

Акционерное общество
"Центральный научно-исследовательский институт машиностроения"

На правах рукописи



Наконецный Евгений Олегович

**МЕТОДИКА ОПРЕДЕЛЕНИЯ И УЧЕТА КОНТЕКСТА ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ
В НАВИГАЦИОННОЙ АППАРАТУРЕ ПОТРЕБИТЕЛЯ ГРАЖДАНСКОГО
НАЗНАЧЕНИЯ ПО СИГНАЛАМ ГЛОНАСС ОТКРЫТОГО ДОСТУПА**

Специальность

2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика
(технические науки)

Диссертация

на соискание учёной степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук
Болкунов Алексей Игоревич

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	4
ГЛАВА 1. Анализ подходов к уменьшению влияния многолучевости и NLOS-сигналов на навигационную аппаратуру потребителя	9
1.1. Спутниковые навигационные системы	9
1.2. Сигналы спутниковых навигационных систем.....	10
1.3. Псевдодальномерный метод определения координат потребителя	11
1.4. Влияние эффекта многолучевости и NLOS-сигналов на определение координат потребителя	12
1.5. Подходы для уменьшения влияния эффекта многолучевости и NLOS-сигналов на навигационную аппаратуру потребителя	14
1.6. Подходы к определению и учету контекста окружающей среды для уменьшения влияния эффекта многолучевости и NLOS-сигналов на навигационную аппаратуру потребителя	18
1.7. Выводы по главе 1	21
ГЛАВА 2. Разработка методики определения и учета контекста окружающей среды в НАП по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа	22
2.1. Типы контекста окружающей среды	22
2.2. Разработка методики выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа для алгоритмов машинного обучения	25
2.3. Комплексное исследование различных методов машинного обучения для определения ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа.....	49
2.4. Разработка методики определения и учета контекста окружающей среды в навигационной аппаратуре потребителя по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа	67
2.5. Разработка алгоритма выбора методов, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа контекста окружающей	70
2.6. Выводы по главе 2	73
ГЛАВА 3. Эксперимент и верификация разработанной методики и алгоритма.....	74

3.1. Методы, методики, алгоритмы и параметры решения навигационной задачи для верификации разработанной методики	74
3.2. Оценка эффективности разработанной методики	78
3.3. Эксперимент и верификация разработанной методики	79
3.4. Выводы по главе 3	90
Заключение	91
Список сокращений и условных обозначений	93
Список литературы	94

ВВЕДЕНИЕ

Глобальные навигационные спутниковые системы (ГНСС) являются важным элементом мировой экономики, а также основой координатно-временного и навигационного обеспечения в разных странах. В настоящий момент ведутся активные работы по совершенствованию, поддержке и применению ГНСС, что связано с расширением сфер использования этих технологий и увеличением количества задач, связанных с координатно-временным и навигационным обеспечением, которые предъявляют более строгие требования к характеристикам систем спутниковой навигации (особенно в связи с урбанизацией). В частности, для ряда задач наземного городского транспорта требуется метровая, а в отдельных случаях и субметровая точность позиционирования. Развитие Российской навигационной системы ГЛОНАСС в данном контексте выступает необходимым условием как для достижения требуемых качественных характеристик навигации, так и для укрепления инфраструктурной безопасности и технологической устойчивости государства.

Наиболее сложными и экономически затратными объектами совершенствования ГНСС являются наземный комплекс управления и орбитальная группировка навигационных космических аппаратов, тогда как наиболее доступным объектом совершенствования является навигационная аппаратура потребителя (НАП).

Погрешность определения координат потребителя по сигналам ГНСС зависит от ряда факторов, включая типы излучаемых навигационных сигналов, точность измерений радионавигационных параметров, конфигурацию созвездия навигационных космических аппаратов (НКА), выбранные методы и алгоритмы решения навигационной задачи в НАП и т.д.

В последние годы эффективность позиционирования по сигналам ГНСС существенно возросла в связи с увеличением количества НКА, совершенствованием навигационной аппаратуры потребителя и разработкой новых методов и алгоритмов, которые повышают надежность навигации. Однако в условиях плотной городской застройки вследствие приема сигналов вне зоны прямой видимости (*Non-Line-of-Sight*, *NLOS*) и эффекта многолучевости (*multipath*) ошибки измерения кодовых псевдодальностей могут достигать десятков, а в отдельных случаях и сотен метров, что приводит к существенному ухудшению точности и надежности определения координат потребителя. В зарубежной литературе совокупность информации о внешних условиях и характеристиках среды, в которой находится объект и которые могут влиять на качество навигационного решения, принято называть контекстом окружающей среды (*environment context*). Одним из примеров такого типа контекста является средневисотная городская застройка. В связи с этим актуальной является задача определения и

учета контекста окружающей среды (окружающего контекста, ОК) потребителя путем выбора соответствующих методов, алгоритмов и параметров при решении навигационной задачи в НАП.

В настоящее время для определения ОК часто используются средства технического зрения, в частности камеры и лидары, широко применяемые в автономных транспортных системах и робототехнических комплексах. Однако использование средств технического зрения совместно с НАП ГНСС, как правило, требует повышенных вычислительных ресурсов, энергопотребления, а также приводит к увеличению массы, габаритов и стоимости оборудования, что не всегда допустимо для массового гражданского потребителя. Более доступным для гражданского потребителя подходом является непосредственное использование навигационных сигналов открытого доступа. На основе принимаемых от КА навигационных сигналов в НАП гражданского назначения может быть сформирован вектор признаков, характеристики которого зависят от типа ОК. При накоплении достаточного количества информации для различных условий навигации может быть построена модель на основе методов машинного обучения для определения типа ОК потребителя с последующей корректировкой решения навигационной задачи в НАП.

Актуальность темы исследования определяется необходимостью разработки и совершенствования методик и алгоритмов уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов на точность определения координат потребителя в низкобюджетной НАП гражданского применения по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в городских условиях.

Вопросам развития спутниковых навигационных систем посвящены работы многих отечественных и зарубежных исследователей, среди которых можно выделить таких ученых, как Перов А.И., Харисов В.Н., Поваляев А.А., Kaplan E., Moelker D.J., Groves P. D., Жодзишский М.И., Бакитько Р.В. и другие. Проблеме уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов на НАП посвящены работы таких ученых, как Groves P. D., Jiang Z., Geng J., Krach B., Xie P., Жодзишский М.И., Клименко Ю.К., Вейцель А. В., Милютин Д.С., Криницкий Г.В. и других. Определение контекста окружающей среды по сигналам ГНСС представлено в работах Groves P. D., Gao H., Feriol F., Watanabe Y., Vivet D., Wang Y., Liu P., Zhang X., Zhu F., Yao Z., Li Y., Jiang Z. и других. Вопросы определения и учёта контекста окружающей среды по сигналам ГНСС на основе методов машинного обучения в городских условиях рассмотрены в работах Ding Y., Feriol F., Pages G., Vivet D. и других. Вместе с тем научная задача определения типа ОК исключительно по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа и последующего его учета в навигационном решении низкобюджетной НАП в городских условиях остается недостаточно исследованной.

Целью работы является повышение основных потребительских характеристик низкобюджетной навигационной аппаратуры гражданского потребителя в городских условиях путем разработки и применения методики определения и учета контекста окружающей среды по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа, обеспечивающей ослабление влияния эффекта многолучевости и сигналов вне зоны прямой видимости.

Для достижения цели работы были поставлены и решены следующие основные задачи: анализ существующих подходов к уменьшению влияния многолучевости и *NLOS*-сигналов на навигационную аппаратуру потребителя; разработка методики определения и учета контекста окружающей среды в НАП по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием методов машинного обучения; разработка алгоритма выбора методов, методик, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа ОК, определяемого моделями машинного обучения; разработка методики выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа для повышения эффективности алгоритмов машинного обучения при определении типа ОК; экспериментальная проверка разработанных подходов для подтверждения их работоспособности и эффективности.

Объектом исследования является низкобюджетная одночастотная навигационная аппаратура потребителя гражданского назначения, функционирующая в городских условиях.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов в наземной НАП ГНСС.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Разработана методика определения и учета контекста окружающей среды в НАП по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием методов машинного обучения.
2. Разработан алгоритм выбора методов, методик, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа ОК, определяемого моделями машинного обучения.
3. Разработана методика выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа для повышения эффективности алгоритмов машинного обучения при определении типа ОК.
4. Предложены новые признаки, формируемые по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа и предназначенные для определения типа ОК, использование которых повышает достоверность классификации в моделях машинного обучения.
5. Предложен дополнительный тип ОК, выделяемый по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа и позволяющий более точно учитывать влияние многолучевости и *NLOS*-сигналов на НАП в городских условиях.

Практическая значимость работы состоит в возможности применения разработанной методики для уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов без использования средств технического зрения или дополнительных устройств, что позволяет снизить стоимость и размеры низкобюджетной НАП гражданского применения, использующей сигналы ГЛОНАСС открытого доступа.

Исследования выполнены с использованием методов системного анализа, теории вероятностей, математической статистики, обработки навигационных измерений и машинного обучения.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Методика выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа для методов машинного обучения, обеспечивающая повышение достоверности классификации типов ОК и снижение вычислительных затрат в НАП.

2. Методика определения и учета контекста окружающей среды в НАП по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием методов машинного обучения, позволяющая более точно учитывать влияние эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов при решении навигационной задачи по сравнению с базовыми подходами.

3. Алгоритм выбора методов, методик, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа ОК.

4. Результаты экспериментальных исследований, подтверждающие работоспособность и эффективность разработанных подходов.

Достоверность полученных результатов подтверждена экспериментально на основе сравнения с существующими алгоритмами решения навигационной задачи по сигналам ГНСС при движении потребителя в городских условиях.

Основные положения диссертационной работы, включая результаты её практического применения, опубликованы в 5 статьях из Перечня ВАК Минобрнауки России.

Основные результаты работы обсуждались на следующих научно-технических конференциях: Научно-практическая конференция молодых ученых и специалистов АО "ЦНИИмаш", Центральный научно-исследовательский институт машиностроения (г. Королев, 2024); Одиннадцатая Всероссийская конференция "Фундаментальное и прикладное координатно-временное и навигационное обеспечение" (КВНО-2025), Институт прикладной астрономии Российской академии наук (г. Санкт-Петербург, 2025.); Научно-практическая Конференция "Космонавтика XXI века", Центральный научно-исследовательский институт машиностроения (г. Королев, 2026).

Все результаты настоящего диссертационного исследования получены автором лично. В частности, автором разработана методика выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа, подход к учету контекста окружающей среды в НАП по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа, алгоритм выбора методов, методик, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи в зависимости от типа ОК.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К УМЕНЬШЕНИЮ ВЛИЯНИЯ МНОГОЛУЧЕВОСТИ И NLOS-СИГНАЛОВ НА НАВИГАЦИОННУЮ АППАРАТУРУ ПОТРЕБИТЕЛЯ

1.1. Спутниковые навигационные системы

В настоящее время функционируют несколько спутниковых навигационных систем, различающихся функциональными возможностями и зоной обслуживания.

Глобальная Навигационная Спутниковая Система (ГЛОНАСС) Российская навигационная система, созданная Министерством обороны, в настоящее время штатная орбитальная группировка включает 24 спутника. ГЛОНАСС предоставляет навигационные услуги стандартной и высокой точности [1].

Глобальная система позиционирования (GPS), разработанная Министерством обороны США, имеет штатную орбитальную группировку, насчитывающую 32 спутника. GPS также предоставляет навигационные услуги стандартной и высокой точности [2].

Европейская навигационная система (Galileo) разработана Европейским союзом совместно с Европейским космическим агентством [3]. Китайская спутниковая система навигации (BeiDou) использует три типа орбит для размещения спутников. В настоящее время система BeiDou обеспечивает глобальное покрытие и продолжает развиваться [4].

Помимо глобальных систем, функционируют и развиваются региональные спутниковые навигационные системы, такие как NavIC (Индия) [5] и QZSS (Япония) [6], которые ориентированы на обеспечение навигации в пределах своих регионов.

ГНСС в общем случае состоит из трех подсистем [7, 8]:

1. Подсистема космических аппаратов - состоит из некоторого количества НКА согласованно движущихся по специально выбранным орбитам.

2. Подсистема управления - наземные станции, осуществляющие контроль и управление НКА.

3. Подсистема потребителей – оборудование, используемое для приема и обработки навигационных данных.

При проектировании ГНСС учитываются требования глобального охвата, высокой точности, надежности, доступности и непрерывности навигационного обслуживания. Широкий спектр применения ГНСС в транспорте, сельском хозяйстве, геодезии и беспилотных технологиях способствует росту числа пользователей и повышению требований к характеристикам спутниковых навигационных систем.

Широкое внедрение системы ГЛОНАСС и ее интеграция в различные отрасли экономики подтверждают ее значимость как важного элемента национальной инфраструктуры. Модернизация и дальнейшее развитие системы осуществляются в рамках «Поддержание, развитие и использование системы ГЛОНАСС» государственной программы Российской Федерации «Космическая деятельность России».

1.2. Сигналы спутниковых навигационных систем

Точность определения местоположения характеризуется степенью соответствия вычисленных координат реальному положению объекта. Количественно она оценивается погрешностью определения координат. Надёжность и непрерывность работы системы определяют её способность предоставлять услуги без перебоев.

Точность услуг, предоставляемых потребителю спутниковыми навигационными системами, во многом определяется структурой и характеристиками используемых сигналов, а также условиями их распространения, приема и обработки в НАП.

Для навигационного обеспечения в современных ГНСС используются широкополосные фазоманипулированные сигналы. Использование в ГНСС сигналов с фазовой манипуляцией, обусловлено возможностью обеспечения высокой точности оценки кодовой задержки при относительной простоте их формирования и приема в НАП.

В системе ГЛОНАСС для гражданского потребителя используются сигналы открытого доступа, в том числе L1OF в диапазоне частот 1598,0625-1605,9375 МГц и L2OF в диапазоне 1242,9375-1249,0625 МГц. В низкобюджетной НАП гражданского применения, в том числе в смартфонах, поддержка системы ГЛОНАСС во многих случаях реализуется преимущественно по частоте L1OF. Как известно [7], эффективная ширина спектра и тип модуляции навигационного сигнала влияют на точность оценки псевдодальности, что особенно важно в городских условиях. По сравнению с сигналами других ГНСС в диапазоне L1 сигналы ГЛОНАСС L1OF характеризуются меньшей эффективной шириной спектра, что повышает актуальность разработки новых подходов к их приему и обработке в низкобюджетной НАП гражданского применения в условиях современной урбанизации.

1.3. Псевдодальномерный метод определения координат потребителя

Принцип работы ГНСС основан на измерении времени распространения радиосигнала от НКА до НАП. По измеренной задержке сигнала и скорости распространения радиоволн вычисляется псевдодальность до НКА. Далее, используя эфемеридную информацию от нескольких НКА, определяют пространственные координаты потребителя $x_{\text{НАП}}$, $y_{\text{НАП}}$, $z_{\text{НАП}}$ путем решения навигационной задачи. Решение навигационной задачи по сигналам ГНСС для нахождения неизвестных координат потребителя сводится к решению системы нелинейных уравнений. Для решения навигационной задачи требуется получить оценки псевдодальностей и корректно учесть (скомпенсировать) основные источники погрешностей измерений от НКА до НАП. При измерении псевдодальности на навигационный сигнал воздействуют различные возмущающие факторы, вносящие погрешность в определение координат потребителя [7, 8]:

$$R_i = \rho_i + c(\delta t_r - \delta t_{s,i}) + \Delta\rho_{iono,i} + \Delta\rho_{trop,i} + \Delta\rho_{rel,i} + \Delta\rho_{rot,i} + \Delta\rho_{hw,i} + \Delta\rho_{mp/NLOS,i} + \varepsilon_i, \quad (1)$$

где ρ_i – геометрическая дальность между НКА и НАП;

c – скорость света;

δt_r – отклонение шкалы времени НАП относительно шкалы времени ГНСС;

$\delta t_{s,i}$ – отклонение шкалы времени НКА относительно шкалы времени ГНСС;

$\Delta\rho_{rel,i}$ – погрешность из-за релятивистских эффектов;

$\Delta\rho_{iono,i}$ – ионосферная погрешность;

$\Delta\rho_{trop,i}$ – тропосферная погрешность;

$\Delta\rho_{rot,i}$ – погрешность из-за вращения Земли;

$\Delta\rho_{hw,i}$ – аппаратные погрешности приемника;

$\Delta\rho_{mp/NLOS,i}$ – погрешность из-за многолучевости и $NLOS$ -сигналов;

ε_i – случайный шум измерений и неучтенные мелкие ошибки.

Например, в навигационном сообщении сигнала ГЛОНАСС L1OF поправки для ионосферной и тропосферной погрешности не передаются, а релятивистские и гравитационных эффекты уже скомпенсированы.

Геометрическая дальность между НКА и НАП определяется выражением [8]:

$$\rho_i = \sqrt{(x_{\text{НКА}}^i - x_{\text{НАП}})^2 + (y_{\text{НКА}}^i - y_{\text{НАП}})^2 + (z_{\text{НКА}}^i - z_{\text{НАП}})^2}, \quad (2)$$

где $x_{\text{НКА}}^i$, $y_{\text{НКА}}^i$, $z_{\text{НКА}}^i$ – координаты НКА;

$x_{НАП}$, $y_{НАП}$, $z_{НАП}$ – координаты НАП.

Линеаризованная модель измерений имеет вид [8]:

$$y = Hx + v, \quad (3)$$

где y – вектор невязок измерений;

H – матрица Якоби;

x – вектор неизвестных, который включает поправки к координатам потребителя и поправку часов приемника;

v – вектор ошибок.

Матрица Якоби имеет вид:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{x_{НКА}^1 - x_{НАП}}{\rho_1} & \frac{y_{НКА}^1 - y_{НАП}}{\rho_1} & \frac{z_{НКА}^1 - z_{НАП}}{\rho_1} & 1 \\ \frac{x_{НКА}^2 - x_{НАП}}{\rho_2} & \frac{y_{НКА}^2 - y_{НАП}}{\rho_2} & \frac{z_{НКА}^2 - z_{НАП}}{\rho_2} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x_{НКА}^n - x_{НАП}}{\rho_n} & \frac{y_{НКА}^n - y_{НАП}}{\rho_n} & \frac{z_{НКА}^n - z_{НАП}}{\rho_n} & 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Неизвестные параметры $\hat{x}$ можно оценить итерационно методом наименьших квадратов (МНК) [8]:

$$\hat{x} = (H^T W H)^{-1} H^T W y, \quad (5)$$

где W – весовая матрица.

1.4. Влияние эффекта многолучевости и NLOS-сигналов на определение координат потребителя

В городских условиях погрешность определения псевдодальности по кодовым измерениям, вызванная эффектом многолучевости и NLOS-сигналами, часто становится доминирующей и в отдельных сценариях может достигать десятков и даже сотен метров [7-10].

Минимальная погрешность кодовых измерений достигается, как правило, в случае прямого распространения радиосигнала (Line-of-Sight, LOS) ГНСС, то есть когда сигнал

распространяется непосредственно от НКА к НАП без каких-либо отражений, преломлений или рассеяний на пути. Под непрямым распространением сигналов ГНСС (*NLOS*) в данной работе понимаются условия, при которых прямая компонента радиосигнала отсутствует, либо не является доминирующей. Многолучевость - это явление, при котором радиосигнал ГНСС достигает НАП не только по прямой линии, но и через отражения от различных поверхностей, таких как здания, земля, вода или другие объекты. Различие указанных сигналов (Рисунок 1) заключается в том, что при многолучевости прямой сигнал присутствует и к нему добавляются дополнительные отраженные сигналы, что приводит к интерференции, искажению фазы и влиянию на время прихода сигнала, а в случае *NLOS* прямой сигнал отсутствует или не является доминирующим. Следует отметить, что данная классификация носит инженерный характер и удобна для практического применения, хотя в реальных условиях возможны промежуточные случаи.

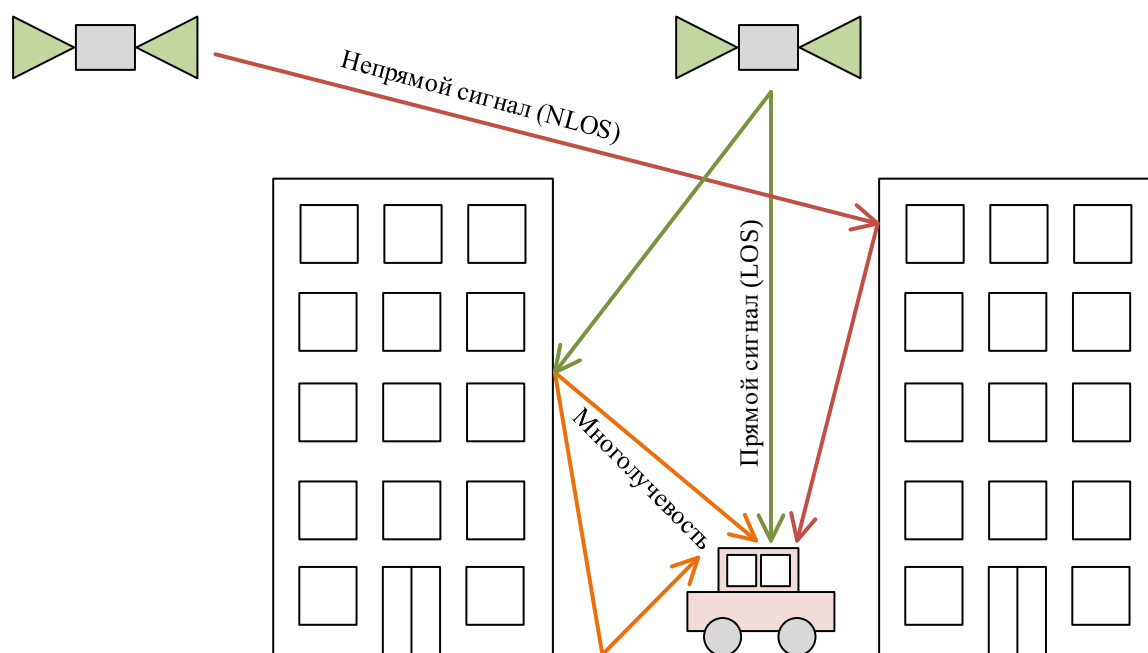


Рисунок 1 – Спутниковые навигационные сигналы в городских условиях

Модель многолучевости может быть представлена в виде суммы прямой и отраженных компонент сигнала, отличающихся амплитудой, задержкой, фазой и доплеровским смещением [7]:

$$s_{\text{сумма}}(t) = \sum_i A_i s(t - \tau_i) e^{j2\pi(f_i(t - \tau_i) + \varphi_i)} , \quad (6)$$

где A_i – амплитуда сигнала;

τ_i – задержка сигнала;

f_i – частота сигнала;

φ_i – фаза сигнала.

Добавление отраженного сигнала к прямому приводит к искажению корреляционной функции (Рисунок 2) на этапе первичной обработки сигнала и, как следствие, к увеличению погрешности определения псевдодальности.

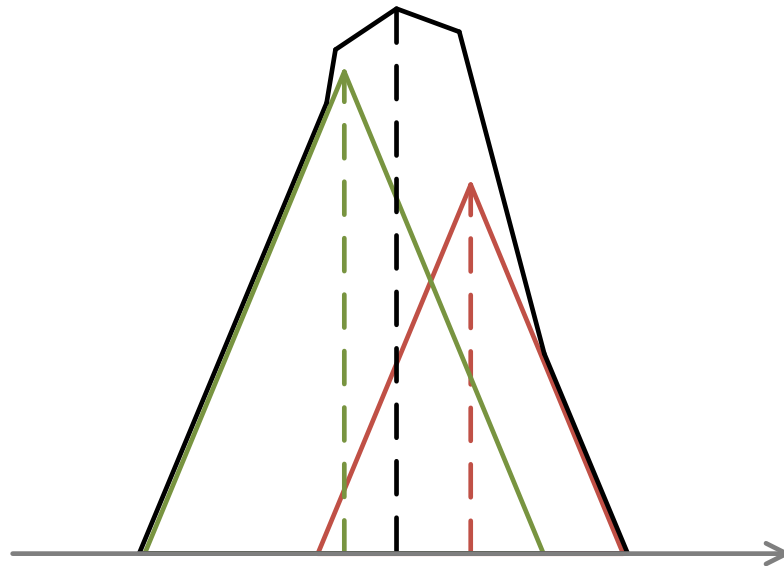


Рисунок 2 – Корреляционные функции

(зеленый цвет – прямой сигнал (LOS), красный цвет – многолучевой сигнал, черный цвет – суммарный сигнал)

Стоит отметить, что эффект многолучевости также влияет на устойчивость слежения за навигационным сигналом в НАП [12].

1.5. Подходы для уменьшения влияния эффекта многолучевости и NLOS-сигналов на навигационную аппаратуру потребителя

Анализ открытых источников показал следующие подходы уменьшения влияния эффекта многолучевости и NLOS-сигналов на точность оценки псевдодальности и координат потребителя

в НАП. Представленная ниже классификация не является строгой, поскольку отдельные подходы могут комбинироваться:

1. Аппаратный уровень:
 - антенна и геометрия приема;
 - поляризационная селекция;
 - пространственная селекция;
 - радиочастотный тракт;
 - поднятие антенны на максимально возможную высоту.
2. Уровень сигнальной обработки и слежения:
 - корреляторные дискриминаторы кода;
 - параметрические методы;
 - петли слежения;
 - многочастотность и многосистемность.
3. Уровень измерений и навигационного решения:
 - фильтрация по геометрическим критериям и качеству сигнала;
 - взвешивание измерений;
 - исключение ошибочных измерений;
 - робастные оценки;
 - сглаживающие/фильтрационные подходы.
4. Карты и контекст:
 - 3D-модельная видимость;
 - метод соответствия тени;
 - моделирование отражений;
 - соотнесение с картой;
 - определение контекста по сигналам ГНСС.
5. Интеграция с другими датчиками и системами:
 - инерциальные навигационные системы (ИНС);
 - одометрия;
 - техническое зрение;
 - DGNSS/RTK;
 - сети мобильной связи;
 - другое (барометры, магнитометры, радиомаяки и т.п.)

На аппаратном уровне уменьшение влияния многолучевости и *NLOS*-сигналов может быть достигнуто за счет применения антенн, обеспечивающих ослабление отраженных сигналов. Ослабление отраженных сигналов от подстилающей поверхности может быть достигнуто за счет использования вертикальных металлических ребер цилиндрической формы, известных как choke-ring [7] или за счет применения резистивных полупрозрачных экранов и радиопоглощающих материалов в нижней полусфере [7]. Также могут использоваться фазированные антенные решетки, позволяющие различать прямую и отраженные компоненты сигнала по фазовым соотношениям на отдельных элементах [13] или с высоким коэффициентом усиления в направлении прямого сигнала [7, 10, 14]. Кроме того, применяется совместное использование нескольких антенн, при котором за счет противофазного суммирования диаграмм направленности уменьшается влияние многолучевости [10]. Совершенствование радиочастотного тракта, включая расширение динамического диапазона аналого-цифрового преобразователя, применение качественного опорного генератора и фильтрацию внеполосных помех, не устраняет многолучевость и *NLOS*-сигналы, но снижает вероятность срыва слежения и захвата переотраженных сигналов [7].

Одним из простых способов уменьшения влияния отражений является размещение антенны НАП на максимально возможной высоте относительно окружающих объектов, однако для наземного гражданского потребителя в городских условиях данный подход часто трудно реализуем.

На уровне сигнальной обработки и слежения может применяться многокорреляторная обработка с уменьшением интервала Early-Late, что снижает ошибки, вызванные поздними отражениями [7, 15]. Кроме того, уменьшение влияния отраженного сигнала достигается за счет совершенствования временного дискриминатора, в том числе путем уменьшения расстройки по задержке между опережающим и запаздывающим каналами и использования специальных опорных сигналов со сложным стробом [7, 16]. Анализ формы корреляционной функции позволяет выявлять отраженные компоненты, корректировать оценку времени прихода сигнала [17, 18] и, при необходимости, оценивать параметры отражений для их последующей компенсации [19]. Разработка на уровне сигнальной обработки и слежения часто более ресурсоемкая, чем на уровне измерений и навигационного решения.

Использование многочастотных и многосистемных измерений позволяет частично уменьшить влияние многолучевости и *NLOS*-сигналов за счет повышения избыточности наблюдений и частотной зависимости отражений [7]. Отдельным направлением уменьшения многолучевости является использование навигационных сигналов с более острым пиком автокорреляционной функции, например сигналов с модуляцией BOC или MBOC [7, 10].

На уровне измерений и навигационного решения возможны следующие подходы:

- фильтрация измерений по геометрическим критериям (исключение НКА с низким углом возвышения [7]; исключение НКА, ухудшающих геометрический фактор (*GDOP*) [7]; использование маски горизонта, то есть исключение НКА, перекрытых препятствиями, например, на основе карты местности или данных камер с широкоугольной оптикой;

- фильтрация по качеству сигнала (исключение навигационных радиосигналов с низким отношением сигнал/шум, так как они более подвержены шумам и искажениям [7]; использование показателей качества сигнала, например, индексов многолучевости;

- взвешивание измерений, например, по углу возвышения или отношению сигнал/шум [7]);

- исключение ошибочных измерений (например, использование автономного контроля целостности данных (RAIM) [7]);

- робастные методы оценивания, включая выявление выбросов с использованием статистических критериев и М-оценок [7, 10]);

- сглаживающие и фильтрационные подходы, включая различные варианты фильтра Калмана [7], байесовские методы, модели движения, алгоритмы сглаживания [20] и многомодельные фильтры.

На уровне карт и контекста:

- использование цифровых карт, 3D-моделей видимости, методов соответствия тени [21, 22];

- определение контекста окружающей среды с использованием камер, лидаров, сигналов ГНСС и других источников информации позволяет корректировать решение навигационной задачи.

