияние друг на друга. Рассмотрен алгоритм работы насосов нагнетательных скважин. Данные описаны, обработаны и подготовлены. Рассмотрено влияние коэффициента продуктивности добывающей скважины на работу насоса нагнетательной скважины. С помощью приложения *Regression Learner* в программе *MATLAB* обучена регрессионная модель, предсказывающая коэффициент продуктивности добывающих скважин с учетом влияющих параметров.*

*Данная работа позволит определять допустимые пределы уменьшения или увеличения параметров, которые не приводят к ухудшению показателей работы скважин и преждевременному выходу из строя насосов и других оборудованиях нефтяных месторождений.*

**Ключевые слова:** дебит скважины, добывающая скважина, забойное давление, коэффициент продуктивности скважины, машинное обучение, нагнетательная скважина, насос, пластовое давление, регрессионная модель.

**F.F. Abdrafikova, E.A. Muravyova, M.I. Sharipov**

Ufa State Petroleum Technological University,  
Branch in Sterlitamak, Russian Federation

## **PREDICTION OF THE WELL PRODUCTIVITY COEFFICIENT BASED ON MACHINE LEARNING**

*In oil fields, there are a lot of factors that affect the operation of equipment—from the design of the well, to the processes that occur in the reservoir and in the wellbore. Over time, these complications lead to a sharp decrease in the efficiency of oil field equipment.*

*In this regard, developments to improve the technological performance of the pump and the entire installation as a whole are relevant. To solve this problem, the method of machine learning is considered. Machine learning allows you to process, integrate, transform data and optimize the analysis of oil well data. This method is a new scientific approach to solving the problem of improving the efficiency of operating modes of oil field equipment based on well productivity coefficients.*

*In this paper, we consider the Eastern section of the Chutyrsko-Kiengopskoye field, where there are 26 production and 13 injection wells. A sample is formed that includes such variables as: production well flow rate, production well reservoir pressure, production well bottom-hole pressure, production well reservoir depression, production well productivity coefficient, and injection well pump condition. These variables affect the technological process of oil production and have a mutual influence on each other. The algorithm of the pump operation of injection wells is considered. The data is described, processed, and prepared. The influence of the productivity coefficient of the producing well on the pump operation of the injection well is considered. Using the Regression Learner application, a regression model is trained in the Matlab program that predicts the productivity coefficient of producing wells, taking into account the influencing parameters.*

*This work will allow us to determine the permissible limits of reducing or increasing the parameters that do not lead to a deterioration in the performance of wells and premature failure of pumps and other equipment of oil fields.*

**Keywords:** *well flow rate, production well, downhole pressure, well productivity coefficient, machine learning, injection well, pump, reservoir pressure, regression model.*

При сегодняшней цене на нефть предприятиям, работающим в нефтегазодобывающей отрасли, крайне важно оставаться рентабельными. Как показывает практика, автоматизация может стать тем средством, которое при минимальных инвестициях позволит повысить дебет скважин за счет повышения эксплуатационной готовности оборудования и оптимизации его работы, снизить операционные затраты за счет удаленного мониторинга и решить другие задачи. Внедрение средств автоматизации также значительно сокращает риск нанесения вреда здоровью людей и окружающей среде.

Новые технологии позволяют реализовать идеологию «интеллектуального месторождения», которая включает комплекс решений от тактических задач по сбору и передаче данных на значительные расстояния средств оптимизации механизированной добычи и газлифта до стратегических задач управления разработкой месторождения в целом с использованием интегрированной модели пласта с наземной инфраструктурой [11].

Для того чтобы месторождение приносило прибыль, нужно решить большое количество проблем. Однако решение одной проблемы может привести к другим, более сложным. Например, при нерациональном повышении нефтеотдачи можно достичь увеличения количества добытой жидкости, но при этом могут повыситься капитальные или эксплуатационные затраты.

Таким образом, для достижения этой цели нефтедобывающие предприятия нуждаются в надежной и эффективно функционирующей системе мониторинга и управления месторождением, которая будет направлена на повышение показателей добычи нефти и на повышение эффективности режимов работы оборудования нефтяных месторождений. С решением этой задачи эффективно справляется система технологических решений, получившая название «интеллектуальное месторождение» (ИМ) [3]. Благодаря ИМ множество «заброшенных» месторождений, которые, как казалось, исчерпали свои запасы, смогут «вдохнуть» новую жизнь. Главной особенностью «интеллектуального» месторождения является практически полное отсутствие человека. Почти всеми процессами и принятием решений управляет искусственный интеллект.

Факторов, влияющих на работу оборудования нефтяных месторождений, очень много: от конструкции скважины до процессов, происходящих в пласте и стволе скважины. Совокупность всех осложнений приводит к резкому снижению эффективности работы оборудования нефтяных месторождений. В связи с этим становятся актуальными разработки по улучшению технологических показателей работы насосов и всей установки в целом [12, 13].

Развитие цифровизации параметров работы нефтяных скважин, как источников значений параметров для массового производства, так и методов сбора данных в реальном времени, позволяет обеспечивать оптимизацию процесса добычи нефти. Использование машинного обучения для очистки, интеграции, преобразования данных и оптимизации анализа данных нефтяных скважин является новым научным подходом к решению задачи повышения эффективности режимов работы оборудования нефтяных месторождений на основе коэффициентов продуктивности скважин [4].

В данной работе была поставлена задача разработать модель машинного обучения для предсказания коэффициентов продуктивности добывающих скважин, которые влияют на работу насосов нагнетательных скважин.

Данная работа позволит определить допускаемые пределы уменьшения или увеличения параметров, которые не приводят к ухудшению показателей работы скважин и преждевременному выходу из строя насосов и других оборудований нефтяных месторождений.

**Сбор, обработка и подготовка данных.** Для реализации проекта необходимо собрать обучающий набор данных, представляющий собой набор входных и выходных значений переменных, необходимых для обучения модели [5, 10].

Перед тем как создать таблицу с обучающим набором выборки, необходимо определить, какие входные переменные влияют на технологический процесс и оказывают взаимное влияние [6, 14].

