

На правах рукописи

**Аль Битар Надер**

**НЕЙРОСЕТЕВАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМОВ ПОВЫШЕНИЯ  
ТОЧНОСТИ ИНТЕГРИРОВАННЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ ПРИ  
ПРОПАДАНИИ СИГНАЛОВ ГЛОБАЛЬНЫХ СПУТНИКОВЫХ  
НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ**

Специальность 05.13.01 - Системный анализ, управление и обработка  
информации (в технических системах)

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук



Москва – 2020

Работа выполнена на кафедре «Системы автоматического управления» федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

Научный руководитель: **Гаврилов Александр Игоревич**, кандидат технических наук, доцент кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Официальные оппоненты: **Дивеев Асхат Ибрагимович** – доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН.

**Куприянов Андрей Олегович** – кандидат технических наук, профессор, заведующий кафедрой прикладной геодезии Московского государственного университета геодезии и картографии.

Ведущая организация: Государственный научный центр РФ АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор»

Защита состоится «02» марта 2021 г. в 14 час. 30 мин. на заседании диссертационного совета Д 212.141.02 при МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, Москва, Госпитальный пер., 10, ауд. 613м.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГТУ Н.Э. Баумана и на сайте <https://www.bmstu.ru/>.

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба высылать по адресу: 105005, Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1 на имя ученого секретаря диссертационного совета.

Автореферат разослан « \_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2020 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета  
кандидат технических наук, доцент

И. В. Муратов

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### Актуальность темы диссертации

Известно, что инерциальная навигационная система (ИНС) и глобальная спутниковая навигационная система (ГНСС) объединяются в одной интегрированной для устранения недостатков каждой из систем. Это позволяет сохранить преимущества и компенсировать недостатки, присущие каждой из систем в отдельности. Для обработки сигналов в интегрированной навигационной системе часто используется фильтр Калмана (ФК), поскольку он способен оценивать ошибки ИНС в текущий момент времени на основе измерения рассогласования показаний ИНС и ГНСС. Используя точные динамические и стохастические модели погрешностей ИНС и ГНСС, ФК обеспечивает точные оценки погрешностей ИНС, когда имеется непрерывный доступ к сигналам ГНСС.

В общем случае, ФК не дает оптимальную оценку состояния ИНС, так как оптимальность достигается только в случае линейности моделей процесса и наблюдений и их адекватности. Необходимость наличия точной стохастической модели измерений для каждого из инерциальных датчиков является одной из основных проблем при использовании ФК для интеграции ИНС и ГНСС. Стохастические погрешности навигационного и высококачественного тактического классов ИНС могут быть промоделированы (описаны) с помощью линейных формирующих фильтров, используемых при построении ФК, но проблема возникает для низкокачественных классов ИНС (например, с МЭМС), для которых погрешности датчиков и самой системы сложно адекватно описать с использованием линейных моделей.

Одной из важнейших проблем, связанных с интегрированными навигационными системами, является снижение точности определения навигационных параметров при пропадании сигналов ГНСС.

**Актуальной** является задача **повышения точности и надежности** определения навигационных параметров при пропадании сигналов ГНСС.

Проблема повышения точности ИНС/ГНСС при пропадании сигналов ГНСС исследовалась в трудах ведущих российских и зарубежных ученых. Решением этой проблем занимаются: в мире – N. El-Sheimy (Канада), K. W. Chiang (Тайвань), Crassidis J.L. (США), W. Khalaf (Сирия), в России – Г. И. Емельянец и О. А. Степанов (ЦНИИ «Электроприбор», университет ИТМО, Санкт-Петербург), О.С. Салычев, К.А. Неусыпин, А. Ю. Егорушкин и А. В. Фомичев (МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва) и другие.

Недостатки ФК как устройства для интеграции ИНС/ГНСС мотивировали исследователей к изучению альтернативных методов интеграции, в том числе и на основе искусственного интеллекта (ИИ).

**Цель** диссертационной работы – синтез новых эффективных структур и алгоритмов комплексирования сигналов ГНСС и ИНС с помощью модулей искусственных нейронных сетей (НС) и ФК для повышения точности определения навигационных параметров при пропадании сигналов ГНСС.

В соответствии с целью и задачами диссертационной работы **объектом исследования** является интегрированная навигационная система, состоящая из

бесплатформенной инерциальной навигационной системы (БИНС) на базе МЭМС и приемника ГНСС, **предметом исследования** – алгоритмы на основе искусственных НС для повышения точности систем БИНС/ГНСС при пропадании сигналов ГНСС.

В соответствии с указанной целью были поставлены и решены следующие научные задачи:

1. Провести анализ существующих схем применения алгоритмов ИИ в системах ИНС/ГНСС и исследовать особенности их реализации.
2. Реализовать алгоритм интеграции БИНС/ГНСС на основе слабосвязанной схемы комплексирования с использованием расширенного ФК (РФК) и аэроцентричного ФК (АФК);
3. Разработать алгоритм компенсации погрешностей ФК во время отключений ГНСС с использованием искусственных НС.
4. Разработать алгоритм прогнозирования измерений для ФК во время отключений ГНСС с использованием искусственных НС.
5. Разработать методику для выбора входов НС.
6. Провести сравнительный анализ эффективности разработанных и существующих алгоритмов.

**Научная новизна** проведенных исследований и полученных результатов состоит в следующем:

1. Разработан новый алгоритм – «ФК, компенсированный НС, Neural networks compensated Kalman filter, NNCKF» для компенсации погрешностей БИНС/ГНСС системы при пропадании сигналов ГНСС с использованием искусственных НС.
2. Разработан новый алгоритм – «ФК, дополненный НС, Neural networks aided Kalman filter, NNAKF» для прогнозирования измерений для ФК во время отключений ГНСС с использованием искусственных НС.
3. Предложена и подтверждена экспериментально методика построения НС на основе критерия взаимной информации (ВИ) и оценки лагового пространства (ОЛП), опирающаяся на модель движения объекта.

В ходе выполнения работы проведен сравнительный анализ точности выработки навигационных и динамических параметров в интегрированных навигационных системах, построенных на основе РФК и АФК, а также анализ вариантов применения искусственных НС. В результате сопоставления различных рассмотренных алгоритмов отмечены особенности их применения, позволяющие аргументированно осуществлять выбор того или иного подхода с учетом специфики конкретной прикладной задачи.

**Практическая ценность** диссертационной работы заключается в следующих результатах:

1. Разработанные алгоритмы могут быть использованы в приложениях (навигация БПЛА и наземных ТС), которые требуют постоянную и достоверную информацию о местоположении и скорости объекта, независимо от того, доступен сигнал ГНСС или нет.

2. Материалы исследования могут быть использованы для проектирования и разработки приложений на основе искусственных НС для повышения точности навигации при пропадании сигналов ГНСС.
3. Разработанные в среде MATLAB программы могут быть использованы для моделирования БИНС, РФК и АФК и предложенных алгоритмов NNCKF, NNAKF для повышения точности систем БИНС/ГНСС при пропадании сигналов ГНСС.

**Методология и методы исследования.** Для решения поставленных в работе задач использованы методы теории управления, теории инерциальных, спутниковых и интегрированных навигационных систем, теории цифровой обработки сигналов, линейной алгебры, математического анализа, теории вероятностей, теории фильтрации Калмана, теории искусственного интеллекта и машинного обучения. Экспериментальное исследование выполнялось методом математического моделирования в среде MATLAB, версия R2017b.

**Положения, выносимые на защиту:**

1. Алгоритм (NNCKF), основанный на применении искусственных НС для прогнозирования погрешностей БИНС/ГНСС системы и обеспечивающий повышение точности определения координат местоположения и скорости при пропадании сигналов ГНСС.
2. Алгоритм (NNAKF), основанный на применении искусственных НС для прогнозирования измерений для АФК в БИНС/ГНСС системе и обеспечивающий повышение точности определения координат местоположения и скорости при пропадании сигналов ГНСС.
3. Методика для выбора оптимальных входов НС на основе ВИ и ОЛП, позволяющая повысить точность определения координат местоположения и скорости в алгоритмах NNCKF и NNAKF по сравнению с используемыми в настоящее время подходами.

