

Модель прогнозирования скорости транспортного потока

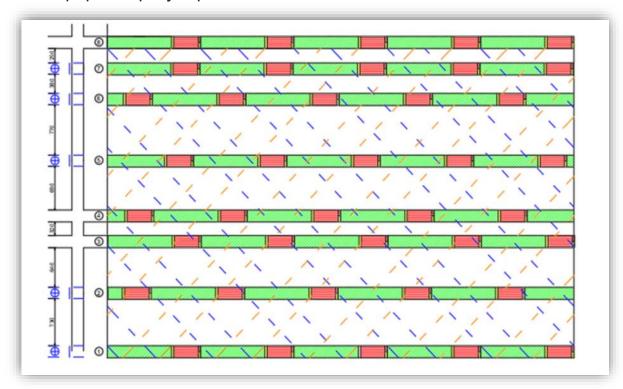
Слушатель:

Воронин Вадим Николаевич



Использование АСУДД и ИТС для борьбы с транспортными заторами

Одним из эффективных методов борьбы с транспортными заторами, является внедрение адаптированного координированного светофорного регулирования.

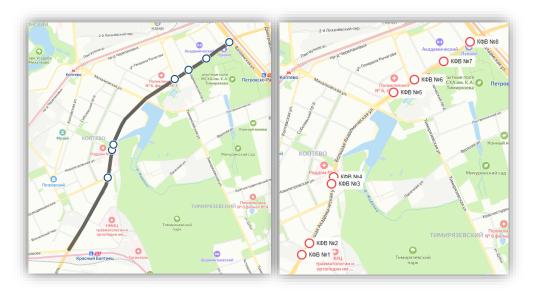


Входные данные для построения графика координации:

- Геометрические параметры УДС
- Светофорные циклы транспортных узлов
- Средняя скорость транспортного потока (изменяемая переменная)

В рамках данного проекта был определен участок C3X — Большая Академическая улица, протяженностью 4,2 км.

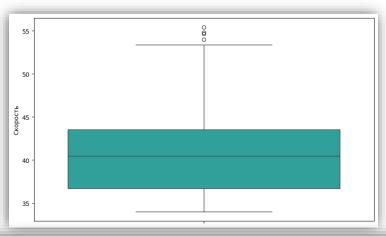
На участке находится 7 транспортных узлов со светофорным регулированием. Исходные данные скорости были получены с 8 комплексов фотовидеофиксации за период с 01.07.24 – 21.07.24.

