

## ТЕХНОЛОГИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ В ЗАДАЧАХ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ИНТЕГРИРОВАННЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ

Н. Аль Битар  
А.И. Гаврилов

naderalbitar@gmail.com  
alexgavrilov@mail.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

---

### Аннотация

Недостатки фильтра Калмана как единственного устройства для интеграции инерциальных и спутниковых навигационных систем мотивировали исследования в области реализации альтернативных методов их интеграции преимущественно на основе интеллектуальных вычислений. За последние 15 лет проведены исследования для изучения возможности использования методов интеллектуальных вычислений в области интегрированных инерциальных и спутниковых навигационных систем. Применены различные подходы к объединению модулей интеллектуальных вычислений с остальными частями инерциальных и спутниковых навигационных систем. В результате предложено несколько схем, структура которых варьируется в зависимости от типа модулей интеллектуальных вычислений и их роли в инерциальных и спутниковых навигационных системах. Предложена классификация интеллектуальных схем оценки навигационной информации на основе их структурных особенностей и принципов функционирования. Проведен сравнительный анализ эффективности алгоритмов интеллектуальных вычислений с позиции возможности их реализации в инерциальных и спутниковых навигационных системах и точностных характеристик. Отмечены некоторые аспекты, которые необходимо учитывать в перспективных работах в этой области

### Ключевые слова

*Инерциальные навигационные системы, спутниковые навигационные системы, фильтр Калмана, интеллектуальные вычисления, нейронные сети*

Поступила 09.07.2018  
© Автор(ы), 2019

---

**Введение.** Спутниковые навигационные системы (СНС) успешно используются в течение последних трех десятилетий. Самыми сложными СНС являются *GPS (Global Positioning System* — глобальная система опре-

деления координат [1]) и ГЛОНАСС (глобальная навигационная спутниковая система [1]). Основная цель СНС — обеспечение сигнала, позволяющего приемнику точно вычислить в реальном времени его координаты и скорости по трем направлениям [2].

Кроме наличия и доступности в глобальном масштабе, СНС характеризуются портативностью, низким энергопотреблением, возможностью интеграции с другими датчиками, а также обеспечивает точный и недорогой способ навигации неограниченному числу пользователей в любой точке на поверхности Земли [3]. Одним из наиболее важных преимуществ СНС является то, что их точность не ухудшается со временем. Однако СНС может обеспечивать надежную информацию о местоположении и скорости приемника только при идеальном спутниковом покрытии (когда имеется прямая видимость четырех или более спутников). Это ограничение может повлиять на точность системы, поскольку сигнал СНС может быть потерян полностью или частично при перемещении через туннели или около высоких зданий в городских районах. Плохие погодные условия или электромагнитные помехи также ухудшают качество сигнала СНС [3]. Еще один недостаток СНС — полезный сигнал может искажаться средствами радиоэлектронного подавления [1]. Кроме того, низкая скорость выдачи информации СНС ограничивает возможности применения этой системы в приложениях, требующих высокой частоты обновления информации о местоположении и скорости приемника. В настоящее время любое сложное приложение (наземное и воздушное), требующее, по существу, постоянного и высокоскоростного определения местоположения и скорости приемника, не может функционировать как автономная система только на основе сигналов СНС.

Инерциальная навигационная система (ИНС) представляет собой автономную систему, обеспечивающую непрерывную и высокоскоростную выработку информации о местоположении, скорости и параметрах угловой ориентации платформы, на которой установлена ИНС. Инерциальные навигационные системы включают в себя два основных блока: инерционный измерительный модуль и вычислительное устройство, называемое навигационным компьютером. Инерциальные навигационные системы подразделяют на платформенные и бесплатформенные (БИНС) [4], а также по точности измерений инерциальных датчиков — на системы инерциального, тактического и низкого классов [4].

Разработка технологии микроэлектромеханических систем (МЭМС) вызвала интерес к инерциальным измерительным модулям на основе МЭМС-технологии, которую применяют для создания разнообразных

миниатюрных датчиков, например акселерометров и гироскопов. Такие акселерометры и гироскопы характеризуются сверхмалыми массой (доли граммов) и габаритами (единицы микрометров), низкими себестоимостью (десятки долларов) и энергопотреблением, высокой устойчивостью к механическим воздействиям. Вследствие этого БИНС на базе МЭМС имеют широкий спектр применений в автомобильных и авиационных комплексах и во многих других системах [4].

Инерциальная навигационная система не может работать как автономная навигационная система, поскольку измерительные погрешности и их накопление с течением времени вызывают значительные долговременные навигационные погрешности, особенно в случае применения БИНС и интенсивного маневрирования транспортного средства. Вследствие этого выходные навигационные параметры ИНС достоверны только для ограниченного диапазона времени, особенно в БИНС на базе МЭМС.

Спутниковые и инерциальные навигационные системы могут быть использованы для широкого спектра навигационных приложений, у каждой системы есть свои преимущества и недостатки (табл. 1) [5].