**Степень достоверности результатов исследований.** Основные результаты, полученные в работе, обоснованы путем моделирования и экспериментально. Помимо этого, эффективность разработанных алгоритмов подтверждена путем сопоставления соответствующих им показателей точности с показателями для известных из литературы алгоритмов.

**Апробация работы.** Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались на: конференции «Управление в аэрокосмических системах» (УАС-2018) (Санкт-Петербург, 2018 г.); XLIII Академические чтения по космонавтике, посвященные памяти академика С.П. Королёва и других выдающихся отечественных ученых — пионеров освоения космического пространства (Москва, 2019 г.); XXVII Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам (Санкт-Петербург, 2020 г.); на научных семинарах и заседаниях кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана.

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 10 работ, из них 5 – в изданиях из перечня ВАК РФ и 5 – в изданиях, индексируемых международной базой научного цитирования (Web of Science, Scopus).

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из списка сокращений, введения, пяти глав, выводов, заключение и списка литературы. Общий объем диссертации составляет 159 страниц текста с 83 рисунками и 21 таблицами. Список цитированной литературы из 157 наименований.

### ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, определены цель и задачи исследования, отражены научная новизна работы и практическая значимость полученных результатов, приведено краткое содержание диссертации по главам.

В первой главе представлен обзор работ, посвященных применению технологии искусственного интеллекта к решению проблемы пропадания сигналов ГНСС в системах ИНС/ГНСС. Представлена новая классификация этих работ на основе функциональных характеристик модулей искусственного интеллекта в системах ИНС/ГНСС. Проведен сравнительный анализ рассмотренных работ с точки зрения способности работы в режиме реального времени и повышение точности. Проведен анализ вопросов, касающихся применения алгоритмов искусственного интеллекта в системах ИНС/ГНСС и указаны некоторые аспекты, которые необходимо учитывать в будущих исследованиях в этой области. Сформирована постановка задачи исследования с учетом недостатков работ, предложенных в литературе.

Вторая глава посвящена основным понятиям интегрированной навигации. Представлены основные компоненты интегрированной навигационной системы ИНС/ГНСС. С достаточной степенью точности фигура Земли описана двухосным эллипсоидом. Для решения задачи инерциальной навигации введены в рассмотрение следующие системы координат (Рис. 1). Записаны уравнения навигации в системе координат  $ONED$ :

$$\dot{\mathbf{V}} = -(\Omega_{in}^n + \Omega_{ie}^n) \cdot \mathbf{V} + \mathbf{f}^n + \bar{\mathbf{g}}^n \quad (1)$$

$$\dot{\mathbf{P}} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{V} \quad (2)$$

где  $\mathbf{P} = [\varphi \ \lambda \ h]^T$  – вектор координат местоположения,  $\varphi, \lambda, h$  – широта, долгота и высота центра масс объекта,  $\mathbf{V} = [v_N \ v_E \ v_D]^T$  – скорость объекта относительно системы координат  $O_e X_e Y_e Z_e$  в системе  $ONED$ ,  $\mathbf{f}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}^b$  – вектор кажущегося ускорения в системе  $ONED$ ,  $\mathbf{f}^b$  – выходные сигналы триады

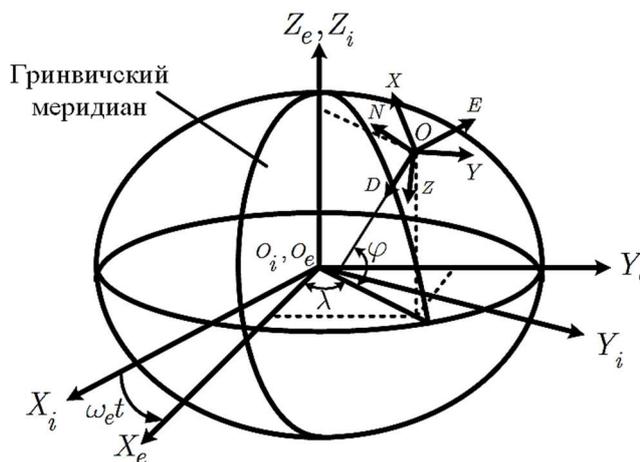


Рис. 1. Системы координат:  $O_i X_i Y_i Z_i$  – геоцентрическая инерциальная система координат,  $O_e X_e Y_e Z_e$  – геоцентрическая земная система координат,  $ONED$  – сопровождающая система координат,  $OXYZ$  – связанная система координат,  $\omega_e$  – угловая скорость вращения земли,  $t$  – время

акселерометров,  $C_n^b$  – матрица направляющих косинусов для перехода из системы координат  $OXYZ$  в систему  $ONED$ ,  $\Omega_{ie}^n, \Omega_{in}^n$  – кососимметрические матрицы, составленные из угловых скоростей ( $\omega_{ie}^n, \omega_{in}^n$ ), где  $\omega_{ie}^n$  – вектор угловой скорости системы координат  $O_e X_e Y_e Z_e$  относительно системы задается  $O_i X_i Y_i Z_i$  в системе координат  $ONED$ ,  $\omega_{in}^n$  – вектор угловой скорости системы координат  $ONED$  относительно системы  $O_i X_i Y_i Z_i$  в системе  $ONED$ ,  $A = \text{diag}([\frac{1}{M+h}, \frac{1}{(N+h)\cos\varphi}, -1])$ , где  $N, M$  – радиусы кривизны эллипсоида,  $\bar{g}^n$  – ускорение силы тяжести. Матрица  $C_n^b$  может быть представлена через параметры Родрига-Гамильтона (кватернионы)  $\mathbf{q}$ . Записано дифференциальное уравнение, описывающее изменение кватерниона

$$\dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2} [\Omega^{(1)}(\omega_{ib}^b) - \Omega^{(2)}(\omega_{in}^n)] \cdot \mathbf{q} \quad (3)$$

где  $\Omega^{(1)}(\omega) = \begin{bmatrix} -[\omega \times] & \omega \\ -\omega^T & 0 \end{bmatrix}_{4 \times 4}$ ,  $\Omega^{(2)}(\omega) = \begin{bmatrix} [\omega \times] & \omega \\ -\omega^T & 0 \end{bmatrix}_{4 \times 4}$ ,  $\omega_{ib}^b$  – вектор угловой скорости связанной системы координат  $OXYZ$  относительно системы  $O_i X_i Y_i Z_i$  (выходные сигналы триады датчиков угловых скоростей ДУС).

Модель измерения акселерометров и ДУСов на базе МЭМС-технологии

$$\tilde{\mathbf{f}}^b = (I_{3 \times 3} + S_a) \mathbf{f}^b + \mathbf{b}_a^S + \mathbf{b}_{ACCRW} + \mathbf{b}_{a,M} + \mathbf{W}_{VRW,WN} \quad (4)$$

$$\tilde{\omega}_{ib}^b = (I_{3 \times 3} + S_g) \omega_{ib}^b + \mathbf{b}_g^S + \mathbf{b}_{RRW} + \mathbf{b}_{g,M} + \mathbf{W}_{ARW,WN} \quad (5)$$

где  $\tilde{\mathbf{f}}^b, \tilde{\omega}_{ib}^b$  – трехмерные векторы выходных сигналов акселерометров и ДУСов соответственно;  $\mathbf{f}^b, \omega_{ib}^b$  – истинные значения измеряемых величин,  $S_a, S_g$  – матрицы коэффициентов, включающие масштабные коэффициенты и другие коэффициенты, обусловленные неортогональностью измерительных осей блоков акселерометров и ДУСов,  $\mathbf{b}_a^S, \mathbf{b}_g^S$  – систематические составляющие смещений нулей акселерометров и ДУСов (постоянные дрейфы),  $\mathbf{b}_{ACCRW}$  – случайное блуждание ускорения,  $\mathbf{b}_{RRW}$  – случайное блуждание угловой скорости,  $\mathbf{b}_{a,M}, \mathbf{b}_{g,M}$  – экспоненциально-коррелированные шумы;  $\mathbf{W}_{VRW,WN}$  – случайное блуждание скорости, являющимся белым шумом с нулевыми средними;  $\mathbf{W}_{ARW,WN}$  – случайное блуждание угла, являющимся белым шумом с нулевыми средними.

Рассмотрена задача интеграции БИНС/ГНСС на основе слабосвязанной схемы комплексирования как показано на Рис. 2.