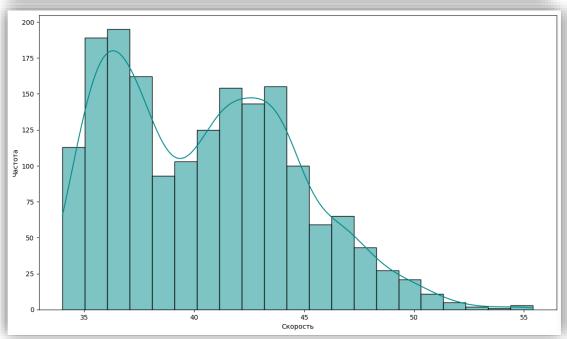


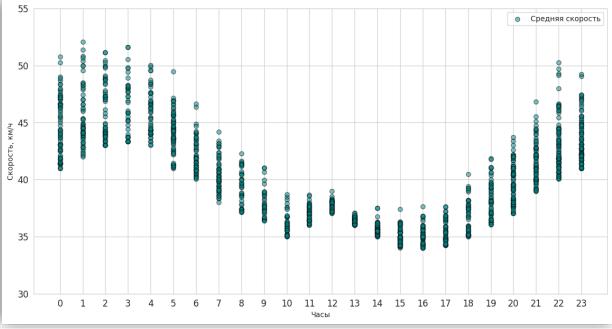


Разведочный анализ данных

	Часы	Скорость	Интенсивность	День недели фиксации	Статистика Яндекс пробок
count	1769.000000	1769.000000	1769.000000	1769.000000	1769.000000
mean	12.202374	40.495537	1126.147782	3.210854	1.911815
std	7.447157	4.175872	647.737054	2.050597	1.365841
min	0.000000	34.001867	142.016541	0.000000	0.000000
25%	5.000000	36.720000	468.085926	1.000000	1.000000
50%	13.000000	40.466667	1231.200000	3.000000	2.000000
75%	19.000000	43.529524	1787.567939	5.000000	3.000000
max	23.000000	55.415385	2106.439623	6.000000	5.000000