Таблица 1

#### Преимущества и недостатки ИНС и СНС

Система	Преимущества	Недостатки
ИНС	Автономность Высокая скорость выдачи информации (до 200 Гц) Неподверженность помехам Выдача полного навигационного решения (координаты, скорость, углы ориентации)	Неограниченное увеличение погрешностей Нечувствительность к гравитации Проблема начальной выставки и калибровки
СНС	Высокая точность Малое время готовности Погрешности не имеют тенденции к увеличению Нечувствительность к гравитации	Низкая скорость выдачи информации (1...10 Гц) Подверженность помехам Возможность потери сигналов Выдача неполного навигационного решения (координаты, скорость)

Для устранения недостатков каждой системы ИНС и СНС объединяют в одной интегрированной навигационной системе (интегрированной ИНС/СНС), позволяющей сохранить преимущества и компенсировать недостатки, присущие каждой системе в отдельности [5]. Для обра-

ботки сигналов в интегрированной навигационной системе часто используется фильтр Калмана [6], поскольку он способен оценивать погрешности системы в текущий момент времени на основе измерения расхождения показаний ИНС и СНС. Используя точные динамические и стохастические модели погрешностей ИНС и СНС, фильтр Калмана обеспечивает точные оценки погрешностей ИНС, когда имеется непрерывный доступ к сигналам СНС.

Для интеграции ИНС и СНС широко используют два варианта фильтра Калмана: 1) расширенный фильтр Калмана (*Extended Kalman Filter*); 2) сигма-точечный фильтр Калмана (*Sigma-Point Kalman Filter*) [7]. В общем случае расширенный фильтр Калмана и сигма-точечный фильтр Калмана не дают оптимальную оценку вектора состояний ИНС, так как оптимальность достигается только в случае линейности моделей процесса и наблюдений. Необходимость наличия точной стохастической модели измерений для каждого инерциального датчика является основной проблемой применения фильтра Калмана для интеграции ИНС и СНС (Vanicek & Omerbasic, 1999). Стохастические погрешности навигационного и высококачественного тактического классов ИНС могут быть промоделированы с использованием фильтра Калмана, но проблема возникает в низкокачественных классах ИНС (например, МЭМС), где погрешности датчиков сложно или невозможно моделировать применением фильтра Калмана [11].

Недостатки фильтра Калмана как единственного устройства для интеграции ИНС и СНС мотивировали исследователей изучать альтернативные методы интеграции, преимущественно на основе интеллектуальных вычислений (ИВ) [10]. В настоящее время ИВ рассматриваются как эффективный инструмент для решения широкого круга инженерных и научных задач, которые не могут быть решены с использованием обычных или стандартных методов. Примеры ИВ — искусственные нейронные сети (*Artificial Neural Networks* [11]), эволюционные вычисления (*Evolutionary Computing* [12]), экспертные системы (*Expert Systems* [13]), генетические алгоритмы (*Genetic Algorithms* [14]) и др. По сравнению с фильтром Калмана алгоритмы интеллектуальных вычислений имеют преимущества (табл. 2) [15].

С момента первого упоминания в 2003 г. проведено большое число исследований по изучению возможности использования методов ИВ в области интегрированных навигационных систем. Исследователи применяли различные подходы к объединению (интеграции) модулей ИВ с остальными частями ИНС/СНС. Предложенные схемы относятся к одной

из двух основных категорий: 1) интеграция ИНС/СНС с использованием модулей ИВ, в которой эти модули применяются в качестве замены фильтра Калмана; 2) интеграция с помощью комбинации модулей ИВ и фильтра Калмана, в которой модули ИВ и фильтр Калмана работают совместно. Каждая из этих двух категорий подразделяется на подкатегории в соответствии с типом модуля ИВ и/или с архитектурой (вход/выход) модуля.

