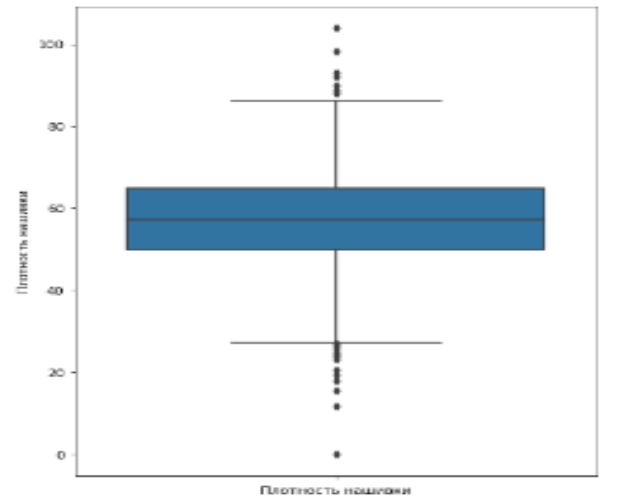
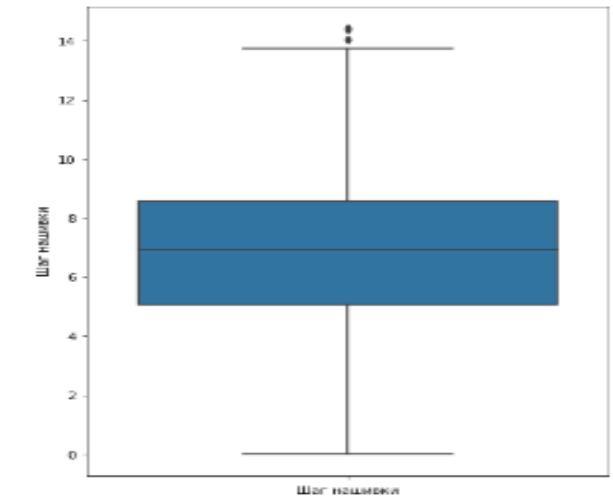
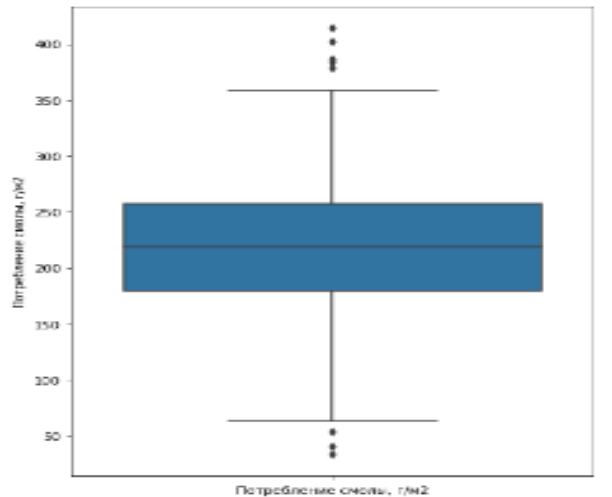
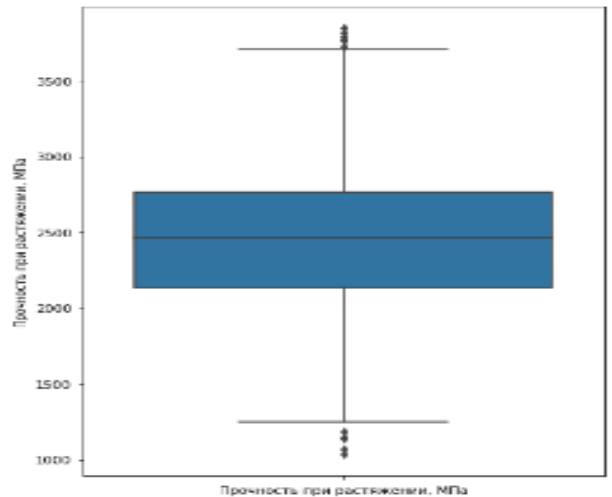
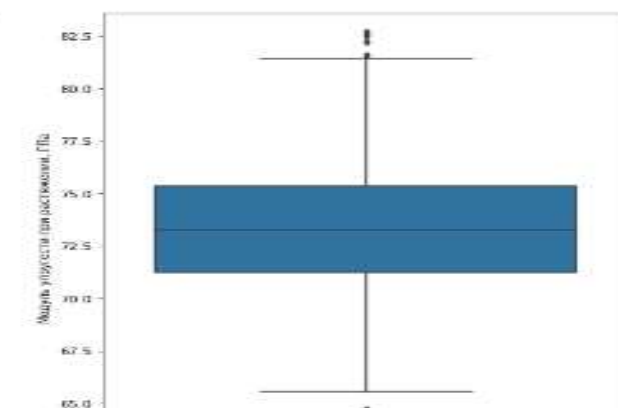
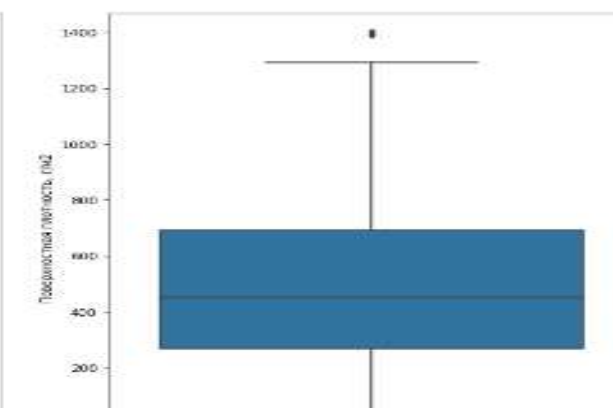
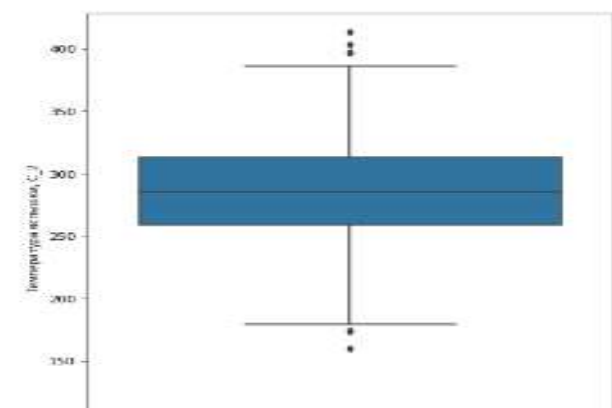
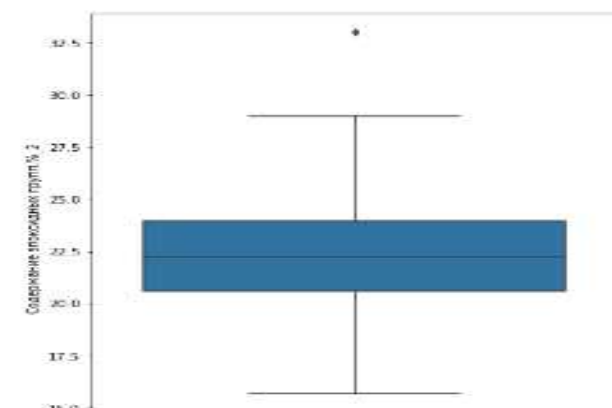
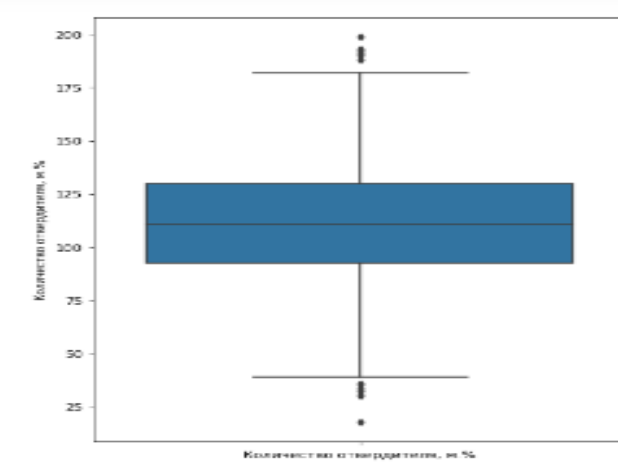
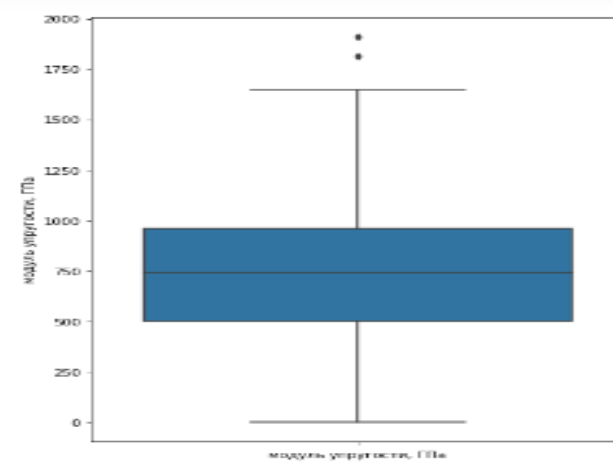
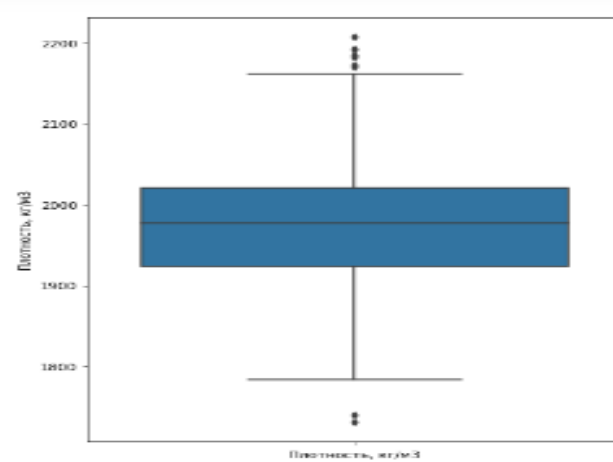
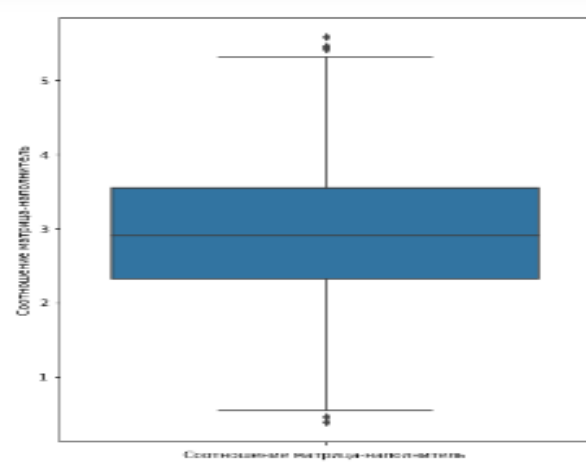
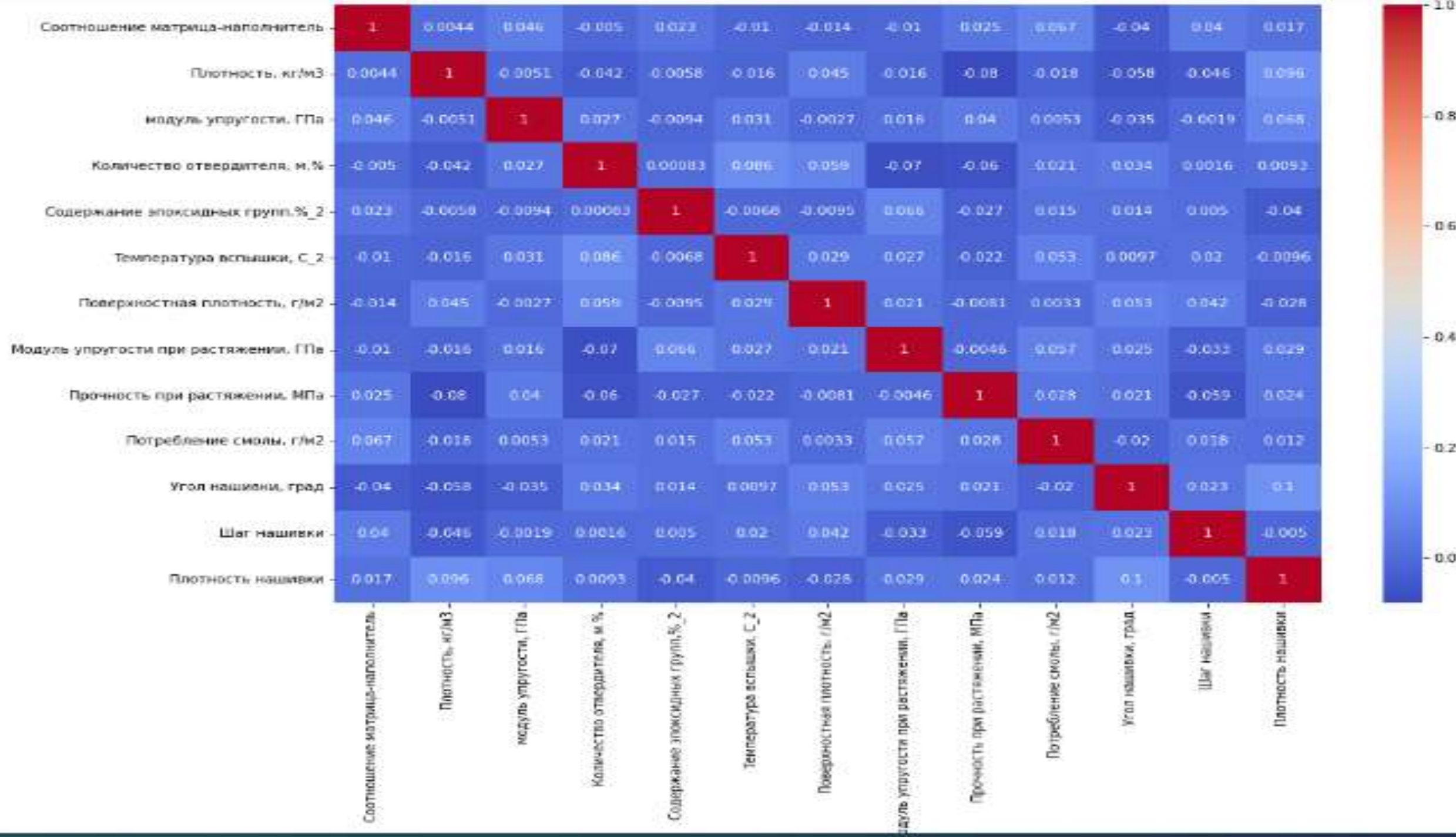
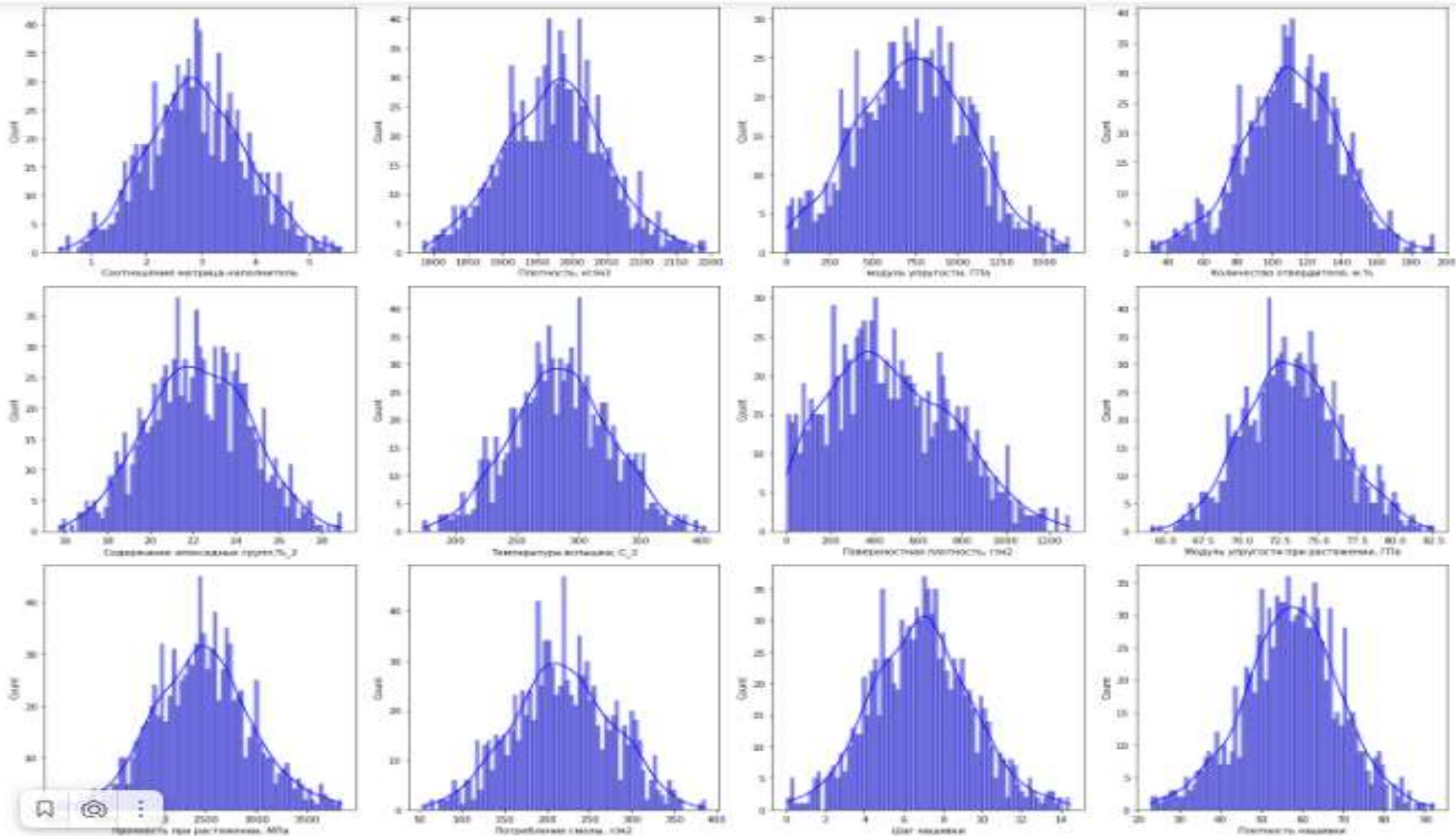