Интеграция с другими датчиками и системами:

- инерциальные навигационные системы (ИНС)[7];
- одометрия (системы счисления пути по датчикам колес и скорости) [23];
- барометр (датчик давления) [24];
- Wi-Fi и сети мобильной связи [25];
- техническое зрение (камеры или лидары) [26-28];
- UWB, Bluetooth, RFID [29, 30];
- магнитометры [31];
- коррекция и компенсация ошибок с использованием дифференциальных систем DGNSS/RTK и режима высокоточного абсолютного позиционирования PPP [32].

Методы машинного обучения целесообразно рассматривать как универсальный инструмент уменьшения влияния многолучевости и *NLOS*-сигналов в НАП, который может быть применен в сочетании с рассмотренными выше подходами [33].

Проведенный анализ показывает, что для низкобюджетной НАП гражданского назначения, без существенного изменения навигационных модулей (чипов), энергетики и без использования дополнительных устройств, наиболее доступным и перспективным направлением является совершенствование алгоритмов на уровне измерений и навигационного решения, то есть на этапе вторичной обработки сигналов ГНСС.

1.6. Подходы к определению и учету контекста окружающей среды для уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов на навигационную аппаратуру потребителя

Как было отмечено ранее, одним из перспективных направлений совершенствования алгоритмов на уровне измерений и навигационного решения для уменьшения влияния многолучевости и *NLOS*-сигналов является определение и учет типа ОК [34, 35].

Анализ открытых источников [26-30, 34-62] позволил выделить следующие основные подходы к определению типа ОК в НАП гражданского назначения:

1. По типу источников измерений:
 - средства технического зрения (камеры, лидары, радары и т.п.);
 - характеристики сигналов и измерений ГНСС (GDOP, количество видимых НКА и другие признаки);
 - другие источники информации (цифровые карты местности, ИНС, барометры, Wi-Fi, Bluetooth, датчики освещённости и т.п.);
 - гибридные подходы (объединение данных от разнородных источников).
2. По математическому аппарату обработки:
 - детерминированные (логические условия и пороговые ограничения измеряемых величин);
 - вероятностно-статистические (использование вероятностных распределений, проверки статистических гипотез и т.п.);
 - машинное обучение.
3. По времени анализа:
 - мгновенная оценка;
 - оконная аппроксимация (анализ скользящего окна выборки измерений);

– траекторная оценка (использование динамической модели движения потребителя и накопленной истории измерений).

Наиболее детальное определение ОК обеспечивают средства технического зрения, реализуемые на основе камерных [26], лидарных [27] и гибридных систем восприятия [28]. Для достижения высокой точности, устойчивости и безопасности навигации автономных транспортных систем широко применяется слияние данных лидаров и камер с последующей обработкой методами глубокого обучения.

Использование средств технического зрения в низкобюджетной НАП гражданского назначения затруднительно. Даже для современных мобильных устройств такие решения часто оказываются избыточными по вычислительной нагрузке, энергопотреблению и стоимости. Другие недорогие технические средства позволяют определять лишь ограниченное число типов ОК с невысокой точностью. Поэтому целесообразным представляется использование информации, получаемой непосредственно от навигационных сигналов ГНСС.

Ниже (Рисунок 3) показан общий принцип определения и учета ОК для уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов в НАП.

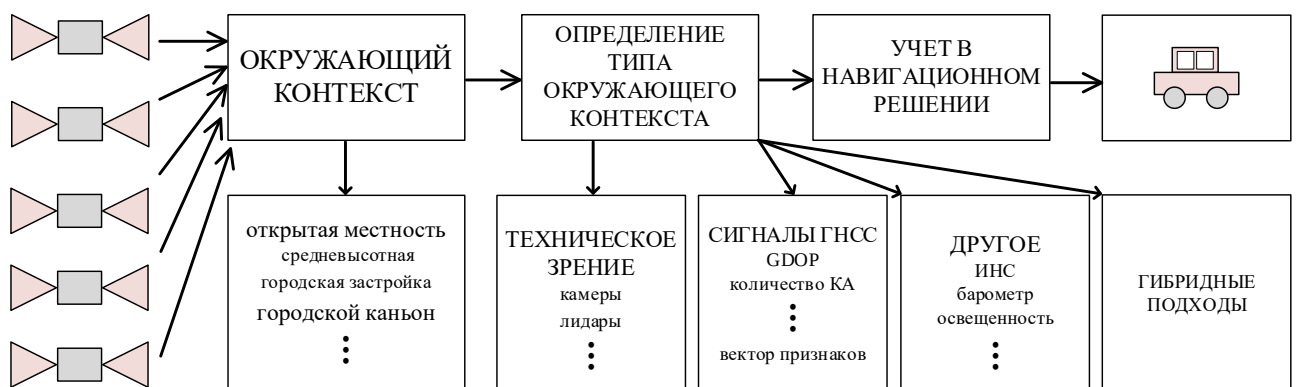


Рисунок 3 – Определение и учет ОК в НАП

Подходы к определению типа ОК по навигационным сигналам ГНСС можно условно разделить по размерности используемого признакового пространства: однопризнаковые, малопризнаковые и многопризнаковые. Использование одного признака, как правило, позволяет различать лишь ограниченное число типов ОК и обычно обеспечивает невысокую точность классификации. В этом случае решение может приниматься на основе пороговых правил или простой логики выбора. В случае малого количества признаков (два или три) можно определить среднее количество типов ОК с приемлемой точностью, для реализации такого подхода может использоваться логика программирования (выбора) или методы машинного обучения. При использовании множества значимых признаков и репрезентативной обучающей

выборки становится возможным различение большего числа типов ОК с более высокой точностью; в этом случае целесообразно применять методы машинного обучения.

Для повышения эффективности учета типа ОК в низкобюджетной НАП гражданского применения необходимо выделять такое число типов контекста, которое является достаточным для различения условий приема, требующих различных стратегий обработки навигационных измерений. В этой связи целесообразно использовать методы машинного обучения и многомерный вектор значимых признаков.

Анализ открытых источников [63-74] показал следующие подходы для учета ОК по сигналам ГНСС в НАП гражданского назначения:

- корректировка параметра в контуре слежения и фильтрация по уровню сигнал/шум с помощью знания количества НКА (без использования алгоритмов машинного обучения);
- корректировка параметров на этапе вторичной обработки на основе геометрического фактора в фильтре Калмана (без использования алгоритмов машинного обучения);
- корректировка одного параметра на этапе вторичной обработки в фильтре Калмана с использованием машинного обучения (Рисунок 4).

В работе [73] показано изменение параметра для функции потерь Хубера в робастном фильтре Калмана при вторичной обработке с применением алгоритма машинного обучения для определения ОК. Однако такой подход ограничен изменением лишь одного параметра и, следовательно, не позволяет в полной мере использовать возможности изменения методов, методик, алгоритмов и параметров при решении навигационной задачи ГНСС.



Рисунок 4 – Блок-схема существующей методики учета типа ОК по сигналам ГНСС с использованием методов машинного обучения

1.7. Выводы по главе 1

По результатам главы 1 можно сделать следующие основные выводы:

- рассмотрены основные современные спутниковые навигационные системы;
- показаны особенности действующих сигналов ГЛОНАСС открытого доступа и обоснована важность разработки новых методик и алгоритмов для низкобюджетной НАП гражданского назначения в городских условиях;
- проанализировано влияние многолучевости и *NLOS*-сигналов на определение координат потребителя;
- проведен анализ существующих подходов для уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов, отмечено, что для массовой низкобюджетной НАП гражданского применения целесообразным является совершенствование алгоритмов на уровне измерений и навигационного решения;
- проведен анализ существующих подходов к определению и учету контекста окружающей среды для уменьшения влияния многолучевости и *NLOS*-сигналов; установлено, что для низкобюджетной НАП гражданского применения перспективным направлением для определения типа ОК является использование информации от сигналов ГНСС.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ОПРЕДЕЛЕНИЯ И УЧЕТА КОНТЕКСТА ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ В НАП ПО СИГНАЛАМ ГЛОНАСС ОТКРЫТОГО ДОСТУПА

2.1. Типы контекста окружающей среды

В общем смысле под контекстом понимается совокупность условий и обстоятельств, в которых существует объект или протекает процесс [75]. В технической сфере обычно под контекстом понимают любую информацию, используемую для характеристики ситуации, в которой находится некоторый объект либо происходит процесс или действие. Данное понимание контекста широко используется в навигационных приложениях и принимается в настоящей работе в качестве базового.

Контекст в навигационных приложениях является многокомпонентным и может рассматриваться на различных уровнях детализации [34, 76]. При использовании контекста для навигационных приложений выделяют контекст окружающей среды (например, низкая городская застройка, городской каньон и т.п.) и поведенческий контекст (например, типы транспортных средств) [34]. В данной работе исследуется контекст окружающей среды для низкобюджетной наземной НАП гражданского назначения.

При систематизации контекста обычно вводят иерархию категорий, включающую классы и их подтипы. В [34] была предложена категоризация видов контекста, показанная ниже (Рисунок 5). В последующих исследованиях [76] понятие контекста применительно к навигационным приложениям ГНСС было уточнено, а также предложена упрощенная классификация его классов и видов.



Рисунок 5 – Категории контекста

Для наземной НАП можно выделить следующие классы окружающей среды: открытая местность, полузакрытая местность, закрытая препятствиями местность и внутренние пространства [34]. Каждый из указанных классов может быть дополнительно детализирован на

отдельные типы ОК [76]. Например, к типам открытой окружающей среды могут быть отнесены открытое поле, открытая водная поверхность и другие аналогичные условия.

В целях терминологического единообразия далее все рассматриваемые классы и типы окружающей среды будем обозначать единым термином «типы контекста окружающей среды» (типы ОК).

Анализ открытых источников [34-74] показал, что для определения по сигналам ГНСС с использованием методов машинного обучения исследовались следующие типы ОК: открытая местность (открытое небо), низкая городская застройка (пригород), средневысотная городская застройка, полужакрытое пространство (эстакада, окно, балкон), лесопарк (бульвар), высотная городская застройка (городской каньон), а также внутри помещения (тоннель).

Дополнительный предлагаемый тип окружающего контекста-городской колодец.

Проведенный обзор литературы [26-30, 34-62] и анализ предметной области в сфере функционирования навигационных приложений ГНСС позволил систематизировать понятийный аппарат, описывающий высотную городскую застройку. К числу наиболее часто используемых терминов относятся: urban canyon (городской каньон), street canyon, skyscraper canyon, deep canyon, dense urban environment, а также deep urban canyon. При этом в различных вариациях доминируют следующие определения городского каньона: это уличное пространство, ограниченное зданиями с обеих сторон, в котором пространственный показатель (отношение высоты строений к ширине улицы) оказывает детерминирующее влияние на процесс навигации; это урбанизированные районы с критическими условиями приема сигналов, обусловленными наличием высотной застройки и/или узких улиц; это плотная городская среда, где высотные строения перекрывают зоны прямой видимости спутников, провоцируя возникновение эффектов многолучевости и *NLOS*-распространения сигналов, что в совокупности ведет к снижению точности и достоверности навигационных определений ГНСС. С точки зрения формализации характеристик такого ОК, исследователи чаще всего оперируют вариациями геометрических пропорций (высота к ширине), фактором видимости неба и установленными ограничениями по высоте объектов.

Изученные названия типов ОК, определяемые по сигналам ГНСС с помощью методов машинного обучения, не включали и не выделяли в качестве самостоятельного типа городскую застройку, расположенную вокруг потребителя по большинству азимутальных направлений и существенно ограничивающую обзор небесной полусферы (Рисунок 6) - городской колодец (urban well). Выделение данного типа в отдельную категорию обусловлено тем, что по результатам проведенных экспериментов [11] для него характерны наиболее выраженные проявления *NLOS*-сигналов и многолучевости среди рассмотренных городских условий.

Для формализации выделенного типа ОК целесообразно использовать геометрический критерий, основанный на соотношении превышения высоты препятствия над антенной приемника и горизонтального расстояния до этого препятствия. Для азимутального направления $a = [0, 2\pi)$ вводится индекс экранирования $s(a)$, характеризующий степень углового экранирования небосвода препятствием относительно антенны приемника. В настоящей работе индекс экранирования определяется как безразмерная величина, пропорциональная тангенсу угла экранирования [12]:

$$s(a) = \max_i \frac{H_i - H_p}{d_i(a)}, \quad (7)$$

где H_i – высота i -го здания;

H_p – высота фазового центра антенны приемника;

$d_i(a)$ – горизонтальное расстояние от точки приема до здания в направлении a ;

$\max_i$ – означает, что для азимутального направления учитывается препятствие, создающее наибольшее экранирование небосвода.

Предлагается считать, что условия городского колодца реализуются в том случае, когда для практически всех азимутальных направлений выполняется условие:

$$s(a) \geq s_{min}, \quad (8)$$

где s_{min} – пороговое значение индекса экранирования, задающее нижнюю границу рассматриваемого класса условий.

В рамках настоящей работы предлагается использовать следующую эмпирическую шкалу интенсивности экранирования: при $s < 0,2$ экранирование слабое, при $0,2 \leq s < 0,35$ – умеренное, при $0,35 \leq s < 0,6$ – сильное, $0,6 \leq s < 1$ – очень сильное, при $s \geq 1$ – экстремальное.



Рисунок 6 – Выделенный тип ОК - городской колодец

2.2. Разработка методики выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа для алгоритмов машинного обучения

Формирование вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа.

В [34] рассмотрен комплексный подход для контекстной навигации, заключающийся в применении ГНСС, Wi-Fi и ИНС. Для определения ОК по данным ГНСС рассчитывалось среднее значение отношения мощности несущей к мощности шума на единицу полосы пропускания C/No , дБГц. В [46] демонстрируется определение ОК с помощью модуля ГНСС в смартфоне. Для определения внешней или внутренней среды из данных смартфона извлекается C/No и количество видимых спутников, после чего для классификации используется схема обнаружения на основе скрытой модели Маркова. В [47] для определения типа ОК по данным от НАП предлагается формировать многомерный вектор признаков, состоящий из среднего значения мощности сигнала C/No , среднеквадратичного отклонения (CKO) мощности сигнала C/No , коэффициента блокировки спутников, суммарного геометрического фактора, расширенного геометрического фактора, количества видимых спутников, которые извлекаются из принимаемых данных навигационного протокола *NMEA*. Предложенный подход учитывает измерения C/No для открытой среды в других рассматриваемых средах, а также скорость движения потребителя. В [54] представлен метод определения ОК по набору статистик C/No : среднему значению, стандартному отклонению, медиане, верхнему и нижнему квартилям, а также по числу видимых спутников и геометрическим факторам точности. В [56] описана

мобильная наземная платформа для сбора данных с повышенной частотой измерений, в которой используются следующие признаки: количество видимых спутников, среднее значение маски для количества видимых спутников по C/N_0 , среднее значение для C/N_0 для предыдущих измерений спутников, остаток ошибки псевдодальности и среднее значение угла места. В [60] для статичного потребителя предложены в качестве признаков углы места и азимута КА, псевдодальности, фаза несущей, доплеровская частота и C/N_0 . Авторы [61] в качестве признаков предлагаются число видимых спутников, геометрический фактор по местоположению, коэффициент многолучевости и различные нормализованные варианты признака C/N_0 с использованием пороговой обработки. В [62] для определения типа ОК предлагаются следующие признаки: число видимых спутников, среднее значение C/N_0 , стандартное отклонение C/N_0 , максимум, минимум, медиана, межквартильный размах, а также фактор азимутального распределения по взвешенному C/N_0 .

Из проведённого анализа видно, что по информации получаемой в единицу времени из информации от навигационных сигналов ГНСС для низкобюджетной НАП гражданского назначения, можно сформировать различные геометрические, энергетические, кодо-фазовые, временно-стабильностные и другие варианты признаков.

В статье [47] для определения типа ОК были предложены следующие признаки:

$$q(t) = [\mu(t), \sigma(t), \beta(t), \lambda(t), n(t), GDOP(t)] \quad , \quad (9)$$

где $\mu(t)$ – среднее значение мощности сигнала C/N_0 ;

$\sigma(t)$ – СКО мощности сигнала C/N_0 ;

$\alpha(t)$ – коэффициент блокировки спутников;

$\lambda(t)$ – расширенный геометрический фактор;

$n(t)$ – количество видимых спутников;

$GDOP(t)$ – геометрический фактор.

Значения указанных признаков могут быть вычислены по следующим зависимостям.

Коэффициент блокировки $\alpha(t)$ спутников [47]:

$$\beta(t) = 1 - \frac{N_{\text{видимый}}(t)}{N_{\text{всего}}(t)} \quad , \quad (10)$$

где $N_{\text{видимый}}(t)$ – количество видимых спутников;

$N_{\text{всего}}(t)$ – общее количество всех спутников, которые должны быть видны потребителю.

Геометрический фактор точности определения местоположения с учетом поправок показаний часов потребителя (GDOP) рассчитывается по следующей формуле [7, 47]:

$$GDOP = \sqrt{\text{tr}(H)} , \quad (11)$$

$$H = (G^T G)^{-1} , \quad (12)$$

$$G = \begin{bmatrix} -\cos \theta^{(1)} \sin \varphi^{(1)} & \cos \theta^{(1)} \cos \varphi^{(1)} & -\sin \theta^{(1)} & 1 \\ -\cos \theta^{(2)} \sin \varphi^{(2)} & \cos \theta^{(2)} \cos \varphi^{(2)} & -\sin \theta^{(2)} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -\cos \theta^{(N)} \sin \varphi^{(N)} & \cos \theta^{(N)} \cos \varphi^{(N)} & -\sin \theta^{(N)} & 1 \end{bmatrix} , \quad (13)$$

где θ – угол возвышения спутника;

ϕ – азимут спутника.

Расширенный геометрический фактор $\lambda(t)$ [47]:

$$\lambda(t) = \frac{GDOP(t)}{GDOP^0(t)} , \quad (14)$$

где $GDOP^0(t)$ – геометрический фактор по всем видимым спутникам.

В [56] для определения типа ОК рассмотрен признак ограничения количества видимых спутников по C/No :

$$M(t) = \sum_{k=1}^N Mask_k(t) , \quad (15)$$

$$Mask_k = \begin{cases} 1, & \frac{C}{No} > \varepsilon \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} , \quad (16)$$

где $Mask_k$ – маска для спутников по граничному значению ε для C/No .

Подход среднего значения $\zeta(t)$ для всех видимых спутников в момент измерения с учетом сглаживающего окна C/No_t по каждому спутнику приведен в [56]:

$$\zeta(t) = \frac{1}{N_s} \sum_{t=1}^{N_s} C/No_t , \quad (17)$$

где N_s – количество измерений по каждому КА в единицу времени;

C/No_t – среднее значение C/No для k предыдущих измерений видимого спутника (сглаживающее окно для видимого спутника).

$$C/No_t = \frac{1}{Z} \sum_{kt=0}^Z C/No_{kt} , \quad (18)$$

где Z – длительность сглаживающего окна для видимого спутника;

C/No_{kt} – предыдущее k -е измерение значения C/No для видимого спутника относительно текущего момента измерения t .

СКО $\xi(t)$ сглаживающего окна для среднего значения C/No [56]:

$$\xi(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (C/No_t - \zeta(t))^2} . \quad (19)$$

Средний угол возвышения для видимых спутников $E(t)$ [56]:

$$E(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N elev_k(t) , \quad (20)$$

где N – количество измерений по каждому КА в единицу времени;

$elev_k(t)$ – угол возвышения по k КА.

Фактор азимутального распределения по взвешенному C/No [62]:

$$r(t) = \max r_b(t) , b \in [0, 360^0) , \quad (21)$$

$$r_b(t) = \frac{C/No_{b1}(t)}{C/No_{b2}(t)} , \quad (22)$$

$$C/No_{bi}(t) = \sum_{a_j \in A_{bi}} c_j(t) , i = 1, 2, \quad j = 1, \dots, N \quad (23)$$

$$A_{b1} = \{a \mid b \leq a < b + 180^0 \text{ или } 0^0 \leq a < b - 180^0\} , \quad (24)$$

$$A_{b2} = \{a \mid b - 180^0 \leq a < b \text{ или } b + 180^0 \leq a < 360^0\}, \quad (25)$$

где b – угол биссектрисы;

r_b – значение дисбаланса для выбранного b отношения суммарных C/No_{bi} в секторах A_{b1} и A_{b2} ;

a_j – азимут j -го доступного спутника;

c_j – измерение значения C/No для j -го спутника.

Новые признаки для определения типа окружающего контекста.

Ниже приведены модификации известных энергетических и кодо-фазовых характеристик, которые предлагаются в настоящей работе как новые признаки, ранее не использовавшиеся для определения типа ОК методами машинного обучения.

Средний коэффициент многолучевости $\omega(t)$ определяется как

$$\omega(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N m_k(t), \quad (26)$$

где N – количество измерений по каждому КА в единицу времени;

m_k – индекс многолучевости (*multipath index*) по k КА [77, 17, 18].

Среднее значение разности кодовых и фазовых измерений псевдодальности определяется как:

$$\chi(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N CMC_k(t), \quad (27)$$

где N – количество видимых спутников;

$CMC(t)$ – разность фазовых и кодовых измерений псевдодальности (*Carrier Minus Code*).

Разность фазовых и кодовых измерений псевдодальности [7, 10]:

$$CMC(t) = \Phi(t)\lambda - P(t), \quad (28)$$

где $\Phi(t)$ – измерение фазы несущей в циклах;

λ – длина волны навигационного сигнала;

$P(t)$ – псевдодальность по коду.

СКО разности фазовых и кодовых измерений псевдодальности для видимых КА в единицу времени:

$$\vartheta(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (CMC_k(t) - \chi(t))^2} . \quad (29)$$

Среднее значение разницы измерений псевдодальности по коду и скорости изменения псевдодальности [10]:

$$\phi(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\Delta\rho_k(t) - pr_k(t)\Delta t| , \quad (30)$$

где N – количество видимых спутников;

$\Delta\rho_k(t)$ – разность кодовых измерений псевдодальности для k -го КА между моментами времени t и $t - 1$.

$pr_k(t)$ – скорость изменения псевдодальности для k -го КА;

Δt – время измерений между в текущим и предыдущим моментом.

Скорость псевдодальности $pr(t)$ [10]:

$$pr(t) = -\frac{c}{f_{L1}} f_d^k(t) , \quad (31)$$

где $f_d^k(t)$ – частота Доплера;

c – скорость света;

f_{L1} – несущая частота сигнала.

СКО разницы измерений псевдодальности по коду и скорости изменения псевдодальности:

$$\gamma(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (|\Delta\rho_k(t) - pr(t)\Delta t| - \phi(t))^2} . \quad (32)$$

Среднее значение изменения признака CMC между соседними моментами времени определяется как

$$\kappa(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |CMC_{kt}(t) - CMC_{kt-1}(t)| . \quad (33)$$

СКО изменения признака CMC между соседними моментами времени определяется ς :

$$\varsigma(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (|CMC_{kt}(t) - CMC_{kt-1}(t)| - \kappa(t))^2} . \quad (34)$$

Среднее значение разницы измерений C/No в текущий t и предыдущий момент $t - 1$:

$$\Xi(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\mu_t(t) - \mu_{t-1}(t)| . \quad (35)$$

СКО разницы измерений C/No в текущий и предыдущий момент ψ :

$$\psi(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (|\mu_t(t) - \mu_{t-1}(t)| - \Xi(t))^2} . \quad (36)$$

Для исследуемой в работе низкобюджетной НАП гражданского назначения *U-blox NEO-M8N* по информации, доступной в единицу времени при приеме сигналов ГЛОНАСС L1OF, может быть сформирован следующий общий вектор признаков:

$$\text{Общий} = \left[\omega, M, \zeta, \xi, E, \chi, \vartheta, \phi, \gamma, \kappa, \varsigma, \Xi, \psi, r \right] . \quad (37)$$

Разработка методики выбора многомерного вектора для определения ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа.

Однако использование полного вектора признаков (37) может приводить к переобучению модели, избыточной вычислительной нагрузке и усложнению практической реализации в низкобюджетной НАП гражданского назначения. Для отбора наиболее информативных признаков применяются фильтрующие (*filter*), оберточные (*wrapper*), встроенные (*embedded*) и гибридные методы.

Фильтрующие методы оценивают признаки независимо от конкретной модели на основе статистических критериев. К таким методам относятся анализ дисперсии, критерий хи-квадрат, критерий Фишера, взаимная информация, корреляционный анализ и т.д. Использование

фильтрующих методов позволяет быстро интерпретировать результат, однако статистическая значимость признака не гарантирует его высокой предсказательной ценности для конкретной модели машинного обучения. Корреляционный анализ позволяет быстро и эффективно находить сильно взаимосвязанные признаки, что позволяет убрать дублирование информации, однако невысокая взаимная корреляция не эквивалентна высокой предсказательной ценности признака для модели, кроме того, нелинейные зависимости между признаками могут не выявляться при использовании только линейных мер связи, а для ансамблевых методов использующие деревья решений удаление высоко коррелированных признаков может и ухудшить качество модели.

Оберточные методы используют саму модель как оценщик качества набора признаков. К ним относятся последовательное добавление признаков, полный перебор, рекурсивное исключение признаков и другие подходы. Использование оберточных методов позволяет с высокой точностью отбирать признаки, однако они имеют высокую вычислительную сложность, высокий риск переобучения и нестабильности, сложную интерпретируемость, не гарантируют глобальный оптимум, сильно зависят от модели обучения и чувствительны к гиперпараметрам.

Во встроенных методах отбор признаков происходит внутри процесса обучения модели, к ним относятся значимость на основе прироста информации, *L1*-регуляризации и т.д. Встроенные методы дают хороший баланс качества и скорости, однако, например, использование *L1*-регуляризации при коррелирующих признаках нестабильно, важности признаков для деревьев решений бывают смещены (например, в сторону признаков с большим числом уникальных значений), поэтому оценка важности признака не всегда может интерпретироваться как его причинный вклад в результат, требуют точной валидации и настройки гиперпараметров, особенно когда признаки сильно коррелированные.

Гибридные методы объединяют несколько подходов и позволяют обеспечить более удачный компромисс между качеством отбора, вычислительной сложностью и устойчивостью результата.

Следует отметить, что отбор признаков способен уменьшить переобучение и упростить модель, однако при некорректной организации процедуры отбора он сам может стать источником переобучения.

На основе проведённого анализа указанных методов была разработана методика выбора многомерного вектора для определения ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа (Рисунок 7), которая состоит из следующих этапов:

1. Формирование общего вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа.
2. Выбор наиболее значимых признаков с использованием фильтрующих методов.
3. Выбор наиболее значимых признаков с использованием оберточных и встроенных методов.

4. Объединение множеств признаков, отображенных на этапах 2 и 3.

5. Формирование групп коррелированных признаков по выбранной мере зависимости и пороговому значению.

6. Окончательный набор признаков из каждой группы выбирается по совокупности критериев для каждого признака a_j , при отсутствии коррелированных признаков выбираются наиболее значимые признаки. Один из возможных вариантов такой оценки признака:

$$Score(a_j) = G_1 Imp(a_j) + G_2 Cost(a_j) + G_3 Time(a_j) + G_4 Mis(a_j), \quad (38)$$

где $Imp(a_j)$ – значимость признака полученная на этапе 3;

$Cost(a_j)$ – сложность вычисления признака;

$Time(a_j)$ – время формирования признака;

$Mis(a_j)$ – доля пропусков при вычислении признака;

G_1, G_2, G_3, G_4 – веса критериев, например, могут задаваться в зависимости от алгоритма решения навигационной задачи.

7. Оценка качества обученной модели на выбранном наборе признаков. Если качество модели неудовлетворительное, то проводится итерационное уточнение состава признаков.

Число используемых подходов на этапах 2, 3 и 5 определяется компромиссом между устойчивостью отбора и вычислительной сложностью. В настоящей работе в экспериментах использовалось не более трех подходов в рамках каждого метода.

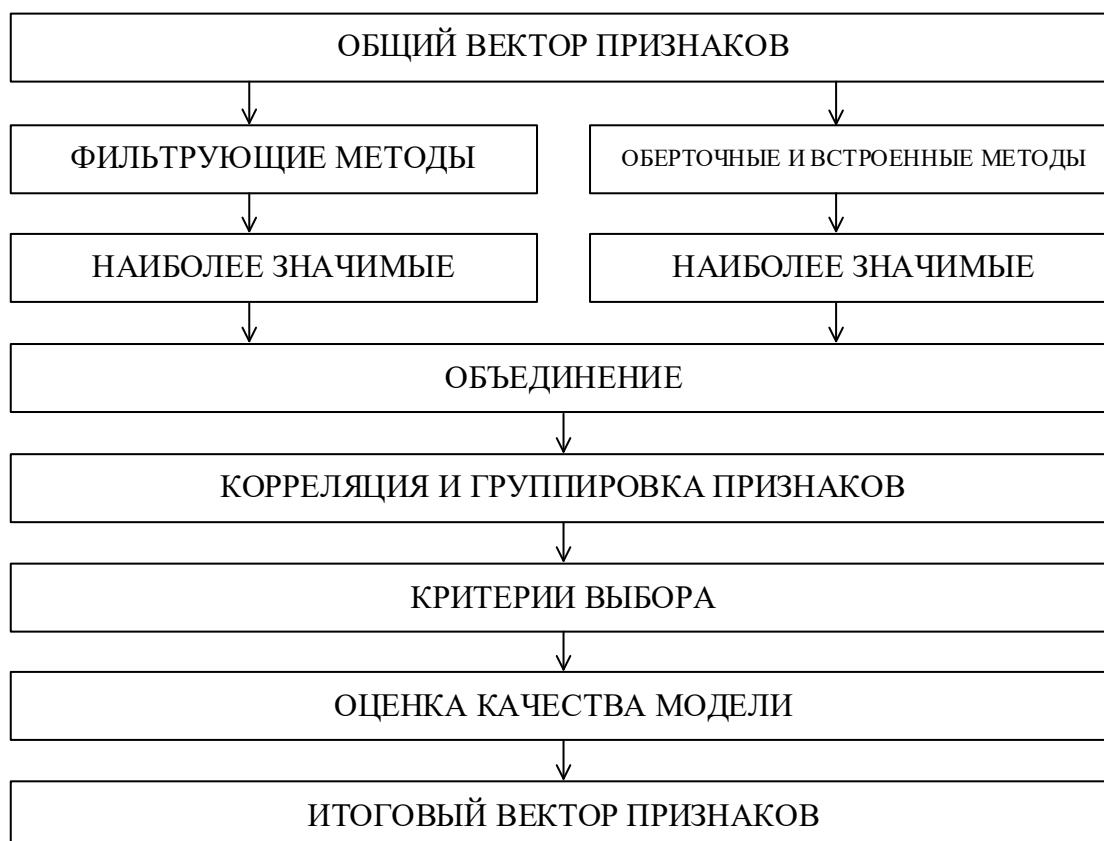


Рисунок 7 – Блок-схема разработанной методики выбора многомерного вектора для определения ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа

В данной работе для объективного определения количества наиболее значимых признаков использовался геометрический метод поиска точки изгиба (метод локтя) на кривой накопленной важности (Рисунок 8). Основным критерием отбора является нахождение точки оптимального баланса между количеством признаков и их совокупной объясняющей способностью. Для этого строится кривая накопленной важности признаков, упорядоченных по убыванию. Математически точка изгиба (локтя) определяется как точка максимального перпендикулярного удаления от прямой, соединяющей начало (первый, самый важный признак) и конец (полный набор признаков) графика накопленной важности.