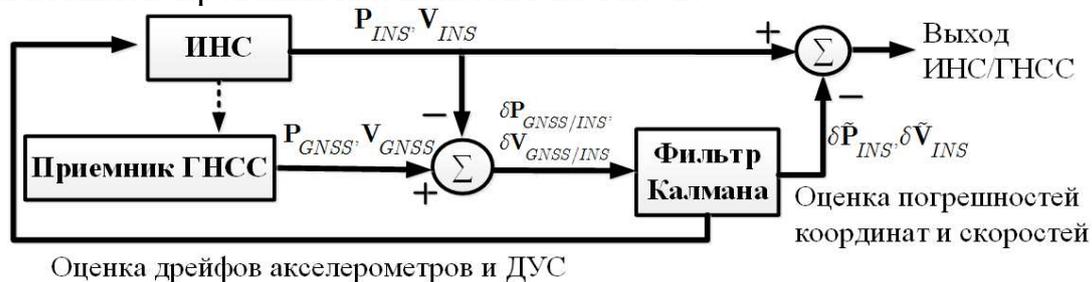


Рис. 2. Слабосвязанная схема комплексирования ИНС/ГНСС

Третья глава посвящена задаче интеграции ИНС/ГНСС с использованием РФК и АФК. Для применения РФК записаны уравнение погрешностей состояния  $\delta \mathbf{x}$  БИНС (уравнение процесса) и уравнение измерения. Для применения АФК

записано уравнение состояния БИНС с учетом возмущений в виде нелинейной системы.

Четвертая глава посвящена задаче повышения точности определения координат местоположения и скорости в системе ИНС/ГНСС при пропадании сигналов ГНСС с использованием комбинации ФК и искусственных нейронных сетей. Рассмотрена задача компенсации погрешностей ИНС/ГНСС системы при пропадании сигналов ГНСС с использованием искусственных НС. Разработан новый алгоритм под названием «ФК, компенсированный НС, NNCKF», в котором использованы искусственные нейронные сети для компенсации погрешностей ИНС/ГНСС системы при пропадании сигналов ГНСС (Рис. 3). Основная идея алгоритма NNCKF заключается в использовании искусственных НС для прогнозирования разности между эталонными значениями  $P, V$  – выходами системы ИНС/ГНСС при наличии сигнала ГНСС и прогнозируемыми значениями  $\tilde{P}, \tilde{V}$  – выходами системы при пропадании сигналов ГНСС. По выходам систем имеются ввиду координаты местоположения и скорости. На Рис. 3 показана схема алгоритма NNCKF.

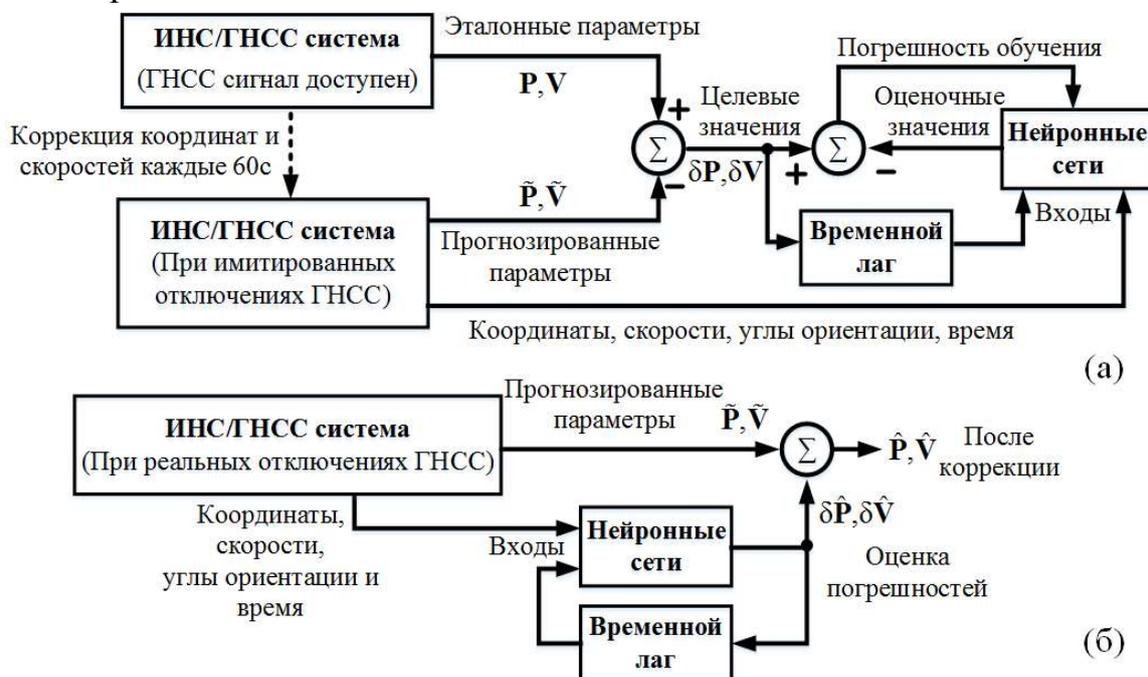


Рис. 3. Принцип функционирования алгоритма NNCKF; а – режим обучения; б – режим прогнозирования

Пока доступен сигнал ГНСС система работает в режиме обновления (обучения) и осуществляется процесс обучения НС. Для получения целевых значений  $\delta P, \delta V$  для обучения искусственных НС необходимо создать вторую версию системы БИНС/ГНСС, которая работает только в режиме прогнозирования. Это можно сделать, имитируя отключение сигнала ГНСС (Рис. 3, а). Выходы второй системы  $\tilde{P}, \tilde{V}$  корректируются каждые 60с, что является максимальным периодом отключения сигнала, рассмотренным в настоящей работе. Используются шесть НС для моделирования погрешностей системы по координатам и скоростям. Входы каждой НС выбираются на основе критерия ВИ и метода ОЛП в оффлайн

режиме. Во время реальных пропаданий сигнала ГНСС система работает в режиме прогнозирования и искусственные ИС обеспечивают оценки погрешностей ИНС/ГНС системы  $\delta\hat{P}, \delta\hat{V}$  при пропадании сигнала ГНСС. Эти оценки затем добавляются к прогнозируемым значениям  $\hat{P}, \hat{V}$  для формирования скорректированных значений координат местоположения и скоростей  $\hat{P}, \hat{V}$  (Рис. 3, б). Блок «временной лаг» используется для того, чтобы сохранить прошлые значения погрешностей  $\delta P, \delta V$ . Эти значения используются в качестве входных данных ИС.

Рассмотрена задача дополнения ФК искусственными ИС в ИНС/ГНСС системе. Разработан новый алгоритм «ФК, дополненный нейронными сетями, NNAKF», в котором использованы искусственные нейронные сети для прогнозирования измерения ФК в ИНС/ГНСС системе при пропадании сигналов ГНСС. На Рис. 4 показана схема алгоритма NNAKF.