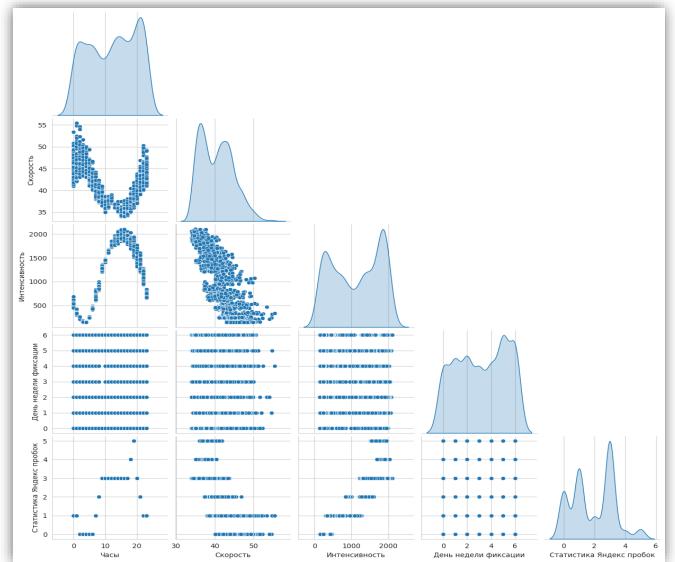






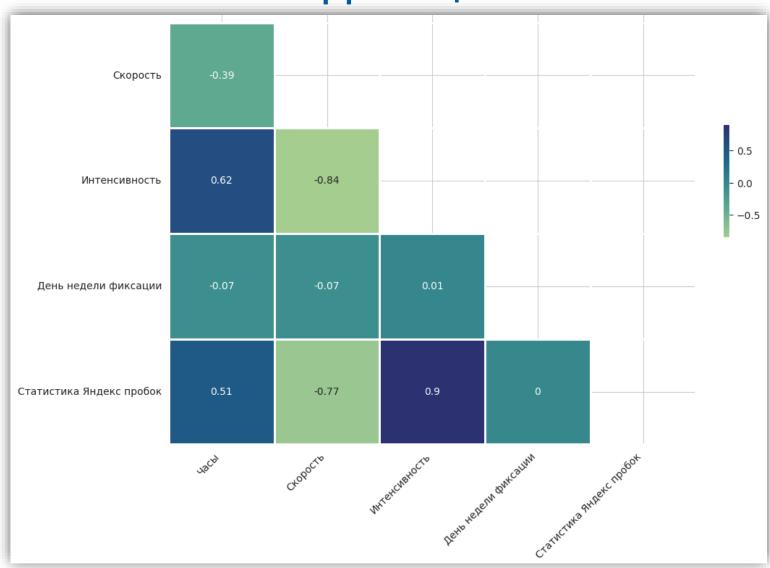


Графики рассеяния точек



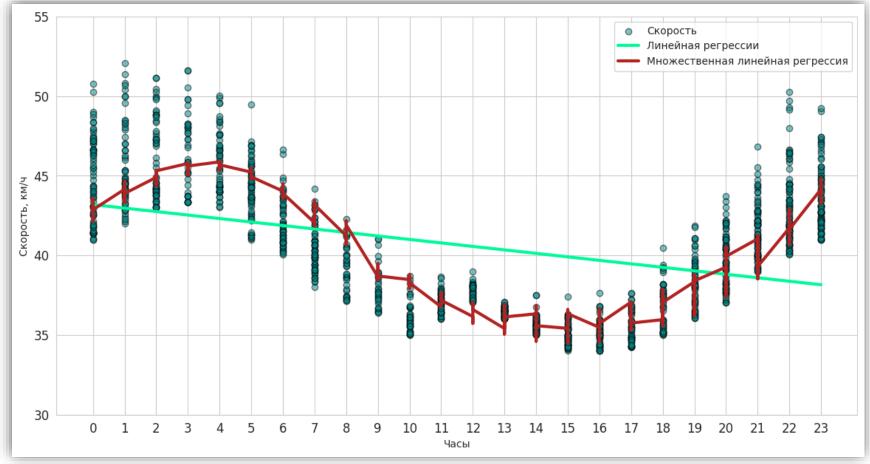


Тепловая карта коэффициентов корреляции





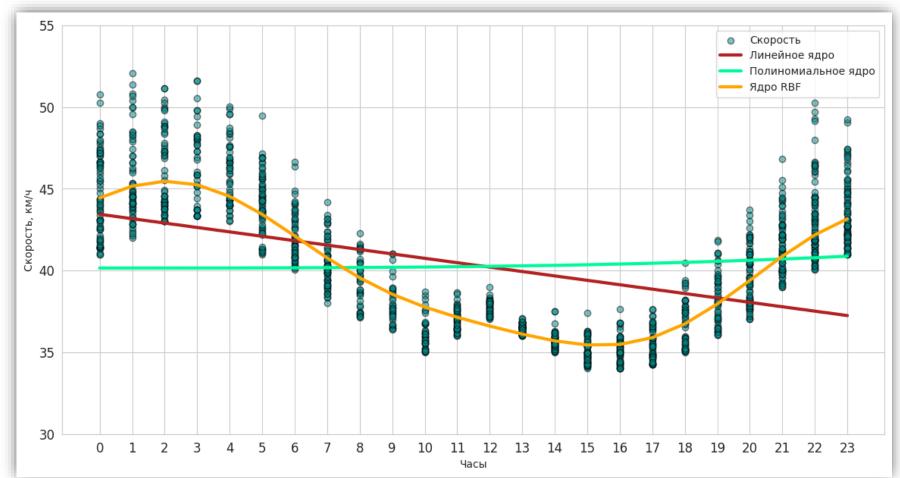
Линейная регрессия



	MAE	R^2
Линейная регрессия	3,19	0,13
Множественная линейная регрессия	1,58	0,71



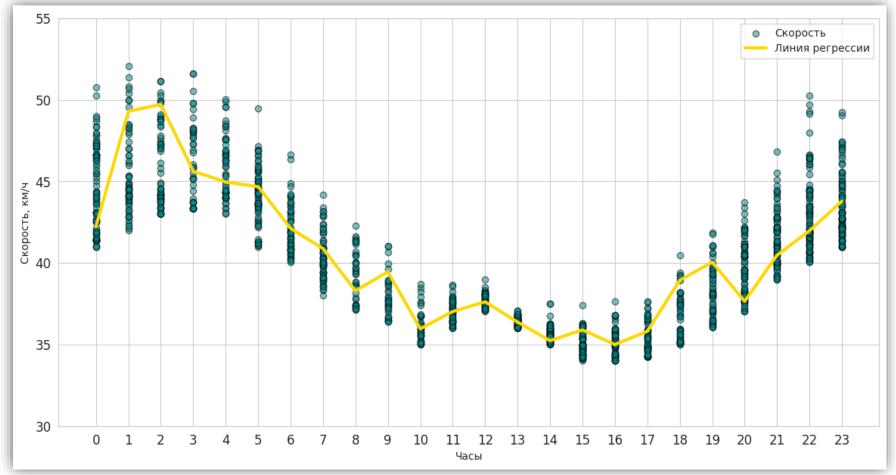
Метод опорных векторов



Метод опорных векторов	MAE	R^2
Линейное ядро	3,19	0,12
Полиномиальное ядро	3,4	0
Ядро RBF	1,28	0,74