Из фильтрующих методов будем использовать критерий Фишера (ANOVA F) и метод взаимной информации, в части корреляционного анализа коэффициент корреляции Пирсона и корреляцию через расстояние; сильной взаимной корреляцией считалось значение больше 0,9. Из оберточных и встроенных методов примесь Джини для случайного леса, прирост информации для экстремального градиентного бустинга и объяснения Шепли (Shapley Additive Explanations, SHAP).

Коэффициент линейной корреляции Пирсона [78]:

$$r(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} , \quad (39)$$

где X, Y – случайные величины;

$\sigma_X \sigma_Y$ – стандартные отклонения;

cov – ковариация.

Корреляция расстояния определяется как [79]

$$v_n^2(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n A_{i,j} B_{i,j} , \quad (40)$$

$$A_{i,j} = a_{i,j} - \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n a_{i,l} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^k a_{i,k} - \frac{1}{n^2} \sum_{k,l=1}^k a_{k,l} , \quad (41)$$

$$B_{i,j} = b_{i,j} - \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n b_{i,l} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^k b_{i,k} - \frac{1}{n^2} \sum_{k,l=1}^k b_{k,l} , \quad (42)$$

где $a_{i,j} = \|x_i - x_j\|$ и $b_{i,j} = \|y_i - y_j\|$ - попарные Евклидовы расстояния между наблюдениями случайных величин x и y .

Из (40) получаем корреляцию расстояния:

$$R_n^2(x, y) = \begin{cases} \frac{v_n^2(x, y)}{\sqrt{v_n^2(x, x) v_n^2(y, y)}} , & \sqrt{v_n^2(x, x) v_n^2(y, y)} > 0 , \\ 0 , & \sqrt{v_n^2(x, x) v_n^2(y, y)} = 0 . \end{cases} \quad (43)$$

Критерий Фишера в однофакторном дисперсионном анализе определяет, согласно [80]:

$$F = \frac{\sum_{i=1}^K \frac{n_i (\bar{Y}_i - \bar{Y})^2}{K-1}}{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{n_i} \frac{(Y_{ij} - \bar{Y}_i)^2}{N-K}}, \quad (44)$$

где $\bar{Y}_i$ – выборочное среднее выборки;

$\bar{Y}$ – общее среднее выборки;

K – количество групп;

Y_{ij} – j наблюдение в i выборке;

n_i – количество наблюдение в i выборке;

N – размер выборки.

Взаимная информация, характеризующая количество информации, содержащейся в одной случайной величине относительно другой, определяется через энтропию следующим образом [81]:

$$I(X, Y) = H(X) - H(X|Y), \quad (45)$$

где $H(X)$ – энтропия события X ;

$H(X|Y)$ – энтропия события X при условии события Y .

Распишем подробнее:

$$I(X, Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} P_{(X,Y)}(x, y) \log \frac{P_{(X,Y)}(x, y)}{P_{(X)}(x)P_{(Y)}(y)}, \quad (46)$$

где $P_{(X,Y)}$ – совместная вероятность событий X и Y ;

$P_{(X)}$ и $P_{(Y)}$ – вероятности событий X и Y .

Метод экстремального градиентного бустинга использует ансамбль последовательно строящихся деревьев решений, каждое из которых уменьшает ошибки предыдущих, в качестве оценки важности признака может использоваться среднее значение прироста качества (gain) по всем разбиениям, в которых участвует данный признак [82]:

$$Gain = \frac{1}{2} \left[\frac{G_L^2}{H_L + \alpha} + \frac{G_R^2}{H_R + \alpha} - \frac{(G_L + G_R)^2}{H_R + H_L + \alpha} \right] - \sigma, \quad (47)$$

где G_L, G_R – коэффициенты в функции потерь для 1-го члена ряда Тейлора;

H_L, H_R – коэффициенты в функции потерь для 2-го члена ряда Тейлора;
 α, σ – коэффициенты регуляризации.

Метод случайного леса заключается в использовании ансамбля решающих деревьев [83], в качестве оценщика признаков применяется примесь Джини:

$$I_G(p) = 1 - \sum_{i=1}^J p_i^2, \quad (48)$$

где J – количество классов;

p_i – вероятность элемента выбранного класса i .

Метод *SHAP* интерпретирует модель, оценивая вклад каждого признака в предсказание для конкретного объекта, показывая, насколько этот признак сдвинул прогноз относительно базового уровня [84, 85].

Этот метод объяснения значимости раскладывает прогноз модели на линейную комбинацию вкладов признаков на основе функции Шепли [84, 85]:

$$g(z') = \varphi_0 + \sum_{j=1}^p \varphi_j z'_j, \quad (49)$$

где g – метод объяснения;

p – количество признаков;

z'_j – вектор, который указывает включенное или выключенное состояние каждого признака;

φ_j – значение Шепли для признака [84, 85].

$$\varphi_j = \sum_{S \subseteq \{1, \dots, p\} \setminus \{j\}} \frac{|S|! (p - |S| - 1)!}{p!} (val(S \cup \{j\}) - val(S)) \quad (50)$$

где p – количество признаков;

S – подмножество признаков, не включающее j признак;

$val(S)$ – предсказание модели, когда известны только признаки из множества S .

В проанализированных работах [34, 46, 47, 54, 56, 62] число одновременно определяемых типов ОК варьируется от трех до семи (высотная городская застройка (городской каньон), средневысотная городская застройка, пригород, внутри помещения, глубоко внутри помещения, полужакрытая местность, открытая местность и бульвар/лесопарк).

Для проведения исследований были собраны измерения (Таблица 1) с использованием низкобюджетной НАП массового гражданского применения (стандартной точности) U-blox NEO-M8N с частотой измерений 1 Гц по сигналам L1OF ГЛОНАСС открытого доступа [1] для стационарного потребителя в следующих типах ОК: открытая местность (открытое небо), средневысотная городская застройка, полужакрытое пространство (окно, балкон, небесная полусфера закрыта наполовину зданием), пространство внутри помещения, лесопарк/бульвар, городской каньон и городской колодец. В случае динамического потребителя были собраны измерения в следующих типах ОК (Таблица 1): шоссе (с наличием шумозащитного экрана на обеих сторонах шоссе), средневысотная городская застройка, низкая городская застройка/пригород, полужакрытое пространство (небесная полусфера закрыта наполовину зданием), лесопарк/бульвар, тоннель (с учётом переходного участка на границе въезда в тоннель), городской каньон и городской колодец.

Таблица 1 – Экспериментальные измерения различных типов ОК

Типы ОК Параметр	Открытое небо	Средневысотная городская застройка	Полужакрытое помещение (окно)	Пространство внутри помещения	Лесопарк (бульвар)
Количество статических измерений / %	6775 / 14,9	6306 / 13,9	7036 / 15,5	6619 / 14,6	6200 / 13,6
Типы ОК Параметр	Открытое небо	Средневысотная городская застройка	Полужакрытое пространство (окно)	Тоннель	Лесопарк (бульвар)
Количество динамических измерений / %	371 / 13,7	351 / 13	372 / 13,8	71 / 2,6	360 / 13,3
Типы ОК Параметр	Городской каньон	Городской колодец	Шоссе	Пригород	–
Количество статических измерений / %	6324 / 13,9	6197 / 13,6	–	–	–
Типы ОК Параметр	Городской каньон	Городской колодец	Шоссе	Пригород	–
Количество динамических измерений / %	303 / 11,2	384 / 14,2	323 / 11,9	170 / 6,3	–

Ниже (Рисунок 9 - 12) построены карты корреляций Пирсона и расстояний между признаками сформированного вектора (37). Для краткости обозначим $G - GDOP$. Корреляционный анализ вектора признаков для стационарных и динамических измерений

показывает наиболее сильную линейную и нелинейную корреляции с типами ОК следующих признаков: $\mu, \sigma, \omega, M, \zeta, \vartheta, \gamma$.

К результатам (Таблица 3, Рисунок 14) полученным с помощью фильтрующих, оберточных и встроенных методов отбора признаков после применения метода локтя и простого объединения получаем вектор: $\mu, \sigma, n, G, \lambda, \beta, \omega, M, \zeta, \xi, E, \vartheta, \phi, \gamma, r$. Также установлено, что признаки, рассчитываемые с использованием сглаживающего окна ζ и ξ для мощности сигнала, оказывают сильное влияние на результат классификации, однако использование сглаживающего окна неизбежно приводит к частичной потере информации о текущем моменте измерения и снижает чувствительность к быстрым изменениям условий приема. Так как отсутствует сильная взаимная корреляция признаков то в формировании групп нет необходимости. При расчете по совокупностям критериев, основной акцент в работе делается на сложность вычисления, времени формирования признака и алгоритма решения навигационной задачи по причине исследования низкобюджетной НАП гражданского назначения функционирующей в городских условиях. Итоговый вектор признаков в соответствии с разработанной методики выбора для динамичных измерений: $\mu, \sigma, n, G, \omega, M, E, \vartheta, \phi, \gamma$.

Для подтверждения эффективности разработанной методики выбора были обучены модели XGBoost на трех вариантах признакового пространства: полном векторе (37), при котором $F1$ – оценка на тестовой выборке 0,9827; итоговом векторе, выбранном по разработанной методике, при котором $F1$ – оценка на тестовой выборке 0,9689; сокращенном наборе из четырех признаков μ, σ, n, G , формируемых с минимальной вычислительной сложностью, при котором $F1$ – оценка на тестовой выборке 0,9373. Из анализа результатов для различных сценариев (Рисунок 18-19, Рисунок 22-25) следует, что наибольшая достоверность определения типа ОК достигается при использовании вектора признаков (51), полученного по разработанной методике.

Следует отметить, что при анализе работы модели определение типа ОК (Рисунок 18 - 25) выполнялось только по сигналам ГЛОНАСС L1OF, тогда как навигационное решение для целей визуальной верификации получено по нескольким ГНСС.

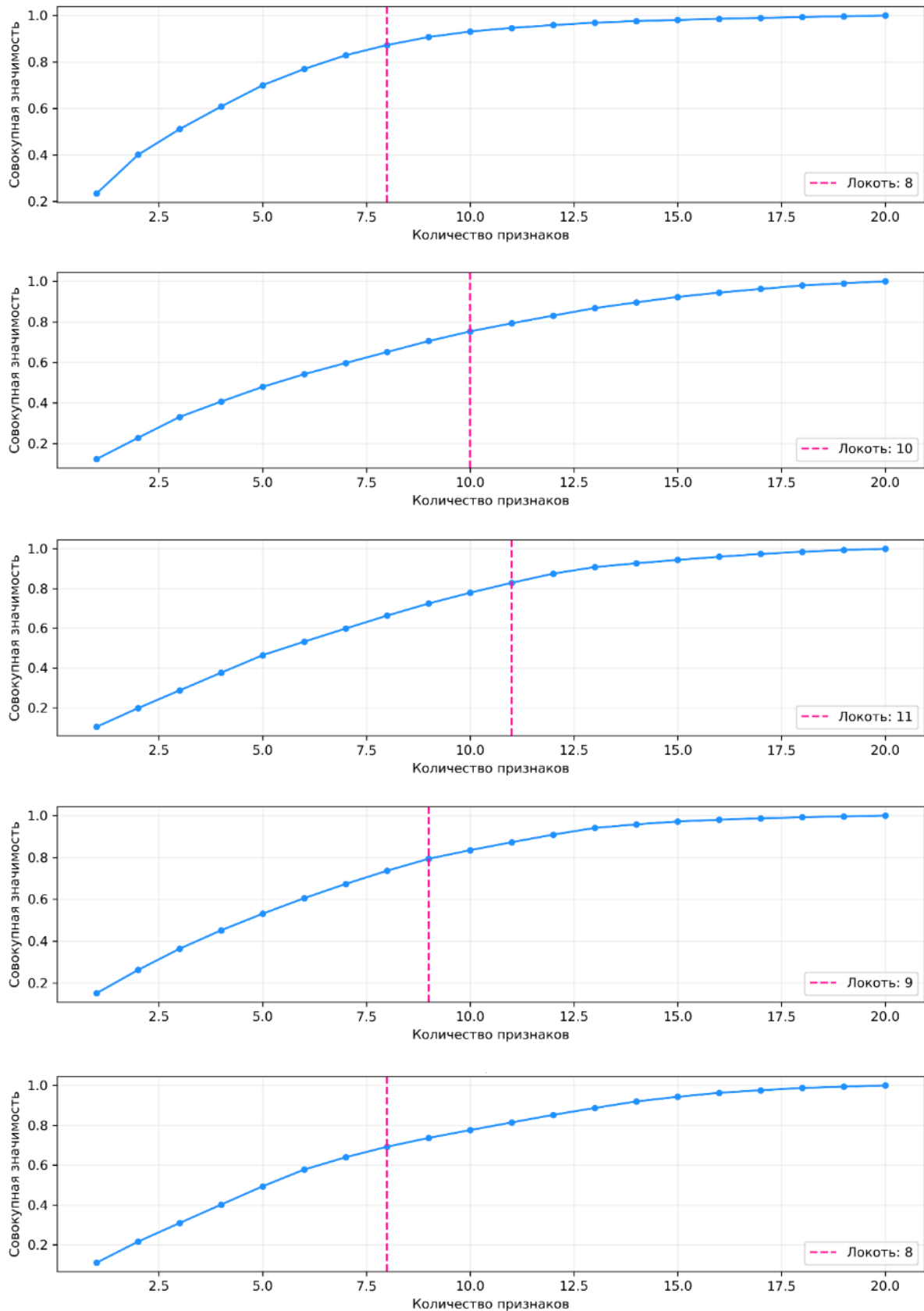


Рисунок 8 – Метод поиска точки изгиба на кривой накопленной важности для динамических измерений (критерий Фишера, метод взаимной информации, случайный лес, экстремальный градиентный бустинг, SHAP)

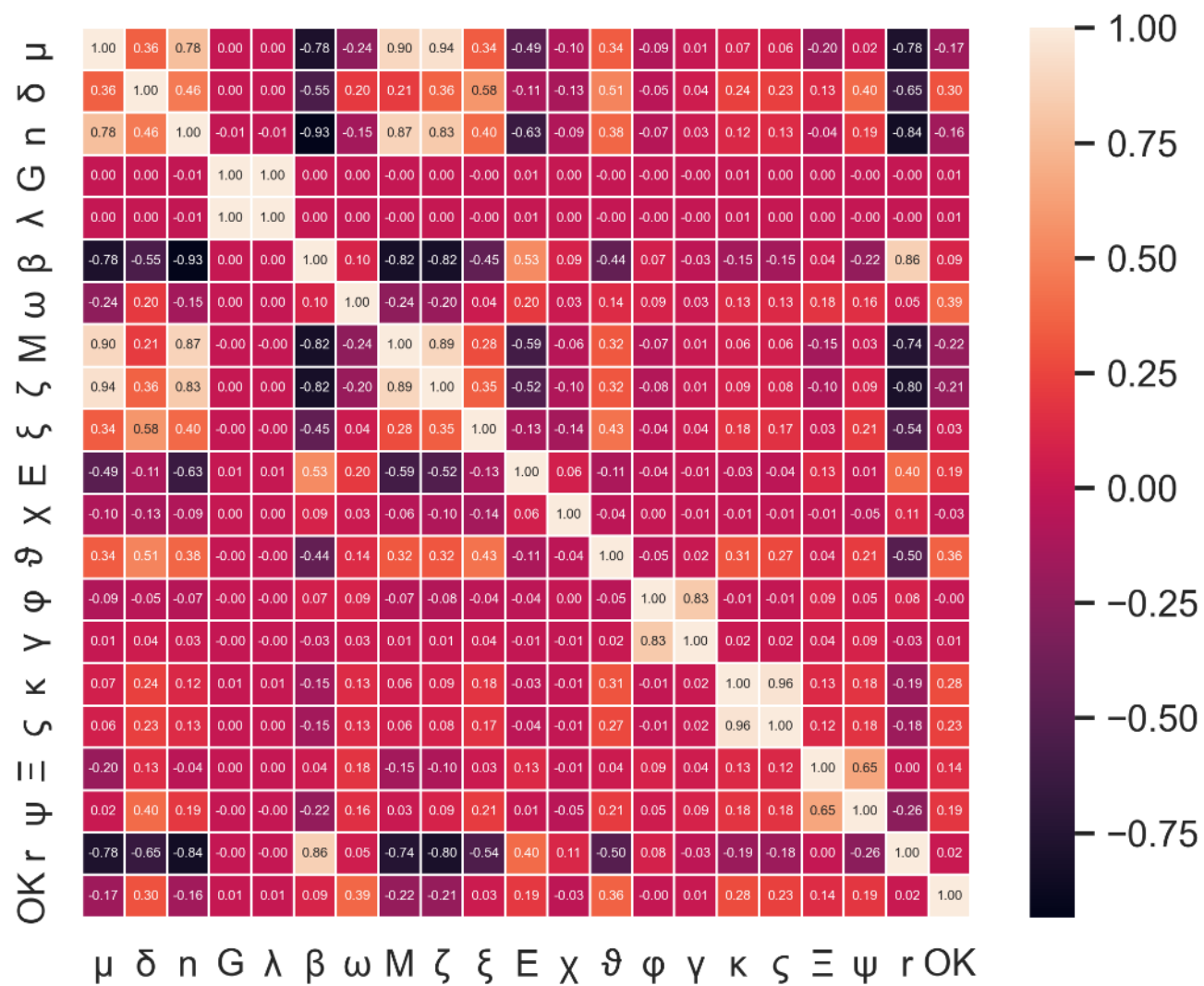


Рисунок 9 – Корреляция Пирсона для стационарных измерений

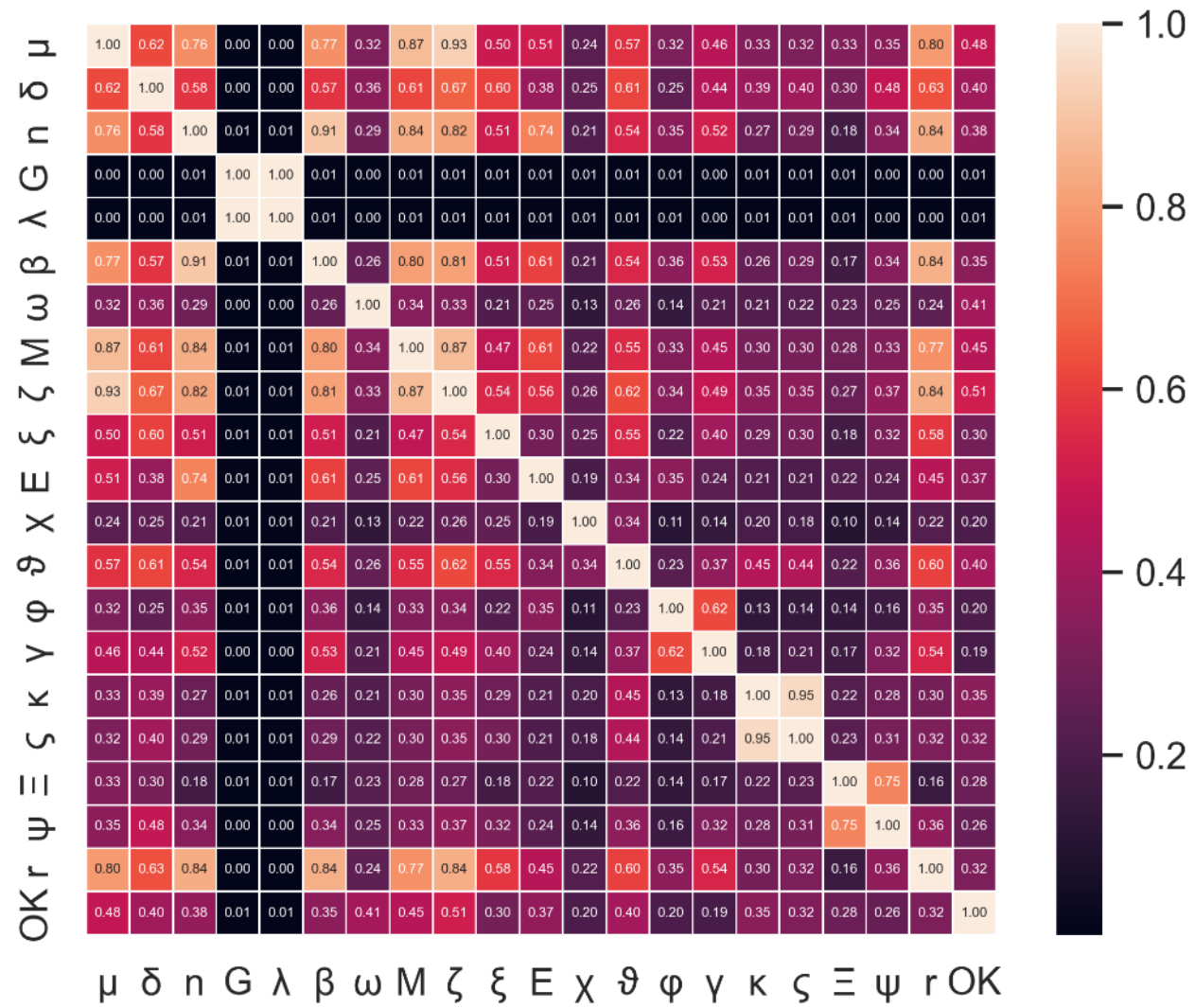


Рисунок 10 – Корреляция расстояния для стационарных измерений

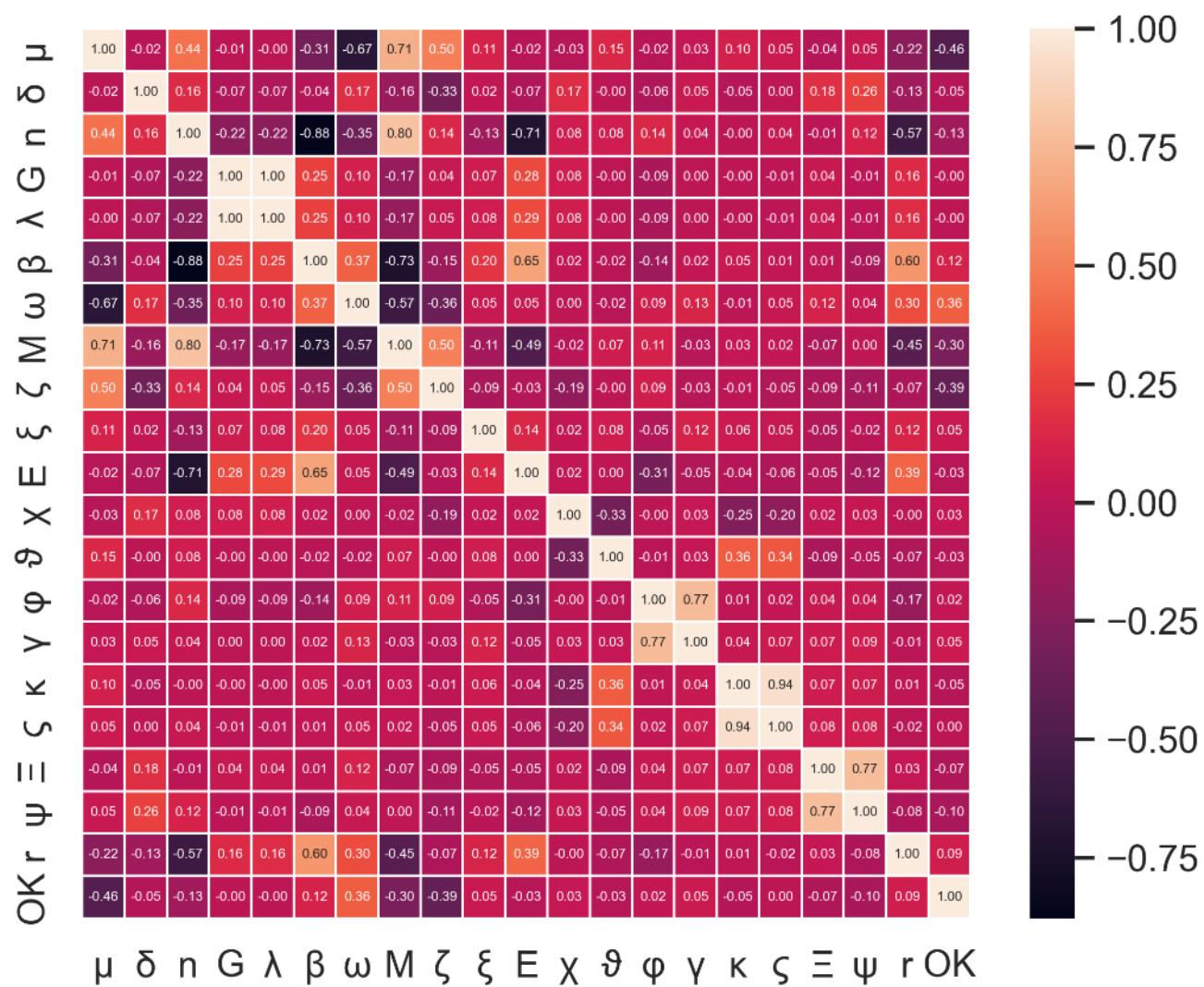


Рисунок 11 – Корреляция Пирсона для динамичных измерений

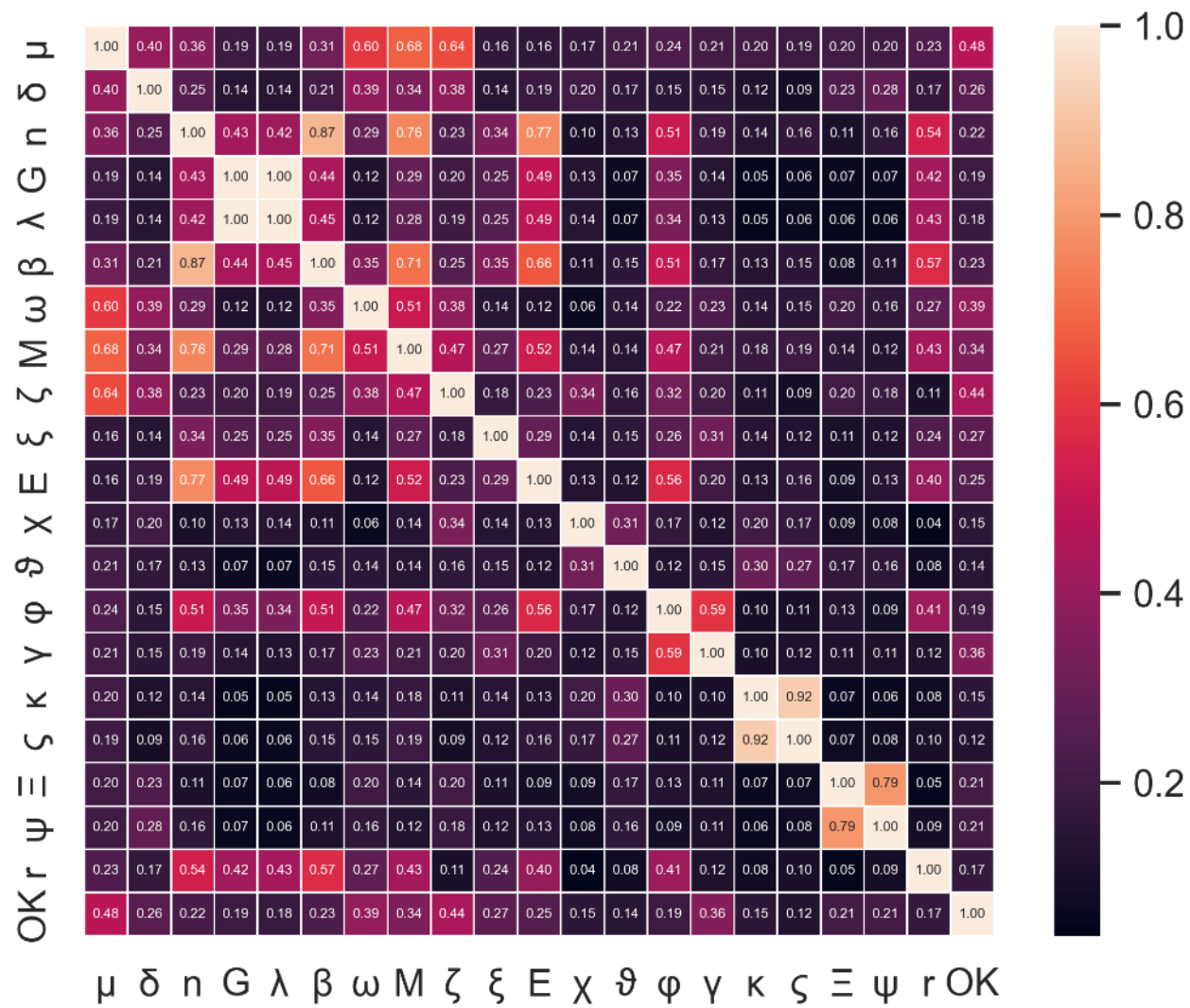


Рисунок 12 – Корреляция расстояния для динамичных измерений

Таблица 2 – Выбор признаков для стационарных измерений

Подходы выбора Название признаков	Среднее значение мощности сигнала	СКО мощности сигнала	Количество спутников	Суммарный геометрический фактор	Расширенный суммарный геометрический фактор	Коэффициент блокировки спутников	Средний коэффициент многолучевости	Маска количества спутников для $\varepsilon = 30$ дБГц	Среднее значение мощности сигнала для окна $k = 3$	СКО мощности сигнала для окна
	μ	δ	n	G	λ	β	ω	M	ζ	ξ
Критерий Фишера	39222	14434	27412	1	1	22903	1212	28374	117315	4633
Взаимная информация	0,98	0,73	0,7	1,7	1,13	0,65	0,57	0,84	1,19	0,8
Экстремальный градиентный бустинг, %	5,4	2,3	6,6	3,6	1,6	3,7	5,8	25,8	10,5	7,1
Случайный лес, %	9,5	6,5	8,4	5	2,1	3,5	1,2	9,1	17,8	9,8
SHAP	0,776	0,432	0,532	0,512	0,318	0,174	0,248	0,496	2,054	1,015
Подходы выбора Название признаков	Средний угол мета	Среднее значение разности псевдодальности по коду и фазе	СКО разности псевдодальности по коду и фазе	Среднее значение разницы псевдодальности по коду и скорости псевдодальности	СКО разницы псевдодальности по коду и скорости изменения псевдодальности	Среднее значение разницы измерений псевдодальности по коду и фазе в разные моменты	СКО разницы измерений псевдодальности по коду и фазе в разные моменты	Среднее значение разницы измерений C/No в разные моменты	СКО разницы измерений C/No в разные моменты	Фактор азимутального распределения
	E	χ	ϑ	φ	γ	κ	ς	Ξ	ψ	Γ
Критерий Фишера	2790	150	4558	45	5	930	686	414	1114	35440
Взаимная информация	1,2	0,31	0,61	0,6	0,49	0,41	0,47	0,47	0,52	0,83
Экстремальный градиентный бустинг, %	3,7	1,8	5,1	4,9	2,8	1,4	1,4	1,2	0,5	4,9
Случайный лес, %	7,8	0,4	2,5	6,8	2,6	0,4	0,6	0,2	0,2	5,7
SHAP	0,982	0,226	0,324	0,574	0,347	0,128	0,093	0,0891	0,034	0,546