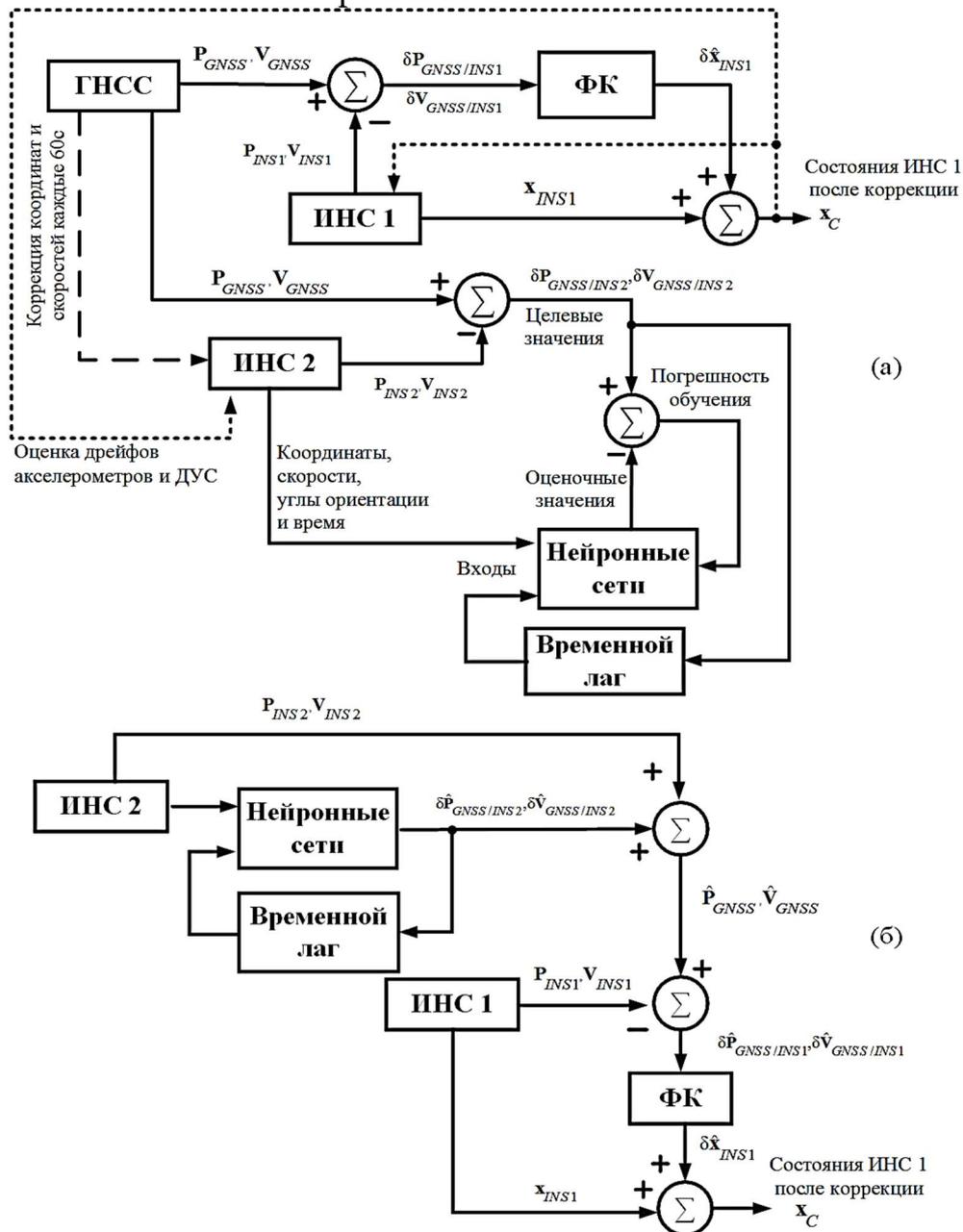


Рис. 4. Принцип функционирования алгоритма NNAKF; а – режим обучения; б – режим прогнозирования

NNAKF работает в двух режимах; режим обновления (Рис. 4, а) при наличии сигналов ГНСС и режим прогнозирования (Рис. 4, б) при пропадании сигналов ГНСС. В алгоритме NNAKF создаются две копии ИНС; ИНС 1 и ИНС 2. В режиме обновления ИНС 1 и ГНСС интегрируются с использованием ФК на основе слабосвязанной схемы комплексирования. В то же время ИНС 2 работает автономно, но корректируется каждые 60 с измерениями ГНСС. Координаты  $\mathbf{P}_{INS2}$  и скорости  $\mathbf{V}_{INS2}$  ИНС 2 вычитаются из координат  $\mathbf{P}_{GNSS}$  и скорости  $\mathbf{V}_{GNSS}$  ГНСС для формирования целевых значений  $\delta\mathbf{P}_{GNSS/INS2}$ ,  $\delta\mathbf{V}_{GNSS/INS2}$  для обучения НС. Используются шесть НС для моделирования погрешностей системы по координатам  $\delta\mathbf{P}_{GNSS/INS2}$  и скоростям  $\delta\mathbf{V}_{GNSS/INS2}$ . Входы каждой НС выбираются на основе критерия ВИ и метода ОЛП в оффлайн режиме. Во время пропадания сигналов ГНСС система работает в режиме прогнозирования и НС обеспечивают оценки разностей выходов ИНС 2 и ГНСС систем  $\delta\hat{\mathbf{P}}_{GNSS/INS2}$ ,  $\delta\hat{\mathbf{V}}_{GNSS/INS2}$ . Эти оценки затем добавляются к прогнозируемым значениям ИНС 2  $\mathbf{P}_{INS2}$ ,  $\mathbf{V}_{INS2}$  для формирования оценки измерений ГНСС  $\hat{\mathbf{P}}_{GNSS}$ ,  $\hat{\mathbf{V}}_{GNSS}$ . Оценка измерения для ФК  $\delta\hat{\mathbf{P}}_{GNSS/IN}$ ,  $\delta\hat{\mathbf{V}}_{GNSS/IN}$  формируется вычитанием  $\mathbf{P}_{INS1}$ ,  $\mathbf{V}_{INS1}$  из  $\hat{\mathbf{P}}_{GNSS}$ ,  $\hat{\mathbf{V}}_{GNSS}$ . ФК вырабатывает  $\delta\hat{\mathbf{P}}_{GNSS/INS1}$ ,  $\delta\hat{\mathbf{V}}_{GNSS/INS1}$  и формирует оценку вектора состояния ИНС 1  $\delta\hat{\mathbf{x}}_{INS1}$ , которая затем добавляется к состоянию ИНС 1  $\mathbf{x}_{INS1}$  для формирования скорректированного состояния  $\mathbf{x}_C$ .

Алгоритм обучения искусственных НС в алгоритмах NNCKF, NNAKF начинается после сбора определенного количества обучающих данных (называются окном размера  $W$ ). Для обучения нейронных сетей в онлайн режиме применяется метод неперекрывающегося перемещаемого окна (Рис 5). Внутренние параметры НС обновляются на основе обучающих данных в окне. Для реализации в реальном времени НС обучаются до достижения определенной минимальной среднеквадратической погрешности оценки, или при завершении определенного числа эпох обучения (определяется эмпирически). Эта процедура повторяется при получении нового окна.

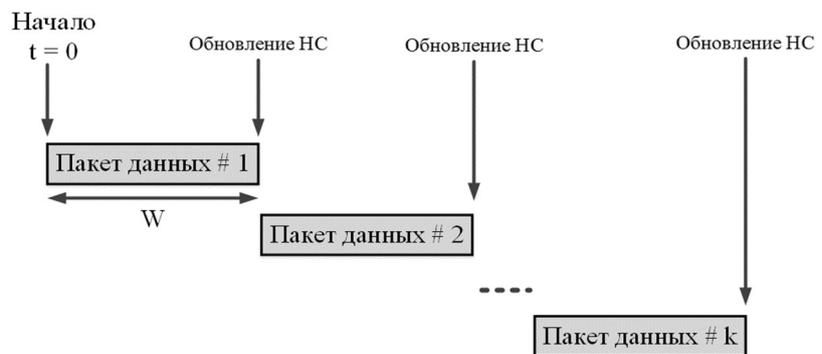


Рис. 5. Метод неперекрывающегося перемещаемого окна для обучения искусственных НС

Выбор входов НС в алгоритмах NNCKF, NNAKF осуществляется в оффлайн режиме следующим образом:

1. Получается набор данных акселерометров, ДУСов и ГНСС во время поездки, которая содержит как можно больше маневров.
2. Вырабатываются данные ИНС и ГНСС для формирования целевых значений ( $\delta\mathbf{P}$ ,  $\delta\mathbf{V}$  в случае NNCKF и  $\delta\mathbf{P}_{GNSS/INS2}$ ,  $\delta\mathbf{V}_{GNSS/INS2}$  в случае NNAKF) для обучения НС.

3. Применяется алгоритмов ВИ и ОЛП для выбора входов каждой НС:

- ВИ измеряет зависимости между выходными сигналами системы при пропадании сигналов ГНСС  $\{\tilde{\varphi}, \tilde{\lambda}, \tilde{h}, \tilde{v}_N, \tilde{v}_E, \tilde{v}_D, \tilde{\phi}, \tilde{\theta}, \tilde{\psi}, t\}$  и целевыми значениями, где  $t$  – время, прошедшее с момента потери сигнала ГНСС.
- ОЛП определяет зависимости каждого выхода от прошлых значений самого выхода и входов (выбранных с помощью ВИ), где модель погрешностей  $\delta\mathbf{P}, \delta\mathbf{V}$  описывается нелинейной функцией:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad (6)$$

где  $f(*)$  – нелинейная функция,  $u(t)$  и  $y(t)$  – входные и выходные данные неизвестной динамической системы,  $n_y, n_u$  – порядки модели, которые нужно определить.