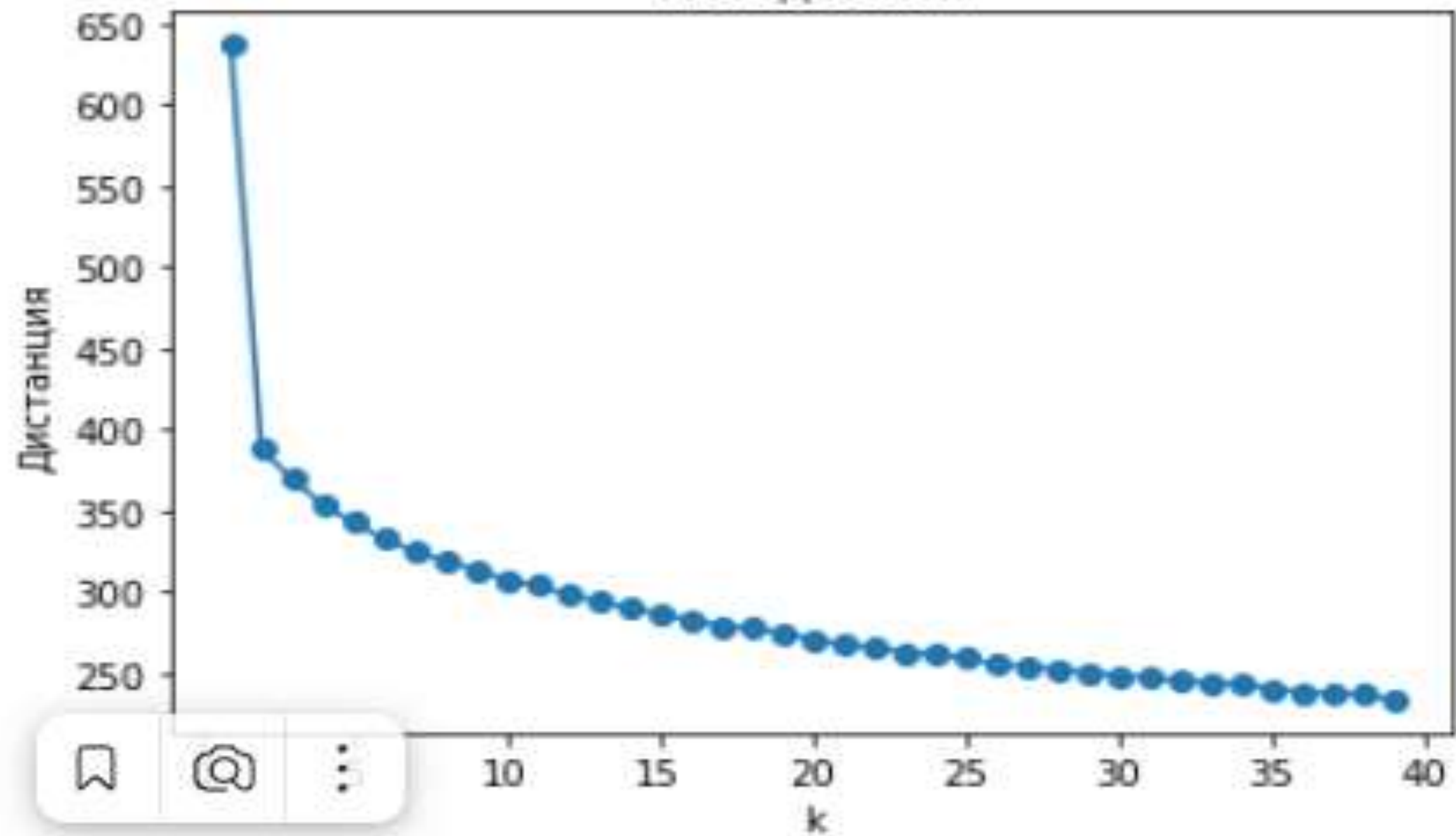
	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Соотношение матрица-наполнитель	1023.0	2.930366	0.913222	0.389403	2.317887	2.906878	3.552660	5.591742
Плотность, кг/м3	1023.0	1975.734888	73.729231	1731.764635	1924.155467	1977.621657	2021.374375	2207.773481
модуль упругости, ГПа	1023.0	739.923233	330.231581	2.436909	500.047452	739.664328	961.812526	1911.536477
Количество отвердителя, м.%	1023.0	110.570769	28.295911	17.740275	92.443497	110.564840	129.730366	198.953207