В многомерной системе данного процесса необходимо учитывать следующие входные и выходные переменные:

1. Дебит добывающей скважины ( $Q$ , т/сут) – объем нефти, добываемой из скважины за сутки.
2. Пластовое давление добывающей скважины ( $P_p$ , МПа) – это давление, под которым находится пластовая жидкость.
3. Забойное давление добывающей скважины ( $P_z$ , МПа) – это давление в стволе скважины на глубине ее забоя.
4. Депрессия на пласт добывающей скважины ( $DP$ , МПа) – это разность между пластовым давлением и забойным давлением.
5. Коэффициент продуктивности добывающей скважины ( $K$ , т/(сут·МПа)) – отношение дебита скважины к депрессии на пласт.
6. Состояние насоса нагнетательной скважины ( $P$ ): насос включен ( $1 - On$ ) либо выключен ( $0 - Off$ ).

Для определения коэффициента продуктивности добывающей скважины ( $K$ ) необходимо знать: дебит добывающей скважины ( $Q$ ), пластовое давление добывающей скважины ( $P_p$ ) и забойное давление добывающей скважины ( $P_z$ ). Когда значение коэффициента продуктивности добывающей скважины ( $K$ ) становится равным или менее чем  $0,20$  т/(сут·МПа), происходит включение насоса нагнетательной скважины ( $P - 1$  ( $On$ )). После того, как коэффициент продуктивности добывающей скважины ( $K$ ) становится выше чем  $0,20$  т/(сут·МПа), происходит выключение насоса нагнетательной скважины ( $P - 0$  ( $Off$ )).

**Описание переменных.** На Восточном участке Чутырско-Киенгопского месторождения располагается 26 добывающих и 13 нагнетательных скважин. В табл. 1 представлены входные переменные.

Таблица 1

Входные переменные (дебит, пластовое давление и забойное давление)

Скважина	Переменная	Диапазон измерений	Единица измерения
1083R	Q1083R	1–1,5	т/сут
	Pp1083R	10,8–11,8	МПа
	Pz1083R	4,1–5	МПа
1087R	Q1087R	1,5–2	т/сут
	Pp1087R	8,7–9,9	МПа
	Pz1087R	5,1–6,2	МПа
1214	Q1214	1,7–2	т/сут
	Pp1214	10,5–11,4	МПа
	Pz1214	5,8–6,8	МПа
1215	Q1215	1,3–1,8	т/сут
	Pp1215	9,1–10	МПа
	Pz1215	4,9–5,9	МПа
1216	Q1216	1,1–1,6	т/сут
	Pp1216	10,9–12	МПа
	Pz1216	4–5	МПа
1219	Q1219	1,2–1,7	т/сут
	Pp1219	10,2–11	МПа
	Pz1219	5,8–6,7	МПа
1220	Q1220	1,3–1,6	т/сут
	Pp1220	11,3–12	МПа
	Pz1220	4,2–5	МПа
1221	Q1221	1,2–1,8	т/сут
	Pp1221	9,8–10,7	МПа
	Pz1221	4,8–5,9	МПа
1222	Q1222	1,4–2	т/сут
	Pp1222	7,6–8,6	МПа
	Pz1222	5,1–6,2	МПа
1223	Q1223	1,5–1,8	т/сут
	Pp1223	9,6–10,6	МПа
	Pz1223	4,9–5,9	МПа
1224	Q1224	1,1–1,7	т/сут
	Pp1224	12,9–13,9	МПа
	Pz1224	5,8–6,7	МПа
1225	Q1225	1,8–2	т/сут
	Pp1225	9,9–10,9	МПа
	Pz1225	5,9–6,8	МПа

Окончание табл. 1

Скважина	Переменная	Диапазон измерений	Единица измерения
1227	Q1227	0,9–1,5	т/сут
	Pp1227	11,4–12,3	МПа
	Pz1227	4,1–5,2	МПа
1228	Q1228	1,6–2	т/сут
	Pp1228	10,1–11	МПа
	Pz1228	5,9–6,8	МПа
1229	Q1229	1,2–1,7	т/сут
	Pp1229	8,5–9,4	МПа
	Pz1229	5,8–6,9	МПа
1231	Q1231	1–1,5	т/сут
	Pp1231	11,4–12,3	МПа
	Pz1231	4,1–5,3	МПа
1232	Q1232	1,1–1,6	т/сут
	Pp1232	9–9,9	МПа
	Pz1232	4,3–5,1	МПа
1233	Q1233	1,7–2,2	т/сут
	Pp1233	10,6–11,5	МПа
	Pz1233	5,8–6,8	МПа
1234	Q1234	1,2–1,7	т/сут
	Pp1234	8,5–9,4	МПа
	Pz1234	5,9–6,7	МПа
1235	Q1235	1,1–1,7	т/сут
	Pp1235	9,6–10,7	МПа
	Pz1235	5,1–6,2	МПа
1237	Q1237	1,8–2	т/сут
	Pp1237	9,6–10,5	МПа
	Pz1237	4–5,2	МПа
1238	Q1238	1,8–2,2	т/сут
	Pp1238	10,7–11,8	МПа
	Pz1238	5,8–6,8	МПа
1239	Q1239	1,6–2	т/сут
	Pp1239	8,1–9,2	МПа
	Pz1239	5,1–6,2	МПа
1240	Q1240	1,3–1,8	т/сут
	Pp1240	9,6–10,5	МПа
	Pz1240	4,8–5,9	МПа
1241	Q1241	1,5–2	т/сут
	Pp1241	10,1–11	МПа
	Pz1241	5,9–6,8	МПа
1242	Q1242	1,2–1,7	т/сут
	Pp1242	9,8–10,9	МПа
	Pz1242	5,8–6,7	МПа

Поскольку каждая добывающая скважина имеет по 3 входных переменных, то общее число входных переменных будет равно 78.

В табл. 2 представлены выходные переменные.