Таблица 3 – Выбор признаков для динамичных измерений

Подходы выбора Название признаков	Среднее значение мощности сигнала	СКО мощности сигнала	Количество спутников	Суммарный геометрический фактор	Расширенный суммарный геометрический фактор	Коэффициент блокировки спутников	Средний коэффициент многолучевости	Маска количества спутников для $\varepsilon = 30$ дБГц	Среднее значение мощности сигнала для окна $k = 3$	СКО мощности сигнала для окна
	μ	δ	n	G	λ	β	ω	M	ζ	ξ
Критерий Фишера	1023	193	483	16	17	426	402	731	305	105
Взаимная информация	0,81	0,42	0,6	1,86	1,55	0,83	0,57	0,72	0,94	0,82
Экстремальный градиентный бустинг, %	8,9	1,7	9,4	8,9	6,6	6,5	5	10,4	6,1	5,4
Случайный лес, %	7,4	1,7	3,6	15,1	6,3	6,8	3,2	5,7	8,8	10,1
SHAP	0,503	0,189	0,111	0,58	0,339	0,289	0,214	0,208	0,506	0,605
Подходы выбора Название Признаков	Средний угол мета	Среднее значение разности псевдодальности по коду и фазе	СКО разности псевдодальности по коду и фазе	Среднее значение разности псевдодальности по коду и скорости псевдодальности	СКО разницы псевдодальности по коду и скорости изменения псевдодальности	Среднее значение разницы измерений псевдодальности по коду и фазе в разные моменты	СКО разницы измерений псевдодальности по коду и фазе в разные моменты	Среднее значение разницы измерений C/No в разные моменты	СКО разницы измерений C/No в разные моменты	Фактор азимутального распределения
	E	χ	ϑ	φ	γ	κ	ς	Ξ	ψ	Γ
Критерий Фишера	150	46	29	15	21	22	15	67	54	260
Взаимная информация	1,58	0,27	0,26	1,09	1,14	0,15	0,16	0,41	0,32	0,56
Экстремальный градиентный бустинг, %	6,8	1,9	1,4	3,3	8,8	1,6	1,1	0,9	0,6	4,6
Случайный лес, %	7,9	1,4	0,8	4,1	11,1	0,5	0,4	0,7	0,4	3,8
SHAP	0,459	0,179	0,069	0,21	0,511	0,063	0,035	0,127	0,035	0,242

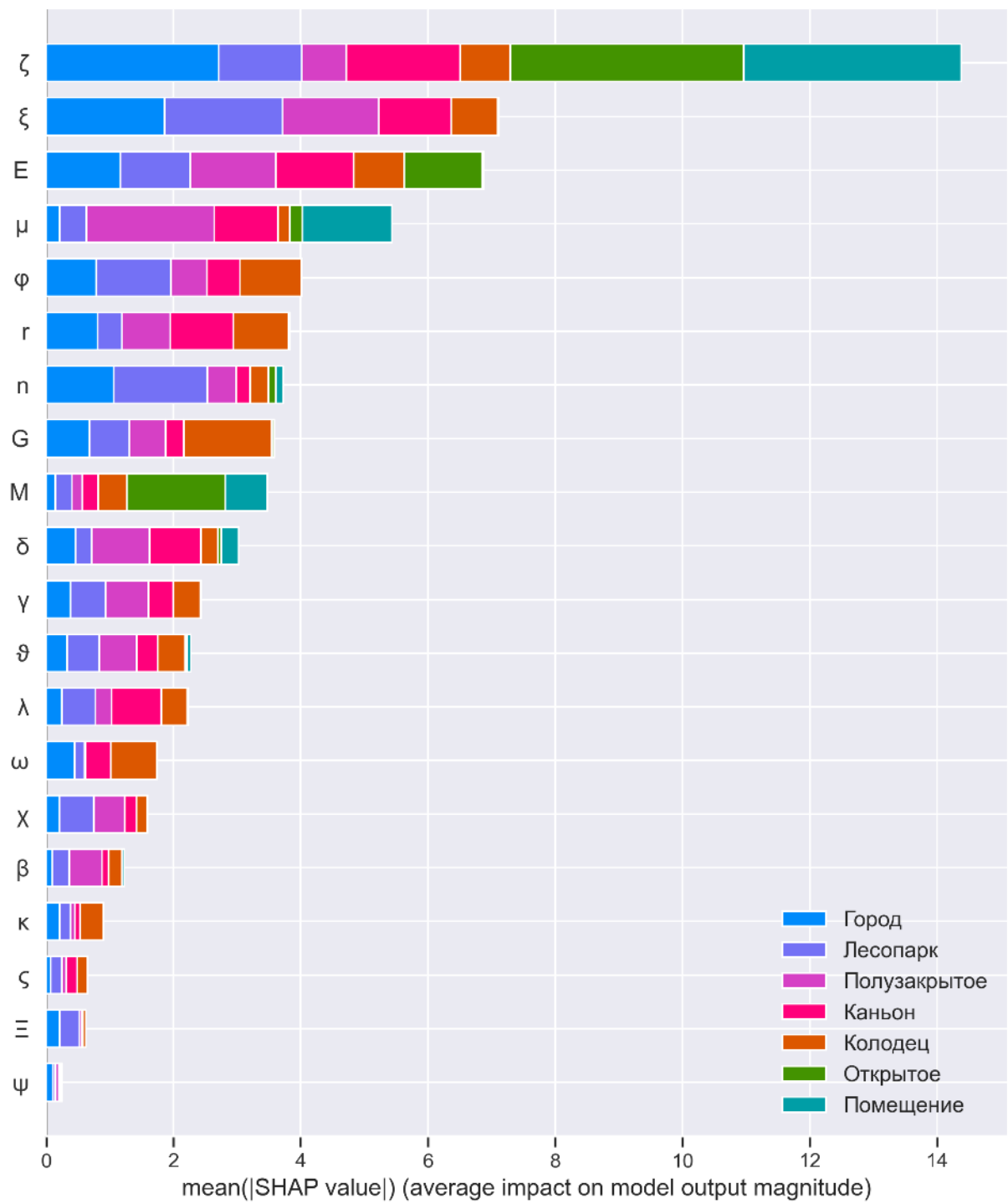


Рисунок 13 – *SHAP* для стационарных измерений

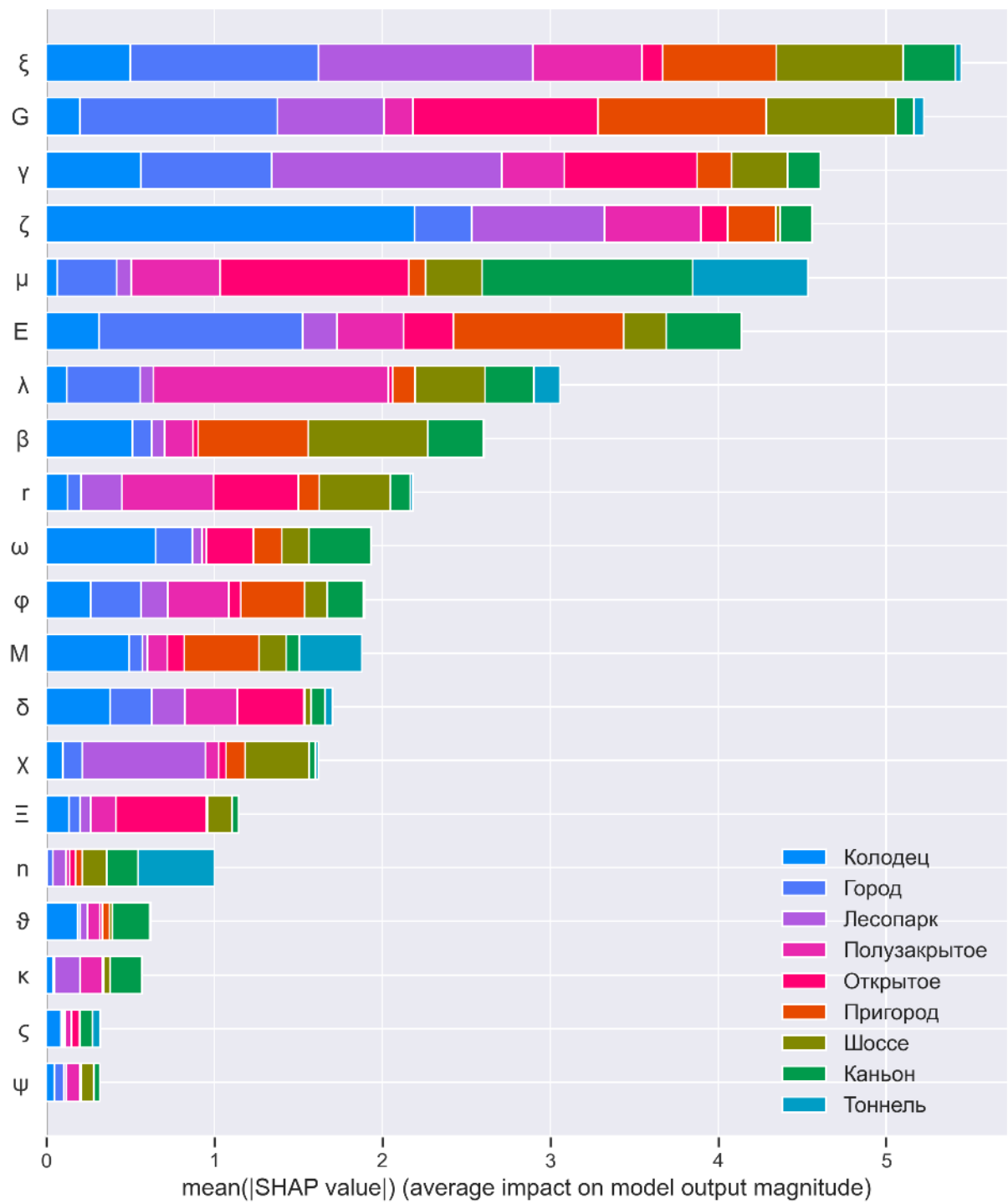


Рисунок 14 – *SHAP* для динамических измерений

2.3. Комплексное исследование различных методов машинного обучения для определения ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа

В работе [46] демонстрируется определение типа ОК с помощью модуля ГНСС в смартфоне. Для определения внешней или внутренней среды из данных смартфона извлекаются C/N_0 и количества видимых спутников, а затем для классификации применяется схема обнаружения с использованием скрытой модели Маркова. Вероятность правильного определения для четырех типов ОК (открытое небо, средняя и высокая городская застройка, помещение) достигает 88,2%. Наиболее сложными для определения оказались такие типы ОК, как неглубокое помещение и плотная городская застройка. В статье [47] для определения типа ОК по данным от НАП предлагается формировать многомерный вектор признаков, формируемый на основе данных навигационного протокола NMEA. Предложенный алгоритм учитывает измерения C/N_0 для открытой среды в других рассматриваемых средах, а также скорость движения потребителя. В качестве алгоритма машинного обучения используется метод опорных векторов (МОВ) для следующих типов ОК: городской каньон, средняя городская застройка, пригород, бульвар, измерения на и под мостом. Точность распознавания такого алгоритма в тестовых испытаниях варьируется от 81,3% до 97,4% для различных типов ОК. Также показано, что при переносе модели на данные, собранные в другом городе, качество распознавания снижается по сравнению с местом, в котором выполнялся сбор обучающих измерений. В статье [54] представлен метод классификации ОК на основе использования рекуррентной нейронной сети. Средняя точность определения составила 94 % для трех типов ОК: открытая местность, лесопарк и городской каньон. В работе [56] описана мобильная наземная платформа для сбора данных с повышенной частотой измерений на приемнике Ublox-M8T. В качестве алгоритма машинного обучения используется МОВ с различными вариантами предобработки измерений. Результаты нескольких экспериментов показали, что среднее значение F1-оценки составило 82,4 % для типов ОК: открытое небо, городской каньон, средняя городская застройка и лес. Из представленного в работе анализа видно, что наиболее сложными типами ОК для определения являются лес и средняя городская застройка. В [60] рассмотрена рекуррентная нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью для определения в статике следующих типов ОК: открытая местность, высокий городской каньон, односторонний городской каньон (полузакрытое пространство), бульвар и пригород. Результаты экспериментов показали, что разработанная модель обеспечивает точность порядка 99%. В статье [61] рассмотрено несколько сверточных и рекуррентных нейронных сетей и МОВ для следующих типов ОК: открытая местность, городской каньон,

бульвар, под эстакадой и туннель. Исследования показывают, что модель с долгой краткосрочной памятью демонстрирует наилучшую точность 92,72%. Авторы [62] провели исследование с использованием облегченной рекуррентной нейронной сети для определения следующих типов ОК: открытое небо, аллея, полукрытая местность, городской каньон, под эстакадой, внутри помещения и глубоко внутри помещения. Результаты показывают, что предложенный метод достигает общей точности распознавания 99,41% для изолированных сценариев и 94,95% для сценариев перехода. Оценка точности определения в работах проводилась по размеченным типам ОК, однако такой подход в быстро меняющейся обстановке не всегда репрезентативен, а также может быть нецелесообразен для последующего учета в решении навигационной задачи.

Таким образом, в рассмотренных работах представлены различные методы машинного обучения для определения типа ОК, однако отсутствует комплексный анализ и подтверждение работоспособности данного подхода применительно исключительно к сигналам ГЛОНАСС открытого доступа.

Для выбора наиболее эффективных методов машинного обучения с целью определения ОК будем использовать вектор признаков, полученный ранее:

$$\text{Выбран} = [\mu, \sigma, n, G, \omega, M, E, \vartheta, \phi, \gamma] \quad (51)$$

Для оценки точности методов машинного обучения для определения ОК рассмотрим наиболее часто используемые критерии: точность (*Accuracy*), меру Ван Ризбергена (*F1-оценка*) и визуальную верификацию по маршруту движения потребителя.

Точность определяется по формуле [86]:

$$A(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(y = \hat{y}) \quad (52)$$

где y – истинное значение ОК;

$\hat{y}$ – предсказанное значение ОК;

$I(x)$ – индикатор функции.

Мера Ван Ризбергена (*F1 - оценка*) определяется по формуле [87]:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (53)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} , \quad (54)$$

$$F1 = \frac{2*Recall*Precision}{Recall+Precision} , \quad (55)$$

где TP (True Positive) – истинно-положительно принятое решение;

TN (True Negative) – истинно-отрицательно принятое решение;

FP (False Positive) – ложно-положительно принятое решение;

FN (False Negative) – ложно-отрицательно принятое решение;

Precision и Recall обозначают точность и полноту соответственно.

В работах [34, 46, 47, 54, 56, 60, 61, 62] для определения ОК рассматривались следующие методы машинного обучения: k-ближайших соседей, логистическая регрессия, метод опорных векторов, дерево решений, случайный лес и разные варианты нейронных сетей. Расширим анализ, добавив следующие методы: градиентный бустинг, адаптивный бустинг, экстремальный градиентный бустинг, легкий градиентный бустинг и категориальный бустинг. Все рассмотренные методы машинного обучения имеют библиотеки с открытым исходным кодом.

Наивный байесовский классификатор основан на оценке апостериорной вероятности принадлежности объекта к классу [88]:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} , \quad (56)$$

где $P(B|A)$ – вероятность наступления события A при признаке B;

$P(A)$ – априорная вероятность класса объекта A;

$P(B)$ – априорная вероятность при значении признака B.

Для множества признаков при классификации используется максимальная апостериорная вероятность:

$$A = \arg \max (\log(P(A)) + \sum_{i=1}^X \log(P(B_i|A))) . \quad (57)$$

В методе k-ближайших соседей объект относят к тому классу, которому принадлежит большинство из k ближайших объектов обучающей выборки. Для учета

значимости каждого признака в ближайшем классе i к которому принадлежит объект, используется показатель близости через расстояние Q_i :

$$Q_i = \sum_{j=1}^{n_j} \frac{1}{D^2(x, a_{ij})}, \quad (58)$$

где $D^2(x, a_{ij})$ – вычисление расстояния для вектора признаков x объекта в j классе.

Логистическая регрессия использует вероятностную модель принадлежности объекта к классу на основе логистической функции [89]:

$$P(y=I|x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)}}, \quad (59)$$

где y – вероятность наступления события;

X_p – признаки для обучения модели;

β_p – коэффициенты регрессии модели.

Для многоклассовой классификации можно использовать следующую формулу [89]:

$$P_k(X_p) = \frac{e^{X_p W_k + W_{0,k}}}{\sum_{l=0}^{K-1} e^{X_p W_l + W_{0,l}}}, \quad (60)$$

где K – количество классов;

W_k – коэффициенты регрессии k -го класса.

МОВ основан на построении разделяющей гиперплоскости, обеспечивающей максимальный зазор между классами. Для этого находятся опорные вектора в выборках для разных классов и выбирается плоскость, которая будет иметь максимально расстояние между ними, для этого минимизируется следующая функция [90]:

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l \zeta_i(\omega, x_i, y_i), \quad (61)$$

где ω – вектор нормали к гиперплоскости;

$\zeta_i(\omega, x_i, y_i)$ – функция потерь признаков x_i для класса y_i ;

C – параметр штрафа.

В случае линейного МОВ [90]:

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l \max(0, 1 - y_i (\omega^T \phi(x_i) + b)) , \quad (62)$$

где $\phi(x_i)$ – ядро функции.

Для расширения линейного МОВ можно увеличить размерность ядра функции [91]:

$$\sum y_i \alpha_i K(x) + b , \quad (63)$$

где $K(x)$ – ядро функции;

α_i – параметр штрафа, $0 \leq \alpha_i \leq C$.

В данной работе, помимо линейного ядра, для МОВ используется радиальная базисная ядерная функция [91].

Дерево решений (*DecisionTree*) представляет собой метод классификации, основанный на последовательном применении простых правил принятия решений в виде древовидной структуры, представляющей собой «ветки», на которых записаны признаки и «листья» с значениями целевой функции, а в узлах признаки, по которым различаются случаи. Для каждой классификации объекта Q_m имеется значение признака и порог срабатывания по значению признака $Q=(j, t_m)$ [92]:

$$Q_m^{Слева} = \{(x, y) \mid x_j \leq t_m\} \quad (64)$$

$$Q_m^{Справа} = Q_m \setminus Q_m^{Слева}$$

Решение по выбору ветви движения объекта осуществляется с помощью оценщика на основе примеси или функции потерь H [92]:

$$G(Q_m, \theta) = \frac{n_m^{Слева}}{n_m} H(Q_m^{Слева}(\theta)) + \frac{n_m^{Справа}}{n_m} H(Q_m^{Справа}(\theta)) \quad (65)$$

Выбираются параметры, которые минимизируют содержание примесей [92]:

$$Q^* = \arg \min G(Q_m, \theta) \quad (66)$$

Ансамблевые подходы машинного обучения, в основе которых используются деревья решений разделяются на бэггинг (*bagging*) и бустинг (*boosting*).

В бэггинге обучают много одинаковых по типу моделей параллельно, но на разных случайных подвыборках исходных данных. Затем их предсказания объединяют, чтобы получить более точную модель. К бэггингу относится метод случайного леса (*RandomForest*) [93].

В бустинге итоговая модель строится последовательно из набора относительно простых моделей (часто деревьев решений). Каждая следующая модель добавляется так, чтобы уменьшить ошибки уже построенного ансамбля. В конце предсказания всех добавленных моделей объединяются, образуя одну точную модель. К бустинговым методам относятся адаптивный бустинг (*AdaBoost*) [94], градиентный бустинг (*GradientBoosting*) [95], экстремальный градиентный бустинг (*XGBoost*) [96], лёгкий градиентный бустинг (*LightGBM*) [97], категориального бустинг (*CatBoost*) [98].

Для классификатора на основе нейронной сети в данном исследовании используется многослойный перцептрон с оптимизатором в виде адаптивной оценки моментов.

Измерения (Таблица 1) были разделены на обучающую (80%) и тестовую (20%) выборки, для снижения риска переобучения модели использовалась 5-кратная перекрестная валидация и ограничение гиперпараметров.

Для выбора наиболее эффективного метода машинного обучения при определении типа ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа проведено комплексное исследование на основе ранее собранных измерений (Таблица 1). Для проверки корректности работы обученной модели проведен эксперимент движения потребителя на автомобиле с низкобюджетным навигационным модулем гражданского применения (стандартной точности) U-blox NEO-M8N с типовой для массового рынка НАП частотой измерений 1 Гц и закрепленной на крыше миниатюрной автомобильной антенной GPS/ГЛОНАСС по маршруту в г. Мытищи (Московская область) (Рисунок). Маршрут включал характерные участки, соответствующие типам ОК, рассматриваемым в настоящем исследовании.

Ниже (Таблица 4) показаны результаты расчета точности определения ОК на тестовой выборке для стационарных и динамичных измерений по вектору признаков (51) при $k = 3$ для ζ, ξ и $\varepsilon = 30$ дБГц для M [56]. Анализ результатов показал (Таблица 4), что наилучшую точность определения типов ОК демонстрируют ансамблевые методы

машинного обучения, основанные на деревьях решений. В [100] показано, что ансамблевые методы занимают промежуточное положение по времени прогноза, демонстрируя оптимальный баланс между вычислительной сложностью и высокой точностью прогнозирования. Для дополнительной оценки качества обученной модели *XGBoost* на динамичных измерениях построена кривая обучаемости (Рисунок 15), нормализованная матрица ошибок (Рисунок 16) и кривые рабочей характеристики приёмника (*Receiver Operating Characteristic, ROC*) и полнота-точность (*Precision-Recall, PR*) (Рисунок 17) [99].

Ниже (Рисунок 20) цветом показаны типы ОК, которые были определены моделью машинного обучения на основе *XGBoost*, а также отмечены характерные участки для более детальной проверки и визуальной оценки. В целях компактности отображения на рисунках сокращены названия ОК: открытое небо/местность – Открытое, средневысотная городская застройка – Город, полузакрытое пространство – Полузакрытое, лесопарк (бульвар) – Лесопарк, городской каньон – Каньон, городской колодец – Колодец.

Ниже (Рисунок 20-21) показано определение типа ОК на основе стационарных измерений, номерами на карте отмечены характерные точки и области. Из анализа (Рисунок 20-21) видно, что модель определения типа ОК по открытым сигналам ГЛОНАСС L1OF в данном сценарии не обеспечивает достаточно высокой достоверности классификации. Это в значительной степени связано со снижением и резкими изменениями *C/N₀* при движении НАП [56], что обусловлено особенностями реализации следящих систем приемника, шириной полосы навигационного сигнала и влиянием эффекта Доплера [7]. Следовательно, определение типа ОК моделью, обученной на стационарных измерениях посредством приёмника *U-blox NEO-M8N*, при движении потребителя по сигналам ГЛОНАСС L1OF с частотой 1 Гц представляет собой сложную задачу и не обеспечивает высокой достоверности результата.

Анализ результатов (Рисунок 22-25) при динамичных измерениях свидетельствует о наиболее достоверном определении типа ОК посредством приёмника *U-blox NEO-M8N* с частотой измерений 1 Гц при использовании открытых сигналов L1OF ГЛОНАСС и движении потребителя. Для верификации обобщающей способности модели на Рисунок 24 - 25 представлены маршруты, полученные с двухлетней разницей. Следует подчеркнуть, что эксперименты также проводились в других городах/широтах.