В оффлайн режиме также проектируется и проверяется внутренняя структура НС и выполняется предварительное обучение НС. В качестве НС, выбрана НС нелинейная авторегрессионная нейронная сеть с внешними входами (Nonlinear autoregressive neural network with external inputs, NARX). Для обучения сетей NARX использован алгоритм Левенберга-Марквардта (Levenberg-Marquardt, LM).

В пятой главе представлены результаты исследования. Для оценивания эффективности различных алгоритмов использованы имитационные и реальные данные. В имитационном моделировании выбрана модель измерения БИНС на базе технологии МЭМС. В качестве измерений ГНСС используется модель ГНСС с точностью определения координат – (0,5м для широты и долготы и 1м для высоты) и скорости – 0,1м/с. Частота дискретизации данных БИНС и ГНСС – 200 Гц и 5 Гц, соответственно. В качестве модели движения выбрана модель беспилотного летательного аппарата БПЛА «Aerosonde». Использована имитационная модель для создания двух наборов данных. На Рис. 6 показаны траектории движения БПЛА во время первого и второго полетов. Продолжительность первого полета 1500 с, второго 3100 с. Набор данных первого полета (Рис. 6, а) использован в оффлайн режиме для алгоритмов NNCKF и NNAKF, а набор данных второго полета (Рис. 6, б) – для сравнения РФК, АФК, NNCKF, NNAKF.

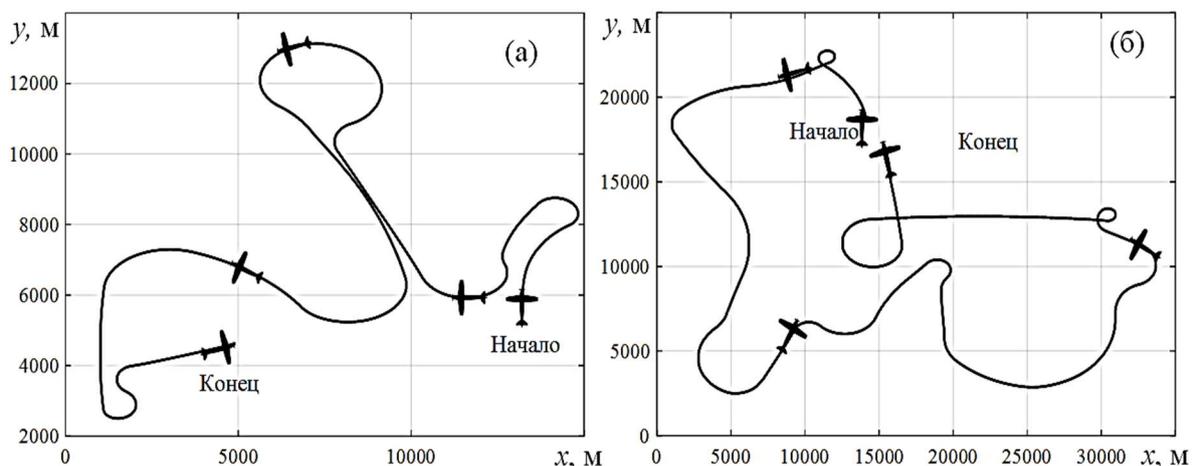


Рис. 6. Траектории движения БПЛА во время первого (а) и второго (б) полетов

В качестве реальных данных использовались необработанные данные эксперимента, полученные с БИНС на базе технологии МЭМС и приемника с двойной антенной (ГЛОНАСС + GPS). Системы были установлены на поперечном алюминиевом стержне на крыше автомобиля. Частоты дискретизации данных БИНС и ГНСС – 200 Гц и 5 Гц соответственно. На (Рис. 7, а) показана траектория движения автомобиля. Продолжительность поездки 4375 с. На (Рис. 7, б) также увеличен первый сегмент траектории, продолжительность которого – 600 с. Данные этого сегмента использовались в оффлайн режиме для алгоритмов NNCKF и NNAKF, а данные остального сегмента для сравнения РФК, АФК, NNCKF, NNAKF.

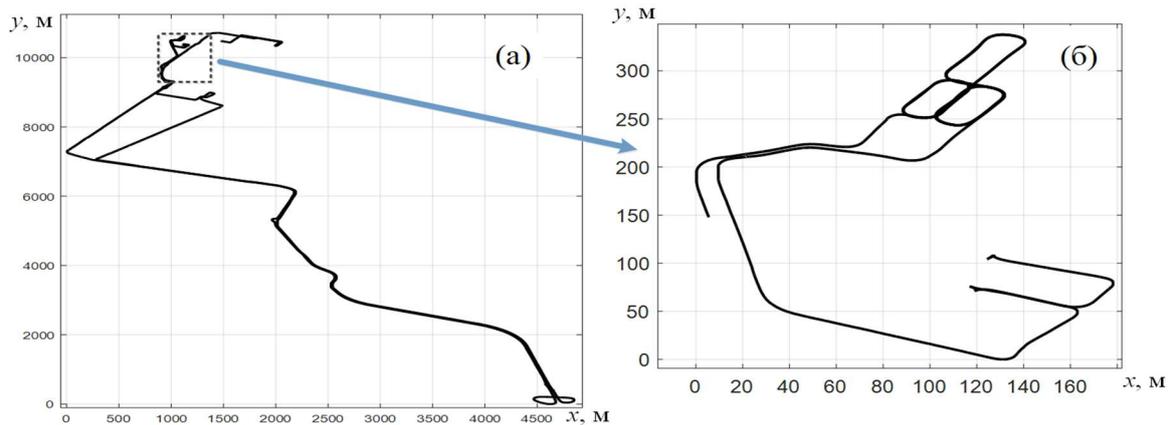


Рис. 7. Траектория движения автомобиля (а) и первый сегмент траектории (б)

В алгоритмах NNCKF, NNAKF использовался АФК в качестве интегрального ФК. Выбор АФК как интегрального ФК обоснован результатами на основе обработки имитационных и реальных данных. Применены алгоритмы NNCKF, NNAKF. Сначала, выбраны входы НС в оффлайн режиме на основе данных первого полета в случае БПЛА и первого сегмента в случае автомобиля. Для этого применились критерий ВИ и метод ОЛП. В Таблицах 1-2 приведены конфигурации входы/выходы НС, получены в результате применения критерия ВИ и метода ОЛП в случае БПЛА и автомобиля.

Таблица 1.

Конфигурации входы/выходы НС в случае БПЛА

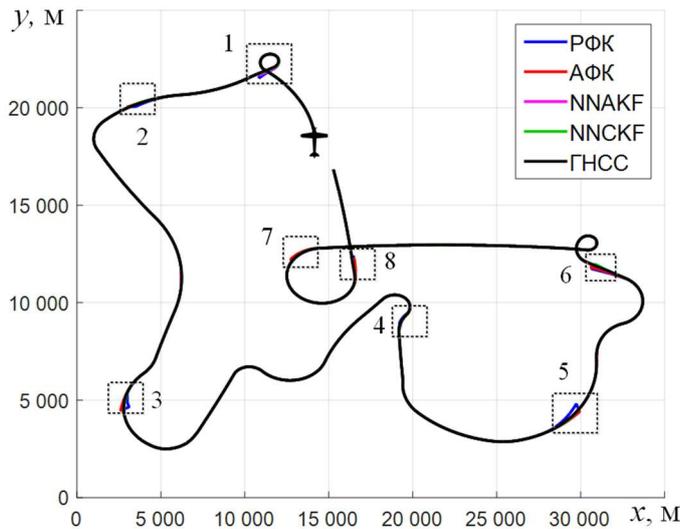
НС	Входы	Выход
1	$\delta\hat{\varphi}(t-1), \dots, \delta\hat{\varphi}(t-5), \hat{\varphi}(t), \hat{\varphi}(t-1), \tilde{v}_N(t), \tilde{v}_N(t-1), \tilde{\psi}(t), \tilde{\psi}(t-1), t$	$\delta\hat{\varphi}(t)$
2	$\delta\hat{\lambda}(t-1), \dots, \delta\hat{\lambda}(t-4), \hat{\lambda}(t), \hat{\lambda}(t-1), \tilde{v}_E(t), \tilde{v}_E(t-1), \hat{\phi}(t), \hat{\phi}(t-1), t$	$\delta\hat{\lambda}(t)$
3	$\delta\hat{h}(t-1), \delta\hat{h}(t-2), \delta\hat{h}(t-3), \hat{h}(t), \hat{h}(t-1), \tilde{v}_D(t), \tilde{v}_D(t-1), t$	$\delta\hat{h}(t)$
4	$\delta\hat{v}_N(t-1), \delta\hat{v}_N(t-2), \hat{\varphi}(t), \hat{\varphi}(t-1), \hat{\lambda}(t), \hat{\lambda}(t-1), \tilde{v}_N(t), \tilde{v}_N(t-1), \tilde{v}_D(t), \tilde{v}_D(t-1), t$	$\delta\hat{v}_N(t)$
5	$\delta\hat{v}_E(t-1), \delta\hat{v}_E(t-2), \hat{\varphi}(t), \hat{\varphi}(t-1), \hat{\lambda}(t), \hat{\lambda}(t-1), \tilde{v}_N(t), \tilde{v}_N(t-1), \tilde{v}_E(t), \tilde{v}_E(t-1), \hat{\phi}(t), \hat{\phi}(t-1), t$	$\delta\hat{v}_E(t)$
6	$\delta\hat{v}_D(t-1), \delta\hat{v}_D(t-2), \hat{\varphi}(t), \hat{\varphi}(t-1), \hat{h}(t), \hat{h}(t-1), \tilde{v}_N(t), \tilde{v}_N(t-1), \tilde{v}_D(t), \tilde{v}_D(t-1), t$	$\delta\hat{v}_D(t)$