Таблица 2

Выходные переменные (депрессия на пласт  
и коэффициент продуктивности)

Скважина	Переменная	Диапазон измерений	Единица измерения
1083R	DP1083R	5,8–7,7	МПа
	K1083R	0,13–0,26	т/(сут·МПа)
1087R	DP1087R	2,5–4,8	МПа
	K1087R	0,32–0,78	т/(сут·МПа)
1214	DP1214	3,7–5,6	МПа
	K1214	0,3–0,53	т/(сут·МПа)
1215	DP1215	3,2–5,1	МПа
	K1215	0,26–0,55	т/(сут·МПа)
1216	DP1216	5,9–8	МПа
	K1216	0,14–0,27	т/(сут·МПа)
1219	DP1219	3,5–5,2	МПа
	K1219	0,23–0,48	т/(сут·МПа)
1220	DP1220	6,3–7,8	МПа
	K1220	0,17–0,25	т/(сут·МПа)
1221	DP1221	3,9–5,9	МПа
	K1221	0,2–0,45	т/(сут·МПа)
1222	DP1222	1,4–3,5	МПа
	K1222	0,4–1,4	т/(сут·МПа)
1223	DP1223	3,7–5,7	МПа
	K1223	0,27–0,48	т/(сут·МПа)
1224	DP1224	6,2–8,1	МПа
	K1224	0,17–0,27	т/(сут·МПа)
1225	DP1225	3,1–5	МПа
	K1225	0,36–0,64	т/(сут·МПа)
1227	DP1227	6,2–8,2	МПа
	K1227	0,11–0,24	т/(сут·МПа)
1228	DP1228	3,3–5,1	МПа
	K1228	0,32–0,6	т/(сут·МПа)
1229	DP1229	1,6–3,6	МПа
	K1229	0,34–1,03	т/(сут·МПа)
1231	DP1231	6,11–8,2	МПа
	K1231	0,12–0,24	т/(сут·МПа)
1232	DP1232	3,9–5,6	МПа
	K1232	0,2–0,41	т/(сут·МПа)
1233	DP1233	3,8–5,7	МПа
	K1233	0,3–0,57	т/(сут·МПа)

Окончание табл. 2

Скважина	Переменная	Диапазон измерений	Единица измерения
1234	DP1234	1,8–3,5	МПа
	K1234	0,35–0,92	т/(сут·МПа)
1235	DP1235	3,4–5,6	МПа
	K1235	0,2–0,49	т/(сут·МПа)
1237	DP1237	4,4–6,5	МПа
	K1237	0,28–0,45	т/(сут·МПа)
1238	DP1238	3,9–6	МПа
	K1238	0,3–0,56	т/(сут·МПа)
1239	DP1239	1,9–4,1	МПа
	K1239	0,4–1,03	т/(сут·МПа)
1240	DP1240	3,7–5,7	МПа
	K1240	0,23–0,48	т/(сут·МПа)
1241	DP1241	3,3–5,1	МПа
	K1241	0,3–0,6	т/(сут·МПа)
1242	DP1242	3,1–5,1	МПа
	K1242	0,24–0,54	т/(сут·МПа)
1090R	P1090R	0;1	–
1278	P1278	0;1	–
1279	P1279	0;1	–
1281	P1281	0;1	–
1282	P1282	0;1	–
1283	P1283	0;1	–
1284	P1284	0;1	–
1285	P1285	0;1	–
1286	P1286	0;1	–
1287	P1287	0;1	–
1288	P1288	0;1	–
1289	P1289	0;1	–
1290	P1290	0;1	–

Поскольку каждая добывающая скважина имеет по 2 выходных переменных и учитывается состояние работы насоса 13 нагнетательных скважин, то общее число выходных переменных будет равно 65.

**Алгоритм работы насосов нагнетательных скважин.**

1. *Добывающая скважина 1083R.* На нее влияют 3 нагнетательные скважины: 1281, 1283, 1285. Когда значение коэффициента продуктивности добывающей скважины 1083R (K1083R) становится равным или менее чем 0,20 т/(сут·МПа), происходит включение насоса одной из нагнетательных скважин. Но при этом насосы 2 других нагнетательных скважин остаются выключенными.



Если  $K_{1083} \leq 0,20$ ,  $P_{1283} = 0$ ,  $P_{1285} = 0$ , то  $P_{1281} = 1$ .

Если  $K_{1083} \leq 0,20$ ,  $P_{1281} = 0$ ,  $P_{1285} = 0$ , то  $P_{1283} = 1$ .

Если  $K_{1083} \leq 0,20$ ,  $P_{1281} = 0$ ,  $P_{1283} = 0$ , то  $P_{1285} = 1$ .

Когда значение коэффициента продуктивности добывающей скважины 1083R ( $K_{1083R}$ ) становится больше чем  $0,20$  т/(сут·МПа), происходит выключение насоса одной из нагнетательных скважин. Но при этом насосы 2 других нагнетательных скважин остаются выключенными.

Если  $K_{1083R} > 0,20$ ,  $P_{1283} = 0$ ,  $P_{1285} = 0$ , то  $P_{1281} = 0$ .

Если  $K_{1083R} > 0,20$ ,  $P_{1281} = 0$ ,  $P_{1285} = 0$ , то  $P_{1283} = 0$ .

Если  $K_{1083R} > 0,20$ ,  $P_{1281} = 0$ ,  $P_{1283} = 0$ , то  $P_{1285} = 0$ .

2. *Добывающая скважина 1087R.* На нее влияют 2 нагнетательные скважины: 1288, 1290. Когда значение коэффициента продуктивности добывающей скважины 1087R ( $K_{1087R}$ ) становится равным или менее чем  $0,20$  т/(сут·МПа), происходит включение насоса одной из нагнетательных скважин. Но при этом насос другой нагнетательной скважины остается выключенным.

Если  $K_{1087R} \leq 0,20$ ,  $P_{1290} = 0$ , то  $P_{1288} = 1$ .

Если  $K_{1087R} \leq 0,20$ ,  $P_{1288} = 0$ , то  $P_{1290} = 1$ .

Когда значение коэффициента продуктивности добывающей скважины 1087R ( $K_{1087R}$ ) становится больше чем  $0,20$  т/(сут·МПа), происходит выключение насоса одной из нагнетательных скважин. Но при этом насос другой нагнетательной скважины остается выключенным.