Таблица 4 – Точность определения типа ОК по стационарным и динамичным измерениям на тестовой выборке

Название алгоритма	Точность	F1	Точность	F1
	Стационарные измерения		Динамичные измерения	
Наивный Байес	0,5762	0,5789	0,7007	0,7343
Логистическая регрессия	0,7502	0,7495	0,8408	0,84
К-ближайших соседей	0,8688	0,8687	0,8927	0,8924
МОВ линейный	0,7651	0,7649	0,8651	0,8651
МОВ радиальный	0,923	0,923	0,9481	0,9481
Дерево решений	0,8893	0,8899	0,8979	0,8979
RandomForest	0,989	0,989	0,9758	0,9758
GradientBoosting	0,9903	0,9903	0,974	0,974
AdaBoost	0,9257	0,9258	0,9498	0,9501
XGBoost	0,9917	0,9917	0,9689	0,9689
LightGBM	0,987	0,987	0,9758	0,9758
CatBoost	0,9837	0,9837	0,9671	0,9672
Нейронная сеть	0,9676	0,9676	0,9481	0,9481

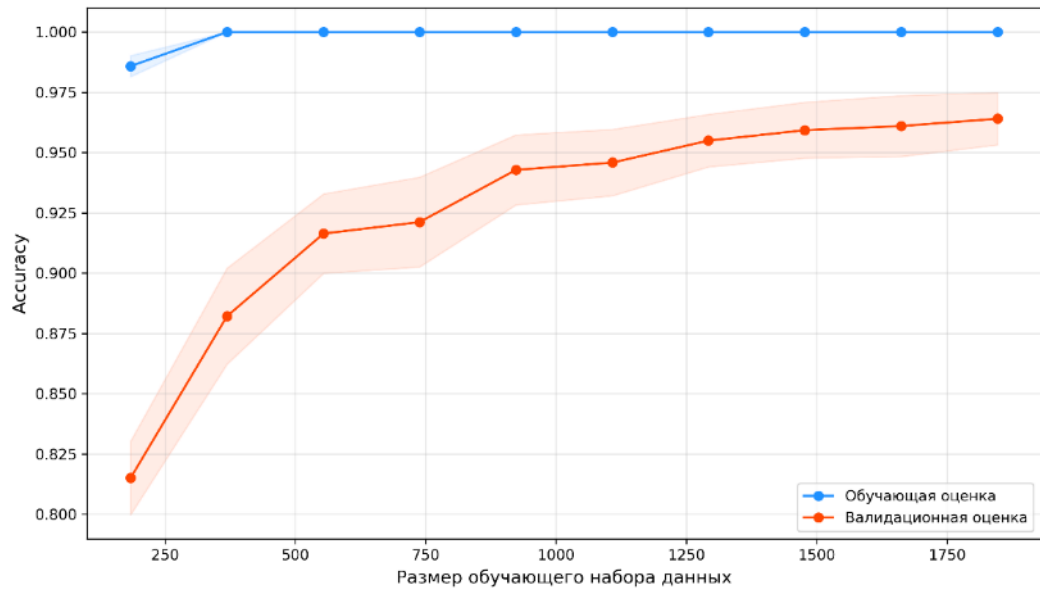


Рисунок 15 – Кривая обучаемости

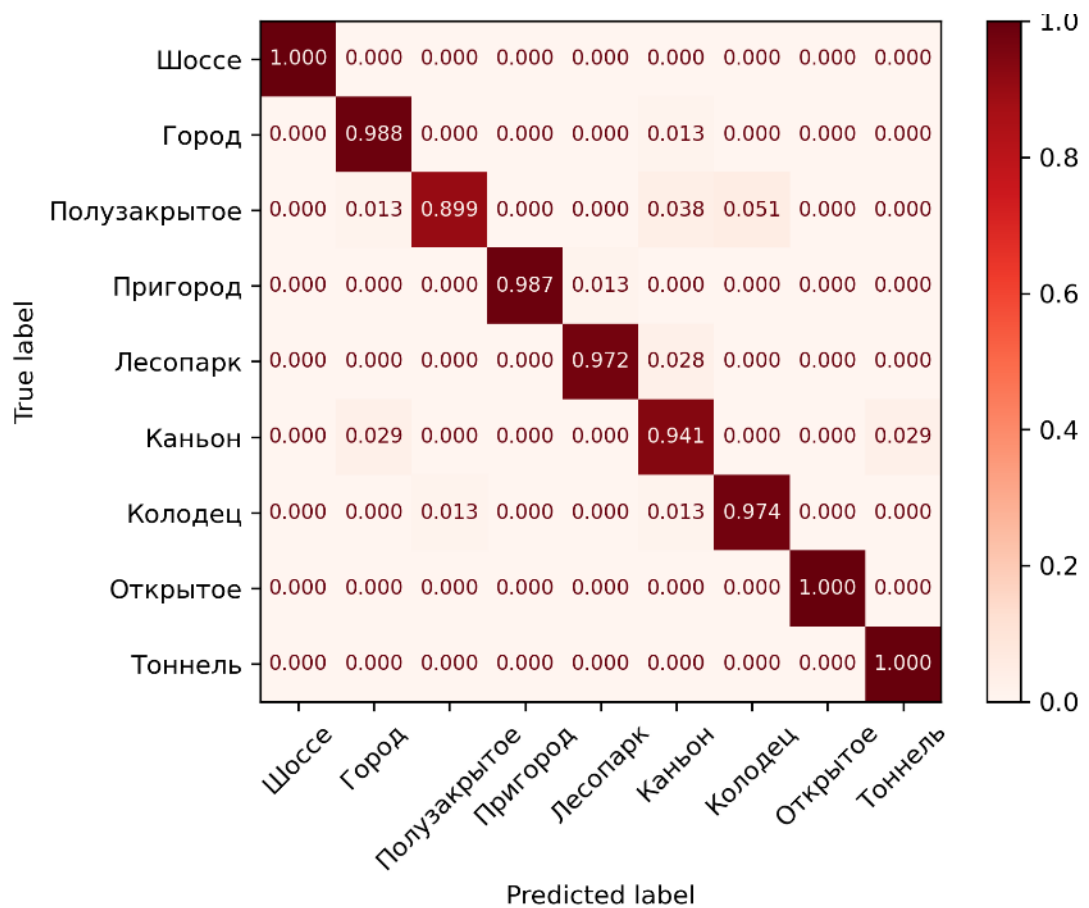


Рисунок 16 – Нормализованная матрица ошибок

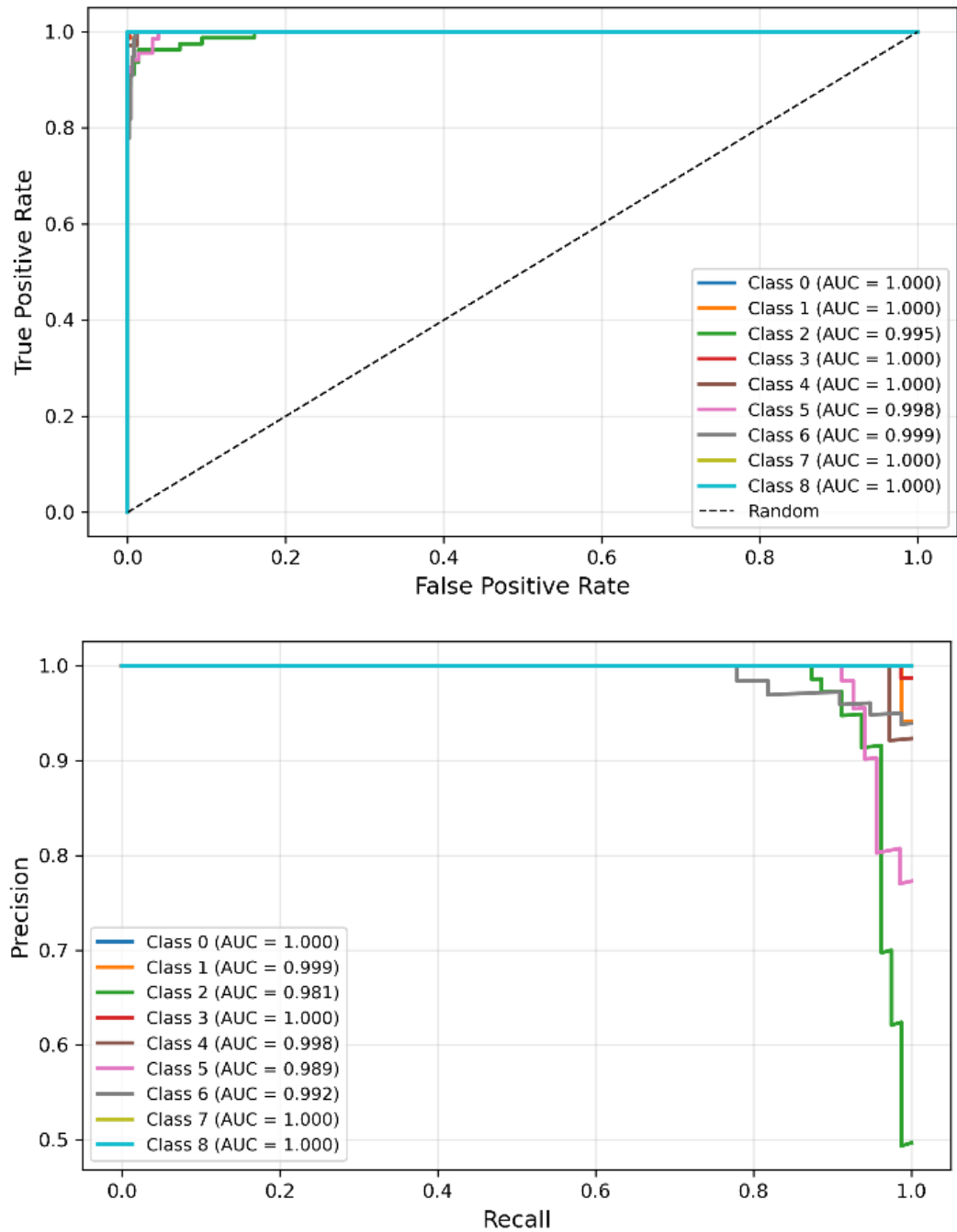


Рисунок 17 – ROC (верхние графики) и PR (нижние графики) кривые

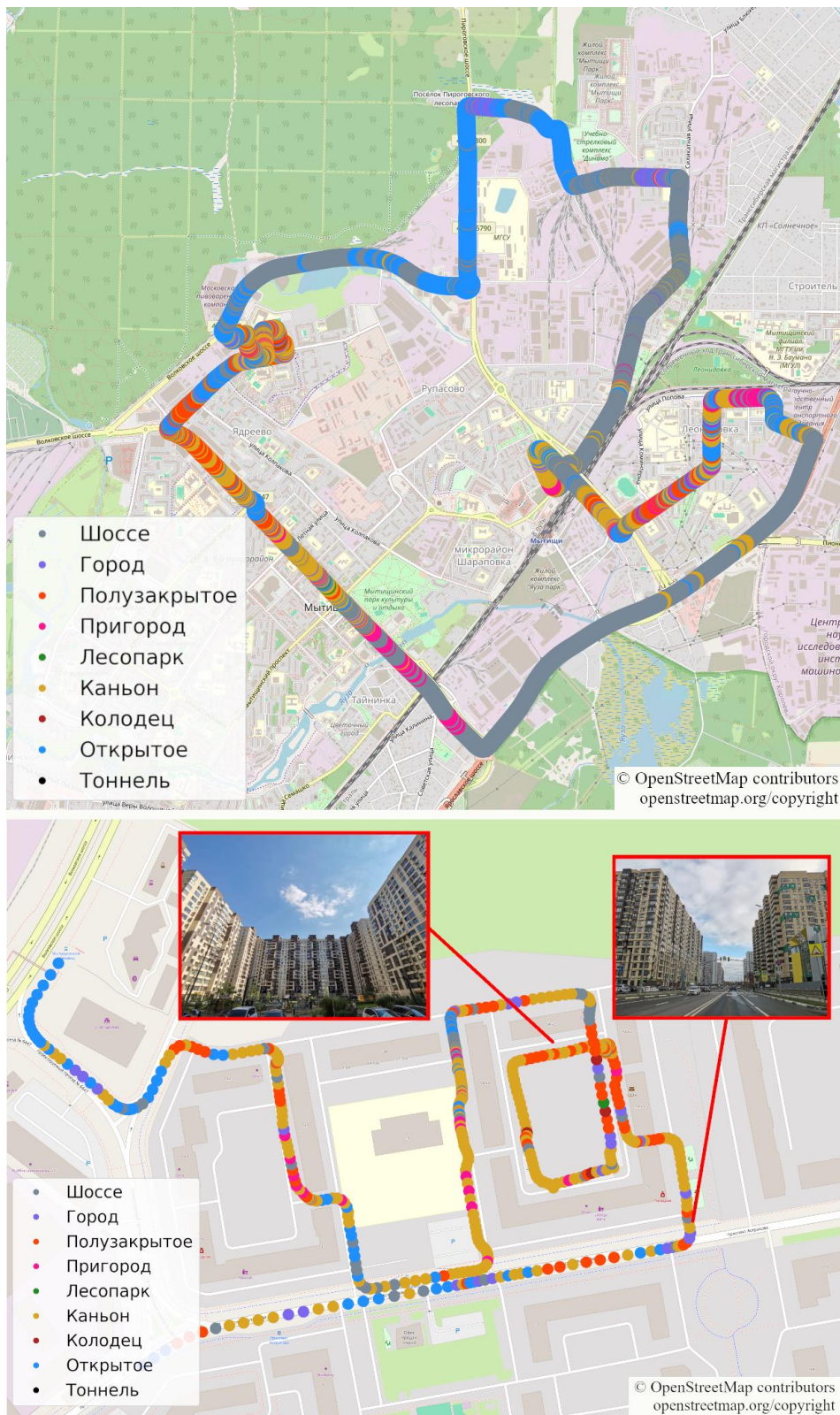


Рисунок 18 – Определение типа ОК по динамичным измерениям по маршруту 1 г.
Мытищи (Московская область) для всех признаков

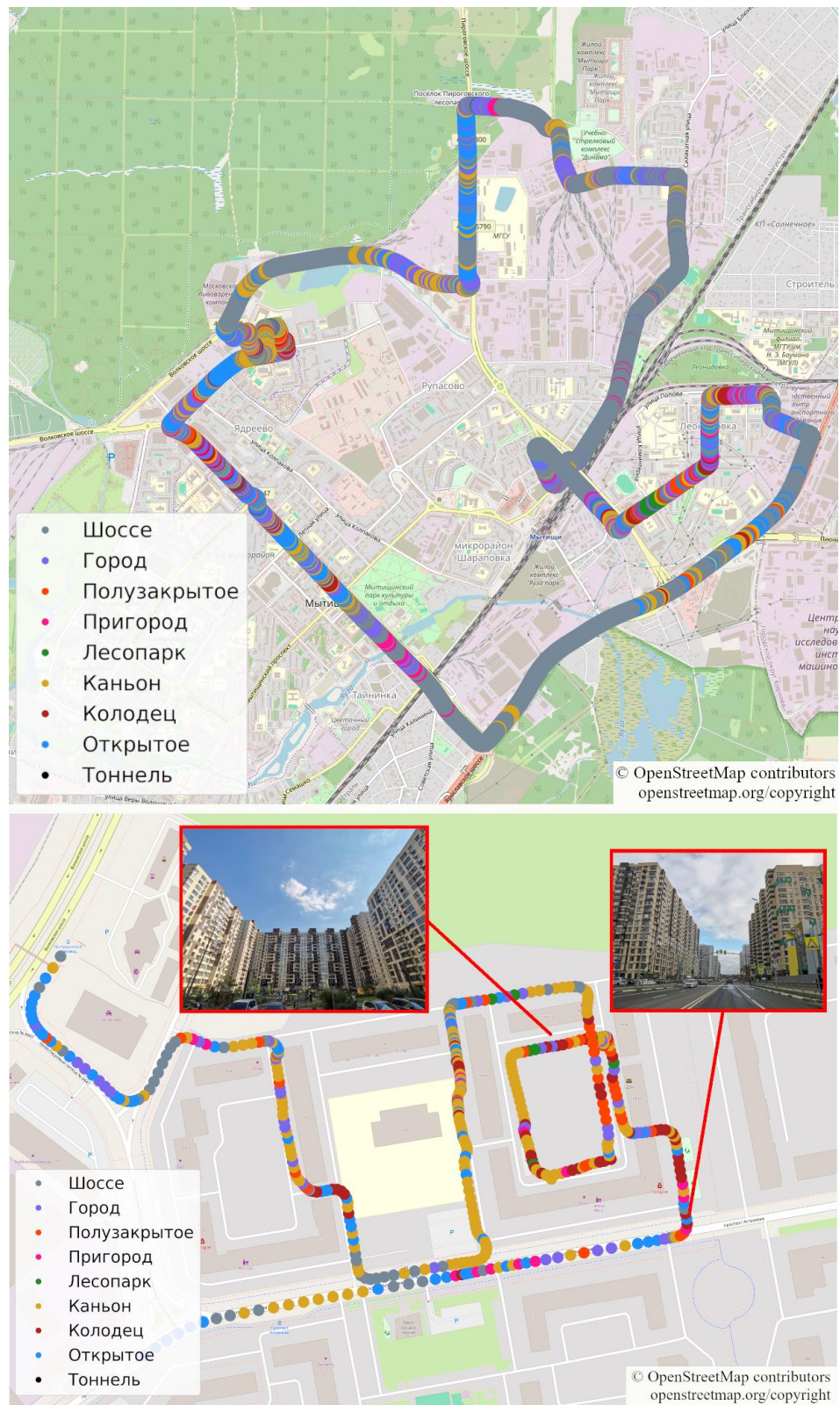


Рисунок 19 – Определение типа ОК по динамичным измерениям по маршруту 1 г.
Мытищи (Московская область) для четырех признаков

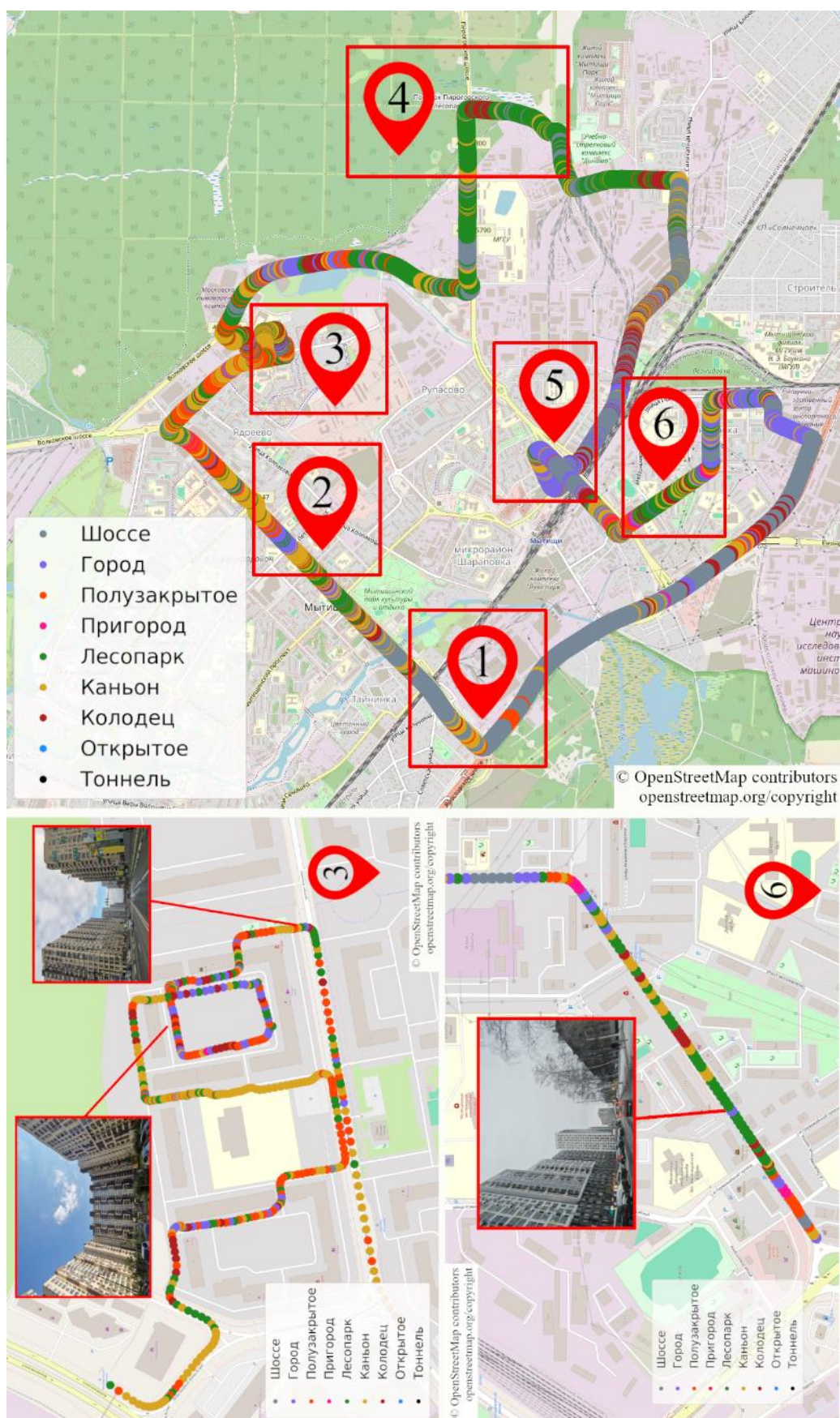


Рисунок 20 – Определение типа ОК по стационарным измерениям для маршрута 1 г. Мытищи (Московская область)



Рисунок 21 – Определение типа ОК по стационарным измерениям для маршрута 1 г.
Мытищи (Московская область)

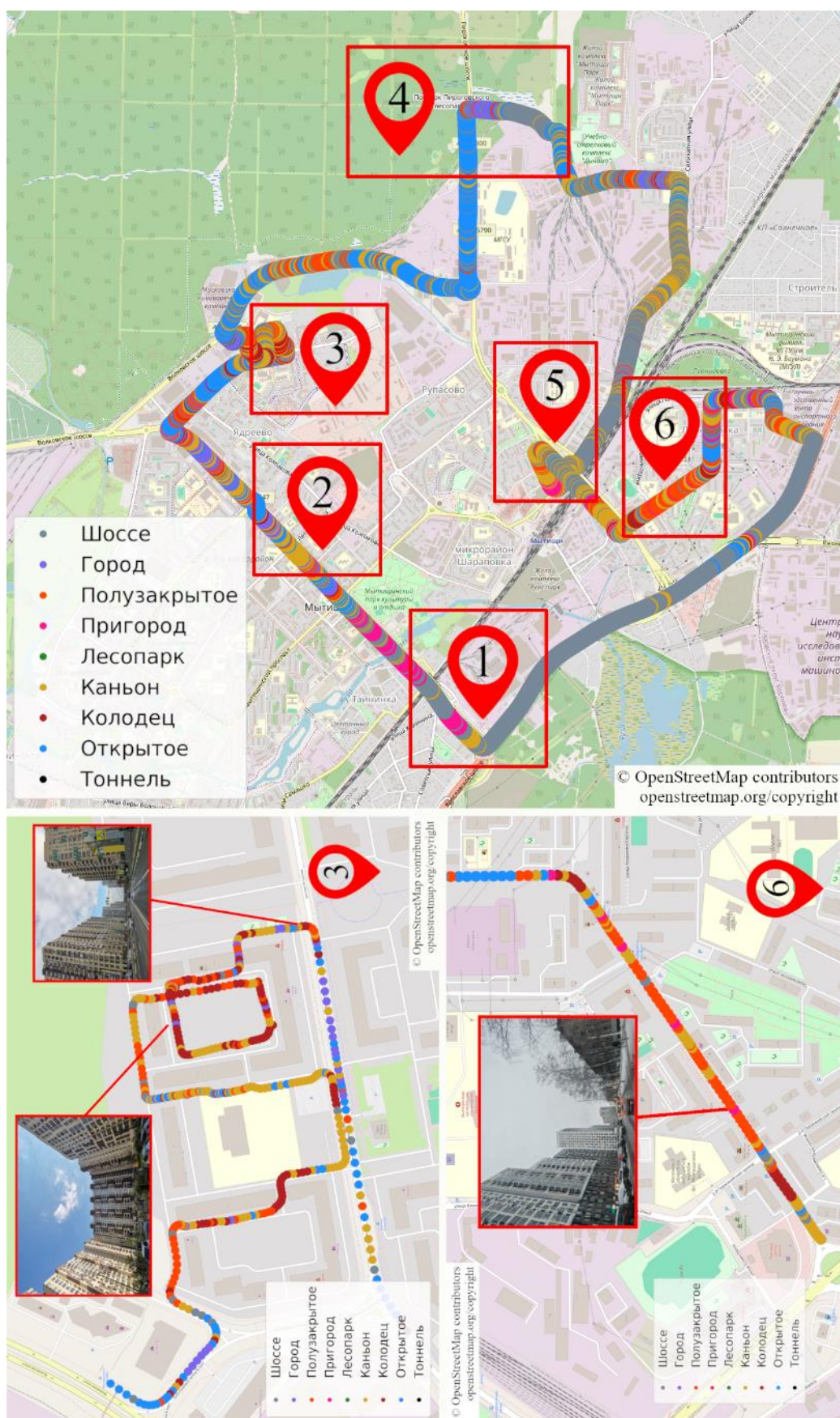


Рисунок 22 – Определение типа ОК по динамичным измерениям для маршрута 1 г. Мытищи (Московская область)



Рисунок 23 – Определение типа ОК по динамичным измерениям для маршрута 1 г.
Мытищи (Московская область)

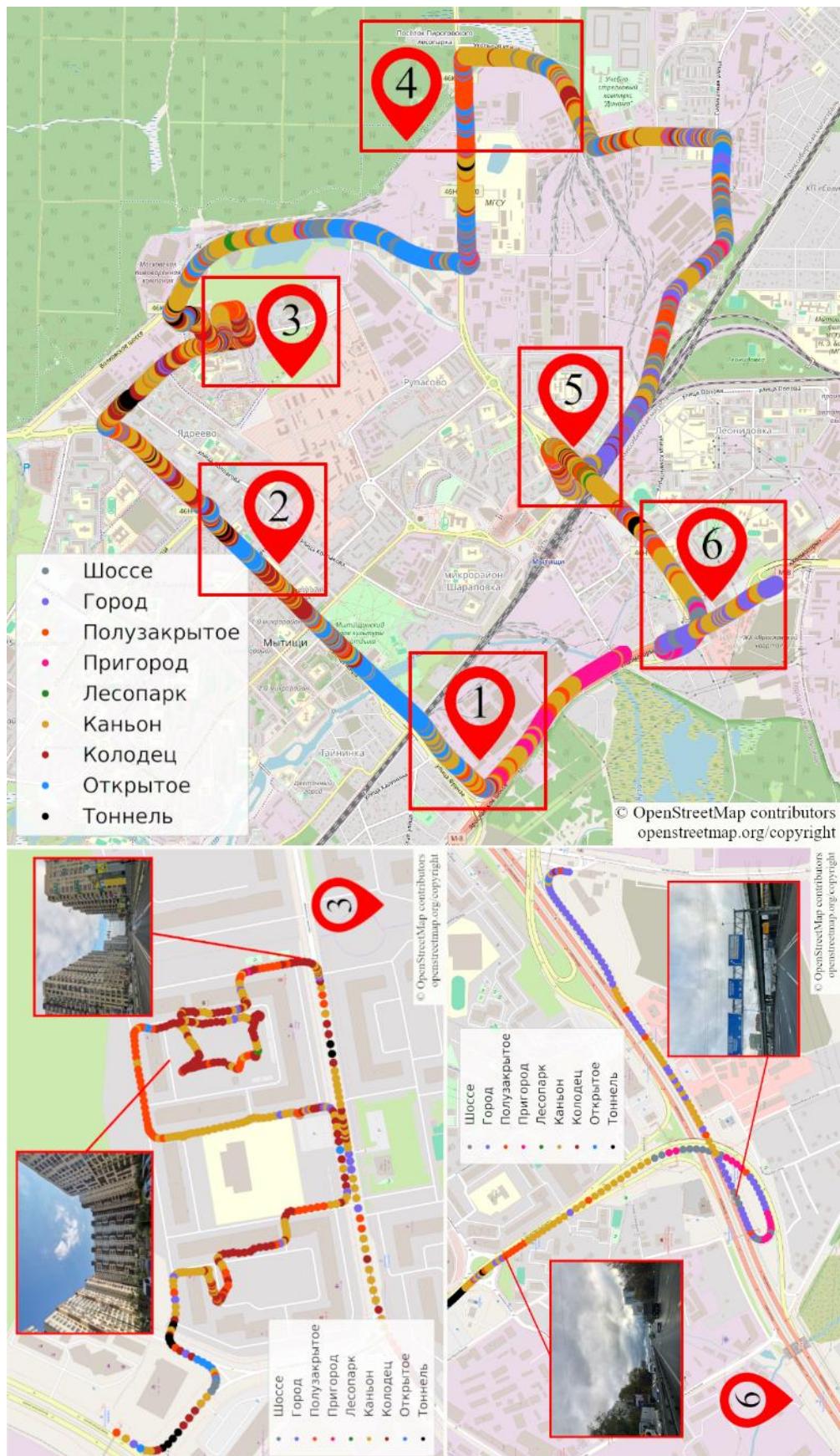


Рисунок 24 – Определение типа ОК по динамичным измерениям для маршрута 1 (с двухлетней разницей по времени)
г. Мытищи (Московская область)



Рисунок 25 – Определение типа ОК по динамичным измерениям для маршрута 1 с двухлетней разницей по времени г. Мытищи (Московская область)

2.4. Разработка методики определения и учета контекста окружающей среды в навигационной аппаратуре потребителя по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа

В подразделе 1.6 был рассмотрен существующий подход к учету типа ОК по сигналам ГНСС в НАП с использованием методов машинного обучения, однако такой подход ограничен изменением только одного параметра, тогда как влияние различных типов ОК на качество навигационного решения может иметь сложный и нелинейный характер. В связи с этим была разработана новый подход учета ОК (Рисунок 26), в рамках которого определяются S типов ОК, каждому из которых может соответствовать свой поднабор из общих наборов методов M , методик T , алгоритмов A и параметров P .



Рисунок 26 – Блок-схема разработанного подхода учета ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием алгоритмов машинного обучения

К методам определения местоположения по сигналам ГНСС можно отнести: абсолютное позиционирование (SPP, PPP и т.д.), относительное позиционирование (DGNSS, RTK и т.д.).

К методикам (модели, предобработка, качество измерений и т.д.) можно отнести: моделирование средовых эффектов (ионосфера и тропосфера, инструментальные эффекты), управление качеством измерений (взвешивание измерений, фильтрация измерений по углу возвышения или C/N_0 , и т.п.) и т.д.

К алгоритмам можно отнести: взвешенный метод наименьших квадратов (ВМНК), фильтры Калмана, робастные оценки и т.д.

Следует отметить, что приведённая классификация является обобщенной и используется в целях систематизации в рамках данной работы. Строгое разграничение между методами, методиками и алгоритмами затруднено, поскольку ряд подходов может быть отнесен к нескольким категориям. В зарубежной научной литературе разделение между понятиями «метод» (method), «методика» (methodology) и «алгоритм» (algorithm) также не всегда строго соблюдаются и используются довольно гибко или даже взаимозаменяемо применительно к ГНСС.

Ниже (Рисунок 27) показана блок-схема новой методики определения и учета контекста окружающей среды по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием методов машинного обучения. Блок-схема методики состоит из двух этапов: этап разработки (выделено зеленым пунктиром в части определения и алгоритма выбора, где есть эталонные координаты, можно считать ошибки, выбирать признаки, подбирать параметры и обучать модель) и этап эксплуатации НАП (выделенный красным цветом прямоугольник с новым подходом в части учета, где эталонных координат нет, истинный тип ОК неизвестен, а решение должно приниматься по измерениям), который можно интерпретировать как систему управления по возмущению.

Общий принцип работы этапа эксплуатации НАП следующий: по принимаемым от НКА навигационным сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в НАП формируется вектор признаков, после чего с использованием обученной модели на алгоритме машинного обучения принимается решение, в каком типе ОК находится потребитель, далее осуществляется учет типа ОК в соответствии с разработанным подходом.

В каждый момент времени t при измерений навигационной информации по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа можно записать связь случайного вектора ошибок V_t с типом ОК C_t через условную плотность вероятностей:

$$V_t | C_t \sim p(v | C_t) \quad (67)$$

В момент времени t низкобюджетная НАП гражданского потребителя формирует вектор признаков z_t :

$$z_t = \phi(y_t), \quad (68)$$

y_t – информация, полученная по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа.

Если неизвестная переменная ОК $c_t \in C$, где C - множество типов ОК. Тогда задачу определения ОК можно записать так

$$\hat{c}_t = f_{\theta}(z_t), \quad (69)$$

где f_{θ} – обучаемая модель классификации с параметрами θ .

Обученная модель имеет вероятностный характер $p_{\theta}(c|z_t)$.

Учет типа ОК в навигационном решении зададим вектором конфигураций u_c :

$$u_c = (M_c, T_c, A_c, P_c) \in U, \quad (70)$$

$$u_c = \pi(\hat{c}_t). \quad (71)$$

Тогда модель навигационного решения

$$\hat{x}_t = g(y_t, u_c), \quad (72)$$

где g – алгоритм решения навигационной задачи, зависящий от u_c .