Содержание эпоксидных групп,%_2	1023.0	22.244390	2.406301	14.254985	20.608034	22.230744	23.961934	33.000000
Температура вспышки, C_2	1023.0	285.882151	40.943260	100.000000	259.066528	285.896812	313.002106	413.273418
Поверхностная плотность, г/м2	1023.0	482.731833	281.314690	0.603740	266.816645	451.864365	693.225017	1399.542362
Модуль упругости при растяжении, ГПа	1023.0	73.328571	3.118983	64.054061	71.245018	73.268805	75.356612	82.682051
Прочность при растяжении, МПа	1023.0	2466.922843	485.628006	1036.856605	2135.850448	2459.524526	2767.193119	3848.436732
Потребление смолы, г/м2	1023.0	218.423144	59.735931	33.803026	179.627520	219.198882	257.481724	414.590628
Угол нашивки, град	1023.0	44.252199	45.015793	0.000000	0.000000	0.000000	90.000000	90.000000
Шаг нашивки	1023.0	6.899222	2.563467	0.000000	5.080033	6.916144	8.586293	14.440522
Скорость нашивки	1023.0	57.153929	12.350969	0.000000	49.799212	57.341920	64.944961	103.988901



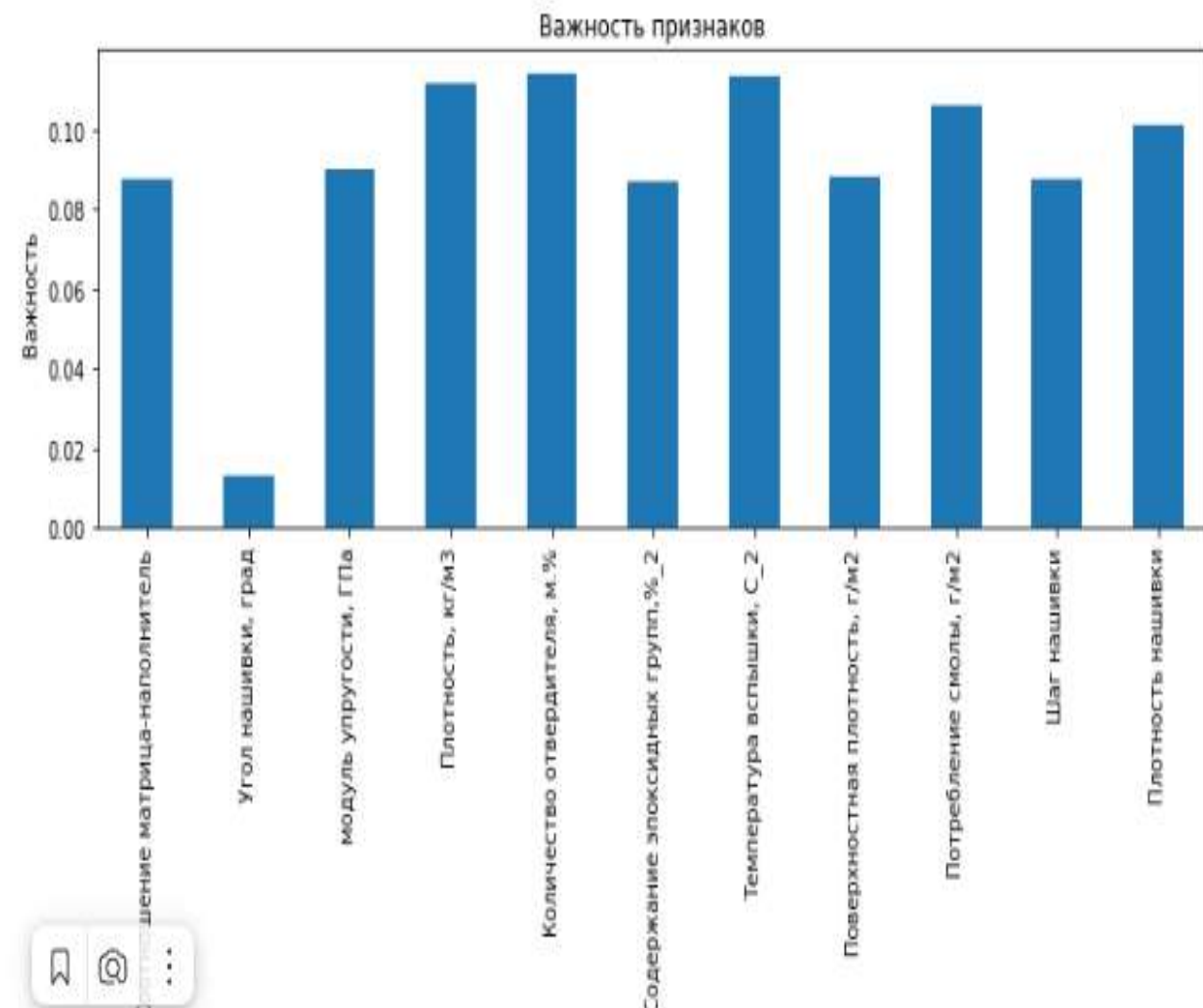
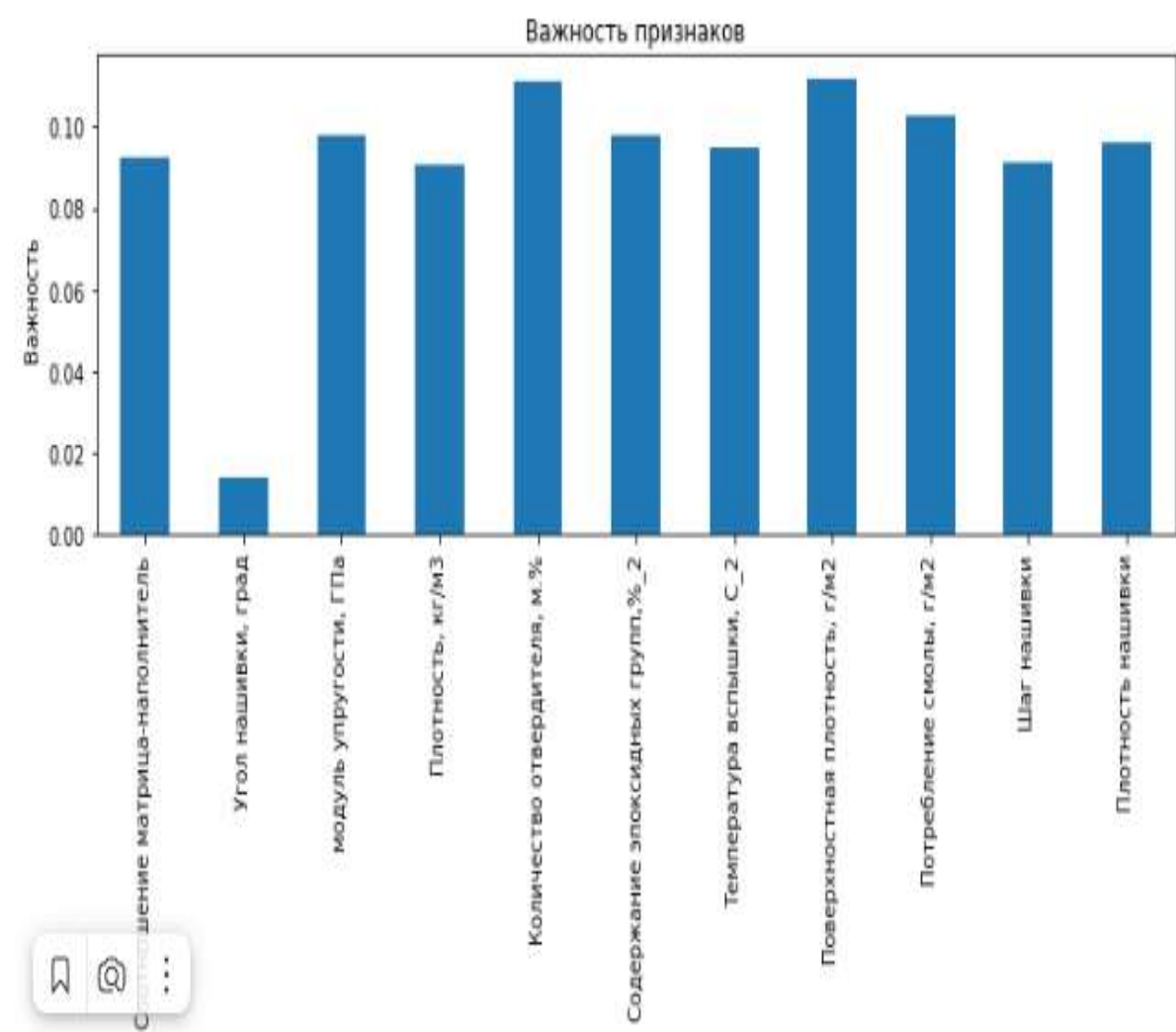




Метод локтя



feature	Поверхностная плотность, г/м2	Количество отвердителя, м.