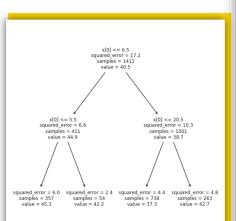
Регрессия k-ближайших соседей

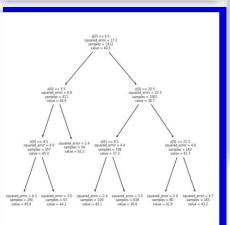


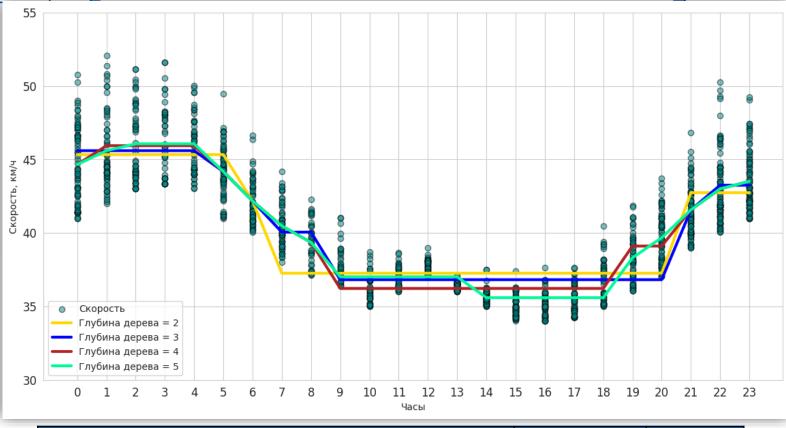
Регрессия k-ближайших соседей	MAE	R^2
Модель регрессии	1,28	0,74



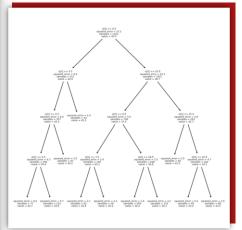
Дерево решений

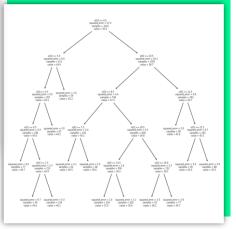






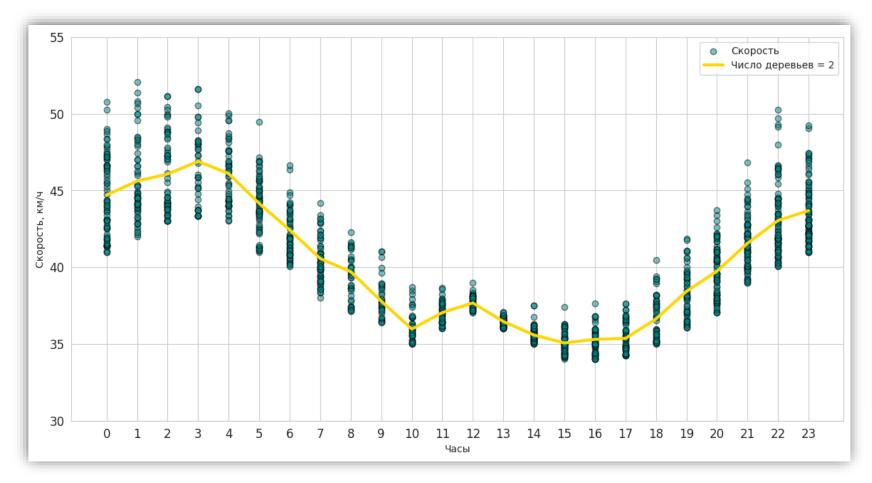
Дерево решений	MAE	R^2
Глубина дерева 2	1,68	0,62
Глубина дерева 3	1,59	0,69
Глубина дерева 4	1,42	0,76
Глубина дерева 5	1,32	0,78