Таблица 2.

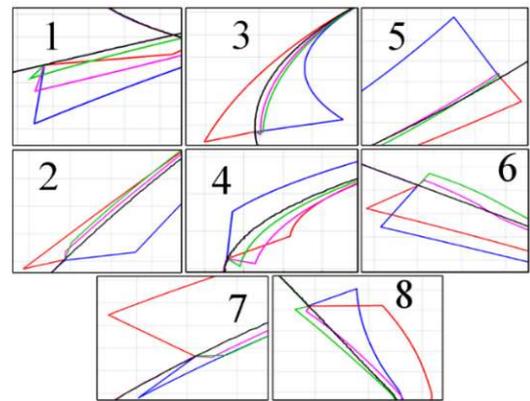
## Конфигурации входы/выходы НС в случае автомобиля

НС	Входы	Выход
1	$\delta\varphi(t-1), \delta\varphi(t-2), \tilde{\varphi}(t), \tilde{\varphi}(t-1), \tilde{\varphi}(t-2), \tilde{v}_N(t), \tilde{v}_N(t-1), t$	$\delta\hat{\varphi}(t)$
2	$\delta\hat{\lambda}(t-1), \delta\hat{\lambda}(t-2), \tilde{\varphi}(t), \tilde{\varphi}(t-1), \tilde{\varphi}(t-2), \tilde{\lambda}(t), \tilde{\lambda}(t-1), \tilde{v}_E(t), \tilde{v}_E(t-1), t$	$\delta\hat{\lambda}(t)$
3	$\delta\hat{h}(t-1), \delta\hat{h}(t-2), \tilde{h}(t), \tilde{h}(t-1), \tilde{v}_D(t), \tilde{v}_D(t-1), t$	$\delta\hat{h}(t)$
4	$\delta\hat{v}_N(t-1), \delta\hat{v}_N(t-2), \tilde{\varphi}(t), \tilde{\varphi}(t-1), \tilde{\lambda}(t), \tilde{\lambda}(t-1), \tilde{v}_N(t), \tilde{v}_N(t-1), t$	$\delta\hat{v}_N(t)$
5	$\delta\hat{v}_E(t-1), \delta\hat{v}_E(t-2), \tilde{\varphi}(t), \tilde{\varphi}(t-1), \tilde{\varphi}(t-1), \tilde{\lambda}(t), \tilde{\lambda}(t-1), \tilde{v}_E(t), \tilde{v}_E(t-1), t$	$\delta\hat{v}_E(t)$
6	$\delta\hat{v}_D(t-1), \delta\hat{v}_D(t-2), \tilde{\varphi}(t), \tilde{\varphi}(t-1), \tilde{\lambda}(t), \tilde{\lambda}(t-1), \tilde{h}(t), \tilde{h}(t-1), \tilde{v}_D(t), \tilde{v}_D(t-1), \tilde{v}_D(t-2), t$	$\delta\hat{v}_D(t)$

Проверена эффективность РФК, АФК, NNCKF и NNAKF на основе имитационных данных при восьми отключениях сигналов ГНСС. На (Рис. 8, а) показаны пять траекторий БПЛА; первая – эталонная траектория (ГНСС), вторая – РФК, третья – АФК, четвертая – NNAKF, пятая – NNCKF. Для лучшего визуального восприятия на (Рис. 8, б) увеличены участки отключения ГНСС.



а



б

Рис. 8. а – Траектории движения БПЛА при 8 имитированных отключениях сигнала ГНСС с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF вместе с эталонной траекторией (ГНСС); б – увеличенные участки отключения ГНСС

На (Рис. 9, а) показаны погрешности оценивания широты  $\Delta\varphi$ , долготы  $\Delta\lambda$  и высоты  $\Delta h$  и на (Рис. 9, б) показаны погрешности оценивания скоростей  $\Delta v_N, \Delta v_E, \Delta v_D$  с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при восьми отключениях сигнала ГНСС.

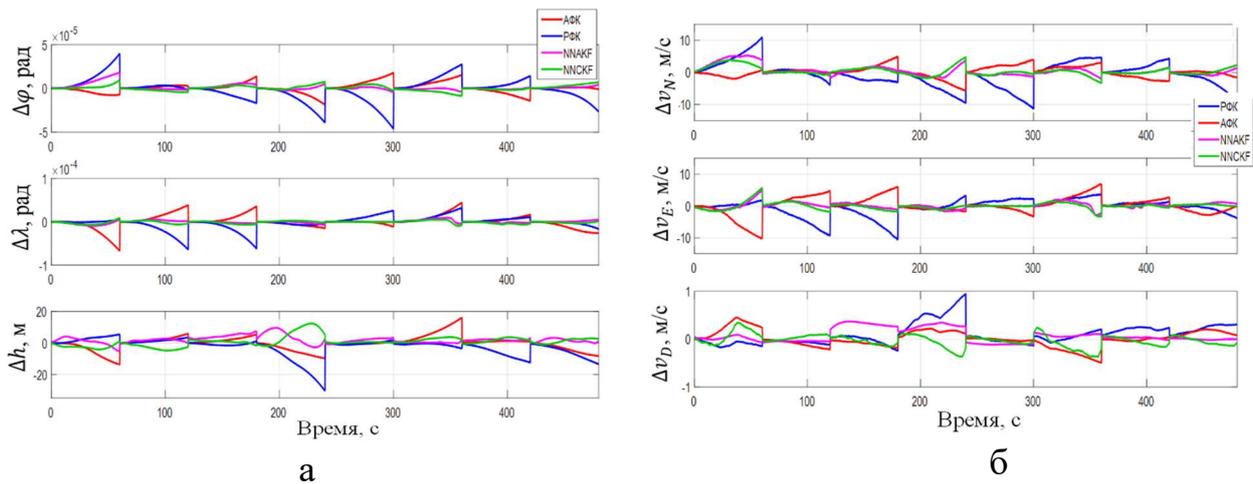


Рис. 9. Погрешности оценивания широты, долготы и высоты (а) и скоростей (б) при восьми имитированных отключениях сигналов ГНСС с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF в случае БПЛА

На Рис. 10 показана погрешность оценивания координат  $E_{XYZ}$  с использованием с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при восьми имитированных отключениях сигналов ГНСС. В Таблице 3 представлены погрешности оценивания координат и скоростей с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при восьми имитированных отключениях сигнала ГНСС.