Если  $K_{1087R} > 0,20$ ,  $P_{1290} = 0$ , то  $P_{1288} = 0$ .

Если  $K_{1087R} > 0,20$ ,  $P_{1288} = 0$ , то  $P_{1290} = 0$ .

3. *Добывающая скважина 1214.* На нее влияет 1 нагнетательная скважина – 1278. Когда значение коэффициента продуктивности добывающей скважины 1214 ( $K_{1214}$ ) становится равным или менее чем  $0,20$  т/(сут·МПа), происходит включение насоса нагнетательной скважины 1278.

Если  $K_{1214} \leq 0,20$ , то  $P_{1278} = 1$ .

Когда значение коэффициента продуктивности добывающей скважины 1214 ( $K_{1214}$ ) становится больше чем  $0,20$  т/(сут·МПа), происходит выключение насоса нагнетательной скважины 1278.

Если  $K_{1214} > 0,20$ , то  $P_{1278} = 0$ .

4. Для добывающих скважин 1215, 1216, 1219, 1220, 1221, 1222, 1223, 1224, 1225, 1227, 1228, 1229, 1231, 1232, 1233, 1234, 1235, 1237, 1238, 1239, 1240, 1241, 1242 алгоритм работы насосов нагнетательных скважин будет аналогичным.

**Обучающий набор данных.** Была сформирована обучающая выборка, учитывая взаимное влияние переменных и алгоритм работы насосов нагнетательных скважин [7–9]. Это необходимо для того, чтобы избежать составления неправильного обучающего набора данных для машинного обучения и последующих ошибок при получении выходных переменных [15, 16].

Данная выборка состоит из 46112 примеров, в которой учитываются все переменные, которые влияют на технологический процесс и задействованы в многомерных связях процесса (табл. 3).

Таблица 3

Обучающий набор данных

№ п/п	Q1083R	Pp1083R	Pz1083R	Q1087R	...	P1287	P1288	P1289	P1290
1	1,26	11,09	4,44	1,88	...	Off	Off	Off	Off
2	1,17	11,21	4,30	1,56	...	Off	Off	Off	Off
3	1,46	10,84	4,60	1,54	...	Off	Off	Off	Off
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
46110	1,09	11,80	4,44	1,78	...	Off	Off	Off	Off
46111	1,07	10,80	4,53	1,84	...	Off	Off	Off	Off
46112	1,17	11,07	4,55	1,95	...	Off	Off	Off	Off

**Предсказание коэффициента продуктивности скважин.** В программе MATLAB с помощью команды load были загружены обработанные данные в виде таблицы T1.

Далее необходимо обучить регрессионную модель, которая будет предсказывать коэффициент продуктивности скважины (с учетом влияющих параметров). Для этого необходимо использовать приложение Regression Learner [1].

В приложении нужно создать новую сессию, для этого выбрана вкладка New Session. Далее загружена таблица T1. Для предсказания указан коэффициент продуктивности скважины 1220 (K1220), который может быть от 0,17 до 0,25 т/(сут·МПа). Необходимо отбросить лишние столбцы, которые не влияют на обучение данной скважины. Таким образом остаются следующие столбцы:

1. Дебит добывающей скважины 1220 – Q1220.
2. Пластовое давление добывающей скважины 1220 – Pp1220.
3. Забойное давление добывающей скважины 1220 – Pz1220.
4. Депрессия на пласт добывающей скважины 1220 – DP1220.
5. Состояние насоса нагнетательной скважины 1279 – P1279.

6. Состояние насоса нагнетательной скважины 1281 – P1281.

Был выбран Cross-Validation со значением 5 folds. После этого новая сессия была запущена.

По оси  $x$  можно выбрать любой предиктор (столбец). Выбран дебит добывающей скважины 1220. По оси  $y$  – предсказываемая величина. Таким образом, видим, что чем больше дебит добывающей скважины 1220, тем выше коэффициент добывающей скважины 1220. Данная зависимость представлена на рис. 1.

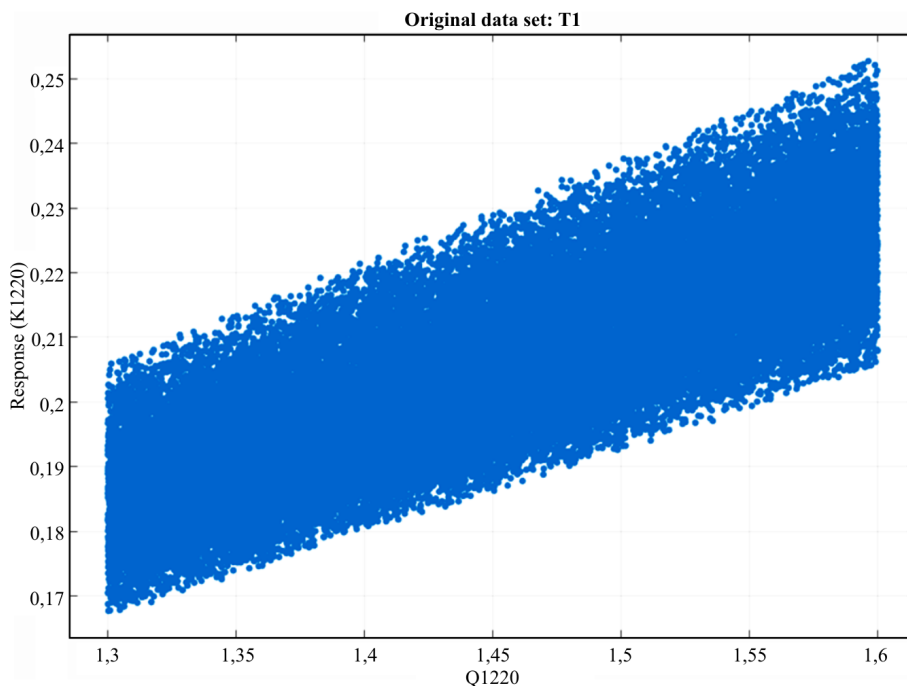


Рис. 1. Зависимость K1220 от Q1220

Теперь по оси  $x$  выбрано состояние насоса нагнетательной скважины 1279. Делаем вывод, что, когда коэффициент продуктивности добывающей скважины 1220 становится менее 0,20 т/(сут·МПа), происходит включение насоса нагнетательной скважины 1279. Когда коэффициент продуктивности становится более 0,20 т/(сут·МПа), происходит выключение насоса нагнетательной скважины. Зависимость изображена на рис. 2.