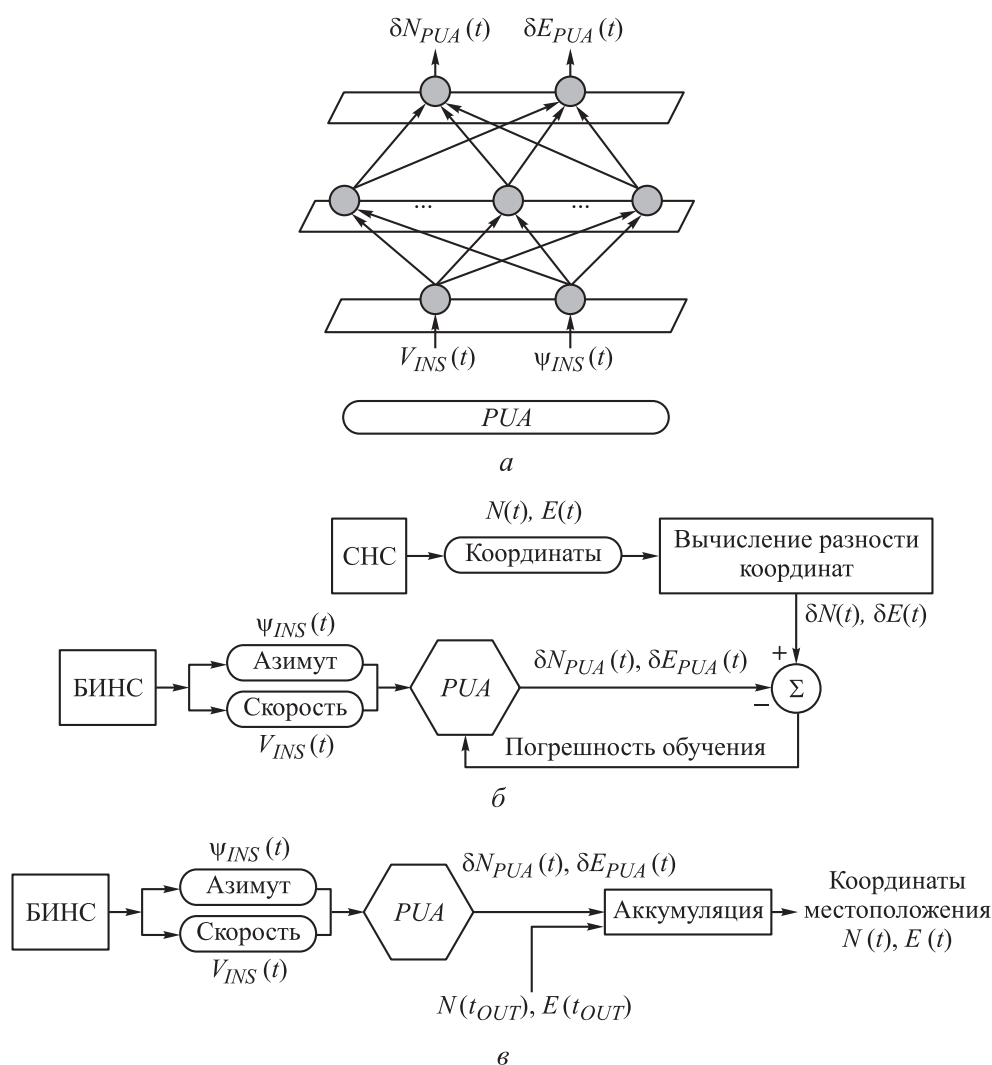
Таблица 2

### Сравнительные характеристики фильтра Калмана и алгоритмов ИВ

Характеристика	Фильтр Калмана	Алгоритмы ИВ
Модель зависимости	Математическая модель: детерминированная модель + стохастическая модель	Эмпирическая и адаптивная модель
Предварительные знания	Необходимые (матрицы ковариации измерений и состояний)	Предварительных знаний не требуется
Зависимость от датчика	Для разных систем (разных датчиков) необходимо перепроектирование или перенастройка параметров фильтра Калмана	Системно-независимый алгоритм
Линейность	Линейная обработка (расширенный фильтр Калмана)	Нелинейная обработка

**Интеграция ИНС и СНС с использованием модулей интеллектуальных вычислений.** В этой категории модуль (модули) ИВ используется в качестве замены фильтра Калмана следующими схемами: схема обновления местоположения (*Position Update Architecture, PUA* [16]); схема  $P - \delta P$  [17]; схема  $P - \delta P + V - \delta V$  [18].

*Схема обновления местоположения.* Схема *PUA* впервые предложена в работе [16], где использовалась многослойная нейронная сеть (*Multi-layer Perceptron, MLP* [11]) для интеграции БИНС и СНС. Входы сети — скорость  $V_{INS}(t)$  и азимут  $\psi_{INS}(t)$ , вычисленные БИНС в текущий момент времени  $t$ ; выходы сети — оценка изменения значений координат за один такт работы системы СНС (рис. 1, *а*). Пока доступен сигнал СНС, процесс обучения продолжает уменьшать погрешность оценки для того, чтобы получить оптимальные значения весов нейронной сети *PUA* (рис. 1, *б*). Во время отсутствия сигнала СНС сеть *PUA* работает в режиме прогнозирования и обеспечивает оценки изменения значений компонент вектора координат местоположения вдоль восточного и северного направлений  $\Delta N_{PUA}(t)$ ,  $\Delta E_{PUA}(t)$  (рис. 1, *в*).



**Рис. 1.** Топология сети  $PUA$  (а), схемы режима обучения (б) и режима прогнозирования (в) ( $t_{OUT}$  — момент потери сигнала СНС)

Для обучения сети  $PUA$  используют метод обратного распространения ошибки (*Backpropagation*) [11]. Результаты исследований показали, что точность оценивания координат на основе системы  $PUA$  выше, чем при использовании фильтра Калмана, когда обе системы работают в режиме прогнозирования. Однако точность системы  $PUA$  снижается в случае исполнения БИНС на базе МЭМС. Существенную проблему также представляет выбор внутренней структуры (число скрытых слоев и число нейронов в каждом слое) сетей  $MLP$ . Обучение сети требует значительных временных затрат, что затрудняет ее реализацию в реальном масштабе времени.