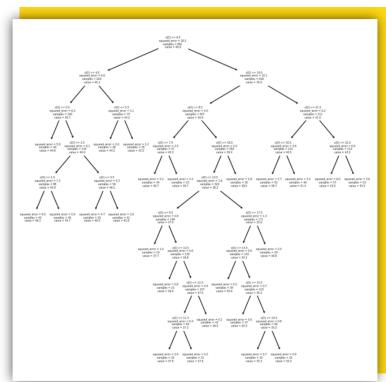






Случайный лес

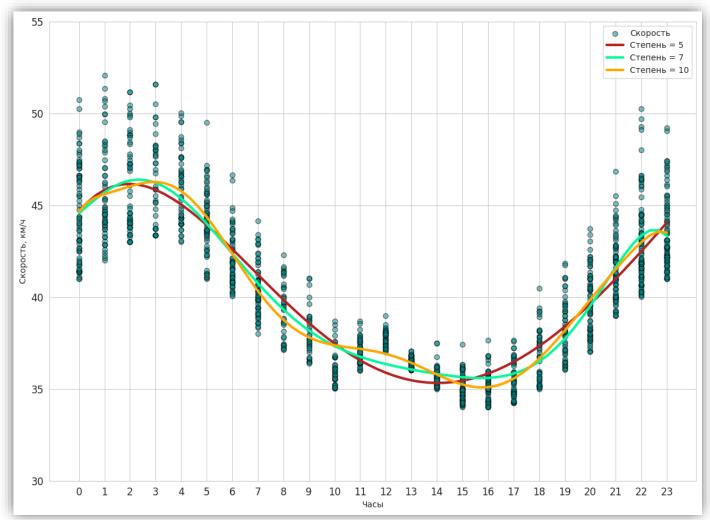




Случайный лес	MAE	R^2
Число деревьев 2	1,3	0,79



Полиномиальная регрессия



$$y = 1,04x^5 - 1,07x^4 + 3,93x^3 - 5,35x^2 + 1,67x + 4,46$$

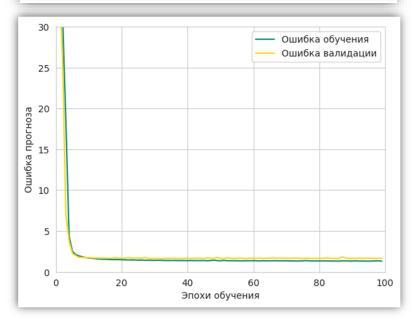
$$y = -1.11x^7 + 8.4x^6 - 2.42x^5 + 3.29x^4 - 1.91x^3 + 1.32x^2 + 1.16x + 4.45$$

$$y = -2,85x^{10} + 3,39x^{9} - 1,7x^{8} + 4,69x^{7}$$
$$-7,67x^{6} + 7,54x^{5} - 4,29x^{4} + 1,31x^{3}$$
$$-2,11x^{2} + 2,1x + 4,46$$