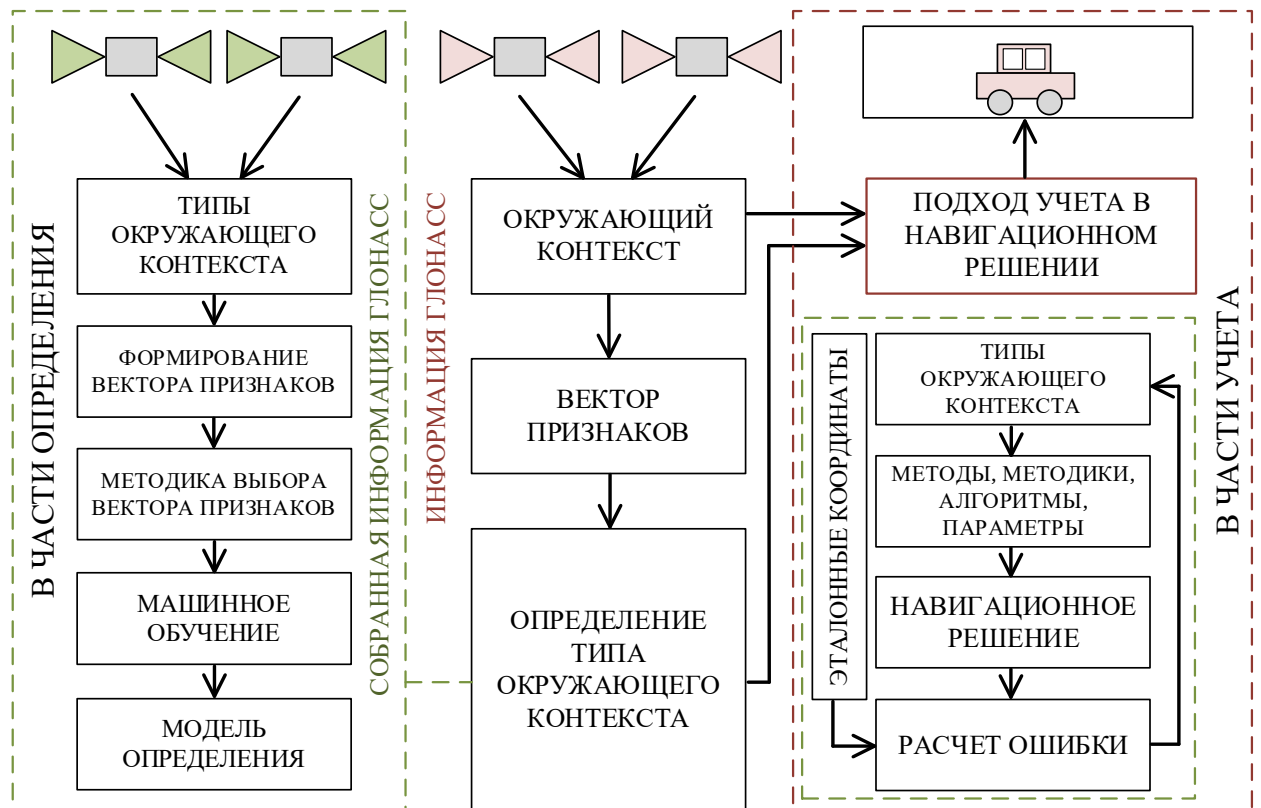


Рисунок 27 – Блок-схема методики определения и учета контекста окружающей среды по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием алгоритмов машинного обучения

2.5. Разработка алгоритма выбора методов, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа контекста окружающей

В [73] отсутствует описание подхода к выбору параметра функции потерь Хубера в робастном фильтре Калмана в зависимости от типа ОК, а в рамках разработанного подхода учета (Рисунок 26), экспертный (ручной) перебор M, T, A, P решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа ОК C является трудоемким и не всегда эффективным, поэтому был разработан не эксплуатационный алгоритм выбора методов, методик, алгоритмов и параметров (Рисунок 28).

Пусть имеется обучающий набор I_t измерений навигационной информации по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа y_t и эталонных (опорных) координат потребителя $x_t^{\text{ЭТ}}$ в различных типах ОК C .

Для каждого типа ОК по каждому измерению в выборке I_t могут формироваться свои поднаборы (M_t, T_t, A_t, P_t) , которые количественно можно представить вектором категориальных подходов v_t и числовых параметров η_t :

$$\begin{aligned} v_t &= (v_t^{(1)}, \dots, v_t^{(S)}), \\ \eta_t &= (\eta_t^{(1)}, \dots, \eta_t^{(B)}), \end{aligned} \quad (73)$$

где S – категориальные подходы;

B – числовые параметры.

В каждый момент времени на первом проходе происходит оценка координат $\hat{x}_t$, тогда абсолютная горизонтальная ошибка:

$$e_t(v_t, \eta_t) = \|\hat{x}_t(v_t, \eta_t) - x_t^{\text{ЭТ}}\|_2. \quad (74)$$

Выборка I_t разбивается на две непересекающиеся подвыборки $I_t^{(1)}$ и $I_t^{(2)}$.

На проходе $I_t^{(1)}$ для каждого измерения в момент t выполняется перебор допустимых v_t, η_t минимизирующий текущую ошибку для каждого класса C :

$$(v_C^*, \eta_C^*) = \arg \min e_t(v_t, \eta_t). \quad (75)$$

После этого для каждого класса C по множеству v_C^* формируются два наиболее часто встречающихся категориальных подхода:

$$v_c^{(1)}, v_c^{(2)} = \text{Top2}\{v_t^*: c_t = c\} . \quad (76)$$

На втором проходе для фиксированных $v_c^{(1)}, v_c^{(2)}$ на новых измерениях $I_t^{(2)}$ выполняется перебор $\eta_c^{*,j}$:

$$(v_c, \eta_c) = \arg \min L(v_c^{(i)}, \eta_c^{*,j}) , \quad i \in \{1, 2\}, \quad (77)$$

где $\eta_c^{*,j}$ – оценки параметров на первом проходе $j \in \{\text{мода, медиана, среднее}\}$;

L – критерий минимума среднеквадратической ошибки.

Критерий минимума среднеквадратической ошибки:

$$L = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t^2} . \quad (78)$$

Тогда полная задача состоит в минимизации функции:

$$\pi^* = \min_{v_c, \eta_c} [L(x^{\text{эп}}, \hat{x})] . \quad (79)$$

При следующих ограничениях для низкобюджетной НАП:

$$C(u_t) \leq C_0 , \quad (80)$$

где $C(u_t)$ – вычислительная сложность;

C_0 – доступная вычислительная сложность.

Сложность такого алгоритма $O(I^{(1)} v^S v^B + I^{(2)} v^{(1)} v^{(2)} \eta^{*,j})$.

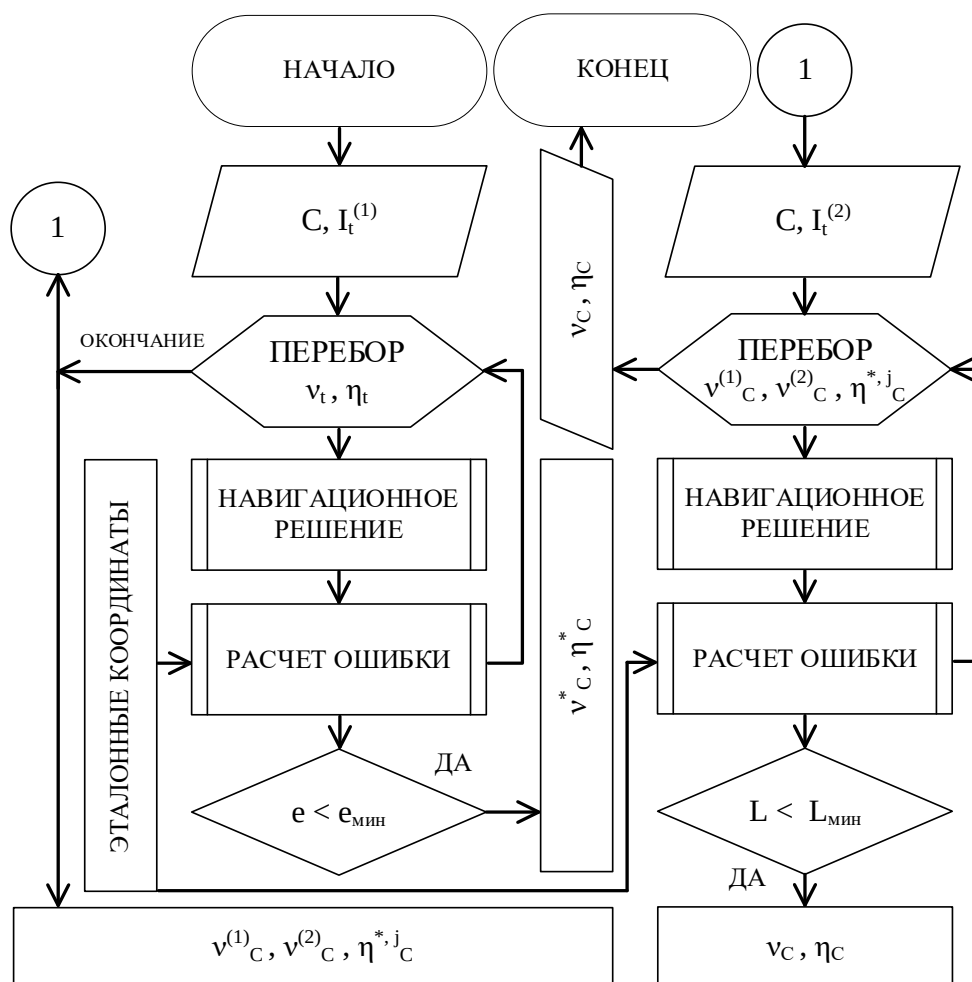


Рисунок 28 – Блок-схема алгоритма нахождения методов, методик, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа

Эффективность разработанного алгоритма подтверждена сравнением ошибок местоопределения, полученных решением с изменяемыми параметрами ВМНК и робастном фильтре Калмана при автоматическом выборе M_C, T_C, A_C, P_C , с ошибками, соответствующими экспертному ручному подбору этих величин. По маршруту 1 (Рисунок 22) алгоритм обеспечил уменьшение средней абсолютной ошибки на 4 %, среднеквадратической ошибкой на 4,3 % и СКО абсолютной ошибки на 4,5 %; по маршруту 2 (Рисунок 29) уменьшение средней абсолютной ошибки на 45 %, среднеквадратической ошибкой на 54 % и СКО абсолютной ошибки на 57 %; по маршруту 3 (Рисунок 30) уменьшение средней абсолютной ошибки на 55 %, среднеквадратической ошибкой на 54 % и СКО абсолютной ошибки на 52 %.

2.6. Выводы по главе 2

По результатам главы 2 можно сделать следующие основные выводы:

- приведено описание типов окружающего контекста, определяемые по сигналам ГНСС, и предложено выделить тип ОК - городской колодец;
- разработана методика выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа для алгоритмов машинного обучения, позволяющая повысить достоверность определения типа ОК и уменьшить вычислительную нагрузку на НАП;
- проведено комплексное исследование различных методов машинного обучения для определения ОК, которое подтвердило возможность использования такого подхода по сигналам L1OF ГЛОНАСС, также показано, что наибольшую достоверность определения типов ОК обеспечивает семейство ансамблевых методов, основанных на деревьях решений;
- разработана методика определения и учета контекста окружающей среды в НАП по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа, включающая новый подход к учету типа ОК в навигационном решении;
- разработан алгоритм выбора методов, методик, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа ОК.

ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТ И ВЕРИФИКАЦИЯ РАЗРАБОТАННОЙ МЕТОДИКИ И АЛГОРИТМА

3.1. Методы, методики, алгоритмы и параметры решения навигационной задачи для верификации разработанной методики

В низкобюджетной НАП гражданского применения наиболее часто используемым методом решения навигационной задачи является абсолютный режим навигации по кодовым измерениям сигнала с открытым доступом. Наиболее простым в реализации и вычислительной сложности является взвешенный МНК, однако при движении потребителя, а также в условиях многолучевости и приема *NLOS*-сигналов в городской среде, погрешность местоопределения при использовании такого подхода может существенно возрасти. В связи с этим в современной НАП гражданского применения широко используются различные варианты фильтров Калмана.

Для верификации разработанной методики (п. 2.4) используются комбинации широко применяемых подходов уменьшения влияния многолучевости и *NLOS*-сигналов, а именно: различные диагональные взвешенные матрицы для ВМНК, экспоненциальное сглаживание координат потребителя, фильтрацию НКА по углу возвышения α и C/N_0 , робастный фильтр Калмана с функцией потерь Хубера, как один из сравнительно простых и вычислительно экономичных алгоритмов для низкобюджетной НАП гражданского применения, а также комбинацию с корректировкой псевдодальностей от базовой станции (*DGNSS*).

При решении навигационной задачи в абсолютном режиме навигации по кодовым измерениям сигнала с открытым доступом будем использовать информацию только на одной частоте сигнала ГЛОНАСС L1OF с частотой измерений 1 Гц без компенсации систематической инструментальной погрешности и без учета ионосферных и тропосферных ошибок, поскольку это соответствует упрощенному и неблагоприятному сценарию для низкобюджетных навигационных чипов массового гражданского применения, поддерживающих и использующих в совместном решении систему ГЛОНАСС.

Как отмечено ранее, решение навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС сводится к решению системы уравнений (5). В данной работе для уравнения (5) используются следующие диагональные взвешенные матрицы:

$$W_1 = \text{diag}(\sin(\alpha)^2), \quad (81)$$

$$W_2 = \text{diag}(\sin(\alpha)^2 \exp \frac{C/No}{10}), \quad (82)$$

$$W_3 = \text{diag}(W_i), \quad (83)$$

$$W_i = \begin{cases} W_{\min}, C/No < C/No_{\text{низкое}} \\ W = 0.5 + 0.5 \frac{\frac{C}{No} - \frac{C}{No_{\text{низкое}}}}{\frac{C}{No_{\text{высокое}}} - \frac{C}{No_{\text{низкое}}}}, C/No_{\text{низкое}} \leq C/No < C/No_{\text{высокое}} \\ W_{\max} = 1, C/No \geq C/No_{\text{высокое}} \end{cases} \quad (84)$$

Для сглаживания оценок координат используется экспоненциальное скользящее среднее:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)S_{t-1}, \quad (85)$$

где X_t – вектор текущей оценки координат приемника;

S_{t-1} – предыдущее сглаженное значение;

α – коэффициент сглаживания.

При использовании робастного фильтра Калмана с функцией потерь Хубера (РФК) будут использоваться только готовые рассчитанные координаты и скорости НАП из навигационного сообщения; такой вариант фильтрации еще называют фильтром состояния по ГНСС координатам/скоростям. Для устойчивой работы фильтра Калмана принципиально важна корректная настройка его параметров [7, 10]. Их резкое изменение может приводить к ухудшению устойчивости и росту ошибки решения, что также необходимо учитывать. В качестве изменяемых параметров для РФК будут: шумы измерения позиции, максимальная инновация позиции и порог для функции потерь Хубера. Остальные параметры фильтра задаются типовыми значениями, принятыми для задач ГНСС-навигации в городских условиях.

Прогноз состояния фильтра Калмана на шаге k рассчитывается по следующей формуле [7, 10]:

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_k \hat{x}_{k-1|k-1} + B_k u_k, \quad (86)$$

где F_k – матрица перехода состояния;

$\hat{x}_{k-1|k-1}$ – оцененное состояние на предыдущем шаге;

B_k – матрица управления;

u_k – управляющее воздействие.

Предсказание ковариации ошибки [7]:

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k, \quad (87)$$

где $P_{k-1|k-1}$ – ковариация ошибки на предыдущем шаге;

Q_k – ковариация шума процесса.

На этапе коррекции фильтр обновляет предсказания, вычисляя остаток (инновацию) [7]:

$$y_k = z_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}, \quad (88)$$

где z_k – новое измерение;

H_k – матрица наблюдения.

Ковариация измерений [7]:

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k, \quad (89)$$

где R_k – ковариация шума.

Коэффициент Калмана [7]:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1}, \quad (90)$$

После вычисления коэффициента Калмана выполняется обновление состояния и ковариации ошибки [7, 10]:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k y_k, \quad (91)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1}, \quad (92)$$

где I – единичная матрица.

Для М-оценщика Хубера нормируем компоненты инновации по их стандартному отклонению [10, 73]:

$$\sigma_i = \sqrt{(S_k)_i}, \quad (93)$$

$$v_i = \frac{|(y_k)_i|}{\sigma_i}. \quad (94)$$

По правилу Хубера назначаем веса [10, 73]:

$$W_{\text{роб}} = \begin{cases} 1, v_i \leq k \\ \frac{k}{v_i}, v_i > k \end{cases} \quad (95)$$

где k – порог Хубера.

На основе полученных весов формируется робастная модификация ковариации измерений, после чего пересчитывается коэффициент Калмана:

$$R_{k \text{ роб}} = W_{\text{роб}}^{-1} R_k, \quad (96)$$

$$S_{k \text{ роб}} = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_{k \text{ роб}}, \quad (97)$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_{k \text{ роб}}^{-1}. \quad (98)$$

В случае подхода с изменением параметров в зависимости от $HDOP$ $R_{HDOP}(HDOP)$ ковариация получается [10]:

$$R_{k \text{ HDOP роб}} = R_{HDOP}(HDOP) R_{k \text{ роб}}. \quad (99)$$

Для комбинации РФК ОК с $DGNSS$ используется псевдодальномерная поправка (PRC) для каждого НКА от базовой станции [7]:

$$PRC(t) = \rho_b(t) - R_b(t), \quad (100)$$

где $\rho_b(t)$ – геометрическая дальность от базовой станции до НКА;

$R_b(t)$ – измеренные псевдодальности базовой станцией.

Поправка для псевдодальности измеренной НАП получается следующей [7]:

$$\widetilde{R}_r(t) = R_r(t) + PRC(t). \quad (101)$$

3.2. Оценка эффективности разработанной методики

В настоящей работе основными потребительскими характеристиками, используемыми для оценки, являются погрешность определения местоположения и доступность навигации. Под доступностью навигации в работе понимается способность ГНСС обеспечивать решение навигационной задачи с заданными точностными характеристиками. Анализ различных открытых источников [102-106] показал, что для массового гражданского потребителя допустимые погрешности определения местоположения могут находиться в диапазоне от 5 до 30 метров. Так как в данной работе используются только одностатные измерения по одной спутниковой навигационной системе в городских условиях, то целесообразным порогом для доступности является 15 метров.

В работе далее оценивается горизонтальная ошибка позиционирования в плане, оценить абсолютное значение которой можно с помощью формулы гаверсинуса [107]:

$$\Delta\delta = 2\arcsin \left[\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\varphi_{k2} - \varphi_{k1}}{2} \right) + \cos \varphi_{k1} \cos \varphi_{k2} \sin^2 \left(\frac{\lambda_{k2} - \lambda_{k1}}{2} \right)} \right] \times \quad (102)$$

$$\times 6371000 ,$$

где $\varphi_{k1}, \varphi_{k2}, \lambda_{k1}, \lambda_{k2}$ – широта и долгота двух точек в радианах.

Погрешность определения местоположения по маршруту можно оценить средней абсолютной ошибкой (*Mean Absolute Error, MAE*), среднеквадратической ошибкой (*Root Mean Squared Error, RMSE*) и их центрированные значения без учета системного смещения *MAEc, RMSEc*; СКО (*standard deviation, STD*) распределения абсолютных ошибок, 95-м процентилем и эмпирической функцией распределения абсолютных ошибок.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta\delta_k , \quad (103)$$

где $\Delta\delta_k$ – ошибка между координатами по k измерению;

N – количество решений навигационной задачи в единицу времени.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta\delta_k^2} , \quad (104)$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\Delta\delta_k - \overline{\Delta\delta})^2} , \quad (105)$$

где $\overline{\Delta\delta}$ – среднее значение ошибок измерений.

Важной характеристикой для спутниковой навигации является доступность [7]:

$$\text{Доступность} = \frac{N_{\text{решений}}}{N_{\text{общее}}} \times 100 \% , \quad (106)$$

где $N_{\text{общее}}$ – общее количество измерений;

$N_{\text{решений}}$ – количество решений навигационной задачи с заданными точностными характеристиками.

3.3. Эксперимент и верификация разработанной методики

Для подтверждения работы разработанной методики в реальных условиях навигации проведено три эксперимента в разное время года движения потребителя на автомобиле с низкобюджетным навигационным модулем гражданского применения (стандартной точности) *U-blox NEO-M8N* с типичной для массового рынка НАП частотой измерений 1 Гц и закрепленной на крыше низкобюджетной магнитной миниатюрной автомобильной антенной GPS/ГЛОНАСС по г. Мытищи (Московская область) по маршрутам 1 (летнее время; количество измерений 5805) и 2 (зимнее время; количество измерений 2206), включающим характерные участки ОК (Рисунок , Рисунок) [100, 101], а также в г. Королёв (Московская область) по маршруту 3 (весеннее время; количество измерений 1790). Опорные координаты были получены на основе измерений, выполненных приемником *U-blox ZED9P*.

На Рисунок 22, Рисунок 29-30 цветом показаны типы ОК, определенные моделью машинного обучения *XGBoost*, а также выделены характерные участки маршрута для детальной верификации методики.

Ниже показаны (Таблица 5 – 7) результаты расчета погрешностей по маршрутам 1, 2 и 3 для различных подходов уменьшения влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов, описанных ранее, а также результаты сравнения с навигационным решением, полученным программой с открытым исходным кодом *RTKLIB* в режиме *Single* [108].

В Таблица 5 – 7, показаны следующие решения навигационной задачи: базовые варианты без учета типа ОК с помощью программы *RTKlib* для различных значений угла возвышения α , $GDOP$ и C/N_0 , взвешенный МНК по α и C/N_0 (ВМНК) и РФК с постоянными типовыми для городских условий ГНСС параметрами; РФК с изменяемыми параметрами в зависимости от геометрического фактора (РФК ГФ); варианты новой методики с изменяемыми взвешенными матрицами W , α и C/N_0 для МНК в зависимости от ОК (ВМНК ОК), с изменяемыми несколькими параметрами РФК в зависимости от ОК (РФК ОК), с изменяемыми W , α и C/N_0 для МНК и параметрами в РФК (ВМНК РФК ОК) и ВМНК РФК ОК с параметрами, выбранными экспертом (ВМНК РФК ОК Э); новая методика с корректировками псевдодалей от базовой станции для ВМНК и изменяемыми параметрами в РФК (ВМНК РФК DGNS OK), в которой частично компенсируются ионосферные, тропосферные и систематические инструментальные погрешности.

Ниже (Рисунок 34) показаны характерные участки маршрута 1 в городском колодце, каньоне и средневысотной застройке; расчет навигационной задачи программой *RTKlib Single* для угла места $\alpha \geq 10$ град., $C/N_0 \geq 30$ дБГц, $GDOP \leq 6$, а по новой методике для комбинации ВМНК РФК ОК.

Анализ Таблица 5 по маршруту 1 показывает, что новая методика позволила уменьшить влияние эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов по всему маршруту и на участках относительно решений *RTKlib* при сохранении более высокой доступности. Стоит отметить, что программа *RTKlib* фильтрует некорректные координатные решения, вызванные грубыми ошибками измерений, тем самым уменьшая итоговую погрешность. Новая методика ВМНК ОК относительно навигационного решения *RTKlib* (включающего расчеты по всем доступным сигналам) и ВМНК показала уменьшение погрешности по полному маршруту MAE до 20 % и $RMSE$ до 5 %, центрированные MAE_c до 17 % и $RMSE_c$ до 6 %. Новая методика с комбинациями РФК относительно навигационного решения РФК с типовыми параметрами для городских условий показала уменьшение погрешности по полному маршруту MAE до 10 % и $RMSE$ до 9 %, центрированные MAE_c до 10 % и $RMSE_c$ до 9 %, максимальная погрешность уменьшилась до 13 %; относительно РФК с изменяемыми параметрами в зависимости от геометрического фактора, показала схожие результаты; новая методика показала доступность навигации выше относительно базовых вариантов. Стоит отметить, что на некоторых участках маршрута предложенная методика демонстрирует более выраженное снижение MAE и $RMSE$ по сравнению с полным маршрутом.

Второй эксперимент проведен в зимнее время движения потребителя на автомобиле по маршруту 2 (Рисунок 29). Разработанная методика (Таблица 6), также показала

уменьшение влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов по всему маршруту и на отдельных участках относительно решений *RTKlib* при сохранении более высокой доступности. Новая методика ВМНК ОК относительно навигационного решения *RTKlib* (включающего расчеты по всем доступным сигналам) показала уменьшение погрешности по полному маршруту *MAE* до 76 % и *RMSE* до 84 %, центрированные *MAE*с до 80 % и *RMSE*с до 84 %. Новая методика с комбинациями РФК относительно навигационного решения РФК с типовыми параметрами для городских условий показала уменьшение погрешности по полному маршруту *MAE* до 30 % и *RMSE* до 45 %, центрированные *MAE*с до 42 % и *RMSE*с до 45 %, а максимальная погрешность уменьшилась до 26 %; относительно РФК с изменяемыми параметрами в зависимости от геометрического фактора показала уменьшение погрешности *MAE* до 15 % и *RMSE* до 32 %, центрированные *MAE*с до 25 % и *RMSE*с до 32 %, а максимальная погрешность уменьшилась до 19 %; новая методика показала доступность навигации выше или сопоставимую с базовыми вариантами. Стоит отметить, что на некоторых участках маршрута предложенная методика демонстрирует более выраженное снижение *MAE* и *RMSE* по сравнению с полным маршрутом.

Третий эксперимент проведен в весеннее время движения потребителя на автомобиле (Таблица 7, Рисунок 30). Новая методика ВМНК ОК относительно навигационного решения *RTKlib* не показала значимого уменьшения погрешности по полному маршруту. Новая методика с комбинациями РФК относительно навигационного решения РФК с типовыми параметрами для городских условий показала уменьшение погрешности по полному маршруту *MAE* до 11 % и *RMSE* до 19 %, центрированные *MAE*с до 11 % и *RMSE*с до 19 %, а максимальная погрешность уменьшилась до 24 %; относительно РФК с изменяемыми параметрами в зависимости от геометрического фактора показала уменьшение погрешности *MAE* до 8 % и *RMSE* до 16 %, центрированные *MAE*с до 4 % и *RMSE*с до 24 %, а максимальная погрешность уменьшилась до 25 %; новая методика показала доступность навигации сопоставимую с базовыми вариантами. Стоит отметить, что на некоторых участках маршрута предложенная методика демонстрирует более выраженное снижение *MAE* и *RMSE* по сравнению с полным маршрутом.

Статистический критерий Вилкоксона по погрешностям местоопределения ($p < 0,05$), блочный метод повторных выборок по участкам маршрутов и функции распределения (Рисунок 31-34) дали основания считать, что новая методика продемонстрировала эффективность в снижении влияния эффекта многолучевости и *NLOS*-сигналов по сравнению с базовыми вариантами решения навигационной задачи, однако указанная тенденция подтвердилась не во всех рассматриваемых сценариях [99].