Далее приступим к обучению моделей. Выбраны модели, которые быстро обучаются с помощью All Quick-To-Train.

Происходило обучение 4 моделей. Это линейная регрессия (Linear Regression) и 3 вида деревьев принятия решений (Tree). Получены сле-

дующие значения среднеквадратичных отклонений (среднеквадратичных ошибок):

1. Linear (1.1) – 0,0007041.
2. Fine Tree (1.2) – 0,0004936.
3. Medium Tree (1.3) – 0,00050093.
4. Coarse Tree (1.4) – 0,0006961.

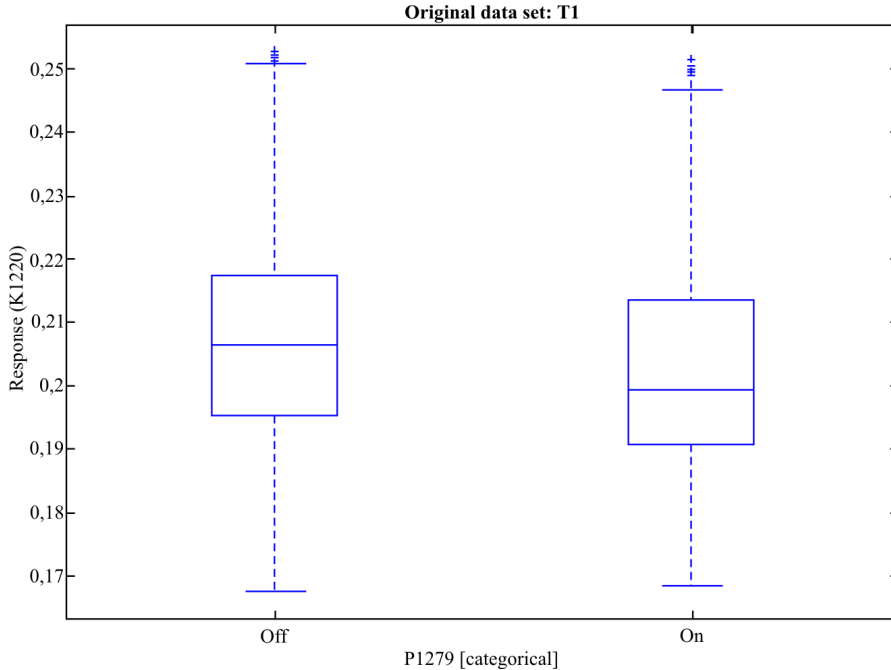


Рис. 2. Зависимость K1220 и P1279

Анализируя полученные значения, делаем вывод, что Fine Tree (1.2) самая точная модель.

Построен график невязок модели Fine Tree (1.2). Для этого выбрали PLOTS → Residuals Plot. На рис. 3 представлен график Residuals Plot модели Fine Tree (1.2).

Это и является среднеквадратичным отклонением, по которому мы вычисляем точность. По оси  $x$  отложен реальный коэффициент продуктивности добывающей скважины 1220, который берется из исходных данных, а по оси  $y$  откладывается погрешность. Модель после обучения предсказала коэффициент продуктивности скважины и сравнила его с коэффициентом, который был изначально известен, т.е. настолько модель ошиблась на тех же данных, на которых она обучалась. В среднем среднеквадратичная погрешность  $\approx 0,0004936$ .

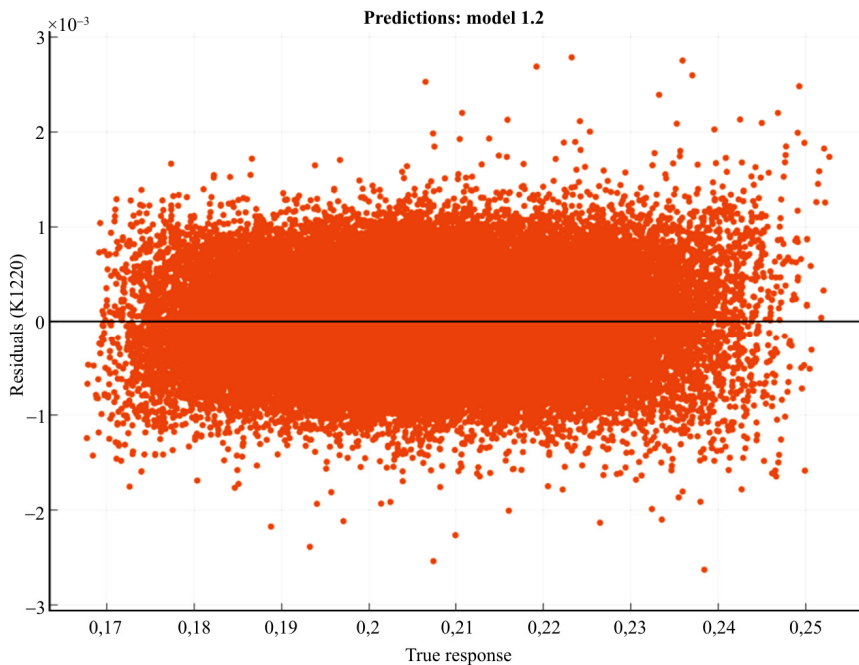


Рис. 3. График Residuals Plot модели Fine Tree (1.2)

На графике Residuals Plot по оси  $x$  отложен предиктор состояния насоса нагнетательной скважины 1279 (рис. 4).