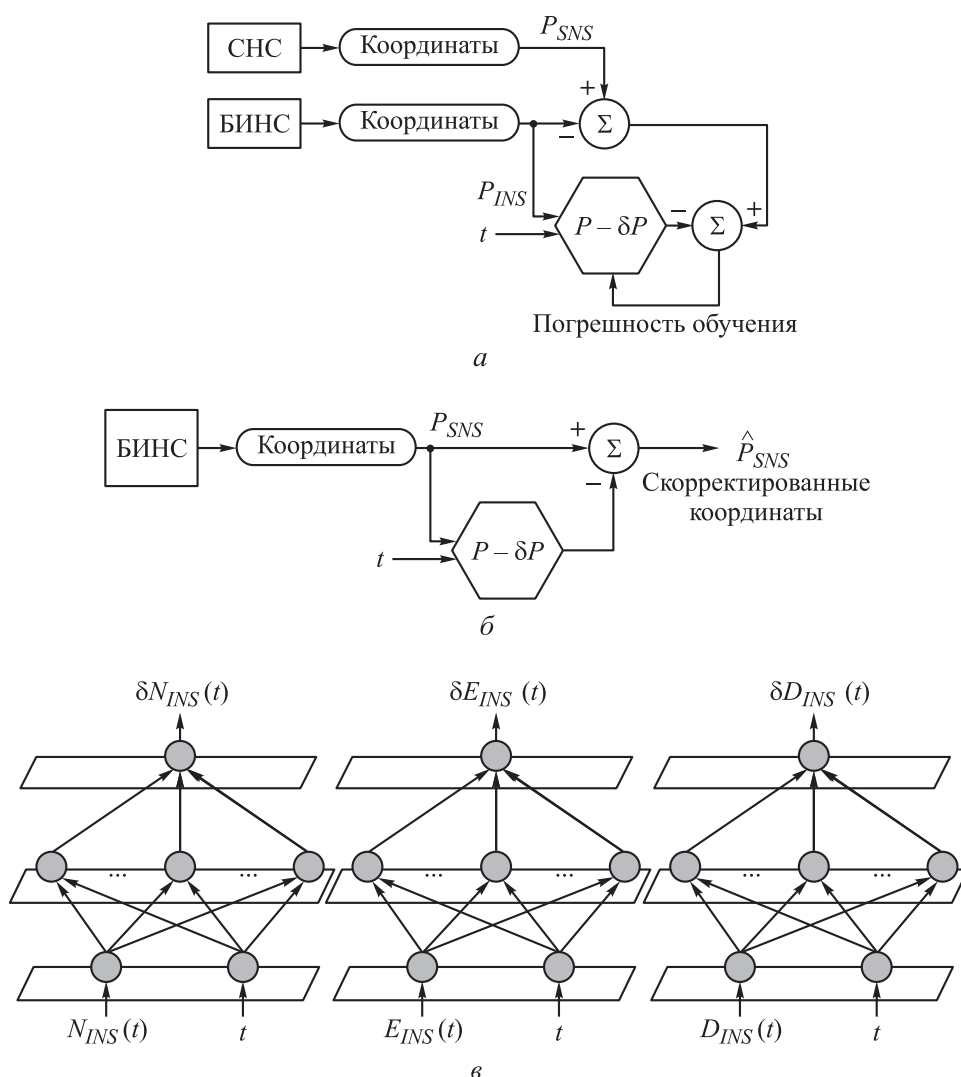


Для преодоления перечисленных выше проблем в работе [19] предложено заменить сеть *MLP* в схеме *PUA* сетью каскадной корреляции (*Cascade-Correlation Network, CCN* [20]). Схема получила название *PUA\_CCN*. В отличие от сетей с фиксированными топологиями связей нейронов (например, *MLP*) сеть *CCN* характеризуется гибкостью настройки значений весов (обучения) и в выборе надлежащих топологий сетей. Это соответствует задаче интеграции ИНС и СНС, которая требует гибкого подхода к отслеживанию динамического изменения параметров движения транспортного средства (маневрирование) и к изменениям погрешностей измерений датчика БИНС, особенно при использовании недорогих МЭМС [19]. Схема *PUA\_CCN* не требует предварительных знаний или эмпирических испытаний, поскольку может строить свою архитектуру «на лету» в зависимости от сложности динамики транспортного средства. Результаты исследований показали большую эффективность *PUA\_CCN* по сравнению с *PUA* и фильтром Калмана. Кроме того, *PUA\_CCN* обеспечивает производительность, аналогичную *PUA*, с меньшим числом нейронов в скрытых слоях [19].

Заменить сеть *MLP* сетью типа случайного леса (*Random Forest* [21]) предложено в работе [22], схема названа *PUA\_RF*. Задача поиска функционального отношения между входами (скорость, азимут) и выходом (разности координат) рассмотрена как задача регрессии с использованием случайных лесов. В работе [21] показано, что *PUA\_RF* улучшает точность определения координат по сравнению с *PUA*. Однако не проведено сравнение этой схемы со схемой *PUA\_CCN*.

Хотя схемы *PUA*, *PUA\_CCN*, *PUA\_RF* могут применяться для прогнозирования высоты транспортного средства, реализации ограничены горизонтальными компонентами координат, которые подходят для использования в наземных транспортных средствах, но недопустимы для воздушных транспортных средств. Отсутствие информации о скоростях и угловом положении транспортного средства является еще одним важным недостатком подобных схем.