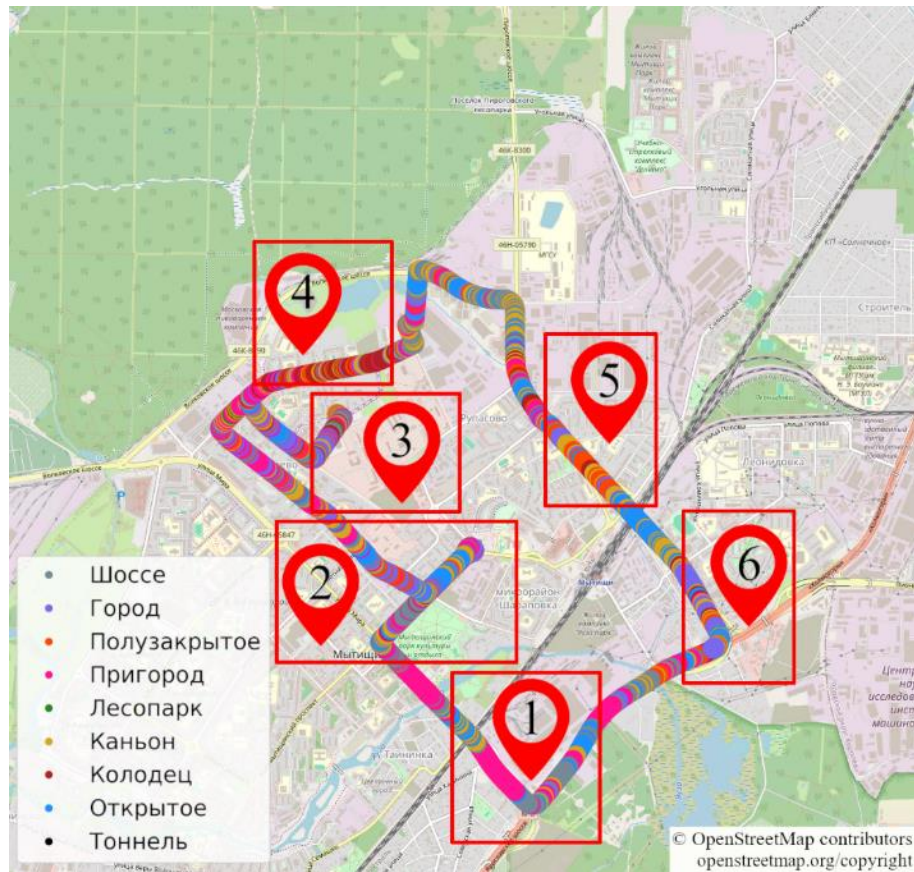


Рисунок 29 – Определение типа ОК по динамичным измерениям для маршрута 2
г. Мытищи (Московская область)

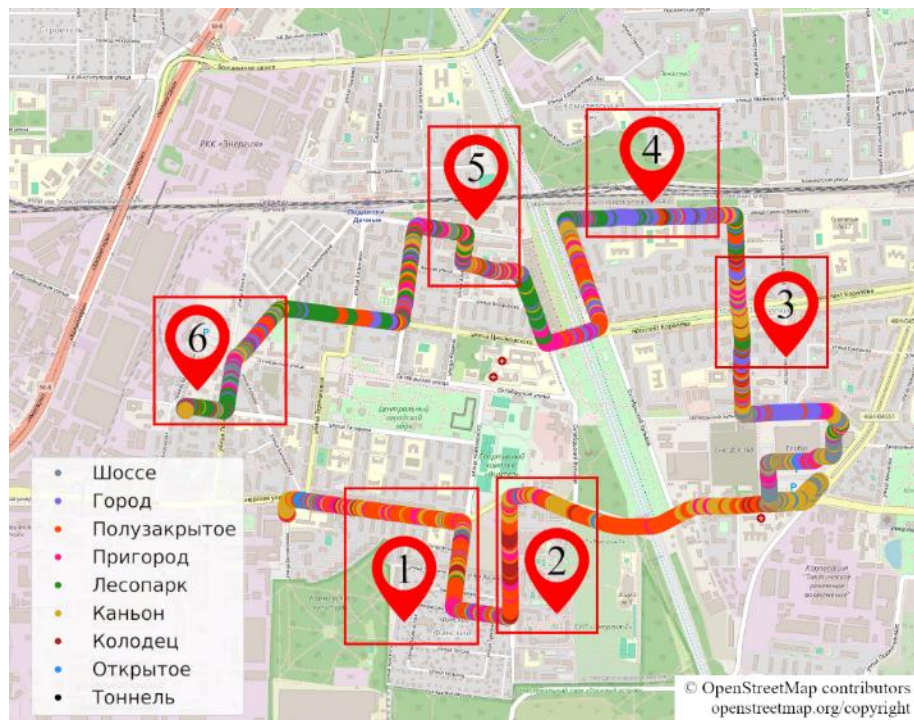


Рисунок 30 – Определение типа ОК по динамичным измерениям для маршрута 3
г. Королёв (Московская область)

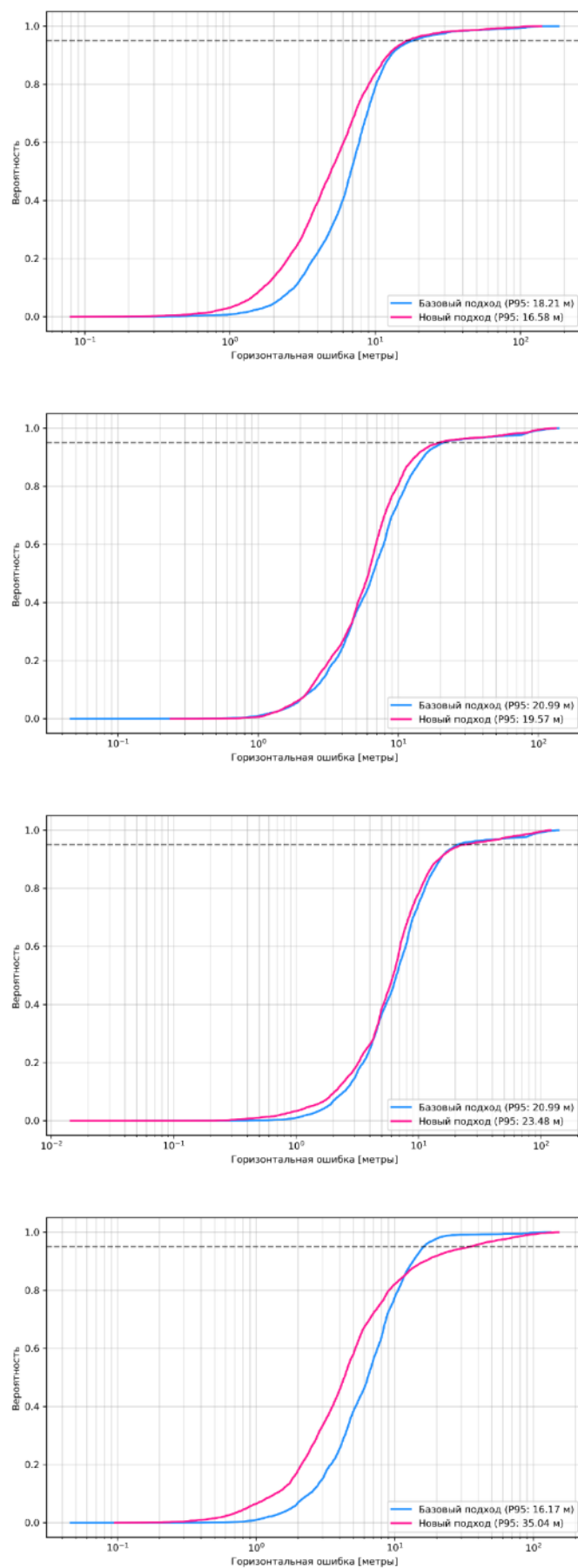


Рисунок 31 – Функции распределения абсолютных ошибок по маршруту 1
(ВМНК ОК, РФК ОК, ВМНК РФК ОК, ВМНК РФК DGNSS ОК)

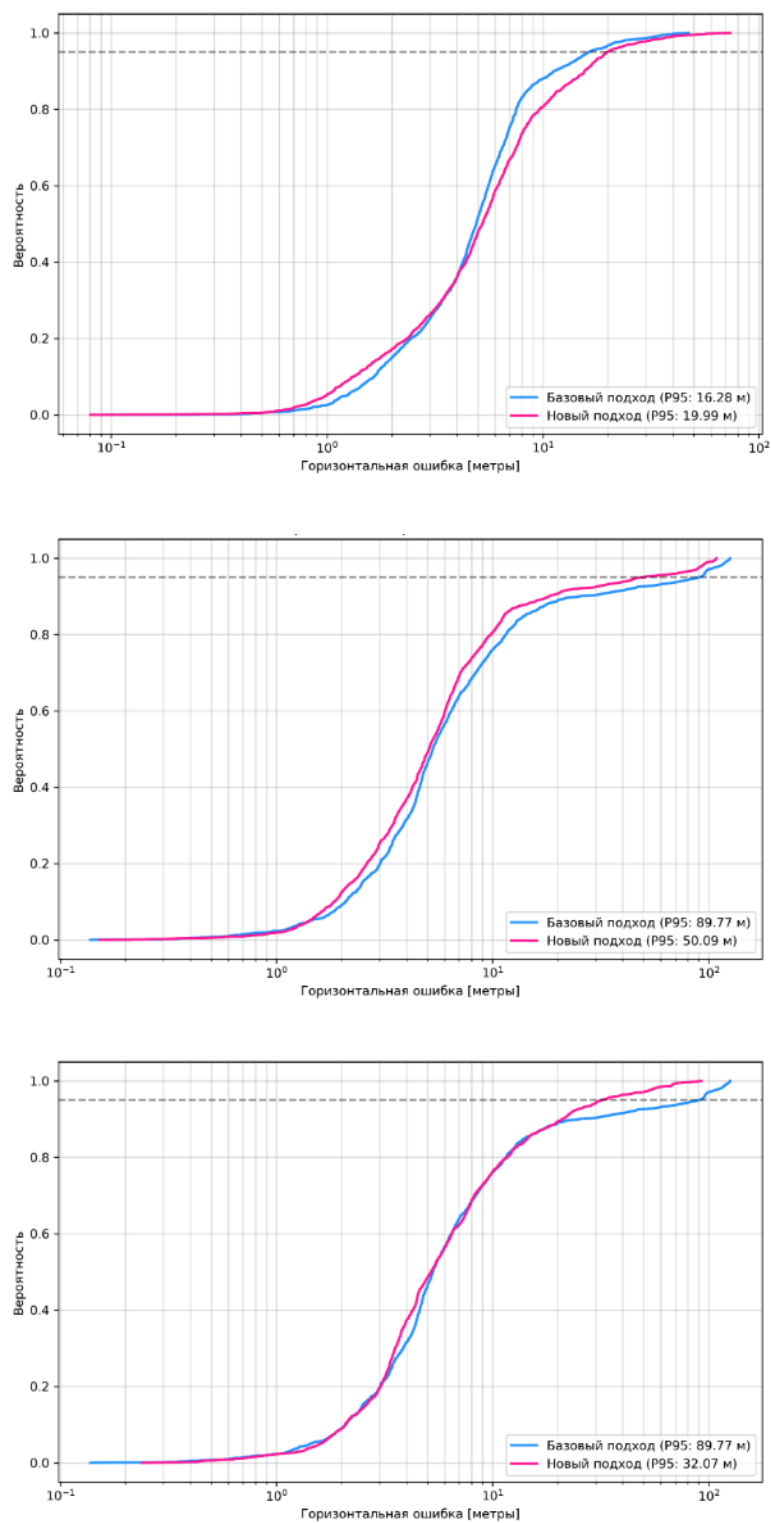


Рисунок 32 – Функции распределения абсолютных ошибок по маршруту 2
(ВМНК ОК, РФК ОК, ВМНК РФК ОК)

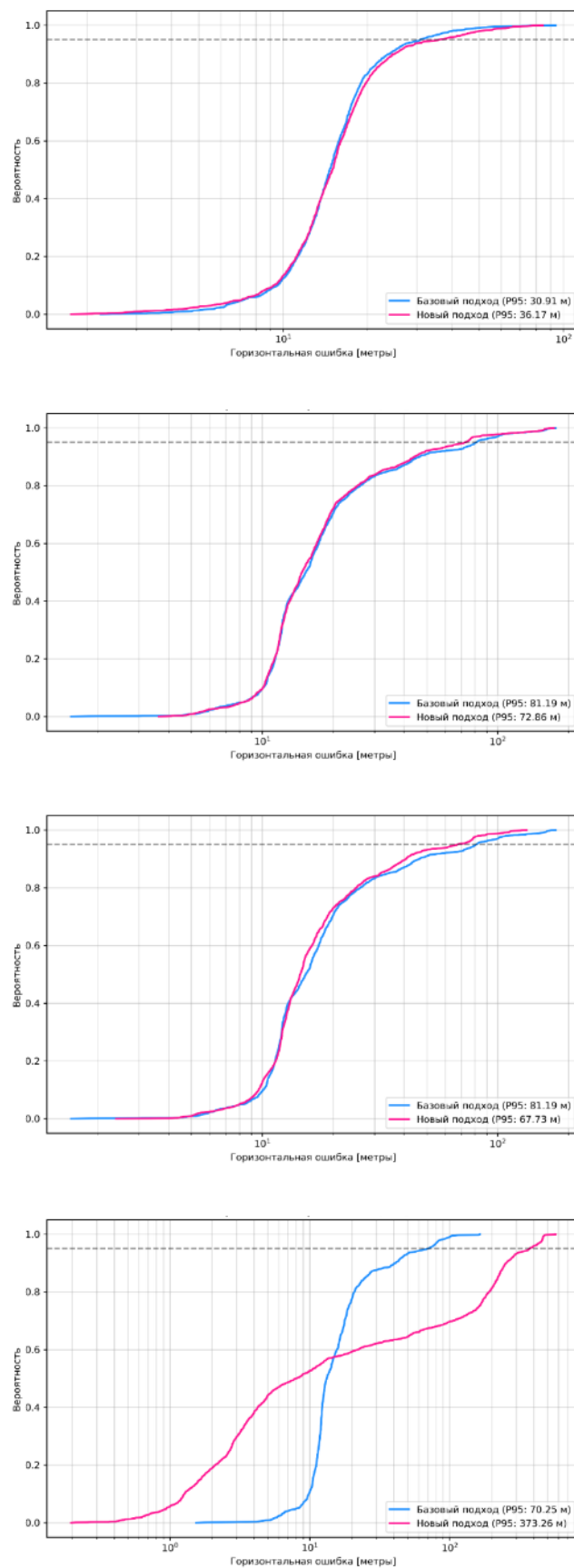


Рисунок 33 – Функции распределения абсолютных ошибок по маршруту 3
(ВМНК ОК, РФК ОК, ВМНК РФК ОК, ВМНК РФК DGNSS ОК)

Таблица 5 – Погрешности местоопределения для различных подходов уменьшения влияния многолучевости по маршруту 1

Погрешность Название подхода	Полный (5805)								Участок 1 (221)				Участок 2 (711)				Участок 3 (531)				Участок 4 (220)				Участок 5 (301)				Участок 6 (216)			
	MAE [м]	MAEc [м]	95 [м]	RMSE [м]	RMSEc [м]	STD [м]	Max, [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность
Маршрут	Полный (5805)								Участок 1 (221)				Участок 2 (711)				Участок 3 (531)				Участок 4 (220)				Участок 5 (301)				Участок 6 (216)			
<i>RTKlib Single</i> (GDOP ≤ 25)	10,78	10	27,21	16,59	16,17	12,61	316,13	56,1	7,62	8,03	2,52	89,59	10,16	11,9	6,2	37,13	31,99	48,61	36,67	15,25	6,22	6,66	2,36	98,64	7,56	9,57	5,88	66,44	10,63	16,03	12,02	64,81
<i>RTKlib Single</i> (α ≥ 10 град, GDOP ≤ 6)	8,84	8,35	24,81	14,06	13,82	10,93	133,48	76,69	6,54	6,76	1,7	94,57	8,47	9,95	5,22	76,79	30,88	42,61	29,41	19,58	6,22	6,65	2,36	98,64	7,18	9,85	6,75	77,07	10,74	16,45	12,48	62,96
<i>RTKlib Single</i> (α ≥ 15 град, GDOP ≤ 6)	8,48	8,37	24,54	13,83	13,81	10,93	133,48	82,03	6,79	7,03	1,84	98,64	7,67	8,95	4,62	83,26	32,58	44,42	30,25	17,89	6,22	6,65	2,36	98,64	6,98	9,42	6,34	84,71	10,15	15,6	11,87	64,81
<i>RTKlib Single</i> (C/No ≥ 30 дБГц, α ≥ 15 град, GDOP ≤ 6)	7,99	7,98	20,53	13,71	13,7	11,14	180,65	82,13	7,14	7,48	2,22	86,42	8,81	12,24	8,5	77,07	30,7	45,56	33,72	25,04	5,7	5,97	1,77	99,54	5,58	7,92	5,63	87,04	7,39	10,17	7,01	64,81
<i>RTKlib Single</i> (C/No ≥ 35 дБГц, α ≥ 15 град, GDOP ≤ 6)	7,51	6,71	14,83	10,5	10,14	7,33	148,9	67,4	7,15	7,47	2,16	61,08	11,42	17,26	12,96	35,02	19,58	28,04	20,12	21,65	6,65	7,14	2,62	97,28	4,89	6,81	4,75	70,09	4,35	5,41	3,24	27,77
<i>RTKlib Single</i> (C/No ≥ 30 дБГц, α ≥ 10 град, GDOP ≤ 25)	9,16	9,11	29,09	17,39	17,4	14,78	237,16	82,04	7,67	9,76	6,05	95,02	11,24	15,74	11,02	76,93	36,52	55,24	41,5	28,06	5,7	5,97	1,77	99,54	5,89	8,69	6,4	87,37	8,79	14,38	11,41	65,27
<i>U-blox NEO-M8N</i> (α ≥ 10 град, PDOP ≤ 25)	6,71	6,56	13,55	11,81	11,79	9,72	98,99	95,74	7,85	7,89	0,76	100	5,38	5,63	1,66	100	22,23	34,4	26,27	57,62	1,77	1,87	0,59	100	5,3	8,78	7,02	92,69	5,03	5,56	2,38	100
ВМНК (C/No ≥ 30 дБГц, α ≥ 15 град, PDOP ≤ 6)	8,78	7,64	18,2	14,73	14,39	11,82	183,01	84,59	7,37	7,67	2,11	86,87	8,86	11,85	7,86	79,32	30,42	47,15	36,07	33,89	3,43	4,07	2,19	100	6,22	7,86	4,82	92,02	8,03	9,84	5,7	75
РФК	9,92	9,14	20,99	18,06	17,55	15,1	139,08	89,8	6,78	6,91	1,33	100	6,07	6,93	3,34	97,32	39,3	53,98	37,04	38,22	2,76	3,04	1,28	100	5,69	6,54	3,21	100	8,53	11,16	7,21	75,92
РФК ГФ	9,06	8,29	19,87	16,7	16,28	14,02	135,12	92,19	6,6	6,66	0,91	100	6,09	6,89	3,22	96,9	37,13	50,4	34,11	37,47	2,67	2,9	1,13	100	5,49	6,31	3,12	100	8,48	10,99	7	76,85
ВМНК ОК	8,54	8,23	23,6	16,44	16,35	14,05	158,26	90,37	6,97	7,1	1,33	100	6,94	8,22	4,4	96,62	36	49,93	34,63	36,34	2,67	3,08	1,53	100	5,66	7,54	4,98	94,68	9,06	13,93	10,6	84,25
РФК ОК	8,96	8,17	19,56	16,44	16,03	13,79	132,71	92,35	6,62	6,68	0,89	100	6,05	6,84	3,19	96,76	36,42	49,56	33,64	38,22	2,67	2,9	1,13	100	5,51	6,33	3,12	100	8,37	7,02	10,91	77,31
ВМНК РФК ОК Э	9,63	8,23	21,78	17,11	16,35	14,15	129,96	90,18	6,41	6,61	1,6	99,09	5,92	6,75	3,24	97,04	38,25	51,06	33,86	28,43	2,67	2,9	1,13	100	5,61	6,57	3,42	100	8,44	10,93	6,96	75
ВМНК РФК ОК	9,24	8,65	23,47	16,36	15,87	13,5	120,13	90,3	6,47	6,66	1,57	99,09	5,53	6,12	2,61	99,57	38,32	48,93	30,45	22,41	3,55	3,79	1,31	100	4,5	5,54	3,22	100	7,34	9,85	6,58	83,33
ВМНК РФК DGNSS ОК	8,76	8,33	35,04	18,03	17,88	15,76	151,49	89,03	15,14	23,29	17,74	73,58	6,56	7,53	3,7	96,72	25,7	39,23	29,69	54,3	4,35	4,44	0,93	100	9,5	17,54	14,77	83,74	22,11	26,84	15,25	38,42

Примечание: за исключением варианта с DGNSS, в рассмотренных подходах отсутствуют ионосферные и тропосферные поправки; отсутствует компенсация систематической инструментальной погрешности.

Таблица 6 – Погрешности местоопределения для различных подходов уменьшения влияния многолучевости по маршруту 2

Название подхода \ Погрешность	Полный (2206)								Участок 1 (191)				Участок 2 (351)				Участок 3 (264)				Участок 4 (161)				Участок 5 (101)				Участок 6 (57)			
	MAE [м]	MAEc [м]	95 [м]	RMSE [м]	RMSEc [м]	STD [м]	Max, [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность
Маршрут	Полный (2206)								Участок 1 (191)				Участок 2 (351)				Участок 3 (264)				Участок 4 (161)				Участок 5 (101)				Участок 6 (57)			
RTKlib Single (GDOP ≤ 25)	30,31	33,28	139	64,67	63,57	57,14	678,06	46,91	12,38	18,08	13,21	57,59	67,63	128,3	109,2	39,6	25,66	40,06	30,88	26,51	64,49	76,54	44,46	2,48	28,3	40,64	29,33	34,65	26,16	37,14	26,68	40,35
RTKlib Single ($\alpha \geq 10$ град, GDOP ≤ 6)	22,76	22,65	103,5	42,48	42,52	35,88	431,41	51,99	2,86	3,96	2,74	96,33	14,77	22,49	17	38,46	45,36	73,6	58,1	33,71	73,24	88,63	50,09	3,72	25,83	38,64	28,89	37,62	24,47	37,69	28,96	52,63
RTKlib Single ($\alpha \geq 15$ град, GDOP ≤ 6)	29,19	29,39	124,8	52,84	50,94	44,05	314,01	46,96	4,09	5,41	3,54	93,19	19,68	31,68	24,91	25,64	52,45	70,3	46,92	30,3	85,05	102,6	57,72	6,83	25,83	38,64	28,89	37,62	24,47	37,69	28,96	52,63
RTKlib Single (C/No ≥ 30 дБГц, $\alpha \geq 15$ град, GDOP ≤ 6)	20,93	20	87,04	43,8	42,94	38,49	314,01	40,52	4,16	5,52	3,64	88,48	8,38	13,29	10,39	16,8	15,16	21,12	14,81	20,45	82,85	103,3	62,15	6,21	19,4	23,89	14,06	23,76	14,32	24,37	20,02	43,85
RTKlib Single (C/No ≥ 35 дБГц, $\alpha \geq 15$ град, GDOP ≤ 6)	17,72	17,63	51,18	42,62	40,81	38,78	314,01	29,64	4,25	5,78	3,92	65,44	4,88	7,78	6,15	8,54	10,65	11,12	3,24	10,98	83,05	108,6	72,45	1,24	14,87	18,18	10,79	9,9	8,42	10,53	6,56	21,05
RTKlib Single (C/No ≥ 30 дБГц, $\alpha \geq 10$ град, GDOP ≤ 25)	22,78	24,14	114,9	43,22	42,66	36,74	278,91	46,01	3	4,18	2,92	93,71	27,06	48,43	40,28	31,62	29,99	55,17	46,47	23,48	77,38	96,74	58,35	4,34	19,4	23,89	14,06	23,76	14,32	24,37	20,02	43,85
ВМНК (C/No ≥ 30 дБГц, $\alpha \geq 15$ град, PDOP ≤ 6)	6,11	4,88	16,28	8,28	7,63	5,58	47,12	84,13	2,12	2,51	1,33	97,38	4,19	5,41	3,42	60,68	8,59	9,94	5,01	78,4	15,14	18,75	11,09	50,93	8,11	11,81	8,62	83,16	5,2	5,5	1,81	85,96
РФК	13,54	15,4	89,76	28,25	26,07	24,79	125,78	85,67	2,75	2,90	0,92	100	4,4	5,51	3,32	98,57	8,98	10,25	4,94	84,84	57,47	71,44	42,57	23,6	5,99	6,58	2,73	100	5,93	6,77	3,3	98,24
РФК ГФ	11,06	11,81	58,21	22,93	21,1	20,09	114,38	88,12	2,43	2,57	0,82	100	3,78	4,7	2,79	99,71	8,37	9,74	4,99	86,74	54,68	66,76	38,41	22,98	5,49	6	2,43	100	5,55	6,38	3,17	98,24
ВМНК ОК	7,11	6,36	19,6	10,25	9,78	7,38	73,67	89,48	2,12	2,78	1,79	100	4,58	5,81	3,58	98	9,36	11,19	6,13	82,57	16,42	19,55	10,63	47,2	8,95	14,9	11,97	92,07	4,77	5,3	2,33	94,73
РФК ОК	10,63	11,14	50,09	21,74	20	18,97	108,62	88,34	2,47	2,62	0,89	100	3,7	4,57	2,69	99,71	8,39	5,08	9,81	86,36	53	64,52	36,9	22,98	5,48	5,91	2,23	100	5,84	6,91	3,73	96,49
ВМНК РФК ОК Э	17,1	17,63	94,94	33,84	40,81	29,21	142,0	80	2,33	2,51	0,93	100	6,94	10,38	7,73	90,88	7,93	9,41	5,06	86,36	53,89	67,67	41,04	20,49	5,58	6,18	2,67	100	5,67	6,5	3,2	98,24
ВМНК РФК ОК	9,37	8,84	32,07	15,45	14,27	12,28	92,5	85,72	2,43	2,59	0,89	100	8,11	11,82	8,61	88,31	8,61	10,39	5,83	82,95	36,72	43,62	23,61	24,84	5,26	5,77	2,38	100	4,81	5,36	2,39	100

Примечание: в рассмотренных подходах отсутствуют ионосферные и тропосферные поправки; отсутствует компенсация систематической инструментальной погрешности.

Таблица 7 – Погрешности местоопределения для различных подходов уменьшения влияния многолучевости по маршруту 3

Погрешность Название подхода	MAE [м]	MAEc [м]	95 [м]	RMSE [м]	RMSEc [м]	STD [м]	Max, [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность	MAE [м]	RMSE [м]	STD [м]	Доступность
Маршрут	Полный (1790)								Участок 1 (136)				Участок 2 (121)				Участок 3 (101)				Участок 4 (81)				Участок 5 (121)				Участок 6 (149)			
<i>RTKlib Single</i> (GDOP ≤ 25)	17,12	11,27	39,39	20,91	16,02	12,01	158	45,69	12,49	14,11	6,59	67,64	24,83	27,58	12,06	15,7	42,99	47,98	21,48	5,94	18,45	20,45	8,87	25,92	20	21,82	8,77	24,79	22,02	23,27	7,52	15,43
<i>RTKlib Single</i> (α ≥ 10 град, GDOP ≤ 6)	16,69	8,99	35,77	19,13	12,43	9,34	72,14	46,64	13,63	15,02	6,33	61,76	26,17	28,69	11,81	15,7	34,18	38,31	17,41	17,82	18,37	18,76	3,87	16,04	17,18	17,76	4,51	33,88	22,02	23,27	7,52	15,43
<i>RTKlib Single</i> (α ≥ 15 град, GDOP ≤ 6)	16,15	7,99	32,76	18,42	11,64	8,86	104,67	50,78	13,82	15,01	5,89	63,23	21,16	23,87	11,09	29,75	34,18	38,31	17,41	17,82	18,37	18,76	3,87	16,04	17,07	17,62	4,4	33,88	21,28	22,17	6,26	13,42
<i>RTKlib Single</i> (C/No ≥ 30 дБГц, α ≥ 15 град, GDOP ≤ 6)	15,97	6,89	32,11	18,02	10,7	8,35	93,76	50,27	11,37	11,89	3,47	79,41	23,14	26,05	12,01	24,79	29,49	34,07	17,22	17,82	18,59	18,91	3,5	8,64	17,34	18,06	5,09	30,57	16,93	17,88	5,76	30,2
<i>RTKlib Single</i> (C/No ≥ 35 дБГц, α ≥ 15 град, GDOP ≤ 6)	14,44	5,12	23,08	15,92	8,09	6,68	72,72	46,87	11,77	12,17	3,08	70,58	16,83	19,35	9,62	33,88	24,29	30,16	18,16	11,88	17,04	17,2	2,39	6,17	16,24	16,61	3,5	20,66	14,72	16,5	7,48	40,26
<i>RTKlib Single</i> (C/No ≥ 30 дБГц, α ≥ 10 град, GDOP ≤ 25)	17,29	8,87	40,57	20,46	13,22	10,93	100,75	49,38	11,37	11,9	3,5	78,67	29,3	33,04	15,34	19,83	29,69	34,21	17,14	17,82	16,59	17,51	5,65	23,45	20,04	22,96	11,25	31,4	17,93	19,06	6,49	28,18
ВМНК (C/No ≥ 30 дБГц, α ≥ 15 град, PDOP ≤ 6)	16,21	6,17	30,9	18,13	9,6	8,13	93,68	47,2	12,24	12,64	3,16	78,67	22,21	24,89	11,28	29,75	30,91	34,77	16,05	7,92	18,5	19,01	4,41	11,11	17,75	18,3	4,49	20,66	15,89	16,71	5,2	36,24
РФК	23,87	19,29	81,18	35,01	33,81	25,61	176,15	48,6	12,5	13,85	5,99	67,64	66,99	72,44	27,68	9,09	26,12	28,2	10,68	12,87	14,59	14,8	2,49	49,38	21,35	22,02	5,39	0	16,68	17,12	3,89	18,12
РФК ГФ	23,21	17,68	75,14	33,85	32,17	24,64	178,69	49,6	12,78	14,22	6,25	66,17	57,87	62,03	22,41	4,13	25,98	28,19	10,99	17,82	14,38	14,62	2,64	56,79	21,23	21,86	5,2	0,82	16,37	16,75	3,57	20,8
ВМНК ОК	17,58	8,15	41,7	20,58	12,63	10,7	84,43	47,15	13,14	14	4,83	77,2	22,74	25,71	12,04	31,4	38,41	41,42	15,58	4,95	18,55	19,01	4,2	12,34	17,02	17,6	4,5	28,92	19,95	21,46	7,92	19,46
РФК ОК	22,71	17,12	72,85	32,77	31	23,63	173,21	51,11	12,32	13,88	6,42	66,91	55,35	59,61	22,22	4,13	26,77	28,94	11,06	14,85	13,82	14,11	2,85	67,9	21,18	21,8	5,16	2,47	16,37	16,74	3,48	22,14
ВМНК РФК ОК Э	48,36	50,03	122,7	62,44	61,59	39,51	188	22,79	69,64	71,71	17,16	0	102	108,3	36,66	0	23,05	24,66	8,79	23,76	14,42	14,64	2,53	53,08	56,74	62,52	26,36	0	16,24	16,66	3,74	22,81
ВМНК РФК ОК	21,16	17,05	67,73	28,29	27,14	18,78	132,96	53,85	12,23	14,06	6,96	70,58	56,71	61,18	23,05	4,13	29,8	30,95	8,4	0	15,14	15,6	3,75	50,61	20,45	21,38	6,29	18,18	15,5	15,92	3,61	32,88
ВМНК РФК DGNSS ОК	83,18	98,46	373,2	149,2	145,3	123,9	571,37	57,47	54,47	106,6	92,08	75,72	53,46	67,16	40,89	13,25	259,1	267,3	66,52	0	463,7	463,9	12,22	0	194,7	198,22	37,04	0	166,2	173,4	49,61	0

Примечание: за исключением варианта с DGNSS, в рассмотренных подходах отсутствуют ионосферные и тропосферные поправки; отсутствует компенсация систематической инструментальной погрешности.