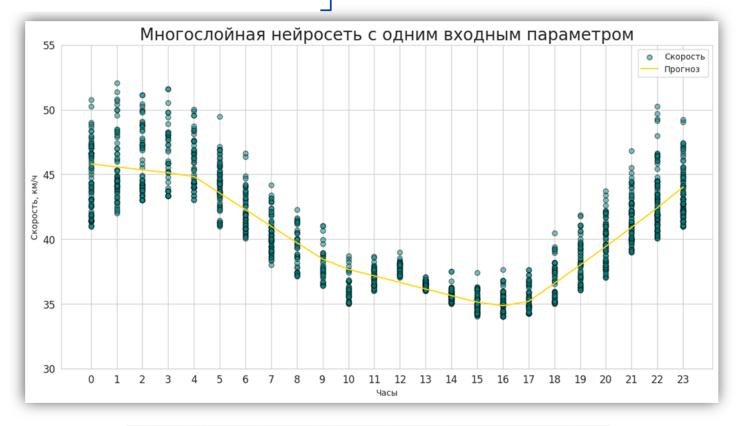
Полиномиальная регрессия	MAE	R^2
Степень полинома 5	1,77	0,77
Степень полинома 7	1,74	0,78
Степень полинома 10	1,71	0,79



Многослойная нейросеть



DNN	MAE	
Один входной параметр	1,44	

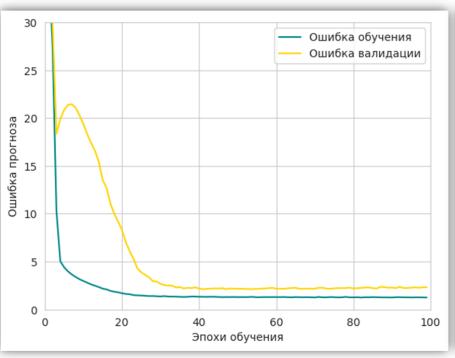


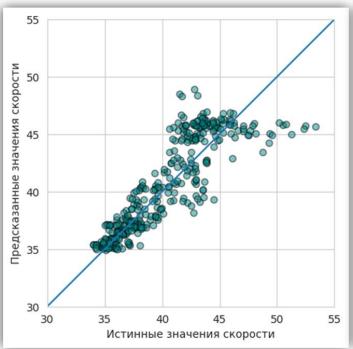
Layer (type)	Output Shape	Param #
normalization_2 (Normalization)	(None, 1)	3
dense (Dense)	(None, 120)	240
dense_1 (Dense)	(None, 30)	3,630
dense_2 (Dense)	(None, 1)	31

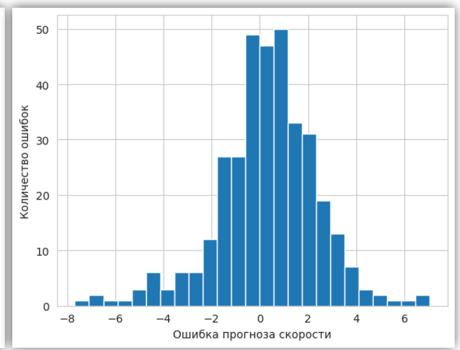
Total params: 3,904 (15.25 KB) Trainable params: 3,901 (15.24 KB) Non-trainable params: 3 (16.00 B)



Многослойная нейросеть







DNN	MAE
Несколько входных параметров	1,49



Оценка качества моделей

Наименование модели	Средняя абсолютная ошибка(МАЕ)	Коэффициент детерминации(R^2)
Линейная регрессия	3,19	0,13
Множественная линейная регрессия	1,58	0,71
(SVR) - линейное ядро	3,19	0,12
(SVR) - полиномиальное ядро	3,40	0
(SVR) - ядро RBF	1,28	0,74
Регрессия k-ближайших соседей	1,61	0,71
Дерево решений - глубина дерева = 2	1,68	0,62
Дерево решений - глубина дерева = 3	1,59	0,69
Дерево решений - глубина дерева = 4	1,42	0,76
Дерево решений - глубина дерева = 5	1,32	0,78
Случайный лес	1,30	0,79
Полиномиальная регрессия - степень = 5	1,77	0,77
Полиномиальная регрессия - степень = 7	1,74	0,78
Полиномиальная регрессия - степень = 10	1,71	0,79
DNN с одним входным параметром	1,44	-
DNN с несколькими входными параметрами	1,65	0,70





do.bmstu.ru