*Схема  $P-\delta P$* . Впервые схема  $P-\delta P$  предложена в работе [17] в попытке разработать модуль, который работает аналогично фильтру Калмана, но не нуждается в динамических или стохастических моделях БИНС. Интеграция БИНС и СНС с помощью схемы  $P-\delta P$  основана на оценке погрешности координат  $\delta P_{INS}$  путем обработки координат  $P_{INS}$ , вычисленных в БИНС. Предложенная в [17] схема предполагает реализацию двух режимов работы: обновление и прогнозирование. В первом ре-



**Рис. 2.** Схемы  $P - \delta P$  в режимах обновления (а) и прогнозирования (б), топология сетей  $MLP$  в схеме  $P - \delta P$  (в) ( $\delta N_{INS}(t)$ ,  $\delta E_{INS}(t)$ ,  $\delta D_{INS}(t)$  — оценки погрешностей координат БИНС)

жиме обновляется внутренняя структура и/или параметры модуля ИВ  $P - \delta P$  при наличии сигнала СНС (рис. 2, а). Во втором режиме используется модуль ИВ  $P - \delta P$  для коррекции координат  $P_{INS}$  при отсутствии сигнала СНС (рис. 2, б).

В качестве модуля ИВ применялись три сети типа  $MLP$  — по одной сети для каждого компонента координат вдоль направлений север–восток–вниз ( $N, E, D$ ). В каждой сети имеются три слоя: входной, скрытый и выходной. Входной слой получает значения одной из трех компонент век-



тора координат БИНС ( $N(t)$ ,  $E(t)$ ,  $D(t)$ ) и время  $t$ . Скрытый слой состоит из шести нейронов; выходной слой, включающий в себя один нейрон, формирует оценку одной из погрешностей  $\delta N(t)$ ,  $\delta E(t)$ ,  $\delta D(t)$  (рис. 2, в).

Обучение сетей реализовано с помощью метода Левенберга — Марквардта [23]. Результаты исследований показали преимущество метода  $P - \delta P$  на базе  $MLP$  по сравнению с фильтром Калмана в коррекции координат БИНС, по крайней мере, для оценок, полученных для систем навигационного класса. Однако проблемы, связанные с выбором топологии сетей  $MLP$  и алгоритмами обучения, ограничивают возможности реализации этой схемы.

Замена сетей  $MLP$  сетями радиально-базисных функций (*Radial Basis Function, RBF* [11]) предложена в работе [24]. Сети  $RBF$  имеют более простую топологию и быстрее обучаются, чем сети  $MLP$ . В работе [24] аналогично работе [11] использованы три сети  $RBF$  — по одной сети для оценки каждой компоненты вектора координат вдоль направлений север–восток–вниз. Обучение сетей  $RBF$  реализовано с помощью двухэтапной процедуры [24]. Результаты продемонстрировали преимущество предлагаемого метода по сравнению с фильтром Калмана в точности оценки погрешностей координат.

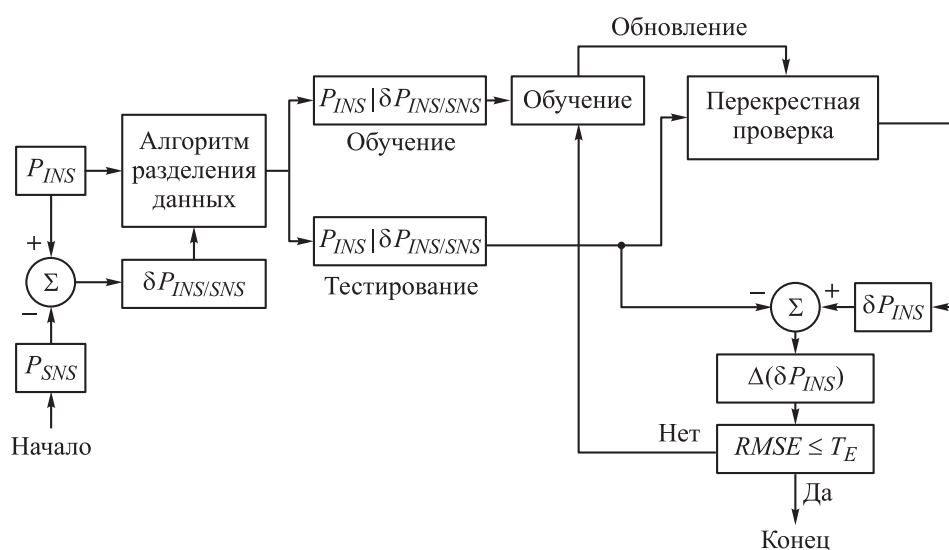
Основным недостатком методов [17, 24] является реализация обучения сетей с использованием всех данных от СНС и БИНС до момента отключения сигнала СНС, что невозможно реализовать практически в режиме реального времени вследствие длительного времени обучения.