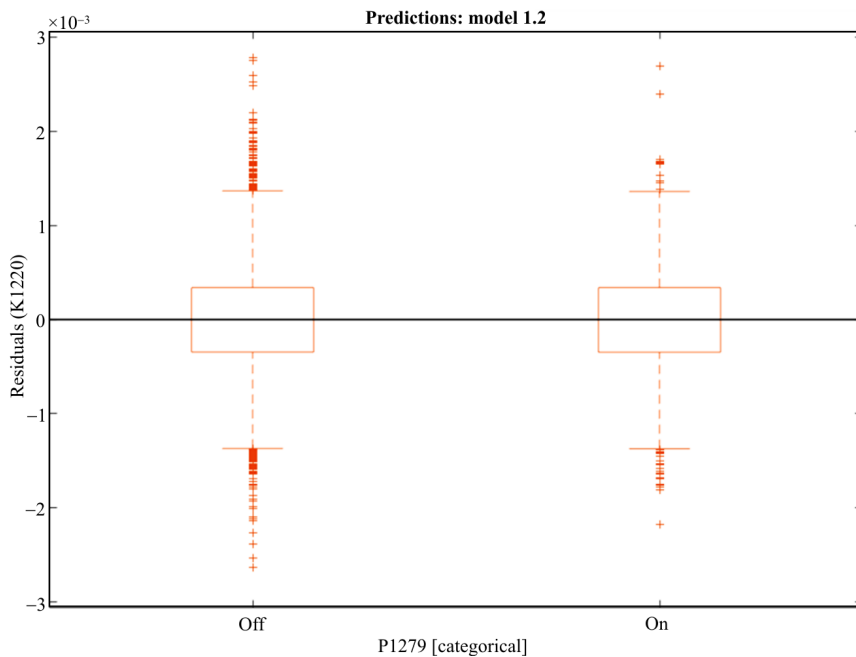


Рис. 4. График Residuals Plot модели Fine Tree (1.2) от P1279

Видим, что в зависимости от состояния насоса нагнетательной скважины ошибка предсказания почти одинакова и довольно маленькая. Делаем вывод, что данная модель предсказывает достаточно хорошо.

Построен график предсказанного значения против реального. Для этого выбрали PLOTS → Predicted vs. Actual Plot. Данный график изображен на рис. 5.

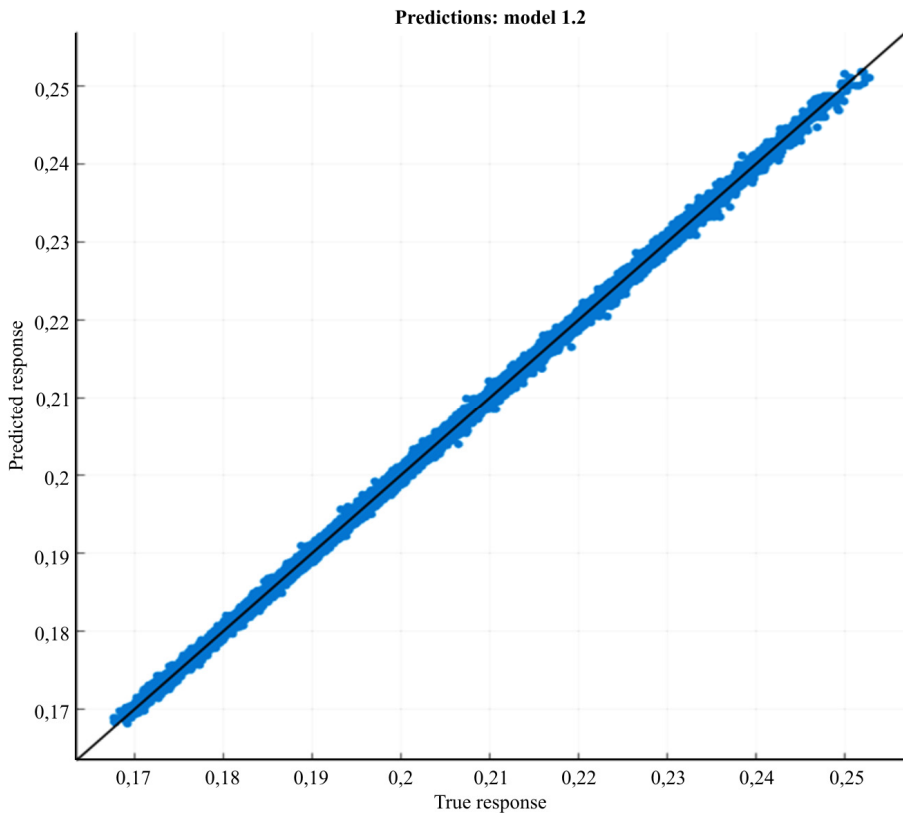


Рис. 5. График Predicted vs. Actual Plot модели Fine Tree (1.2)

Видим, что все точки располагаются очень близко к линии. Чем облако уже, тем модель точнее. Это означает, что данная точность достигает почти 100 %.

Далее с помощью этой модели предсказывали коэффициент продуктивности добывающей скважины. Для этого экспортировали данную модель в MATLAB. Была выбрана вкладка Export Model и под именем trainedModel сохранена модель в рабочую область MATLAB [2].

Использовали данную модель, чтобы предсказать коэффициент продуктивности добывающей скважины 1220 для исходных данных, на которых она обучалась. Получено 46112 значений, которые обозначают коэффициент продуктивности добывающей скважины 1220 (рис. 6).

```
p = trainedModel.predictFcn(T1)

p = 46112x1
    0.1880
    0.2157
    0.2252
    0.1904
    0.1996
    0.2199
    0.2184
    0.2195
    0.1993
    0.1812
    ...
```

Рис. 6. Предсказание K1220

Сравним предсказанный и реальный коэффициент продуктивности добывающей скважины 1220. Для этого построим график scatter (рис. 7).

```
scatter(T1.K1220, p, ".")
xlabel('Реальный K1220')
ylabel('Предсказанный K1220')
grid on
```

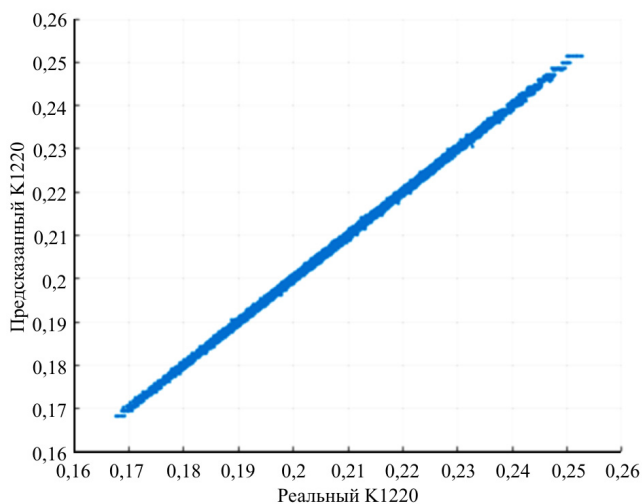


Рис. 7. График scatter

Таким образом, видим, данная модель работает и может предсказать значение.