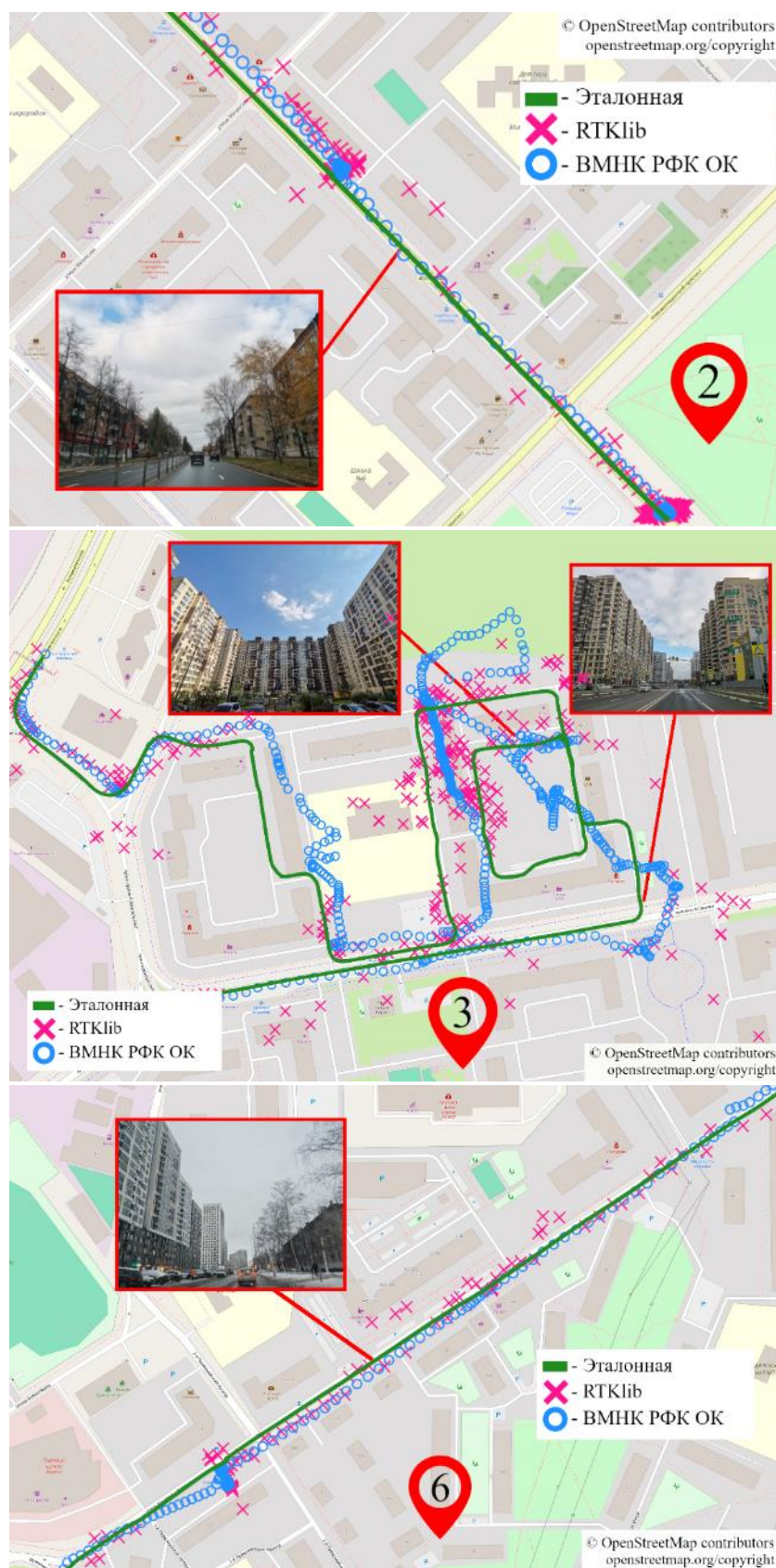


Рисунок 34 – Участки маршрута 1 со средневысотной городской застройкой, городским колодцем и городским каньоном

3.4. Выводы по главе 3

По результатам главы 3 можно сделать следующие основные выводы:

- определен набор базовых решений, алгоритмов и настраиваемых параметров, используемых для верификации разработанной методики определения и учета контекста окружающей среды в низкобюджетной НАП гражданского назначения по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа;
- заданы критерии оценки эффективности разработанной методики, включающие показатели погрешности местоопределения и доступности навигации;
- проведены три эксперимента в разные сезоны года с использованием низкобюджетной одностотной НАП гражданского применения, подтвердившие работоспособность и эффективность разработанной методики на выбранном классе приемников.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе разработан и исследован системный подход к определению и учёту контекста окружающей среды по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в низкобюджетной навигационной аппаратуре потребителя гражданского назначения.

По результатам проведённого исследования сформулируем основные теоретические и прикладные результаты диссертационной работы. К числу основных теоретических результатов относятся:

1. Разработана методика определения и учета контекста окружающей среды в НАП по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием методов машинного обучения, обеспечивающая в большинстве исследованных сценариев статистически значимое снижение погрешности местоопределения в городских условиях по сравнению с базовыми алгоритмами.

2. Разработана методика выбора многомерного вектора признаков по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа для методов машинного обучения, позволяющая повысить достоверность определения типов ОК и уменьшить вычислительные ресурсы в НАП.

3. Предложен набор новых признаков, сформированных по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа и обеспечивающих повышение достоверности определения типа ОК.

4. Предложено выделить "городской колодец" как отдельный тип ОК, позволяющий более точно учитывать влияние многолучевости и *NLOS*-сигналов на НАП в городских условиях.

Важнейшими прикладными результатами диссертационной работы являются следующие:

1. Разработан алгоритм выбора методов, методик, алгоритмов и параметров решения навигационной задачи по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в зависимости от типа контекста окружающей среды.

2. Комплексное сравнительное исследование методов машинного обучения, позволившее определить наиболее эффективное семейство методов для определения ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа, которыми являются ансамблевые методы, использующие деревья решений.

3. Показано, что использование предложенных решений позволяет повысить достоверность (точность, F1-оценку, визуальный контроль) определения типов ОК по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа.

4. Экспериментально подтверждена принципиальная возможность определения типа ОК только по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа с использованием методов машинного обучения на выбранном классе одночастотной бюджетной НАП гражданского назначения на исследованных измерениях.

5. Результаты экспериментов подтверждают работоспособность методики определения и учета ОК на выбранном классе НАП гражданского применения по сигналам ГЛОНАСС L1OF на исследованных маршрутах.

Все перечисленные результаты в совокупности обеспечивают решение научной задачи, заключающейся в повышении основных потребительских характеристик (уменьшение погрешности решения навигационной задачи при более высокой доступности относительно базовых вариантов) за счет ослабления влияния эффекта многолучевости и сигналов вне зоны прямой видимости для наземной низкобюджетной навигационной аппаратуры гражданского потребителя, работающей по сигналам ГЛОНАСС открытого доступа в городских условиях.

Дальнейшее внедрение методов машинного обучения совместно с использованием информации об окружающем контексте позволит повысить основные потребительские характеристики НАП гражданского назначения при навигации в городских условиях.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

BPSK	– двоичная фазовая манипуляция (binary phase shift keying)
GDOP	– общий геометрический фактор точности (Geometric Dilution of Precision)
GPS	– глобальная навигационная спутниковая система США
MAE	– средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error)
NLOS	– не прямое распространение (Non-Line-of-Sight)
PR	– полнота-точность (Precision-Recall)
RMSE	– среднеквадратическая ошибка (Root Mean Square Error)
ROC	– рабочая характеристика приёмника (Receiver Operating Characteristic)
ВМНК	– взвешенный метод наименьших квадратов
ГЛОНАСС	– глобальная навигационная спутниковая система РФ
ГНСС	– глобальная навигационная спутниковая система
ИКД	– интерфейсный контрольный документ
ИНС	– инерциальная навигационная система
КА	– космический аппарат
МНК	– метод наименьших квадратов
МОВ	– метод опорных векторов
НАП	– навигационная аппаратура потребителя
НИР	– научно-исследовательская работа
НКА	– навигационный космический аппарат
ОГ	– орбитальная группировка
ОК	– окружающий контекст (контекст окружающей среды)
РФК	– робастный фильтр Калмана
СКО/STD	– среднеквадратическое отклонение

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Интерфейсный контрольный документ ГЛОНАСС [Электронный ресурс]. — URL: <http://russianspacesystems.ru/bussines/navigation/glonass/interfeysnyy-kontrolnyy-dokument/> (дата обращения: 26.03.2026).
2. Интерфейсный контрольный документ GPS [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.gps.gov/technical/icwg/> (дата обращения: 26.03.2026).
3. Интерфейсный контрольный документ Galileo [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.gsc-europa.eu/electronic-library/programme-reference-documents> (дата обращения: 26.03.2026).
4. Интерфейсный контрольный документ BeiDou [Электронный ресурс]. URL: <http://en.beidou.gov.cn/SYSTEMS/ICD/> (дата обращения: 26.03.2026).
5. Интерфейсный контрольный документ IRNSS [Электронный ресурс]. URL: <https://www.isro.gov.in/irnss-programme> (дата обращения: 26.03.2026).
6. Интерфейсный контрольный документ QZSS [Электронный ресурс]. URL: <https://qzss.go.jp/en/technical/ps-is-qzss/ps-is-qzss.html> (дата обращения: 26.03.2026).
7. ГЛОНАСС. Модернизация и перспективы развития / под ред. А. И. Перова. — М.: Радиотехника, 2020. — 1072 с.
8. Поваляев А. А., Вейцель А. В., Мазепа Р. Б. Глобальные спутниковые системы синхронизации и управления движением в околоземном пространстве. — М.: Вузовская книга, 2018. — 188 с.
9. Тяпкин В. Н., Гарин Е. Н. Методы определения навигационных параметров подвижных средств с использованием спутниковой радионавигационной системы ГЛОНАСС: монография. — Красноярск: Сибирский федеральный университет, 2012. — 260 с.
10. Kaplan E. D., Hegarty C. Understanding GPS/GNSS: Principles and Applications. — 3rd ed. — Norwood, MA: Artech House, 2017.
11. Болкунов А. И., Кульнев В. В., Кульнев Е. В., Наконечный Е. О., Яремчук В. И. Нахождение оптимального вектора признаков для определения контекста окружающей среды по данным глобальных навигационных спутниковых систем // Известия РАН. Теория и системы управления. — 2024. — № 3. — С. 154–166.
12. Скляр Б. Цифровая связь: теоретические основы и практическое применение / пер. с англ.; под ред. Е. Г. Грозы. — 2-е изд. — М.: Вильямс, 2016. — 1104 с.

13. Вейцель А. В., Татарников А. А. Аппаратура высокоточного позиционирования по сигналам глобальных навигационных спутниковых систем: монография. — Москва — МАИ-Принт, 2010. — 367 с.
14. Курдюмов О. А., Лопатко О. Е., Сагач В. Е. Антенные структуры с подавлением многолучевости // Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы. — 2018. — Т. 5, № 3. — С. 52–59.
15. Blanco-Delgado N., Nunes F. D. Multipath estimation in multicorrelator GNSS receivers using the maximum likelihood principle // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. — 2012. — Vol. 48, no. 4. — P. 3222–3233.
16. Veitsel V. A., Zhdanov A. V., Zhodzishsky M. I. The mitigation of multipath errors by strobe correlators in GPS/GLONASS receivers // GPS Solutions. — 1998. — Vol. 2, no. 2. — P. 38–45.
17. Pirsiavash A., Broumandan A., Lachapelle G. Characterization of Signal Quality Monitoring Techniques for Multipath Detection in GNSS Applications // Sensors. — 2017. — Vol. 17, no. 7. — Art. 1579. — DOI: 10.3390/s17071579.
18. Amani E., Djouani K., De Boer J.-R., Kurien A., Vigneau W. Correlator-based multipath detection technique for a global positioning system/GNSS receiver // IET Radar, Sonar & Navigation. — 2018. — Vol. 12, no. 7. — P. 783–793.
19. Wang Y., Huang Z. MEDLL On-Strobe Correlator: A Combined Anti-multipath Technique for GNSS Signal Tracking // Journal of Navigation. — 2020. — Vol. 73, no. 3. — P. 658–677.
20. Хруль С. А., Сонькин Д. М. Повышение точности позиционирования подвижных объектов на основе оригинальных методов фильтрации навигационных данных // Интернет-журнал «Науковедение». — 2013. — № 4.
21. Groves P. D., Jiang Z., Wang L., Ziebart M. Intelligent urban positioning using multi-constellation GNSS with 3D mapping and NLOS signal detection // Proceedings of the 25th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012). — Nashville, TN, USA, 17–21 Sept. 2012. — Vol. 1. — P. 458–472.
22. Yozevitch R., Ben-Moshe B. A robust shadow matching algorithm for GNSS positioning // Navigation. — 2015. — Vol. 62, no. 2. — P. 95–109.
23. Spangenberg M., Calmettes V., Tourneret J.-Y. Fusion of GPS, INS and odometric data for automotive navigation // Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2007). — Poznan, Poland, Sept. 2007.
24. Zhang J., Edwan E., Zhou J., Chai W., Loffeld O. Performance investigation of barometer aided GPS/MEMS-IMU integration // Proceedings of the IEEE/ION Position, Location

and Navigation Symposium (PLANS 2012). — Myrtle Beach, SC, USA, 24–26 Apr. 2012. — DOI: 10.1109/PLANS.2012.6236933.

25. Lorga J. F. M., Silva P. F., Silva J. S. GNSS hybridization for indoor positioning // Proceedings of the 5th ESA Workshop on Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing (NAVITEC 2010). — 2010.

26. Singh J. The Future of Autonomous Driving: Vision-Based Systems vs. LiDAR and the Benefits of Combining Both for Fully Autonomous Vehicles // Journal of Artificial Intelligence Research and Applications. — 2021. — Vol. 1, no. 2. — P. 333-376.

27. Wang Z., Huang X., Hu Z. Attention-Based LiDAR-Camera Fusion for 3D Object Detection in Autonomous Driving/ World Electric Vehicle Journal — 2025. — Vol. 16, no. 6 — P. 306

28. Liu Liu D. Comparative Study of Lidar and Vision-based in Autonomous Driving // International Core Journal of Engineering. — 2025. — Vol. 11, issue 8. — P. 55-62.

29. Di Pietra V., Dabove P., Piras M. Loosely coupled GNSS and UWB with INS integration for indoor/outdoor pedestrian navigation // Sensors. — 2020. — Vol. 20, no. 21. — Art. 6292. — DOI: 10.3390/s20216292.

30. Luo H., Li Y., Wang J., Weng D., Ye J., Hsu L.-T. Integration of GNSS and BLE technology with inertial sensors for real-time positioning in urban environments // IEEE Internet of Things Journal. — 2021. — Vol. 9 — DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3052733

31. Wang Y., Jia Y., Liu J. Fully integrated navigation based on INS/GPS magnetometer // Journal of Physics: Conference Series. — 2019. — Vol. 1345, no. 3.

32. Geng J., Zhang H., Li G., Aoki Y. Multipath mitigation for GPS/Galileo/BDS-3 precise point positioning with overlap-frequency signals // Satellite Navigation. — 2024. — Vol. 5. — Art. 22. — DOI: 10.1186/s43020-024-00144-7.

33. Jwo D.-J., Biswal A., Mir I. A. Artificial neural networks for navigation systems: A review of recent research // Applied Sciences. — 2023. — Vol. 13. — Art. 4475. — DOI: 10.3390/app13074475.

34. Groves P. D., Martin H., Voutsis K., Walter D., Wang L. Context detection, categorization and connectivity for advanced adaptive integrated navigation // Proceedings of the 26th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation. — Nashville, TN, USA, 16–20 Sept. 2013.

35. Кульнев В. В., Кульнев Е. В., Наконечный Е. О. Методы определения контекста по данным навигационной аппаратуры глобальных навигационных спутниковых систем // Космонавтика и ракетостроение. — 2023. — Вып. 4(133). — С. 43–54.

36. Marais J., Meurie C., Attia D., Ruichek Y., Flancquart A. Toward accurate localization in guided transport: Combining GNSS data and imaging information // *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. — 2013. — Vol. 43. — P. 188-197.
37. Shytermeja E., Pena A. G., Julien O. Proposed architecture for integrity monitoring of a GNSS/MEMS system with a fisheye camera in urban environment // *IEEE International Conference on Localization and Global Navigation Satellite Systems (ICL-GNSS 2014)*. — Helsinki, Finland, 24–26 June 2014. — DOI: 10.1109/ICL-GNSS.2014.6934179
38. Zhou B., Lapedriza A., Xiao J., Torralba A., Oliva A. Learning deep features for scene recognition using Places database // *Advances in Neural Information Processing Systems*. — 2014. — Vol. 27. — P. 487–495.
39. Zhang R., Zakhori A. Automatic identification of window regions on indoor point clouds using LiDAR and cameras // *Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*. — Steamboat Springs, CO, USA, 24–26 Mar. 2014
40. Xu W., Chen R., Chu T., Kuang L., Yang Y., Li X., Liu J., Chen Y. A context detection approach using GPS module and emerging sensors in smartphone platform // *Proceedings of the 2014 Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Service (UPINLBS)*. — Corpus Christi, TX, USA, 20–21 Nov. 2014. — P. 156–163
41. Gao H., Groves P. D. Context determination for adaptive navigation using multiple sensors on a smartphone // *Proceedings of the 29th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2016)*. — Portland, OR, USA, 12–16 Sept. 2016. — P. 742–756.
42. Adjrad M., Groves P. D. Intelligent urban positioning using shadow matching and GNSS ranging aided by 3D mapping // *Proceedings of the 29th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2016)*. — 2016. — P. 534–553.
43. Chen K., Tan G. SatProbe: Low-energy and fast indoor/outdoor detection based on raw GPS processing // *IEEE INFOCOM 2017 — IEEE Conference on Computer Communications*. — 2017.
44. Sokhandan N., Ziedan N., Broumandan A., Lachapelle G. Context-aware adaptive multipath compensation based on channel pattern recognition for GNSS receivers // *Journal of Navigation*. — 2017. — Vol. 70. — P. 944–962.
45. Hsu L.-T., Gu Y., Kamijo S. Intelligent viaduct recognition and driving altitude determination using GPS data // *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. — 2017. — Vol. 2, no. 3. — P. 175–184.

46. Gao H., Groves P. D. Environmental context detection for adaptive navigation using GNSS measurements from a smartphone // *Navigation: Journal of the Institute of Navigation*. — 2018. — Vol. 65, no. 1. — P. 99–116.
47. Wang Y., Liu P., Liu Q., Adeel M., Qian J., Jin X., Ying R. Urban environment recognition based on the GNSS signal characteristics // *Navigation*. — 2018. — Vol. 66.
48. Zhu Y., Luo H., Wang Q., Zhao F., Ning B., Ke Q., Zhang C. A fast indoor/outdoor transition detection algorithm based on machine learning // *Sensors*. — 2019. — Vol. 19, no. 4. — Art. 786. — DOI: 10.3390/s19040786.
49. Ganesan A., Balasubramanian A. Indoor versus outdoor scene recognition for navigation of a micro aerial vehicle using spatial color gist wavelet descriptors // *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*. — 2019. — Vol. 2. — Art. 20.
50. Gao H., Groves P. D. Improving environment detection by behavior association for context-adaptive navigation // *Navigation*. — 2020. — Vol. 67, no. 1. — P. 43–60.
51. Zhu Y., Luo H., Zhao F., Chen R. Indoor/outdoor switching detection using multisensor DenseNet and LSTM // *IEEE Internet of Things Journal*. — 2021. — Vol. 8, no. 3. — P. 1544–1556.
52. Feriol F., Vivet D., Watanabe Y. A review of environmental context detection for navigation based on multiple sensors // *Sensors*. — 2020. — Vol. 20, no. 16. — Art. 4532. — DOI: 10.3390/s20164532.
53. Xia Y., Pan S., Gao W., Yu B., Gan X., Zhao Y., Zhao Q. Recurrent neural network based scenario recognition with multi-constellation GNSS measurements on a smartphone // *Measurement*. — 2020. — Vol. 153. — Art. 107420.
54. Liu H., Zhang M., Pei L., Wang W., Li L., Pan C., Li Z. Environment classification for Global Navigation Satellite Systems using attention-based recurrent neural networks. — *Lecture Notes in Computer Science* — 2021. — Vol. 12567. — P. 60–71.
55. Do Nascimento L. V., Machado G. M., Maran V., de Oliveira J. P. M. Context recognition and ubiquitous computing in smart cities: A systematic mapping // *Computing*. — 2021. — Vol. 103, no. 5. — P. 801–825. — DOI: 10.1007/s00607-020-00878-7.
56. Feriol F., Watanabe Y., Vivet D. GNSS-based environmental context detection for navigation. — *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* — Germany — 2022.
57. Dai Z., Zhai C., Li F., Chen W., Zhu X., Feng Y. Deep-learning-based scenario recognition with GNSS measurements on smartphones // *IEEE Sensors Journal*. — 2023. — Vol. 23, no. 4. — P. 3776–3786.
58. Yao H., Dai Z., Chen W., Xie T., Zhu X. GNSS urban positioning with vision-aided NLOS identification // *Remote Sensing*. — 2022. — Vol. 14, no. 21. — Art. 5493.

59. Dai Z., Zhai C., Li F., Chen W., Zhu X., Feng Y. Deep learning-based scenario recognition with GNSS measurements on smartphones // *IEEE Sensors Journal*. — 2022. — DOI: 10.1109/JSEN.2022.3230213.
60. Li Y., Jiang Z., Qian C., Huang W., Yang Z. A deep-learning based GNSS scene recognition method for detailed urban static positioning task via low-cost receivers // *Remote Sensing*. — 2024. — Vol. 16, no. 16. — Art. 3077. — DOI: 10.3390/rs16163077.
61. Zhu F., Luo K., Tao X., Zhang X. Deep learning based vehicle-mounted environmental context awareness via GNSS signal // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. — 2024. — Vol. 25, no. 8.
62. Liu S., Yao Z., Cao X., Cai X. GNSS measurement-based context recognition for vehicle navigation using gated recurrent unit // *arXiv [Электронный ресурс]*. — 2024. — arXiv: 2404.13955. — URL: <https://arxiv.org/abs/2404.13955> (дата обращения: 26.03.2026).
63. He W., Lian B., Tang C. GNSS/INS integrated navigation system based on adaptive robust Kalman filter restraining outliers // *Proceedings of the 2014 IEEE/CIC International Conference on Communications in China Workshops (CIC/ICCC)*. — Shanghai, China, 13 Oct. 2014.
64. Werries A., Dolan J. M. Adaptive Kalman filtering methods for low-cost GPS/INS localization for autonomous vehicles. — *Robotics Institute, CMU, Pittsburgh*, — 2016.
65. Biswas S. K., Qiao L., Dempster A. G. Effect of PDOP on performance of Kalman filters for GNSS-based space vehicle position estimation // *GPS Solutions*. — 2017. — Vol. 21, no. 3. — P. 1379–1387.
66. Wu F., Luo H., Jia H., Zhao F., Xiao Y., Gao X. Predicting the noise covariance with a multitask learning model for Kalman filter-based GNSS/INS integrated navigation // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* — 2020. — Vol. 70.
67. Hussain A., Ahmed A., Magsi N. et al. Adaptive GNSS receiver design for highly dynamic multipath environments // *IEEE Access* — 2020. — DOI:10.1109/ACCESS.2020.3024890.
68. Sun B., Zhang Z., Qiao D., Mu X., Hu X. An improved innovation adaptive Kalman filter for integrated INS/GPS navigation // *Sustainability*. — 2022. — Vol. 14, no. 18. — Art. 11230. — DOI: 10.3390/su141811230.
69. Hussain A., Ahmed A., Ali Shah M. et al. On Mitigating the Effects of Multipath on GNSS Using Environmental Context Detection. — *Applied Sciences*, December 2022. — DOI: 10.3390/app122312389.

70. Ding Y., Chauchat P., Pages G. et al. Learning-enhanced adaptive robust GNSS navigation in challenging environments // IEEE Robotics and Automation Letters. — 2022. — Vol. 7, no. 4.
71. Guo Y., Li W., Yang G., Jiao Z., Yan J. Combining dilution of precision and Kalman filtering for UWB positioning in a narrow space // Remote Sensing. — 2022. — Vol. 14, no. 21. — Art. 5409. — DOI: 10.3390/rs14215409.
72. Ma C., Pan S., Gao W., Wang H., Liu L. Variational Bayesian-based robust adaptive filtering for GNSS/INS tightly coupled positioning in urban environments // Measurement. — 2023. — Vol. 223. — Art. 113668. — DOI: 10.1016/j.measurement.2023.113668.
73. Ding Y., Feriol F., Watanabe Y. et al. Adaptive robust-statistics GNSS navigation based on environmental context detection // Proceedings of ION ITM 2023. — Long Beach, CA, USA, 2023.
74. Li Z., Chen Z., Pan C., Tao Z., Zhao Z. Equivalence proof and performance evaluation of three adaptive Kalman filters for inaccurate measurement noise: A case study of GNSS/INS integrated systems // Measurement. — 2025. — Vol. 247. — Art. 116793. — DOI: 10.1016/j.measurement.2025.116793.
75. Cambridge Dictionary online. [Электронный ресурс]. URL. <https://dictionary.cambridge.org/> (дата обращения 26.05.21).
76. Кульнев В. В., Кульнев Е. В. Использование знаний о контексте применительно к навигационной аппаратуре потребителей глобальных навигационных спутниковых систем // Космонавтика и ракетостроение. — 2021. — Вып. 5(112). — С. 59–68.
77. U-blox 8 / U-blox M8 Receiver Description [Электронный ресурс]. — UBX-13003221, R17. — Thalwil: u-blox AG, 2022. — URL: <https://www.u-blox.com/docs/UBX-13003221> (дата обращения: 26.03.2026).
78. Pearson K. Notes on Regression and Inheritance in the Case of Two parents // London: Proceedings of the Royal Society of London — 1895.
79. Székely G. J., Rizzo M. L., Bakirov N. K. Measuring and testing dependence by correlation of distances // The Annals of Statistics. — 2007. — Vol. 35, no. 6. — P. 2769–2794.
80. Box G. E. P. Non-normality and tests on variances // Biometrika. — 1953. — Vol. 40, no. 3/4. — P. 318–335.
81. Kraskov A., Stögbauer H., Grassberger P. Estimating mutual information // Physical Review E. — 2004. — Vol. 69. — Art. 066138.
82. Friedman J. H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine // The Annals of Statistics. — 2001. — Vol. 29, no. 5. — P. 1189–1232.

83. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. Random forests // *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. — 2nd ed. — New York: Springer, 2009. — Ch. 15.
84. Lundberg S. M., Lee S.-I. A unified approach to interpreting model predictions // *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17)*. — 2017. — P. 4768–4777.
85. Lundberg S. M., Erion G. G., Lee S.-I. Consistent individualized feature attribution for tree ensembles // *arXiv [Электронный ресурс]*. — 2018. — arXiv: 1802.03888. — URL: <https://arxiv.org/abs/1802.03888> (дата обращения: 26.03.2026).
86. BS ISO 5725-1:1994. Accuracy (trueness and precision) of measurement methods and results. Part 1. General principles and definitions. — 1994.
87. Flach P. A., Kull M. Precision-Recall-Gain Curves: PR Analysis Done Right // *Advances in Neural Information Processing Systems*. — 2015. — Vol. 28.
88. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика. — М.: Высшее образование, 2005.
89. Simon N., Friedman J., Hastie T. A blockwise descent algorithm for group-penalized multiresponse and multinomial regression // *arXiv preprint arXiv: 1311.6529*. — 2013.
90. Smola A. J., Schölkopf B. A tutorial on support vector regression // *Statistics and Computing*. — 2004. — Vol. 14, no. 3. — P. 199–222.
91. Vempati S., Vedaldi A., Zisserman A., Jawahar C. Generalized RBF feature maps for efficient detection // *BMVC 2010 — British Machine Vision Conference* — 2010.
92. Breiman L., Friedman J. H., Olshen R. A., Stone C. J. *Classification and Regression Trees*. — 1st ed. — Chapman and Hall/CRC, 1984.
93. Breiman L. Random forests // *Machine Learning*. — 2001. — Vol. 45, no. 1. — P. 5–32.
94. Zhu J., Zou H., Rosset S., Hastie T. Multi-class AdaBoost // *Statistics and Its Interface*. — 2009. — Vol. 2, no. 3. — P. 349–360.
95. Friedman J. H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine // *The Annals of Statistics*. — 2001. — Vol. 29, no. 5. — P. 1189–1232.
96. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. — 2016. — P. 785–794.
97. Ke G., Meng Q., Finley T., Wang T., Chen W., Ma W., Ye Q., Liu T.-Y. LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree // *Advances in Neural Information Processing Systems*. — 2017. — Vol. 30. — P. 3146–3154.

98. Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A., Dorogush A. V., Gulin A. CatBoost: unbiased boosting with categorical features // *Advances in Neural Information Processing Systems*. — 2018. — Vol. 31. — P. 6638–6648.
99. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. — 2nd ed. — New York: Springer, 2009.
100. Болкунов А. И., Можаров И.В., Наконечный Е.О., Яремчук В.И. Определение контекста окружающей среды в городских условиях с применением алгоритмов машинного обучения на основе информации от сигналов ГЛОНАСС открытого доступа // *Космонавтика и ракетостроение*. — 2025. — Вып. 3. — С. 110–125.
101. Болкунов А. И., Можаров И.В., Наконечный Е.О. Методика учета контекста окружающей среды в городских условиях на основе информации от сигналов ГЛОНАСС открытого доступа // *Космонавтика и ракетостроение*. — 2026. — Вып. 3 — С. 116–130.
102. Report on Location-Based Services User Needs and Requirements: Outcome of the EUSPA User Consultation Platform. — Prague: European Union Agency for the Space Programme (EUSPA). — 2022. — P. 88.
103. Global Positioning System (GPS) Performance: Quarterly Report 3 (July to September 2025) / GMV. — [S. l.: s. n.], 2025. — P. 32.
104. Annex 5: 2020 Updates to the Location Based Services User Needs and Requirements Report / European Union Agency for the Space Programme (EUSPA). — [S. l.: s. n.], 2020. — P. 24.
105. Report on Road and Automotive User Needs and Requirements / European Union Agency for the Space Programme (EUSPA). – Prague: EUSPA, 2023. — P. 142.
106. Global Navigation Satellite System GLONASS: Open Service Performance Standard (OS PS). – Edition 2.2. – Moscow: Russian Space Systems, 2021. — P. 56.
107. Буряковский П. К. Подход к определению кратчайшего расстояния между объектами разнородной геопространственной геометрии // *Системная инженерия и информационные технологии*. — 2023.
108. RTKLIB ver. 2.4.2 Manual [Электронный ресурс]. — 2013. — URL: <http://www.rtklib.com/> (дата обращения: 26.03.2026).