Использование метода скользящего окна для формирования набора обучающих данных предложено в работе [25]. В методе скользящего окна набор данных размером  $W$  для обучения модулей  $RBF$  получают из обеих систем (СНС и БИНС). Для реализации в реальном времени модули  $RBF$  обучаются до достижения определенной минимальной среднеквадратической погрешности оценки, или при завершении определенного числа эпох обучения (определяется эмпирически). Окно перемещается в прямом направлении на 1 с (частота выдачи информации СНС 1 Гц) для получения новых данных из обеих систем (СНС и БИНС) [25]. Важен правильный выбор размера окна для обеспечения требуемой точности и надежности системы в реальном времени. Выбор размера окна зависит как от класса ИНС, так и от длительностей отключений СНС, и в условиях реализации системы в реальном времени является нетривиальной задачей.

Использование адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS* [6]) для оценки погрешностей  $\delta P_{INS}$

с использованием схемы  $P - \delta P$  предложено в работе [27]. Число и форма функций принадлежности заданы априори, начальные параметры функций принадлежности определяются с использованием алгоритма нечеткой кластеризации [28]. Параметры функций принадлежности настраиваются в процессе обучения. Результаты исследования показали, что модуль *ANFIS* может обеспечить адекватный уровень точности для небольших периодов отключений СНС. Однако модуль *ANFIS* имеет низкую производительность при длительных отключениях СНС. Производительность модуля *ANFIS* также ухудшается при быстром маневрировании транспортного средства в режимах, отличных от режимов обучения.

Задача оптимизации параметров *ANFIS* в схеме  $P - \delta P$  рассмотрена в работе [29], предложено применять метод неперекрывающегося перемещаемого окна (*non-overlapping moving window*) вместо метода скользящего окна, использованного в работе [25]. Метод неперекрывающегося перемещаемого окна не имеет избыточности информации, полученной от СНС и БИНС, поэтому не требует длительного времени обработки данных по сравнению с методом скользящего окна. В работе [29] также использован метод перекрестной проверки (*cross-validation* [30]) для определения качества обучения модуля *ANFIS*. Схема процесса обучения модуля *ANFIS* в схеме  $P - \delta P$  с помощью метода перекрестной проверки [29] приведена на рис. 3. Результа-



**Рис. 3.** Схема процесса обучения модуля *ANFIS* в схеме  $P - \delta P$  с помощью метода перекрестной проверки:

$\Delta(\delta P_{INS})$  — погрешность обучения; *RMSE* — средняя квадратическая погрешность;  
 $T_E$  — приемлемый уровень погрешности

моделирования показали, что предложенный модуль *ANFIS* превзошел ранее рассмотренные схемы по точности оценки координат при относительно длительных отключениях СНС [29]. Однако точность этого модуля сильно зависит от размера используемого временного окна. В работе [29] показано существование компромисса в выборе размера окна: большие размеры окна гарантируют достоверное описание динамики движения, что обеспечивает лучшую точность при длительных отключениях СНС; небольшой размер окна гарантирует быстрое обучения, но система обеспечивает высокую точность оценки координат только при коротких отключениях СНС. Метод показал невысокую точность при применении в системе навигации БИНС/СНС на основе МЭМС вследствие высокого уровня шума и нестабильности смещения МЭМС инерциальных датчиков.

*Схема  $P - \delta P + V - \delta V$* . Такая схема [18] получена добавлением модуля ИВ для оценки погрешности скорости  $\delta V$ , определяемой БИНС. Схема включает в себя два модуля *ANFIS*: первый модуль  $V - \delta V$  обрабатывает скорость  $V_{INS}$  и обеспечивает оценку соответствующей погрешности скорости  $\delta V_{INS}$ ; второй модуль  $P - \delta P$  обрабатывает местоположения  $P_{INS}$  и обеспечивает оценку погрешностей координат  $\delta P_{INS}$ . Схема  $P - \delta P + V - \delta V$  приведена на рис. 4. В работе [18] также использован метод перекрестной проверки с неперекрывающимся перемещаемым окном для определения качества обучения модулей *ANFIS*. Результаты исследований показали, что схема  $P - \delta P + V - \delta V$  превосходит предыдущие схемы по точности оценок погрешностей при относительно длительном отключении сигнала СНС для БИНС навигационного и тактического классов.

Для оптимизации параметров моделей *ANFIS* в схеме  $P - \delta P + V - \delta V$  в [31] предложено применение генетических алгоритмов (сеть *GANFIS*). В работе [32] для оптимизации параметров моделей *ANFIS* (сеть *PANFIS*) предложено использовать алгоритм роя частиц (*Particle Swarm Optimization* [33]). Модуль *PANFIS* обеспечил более высокую точность, чем модули *GANFIS* и *ANFIS* при отключении сигнала СНС. Кроме того, *PANFIS* демонстрирует значительное сокращение времени обучения по сравнению с временем обучения *GANFIS* [32].