%	Потребление смолы, г/м2	модуль упругости, ГПа	Содержание эпоксидных групп,%_2	Плотность нашивки	Температура вспышки, С_2	Соотношение матрица-наполнитель	Шаг нашивки	Плотность, кг/м3	Угол нашивки, град
importance	0.1119	0.110906	0.102944	0.097964	0.097704	0.095844	0.09457	0.092356	0.090992	0.090846	0.013973



#Рассмотрим применение Случайного Леса для разных наборов данных

```
def model_rf(x_train, x_test, y_train, y_test):
    model = RandomForestRegressor(random_state=42,
                                  # опции, относящиеся к отдельным деревьям такие же, как в tree.DecisionTreeRegressor
                                  # число деревьев в лесу
                                  n_estimators=50,
                                  # Функция для измерения качества разделения.
                                  criterion='squared_error',
                                  #максимальная глубина дерева
                                  max_depth=4
                                  )
```

	train_r2	test_r2	mse	mae	mape
Полный датасет	0.135939	-0.015642	0.028650	0.134170	3.783847e+12
0-й кластер	0.239273	0.020304	0.028387	0.131582	7.879145e+12
1-й кластер	0.221050	0.064647	0.023527	0.122880	3.494982e-01
Полный датасет 6 столбцов	0.121267	0.001264	0.028174	0.132902	3.718998e+12
0-й кластер 6 столбцов	0.222402	-0.009753	0.029255	0.134236	7.869201e+12
1-й кластер 6 столбцов	0.213179	0.060093	0.023636	0.123519	3.462081e-01

```
def lasso_reg(x_train, x_test, y_train, y_test):
    # строим модель, обучаем ее, проверяем прогнозные значения, смотрим метрики
    lasso = Lasso(alpha=1.0, #Константа, которая контролирует силу регуляризации
                  max_iter=1000, #Максимальное количество итераций.