В программе MATLAB была разработана модель машинного обучения для предсказания коэффициентов продуктивности добывающих скважин, которые влияют на работу насосов нагнетательных скважин.

### **Список литературы**

1. Алпайдин Э. Машинное обучение: новый искусственный интеллект. – М.: Точка, 2017. – 208 с.
2. Вьюгин В.В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования. – М., 2013. – 391 с.
3. Ивановский В.Н. Одновременно-раздельная эксплуатация и «интеллектуализация» скважин: вчера, сегодня и завтра // Инженерная практика. – 2010. – № 1. – С. 4–15.
4. Кубряк А.И., Муравьева Е.А. Способ повышения эффективности многомерного четкого логического регулятора // Сб. материалов 71-й Всерос. науч.-техн. конф.: в 3 ч. – Ярославль, 2018. – Ч. 2. – С. 290–293.
5. Муравьева Е.А., Абдрафикова Ф.Ф., Газизова Г.И. Система управления технологическим процессом бродильного отделения на основе нечеткого регулятора // Информационные технологии. Проблемы и решения. – 2020. – № 3 (12). – С. 136–141.
6. Разработка автоматической системы поддержания оптимального уровня жидкости с использованием поплавкового уровнемера на основе переменного резистора / Е.А. Муравьева, Э.Р. Еникеева, Р.Р. Нургалиев, А.И. Кубряк // Достижения, проблемы и перспективы развития нефтегазовой отрасли: материалы междунар. науч.-практ. конф. / Альмет. гос. нефт. ин-т. – Альметьевск, 2018. – С. 238–243.
7. Муравьева Е.А., Зайнуллина Д.Р. Разработка алгоритма автоматизированной системы управления силосом для сыпучих материалов // Современные технологии: достижения и инновации: сб. материалов II Всерос. науч.-практ. конф. – Уфа, 2020. – С. 414–416.
8. Муравьева Е.А., Радакина Д.С. Разработка алгоритма настройки адаптивного нечеткого регулятора с двойной базой правил // Информационные технологии интеллектуальной поддержки принятия решений: труды VI Всерос. конф. – Уфа, 2018. – С. 36–41.
9. Муравьева Е.А., Резвых А.О. Разработка алгоритма автоматизированной системы управления подачей компонентов в сырьевую мельницу в цехе клинкер-2 // Современные технологии: достижения и инновации: сб. материалов II Всерос. науч.-практ. конф. – Уфа, 2020. – С. 432–434.
10. Муравьева Е.А., Столповская Ю.В. Система управления электрообогревом реактора с применением нейронной сети и нечеткого регулятора // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2020. – № 1. – С. 3–8.



11. Остроумова Е.Г. Интеллектуальное месторождение: мировая практика и современные технологии // Газовая промышленность, 2012. – № 7 (677). – С. 10–11.
12. Абдрафикова Ф.Ф., Муравьева Е.А., Кулакова Е.С. Анализ видов и последствий отказов процесса добычи нефти // Химия. Экология. Урбанистика: сб. материалов Всерос. науч.-практ. конф. – 2020. – Т. 4. – С. 242–245.
13. Абдрафикова Ф.Ф., Муравьева Е.А. Анализ причин и последствий отказов процесса нефтедобычи // Актуальные проблемы науки и техники: материалы XIII Междунар. науч.-практ. конф. молодых ученых. – Уфа, 2020. – Т. 2. – С. 121–122.
14. Optimization of the structure of the control system using the fuzzy controller / E.A. Muraveva, E.A. Shulaeva, P.N. Charikov, R.R. Kadyrov, M.I. Sharipov, A.V. Bondarev, A.F. Shishkina // 9th International Conference on Theory and Application of Soft Computing, Computing with Words and Perception. – Budapest, 2017. – С. 487–494.
15. Muravyova E.A., Uspenskaya N.N. Development of a Neural Network for a Boiler Unit Generating Water Vapour Control // Optical Memory and Neural Networks. – 2018. – Vol. 27, no. 4. – P. 297–307.
16. Muravyova E.A., Sharipov M.I., Bondarev A.V. Fuzzification concept using the any-time algorithm on the basis of precise term sets // International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, Proceedings electronic edition. – Челябинск, 2017. – С. 174–175.

### References

1. Alpaidin E. Mashinnoe obuchenie: novyi iskusstvennyi intellekt [Machine learning: the new artificial intelligence]. Moscow, Tochka, 2017, 208 p.
2. Viugin V.V. Matematicheskie osnovy mashinnogo obucheniia i prognozirovaniia [Mathematical foundations of machine learning and forecasting]. Moscow, 2013, 391 p.
3. Ivanovskii V.N. Odновременno-razdel'naia ekspluatatsiia i «intellektualizatsiia» skvazhin: vchera, segodnia i zavtra [At the same time-separate operation and «intellectualization» of wells: yesterday, today and tomorrow]. *Engineering practice*, 2010, pp. 4-15.
4. Kubriak A.I., Muravyova E.A. Sposob povysheniia effektivnosti mnogomernogo chetkogo logicheskogo reguliatora [A method for improving the efficiency of a multidimensional clear logic controller]. *The Seventy-first All-Russian Scientific and Technical Conference of students, undergraduates and postgraduates of higher educational institutions with international participation. In 3 parts*, 2018, pp. 290-293.
5. Muravyova E.A., Abdrafikova F.F., Gazizova G.I. Sistema upravleniia tekhnologicheskim protsessom brodil'nogo otdeleniia na osnove nechetkogo reguliatora [Fermentation department process control system based on fuzzy controller]. *Informatsionnye tekhnologii. Problemy i resheniia*, 2020, no 3 (12), pp. 136-141.