**Интеграция ИНС и СНС с использованием модулей интеллектуальных вычислений и фильтра Калмана.** Общим аспектом рассмотренных схем и подходов, основанных на алгоритмах ИВ, является то, что они предназначены для замены фильтра Калмана. В действительности, замена фильтра Калмана модулями ИВ эффективна только в случаях, когда используются ИНС навигационного и тактического классов вместе с СНС

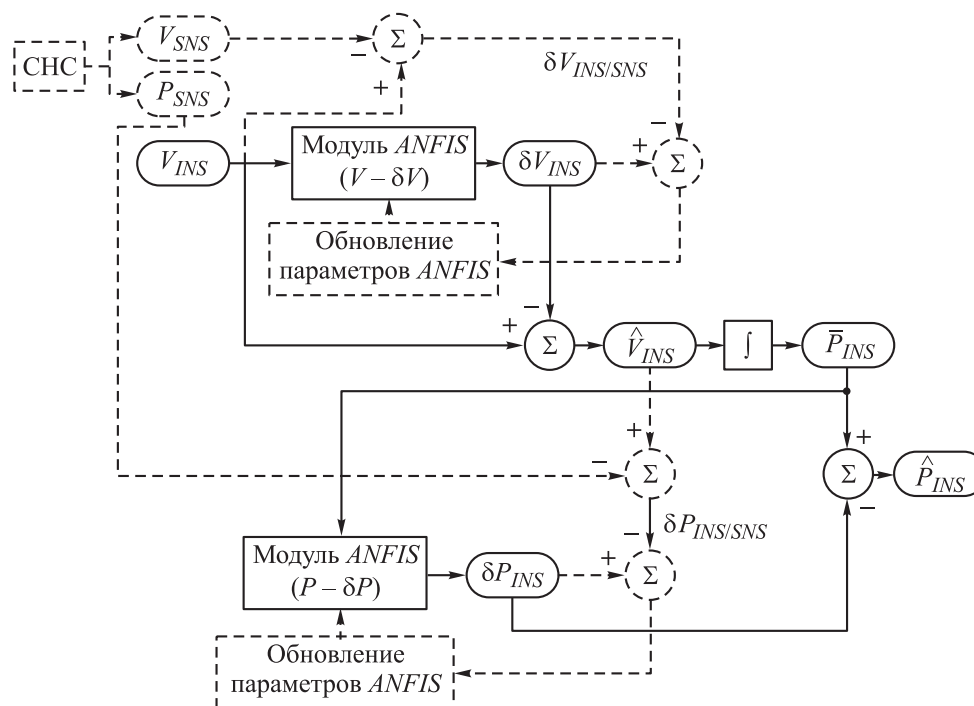


Рис. 4. Схема  $P - \delta P + V - \delta V$  с использованием модулей ANFIS:

— — режим прогнозирования; ---- — режим обновления

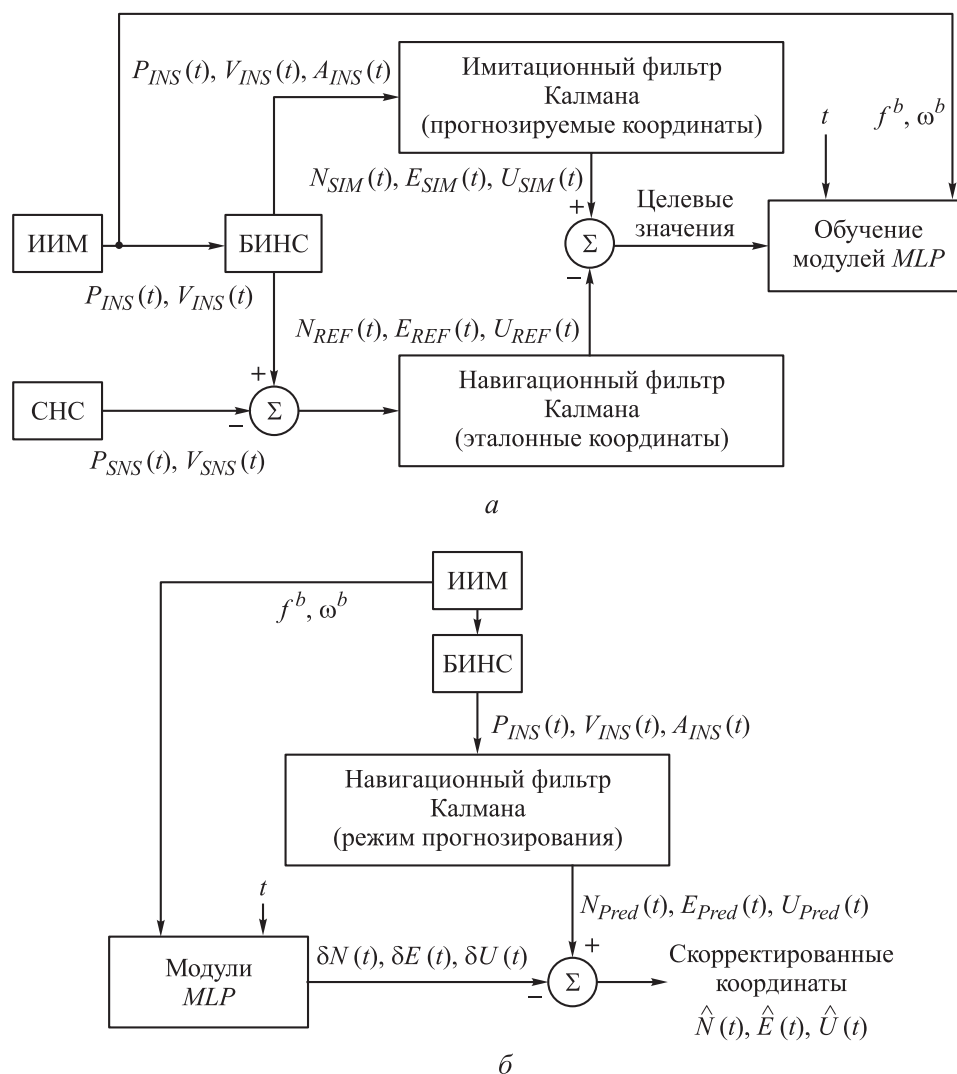
высокой точности (например, дифференциальная GPS). Однако эти методы показали невысокую точность в применении к БИНС на основе МЭМС вследствие высокого уровня шума и случайного дрейфа инерциальных датчиков. Логическим шагом является создание методов интеграции, в которых применяются одновременно фильтр Калмана и модули ИВ в одной системе.