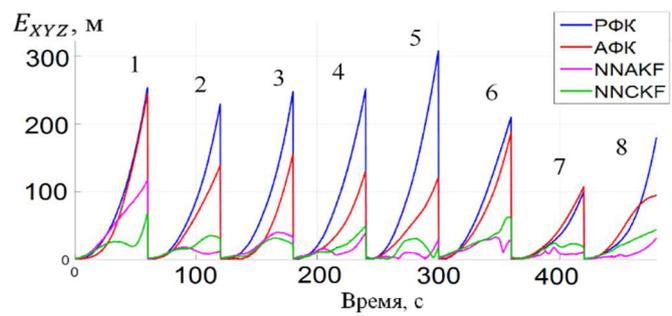


Рис. 10. Погрешность оценивания координат с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при восьми имитированных отключениях сигнала ГНСС

Таблица 3.

Погрешности оценивания координат и скоростей с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при 8 отключениях сигнала ГНСС – случай БПЛА

Погрешности	Алгоритм	Отключения сигнала ГНСС (60 с)							
		1	2	3	4	5	6	7	8
$E_V, \text{ м/с}$	РФК	11,1	10,2	11,0	10,2	11,6	6,0	4,7	9,4
	АФК	10,2	5,0	7,7	6,0	5,2	7,6	3,9	3,1
	NNCKF	5,9	2,2	2,0	4,8	1,1	4,8	1,8	2,4
	NNAKF	5,7	1,7	1,9	3,5	1,3	3,0	1,35	1,5
$E_{XYZ}, \text{ м}$	РФК	255,4	229,7	248,1	252,0	308,9	210,6	100,6	180,6
	АФК	246,5	139,3	155,9	131,2	121,5	188,2	107,8	94,4
	NNCKF	70,0	36,0	40,7	50,7	32,1	63,1	24,7	44,5
	NNAKF	117,8	18,8	31,9	39,7	29,9	33,4	18,2	31,9

Проверена эффективность РФК, АФК, NNCKF и NNAKF на основе реальных данных (случай автомобиля) при девяти отключениях сигналов ГНСС. На (Рис. 11, а) показаны полученные траектории и на (Рис. 11, б) увеличены участки отключения ГНСС.

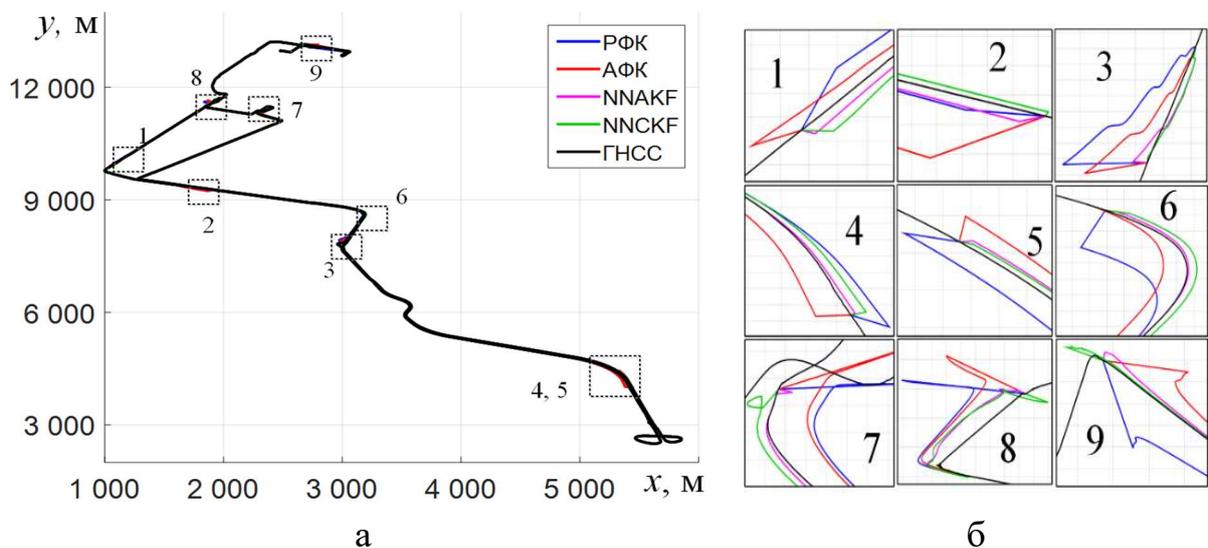


Рис. 11. а – Траектории движения автомобиля при девяти имитированных отключениях сигнала ГНСС с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF вместе с эталонной траекторией (ГНСС); б – увеличенные участки отключения ГНСС

На (Рис. 12, а) показаны погрешности оценивания широты  $\Delta\varphi$ , долготы  $\Delta\lambda$  и высоты  $\Delta h$  и на (Рис. 12, б) показаны погрешности оценивания скоростей  $\Delta v_N$ ,  $\Delta v_E$ ,  $\Delta v_D$  с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при девяти отключениях сигнала ГНСС.

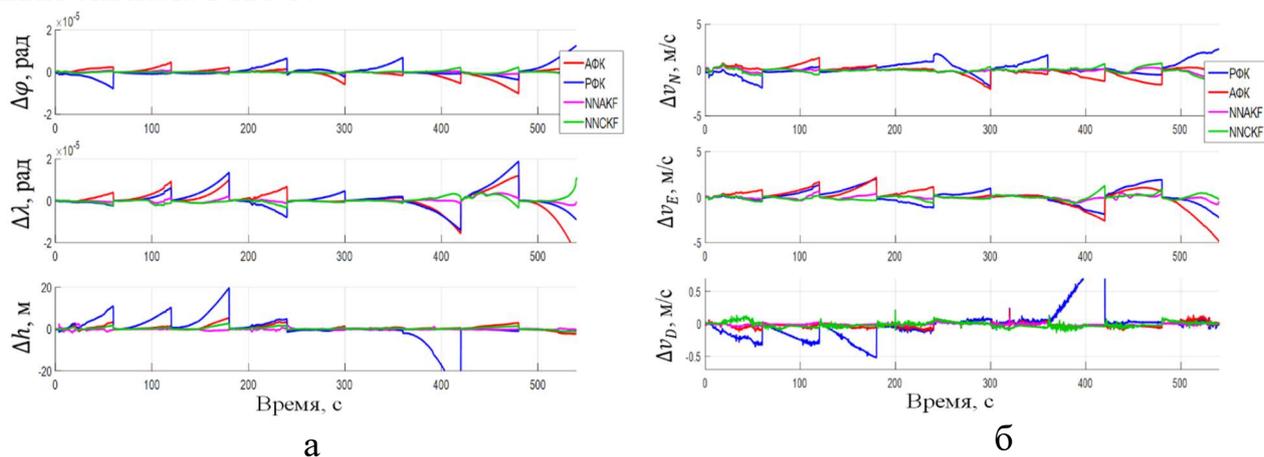


Рис. 12. Погрешности оценивания широты, долготы и высоты (а) и скоростей (б) при девяти имитированных отключениях сигналов ГНСС с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF в случае автомобиля

На Рис. 13 показана погрешность оценивания координат  $E_{XYZ}$  с использованием с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при девяти имитированных отключениях сигналов ГНСС. В Таблице 4 представлены погрешности оценивания координат и скоростей с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF

при девяти имитированных отключениях сигнала ГНСС. Расчитано повышение точности оценивания каждого алгоритма относительно РФК так как РФК обеспечил самую низкую точности при отключениях сигнала ГНСС.

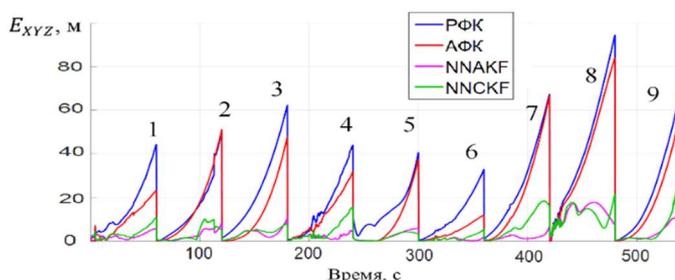


Рис. 13. Погрешность оценивания координат с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при девяти имитированных отключениях сигнала ГНСС

В Таблице 5 представлены проценты улучшения точности координат и скоростей, оцененных с помощью АФК, NNCKF и NNAKF по сравнению РФК в случаях БПЛА и автомобиля. Учитывая полученные результаты в Таблице 5 можно подтвердить, что алгоритм NNAKF превосходит другие алгоритмы (РФК, АФК и NNCKF) по точности оценки координат и скоростей при пропадании сигналов ГНСС в случаях БПЛА и автомобиля.