6. Muravyova E.A., Enikeeva E.R., Nurgaliev R.R., Kubriak A.I. Razrabotka avtomaticheskoi sistemy podderzhanii optimal'nogo urovnia zhidkosti s ispol'zovaniem poplavkovogo urovnemera na osnove peremennogo rezistora [Development of an automatic system for maintaining the optimal liquid level using a float level gauge based on a variable resistor]. *Achievements, problems and prospects of the oil and gas industry development proceedings of the International Scientific and practical Conference. Almyevsk State Oil Institute*, 2018, pp. 238-243.

7. Muravyova E.A., Zainullina D.R. Razrabotka algoritma avtomatizirovannoi sistemy upravleniia silosom dlia sypuchikh materialov [Development of an algorithm for an automated silo control system for bulk materials]. *Modern technologies: achievements and innovations-2020. Collection of proceedings of the 2nd All-Russian Scientific and Practical Conference*, 2020, pp. 414-416.

8. Muravyova E.A., Radakina D.S. Razrabotka algoritma nastroiки adaptivnogo nechetkogo reguliatora s dvoinoi bazoi pravil [Development of an algorithm for configuring an adaptive fuzzy controller with a double rule base]. *Information technologies of intellectual decision support. Proceedings of the 6th All-Russian Conference (s priglasheniem zarubezhnykh uchenykh)*, 2018, pp. 36-41.

9. Muravyova E.A., Rezvykh A.O. Razrabotka algoritma avtomatizirovannoi sistemy upravleniia podachei komponentov v syr'evuiu mel'nitsu v tsekhе klinker-2 [Development of an algorithm for an automated control system for feeding components to a raw mill in the Clinker-2 workshop]. *Modern technologies: achievements and innovations-2020. Collection of proceedings of the 2nd All-Russian Scientific and Practical Conference*, 2020, pp. 432-434.

10. Muravyova E.A., Stolpovskaia Iu.V. Sistema upravleniia elektroobogrevom reaktora s primeneniem neironnoi seti i nechetkogo reguliatora [Control system for electric heating of the reactor using a neural network and a fuzzy controller]. *Promyshlennye asu i kontroliery*, 2020, no. 1, pp. 3-8.

11. Ostroumova E. G. Intellektual'noe mestorozhdenie: mirovaia praktika i sovremennye tekhnologii [Intellectual field: world practice and modern technologies]. *Gas industry*, 2012, no. 7 (677).

12. F.F. Abdrafikova, E.A. Muravyova, E.S. Kulakova. Analiz vidov i posledstviі otkazov protsessа dobychi nefti [Analysis of the types and consequences of failures in the oil production process]. *All-Russian Scientific and Practical Conference (s mezhdunarodnym uchastiem) «Khimia. Ekologiya. Urbanistika»*, 2020, vol. 4, pp. 242-245.

13. F.F. Abdrafikova, E.A. Muravyova. Analiz prichin i posledstviі otkazov protsessа neftedobychi [Analysis of the causes and consequences of failures of the oil production process]. *XIII Mezhdunarodnaia nauchno-prakticheskаia konferentsiа molodykh uchenykh «Aktual'nye problemy nauki i tekhniki – 2020»*, 2020, Tom 2, pp. 121-122.

14. Muraveva E.A., Shulaeva E.A., Charikov P.N., Kadyrov R.R., Sharipov M.I., Bondarev A.V., Shishkina A.F. Optimization of the structure of the control system using the fuzzy controller. *Procedia Computer Science*, 2017, pp. 487-494.

15. Muravyova E.A., Uspenskaya N.N. Development of a Neural Network for a Boiler Unit Generating Water Vapour Control. *Optical Memory and Neural Networks*, 2018, vol. 27, no. 4, pp. 297-307.

16. Muravyova E.A., Sharipov M.I., Bondarev A.V. Fuzzification concept using the any-time algorithm on the basis of precise term sets. *2017 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing*, 2017.

Получено 29.03.2021

### **Об авторах**

**Абдрафикова Филюза Федоилловна** (Стерлитамак, Россия) – магистрант кафедры автоматизированных технологических и информационных систем, Уфимский государственный нефтяной технический университет, филиал в г. Стерлитамак (453118, г. Стерлитамак, Проспект Октября, 2, e-mail: filuja-a@rambler.ru).

**Муравьева Елена Александровна** (Стерлитамак, Россия) – доктор технических наук, профессор, заведующая кафедрой автоматизированных технологических и информационных систем, Уфимский государственный нефтяной технический университет, филиал в г. Стерлитамак (453118, г. Стерлитамак, Проспект Октября, 2, e-mail: muraveva\_ea@mail.ru).

**Шарипов Марсель Ильгизович** (Стерлитамак, Россия) – кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизированных технологических и информационных систем, Уфимский государственный нефтяной технический университет, филиал в г. Стерлитамак.

### **About the authors**

**Filuz F. Abdrafikova** (Sterlitamak, Russian Federation) – Undergraduate Student of Department for Automated Process and Information Systems, Ufa State Petroleum Technological University, Branch Sterlitamak (2, October av., Sterlitamak, 453118, e-mail: filuja-a@rambler.ru).

**Elena A. Muravyova** (Sterlitamak, Russian Federation) – Doctor of Engineering, professor, head of Department for Automated Process and Information Systems, Ufa State Petroleum Technological University, Branch Sterlitamak (2, October av., Sterlitamak, 453118, e-mail: muraveva\_ea@mail.ru).

**Marsel' I. Sharipov** (Sterlitamak, Russian Federation) – Ph.D. in Technical Sciences, Associate Professor of Department for Automated Process and Information Systems, Ufa State Petroleum Technological University, Branch Sterlitamak.