                  tol=0.0001, #Допуск для оптимизации
                  random_state=42, #Начальное значение генератора псевдослучайных чисел
                  selection='cyclic')
    lasso.fit(x_train, y_train)
    predict = lasso.predict(x_train)
```

	train_r2	test_r2	mse	mae	mape
Полный датасет	2.220446e-16	-0.009483	0.028476	0.132860	3.810883e+12
0-й кластер	-5.551115e-16	-0.003623	0.029093	0.134513	8.189343e+12
1-й кластер	3.885781e-16	-0.003551	0.025251	0.125529	3.714942e-01
Полный датасет 6 столбцов	2.220446e-16	-0.009483	0.028476	0.132860	3.810883e+12
0-й кластер 6 столбцов	-5.551115e-16	-0.003623	0.029093	0.134513	8.189343e+12
1-й кластер 6 столбцов	3.885781e-16	-0.003551	0.025251	0.125529	3.714942e-01

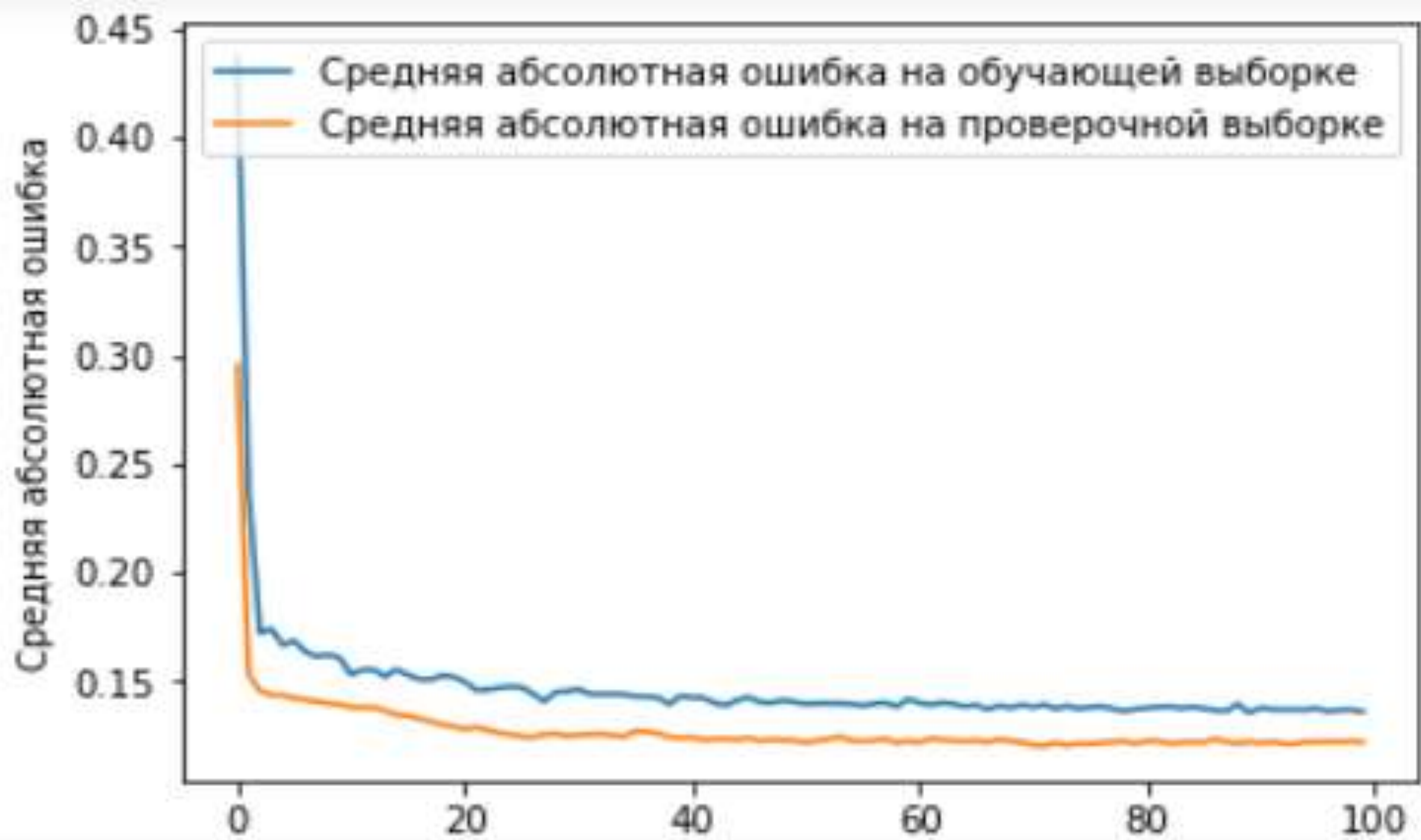

```
def Neighbors(x_train, x_test, y_train, y_test):
    model = KNeighborsRegressor(n_neighbors=25, #Количество соседей, которые будут использоваться по умолчанию
                                algorithm='auto', #Алгоритм, используемый для вычисления ближайших соседей
                                p=2, #Параметр мощности для метрики Минковского
                                metric='minkowski', #Метрика, используемая для вычисления расстояния.
                                )
```

	train_r2	test_r2	mse	mae	mape
Полный датасет	0.068137	-0.036886	0.029237	0.135432	3.534803e+12
0-й кластер	0.054912	-0.016316	0.029444	0.135089	7.204661e+12
1-й кластер	0.040216	-0.027797	0.025863	0.127571	3.773910e-01
Полный датасет 6 столбцов	0.048213	-0.040667	0.029343	0.135491	3.582180e+12
0-й кластер 6 столбцов	0.054864	-0.040367	0.030154	0.137815	7.844449e+12
1-й кластер 6 столбцов	0.065094	-0.025240	0.025799	0.127145	3.725394e-01

```
# Многослойный перцептрон
def perceptron(x_train, x_test, y_train, y_test):
    model = keras.Sequential()
    model.add(Dense(20, activation='relu'))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(Dense(10, activation='relu'))
    model.add(Dense(1, activation='linear'))

    model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam', metrics=['mae'])
    history = model.fit(x_train, y_train, epochs=100, validation_split = 0.1, verbose = 2)
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_6 (Dense)	(None, 20)	260
dropout_2 (Dropout)	(None, 20)	0
dense_7 (Dense)	(None, 10)	210
dense_8 (Dense)	(None, 1)	11
Total params: 481		
Trainable params: 481		
Non-trainable params: 0		



Средняя абсолютная ошибка