Таблица 4.

Погрешности оценивания координат и скоростей с использованием РФК, АФК, NNCKF и NNAKF при девяти отключениях сигнала ГНСС – случай автомобиля

Погрешности	Алгоритм	Отключения сигнала ГНСС (60 с)								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
$E_V, \text{ м/с}$	РФК	2,0	1,4	2,2	1,5	2,1	1,7	2,2	2,0	3,2
	АФК	0,7	1,9	2,0	1,0	1,9	0,4	2,6	1,5	4,3
	NNCKF	0.8	0.5	0.4	0.7	0.4	0.2	1.4	1.2	1.3
	NNAKF	0.6	0.7	0.4	0.3	0.3	0.3	0.7	0.6	1.2
$E_{XYZ}, \text{ м}$	РФК	44,4	50,2	62,5	44,2	33,4	33,1	67,6	80,0	69,7
	АФК	23,4	51,4	48,1	31,9	37,8	12,0	66,9	71,1	59,3
	NNCKF	10.8	10.0	8.3	15.7	4.2	5.6	18.5	21.7	52.2
	NNAKF	6.0	8.4	10.5	4.9	5.9	1.9	7.0	17.8	10.9

Таблица 5.

Проценты улучшения точности координат и скоростей, оцененных с помощью АФК, NNCKF и NNAKF относительно РФК – случай автомобиля

	БПЛА			Автомобиль		
	АФК	NNCKF	NNAKF	АФК	NNCKF	NNAKF
По координатам	20%	80%	82%	18%	78%	85%
По скоростям	35%	67%	71%	10%	60%	70%

Для обоснования выбора входов НС, алгоритм NNAKF сравнивался с двумя алгоритмами, в которых использовались другие входы НС. Эти алгоритмы широко используются в литературе. Первый алгоритм (M1) использует информацию о координатах  $\tilde{\varphi}, \tilde{\lambda}, \tilde{h}$  для оценки величин  $\delta\varphi, \delta\lambda, \delta h$  и информацию о скорости  $\tilde{v}_N, \tilde{v}_E, \tilde{v}_D$  для оценки  $\delta v_N, \delta v_E, \delta v_D$ . Во втором алгоритме (M2) погрешности  $\delta\varphi, \delta\lambda, \delta h, \delta v_N, \delta v_E, \delta v_D$  моделируются как временные ряды. Для сравнения использовался набор реальных данных (случай автомобиля). На Рис. 14 показана погрешность оценивания координат  $E_{XYZ}$  с использованием NNAKF, M1 и M2 при девяти отключениях сигнала ГНСС. Алгоритм NNAKF повысил точность оценки координат на 68 % по сравнению с алгоритмом M1 и на 51 % по сравнению с алгоритмом M2 для продолжительности отключения ГНСС 60 с.

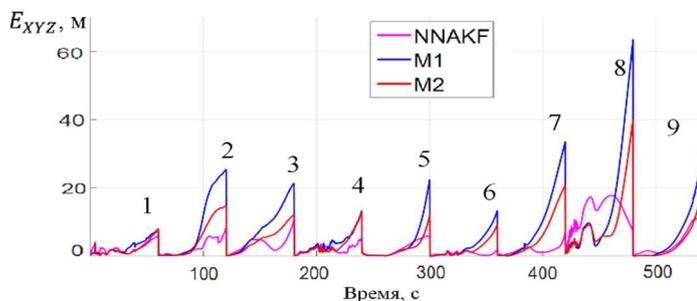


Рис. 14. Погрешность оценивания координат с использованием NNAKF, M1 и M2 при девяти отключениях сигнала ГНСС

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

1. Реализованы алгоритмы интеграции БИНС/ГНСС на основе слабосвязанной схемы комплексирования с использованием РФК и АФК.
2. Результаты исследований подтвердили большую эффективность АФК по сравнению с РФК для задачи интеграции ИНС/ГНСС на основе слабосвязанной схемы комплексирования. АФК повысил точность оценки координат и скоростей при пропадании сигналов ГНСС по сравнению с РФК на 20% и 35% в случае имитационных данных (БПЛА) и на 18% и 10% в случае реальных данных (автомобиль).
3. Разработан новый алгоритм – «NNCKF» для компенсации погрешностей БИНС/ГНСС системы при пропадании сигналов ГНСС с использованием искусственных НС. Алгоритм NNCKF повысил точность оценки координат и скоростей при пропадании сигналов ГНСС по сравнению с РФК на 80% и 67% в случае имитационных данных (БПЛА) и на 78% и 60% в случае реальных данных (автомобиль).
4. Разработан новый алгоритм – «NNAKF» для прогнозирования измерений для ФК во время отключений ГНСС с использованием искусственных НС. Алгоритм NNAKF повысил точность оценки координат и скоростей при пропадании сигналов ГНСС по сравнению с РФК на 82% и 71% в случае имитационных данных (БПЛА) и на 85% и 70% в случае реальных данных (автомобиль). Более того, NNAKF превосходит алгоритмы NNCKF, M1 и M2 по точности оценки координат и скоростей при пропадании сигналов ГНСС.
5. Предложена и подтверждена экспериментально методика для выбора входов нейронных сетей на основе критерия ВИ и ОЛП. Предложенная методика по-

высила точность определения координат местоположения и скорости в алгоритмах NNCKF и NNAKF по сравнению с подходами, широко используемыми в литературе

6. Анализ данных моделирования показал, что выбор входных данных НС играет большую роль в точности определения координат местоположения и скорости системы и зависит от модели движения транспортного устройства.

### СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Аль Битар Н., Гаврилов А.И. Технологии интеллектуальных вычислений в задачах повышения точности интегрированных навигационных систем // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение, 2019, № 1, С. 62–89. (1,75 п.л./0,9 п.л.).
2. Аль Битар Н., Гаврилов А.И. Интеграция бесплатформенной инерциальной и спутниковой навигационных систем на основе слабосвязанной схемы комплексирования с использованием расширенного фильтра Калмана // Инженерный журнал: наука и инновации, 2019, Вып. 4, С. 1–15. (1 п.л./0,5 п.л.).
3. Аль Битар Н., Гаврилов А.И. Сравнительный анализ алгоритмов комплексирования в слабосвязанной инерциально-спутниковой системе на основе обработки реальных данных // Гиропскопия и навигация, 2019, Т. 27, № 3, С. 31-52. (1,4 п.л./0,7 п.л.).
4. Аль Битар Н., Гаврилов А.И., Халаф В. Методы на основе искусственного интеллекта для повышения точности интегрированной навигационной системы при отсутствии сигнала ГНСС. Аналитический обзор // Гиропскопия и навигация, 2019, Т. 27, № 4, С. 3-28. (1,6 п.л./0,8 п.л.).
5. Аль Битар Н., Гаврилов А.И. Компенсация погрешностей интегрированной навигационной системы с использованием искусственных нейронных сетей // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение, 2020, № 2, С. 4–26. (1,4 п.л./0,7 п.л.).
6. Al Bitar N. and Gavrilov A.I. Comparative Analysis of Fusion Algorithms in a Loosely-Coupled Integrated Navigation System on the Basis of Real Data Processing // Gyroscopy and Navigation, 2019, 10(4), pp.231-244. (0,9 п.л./0,4 п.л.).
7. Al Bitar N. and Gavrilov A.I. SINS/SNS integration based on a loosely coupled integration scheme using an extended Kalman filter// AIP Conference Proceedings, 2019, Vol. 2171, No. 1, p. 150003. (0,4 п.л./0,2 п.л.).
8. Al Bitar N., Gavrilov A.I. and Khalaf, W. Artificial Intelligence Based Methods for Accuracy Improvement of Integrated Navigation Systems During GNSS Signal Outages: An Analytical Overview // Gyroscopy and Navigation, 2020, 11, pp.41-58. (1,1 п.л./0,6 п.л.).
9. Al Bitar N. and Gavrilov A.I. Neural Networks Aided Unscented Kalman Filter for Integrated INS/GNSS Systems // 2020 27th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems (ICINS), 2020, pp. 1-4. (0,25 п.л./0,12 п.л.).
10. Al Bitar N. and Gavrilov A.I. A new method for compensating the errors of integrated navigation systems using artificial neural networks // Measurement, 2020, 158, p.108391. (0,75 п.л./0,4 п.л.).