Проведены исследования с использованием комбинации фильтра Калмана и модулей ИВ в интегрированных ИНС/СНС. Учитывая роль модуля ИВ в комбинированных схемах, все предлагаемые комбинированные схемы можно подразделить на две основные категории: первая — компенсация погрешностей фильтра Калмана с использованием модулей ИВ, где с помощью алгоритмов ИВ оцениваются погрешности состояния фильтра Калмана при отсутствии сигнала СНС; вторая — интеграция БИНС и СНС на основе фильтра Калмана, реализованного на оценках измерений модулей ИВ при отсутствии сигнала СНС.

*Компенсация погрешностей фильтра Калмана с использованием модулей интеллектуальных вычислений в ИНС/СНС.* Недостаточная эффективность фильтра Калмана вызвана несколькими причинами, среди

которых неточное статистическое описание погрешностей инерциальных датчиков, погрешности измерения, неопределенность в динамических моделях и неправильная настройка параметров фильтра. Шумы инерциальных датчиков обычно моделируют методом вариации Аллана (*Allan Variance* [34]), который обеспечивает только приблизительные значения параметров шума.

В литературе рассмотрены подходы, в которых используются модули ИВ для компенсации погрешностей фильтра Калмана. Впервые в работе [35] предложена схема, в которой используется модуль ИВ для компенсации погрешностей фильтра Калмана при отсутствии сигнала СНС. В схеме имеется два фильтра Калмана: имитационный и навигационный (рис. 5, а). Использование двух параллельных фильтров позволяет создать набор целевых значений, в то время как другой фильтр имитирует отключения СНС. Это позволяет настраивать модуль ИВ инкрементально посредством сравнения координат, получаемых от двух фильтров. Эти данные используются для формирования набора целевых погрешностей для обучения модуля ИВ. Если доступен сигнал СНС, то навигационный фильтр Калмана генерирует эталонные координаты, а имитационный фильтр Калмана прогнозирует координаты, поскольку он работает только в режиме прогнозирования в результате имитированного отключения СНС. Погрешность (целевое значение модуля ИВ) формируется вычитанием эталонных координат из прогнозируемых. Когда происходит реальное отключение СНС, применяется только навигационный фильтр Калмана, а модуль ИВ прогнозирует погрешность координат. Затем прогнозируемая погрешность координат вычитается из прогнозируемых координат для формирования скорректированных координат (рис. 5, б). Три сети типа *MLP* использовались для оценивания погрешностей в трех направлениях (север, восток, вверх), входы сетей — время  $t$ , кажущиеся ускорения и абсолютные угловые скорости (см. рис. 5, а). Для обучения сетей используется метод обратного распространения ошибки [11]. Результаты исследований показали повышение точности в координатах до 25 % по сравнению с фильтром Калмана для относительно длительных периодов отключения СНС (до 60 с) при использовании измерений от БИНС на базе МЭМС. Результаты получены для простой траектории (прямые линии и повороты  $90^\circ$ ). Однако в реальности траектории могут быть сложнее. Кроме того, проблемы, связанные с выбором топологии сетей и реализации алгоритмов обучения, ограничивают возможность реализации этой схемы на практике.



**Рис. 5.** Схемы компенсации погрешностей фильтра Калмана с использованием модулей *MLP* в режимах обновления (а) и прогнозирования (б):

$f^b$  — кажущиеся ускорения;  $\omega^b$  — абсолютные угловые скорости; ИИМ — инерциальный измерительный модуль

Использовать сеть *ANFIS* вместо сети *MLP* для компенсации погрешностей фильтра Калмана при отсутствии сигнала СНС предложено в работе [36], где применена одна сеть *ANFIS*, входы которой — время  $t$ , прошедшее с момента потери сигнала СНС, кажущиеся ускорения, абсолютные угловые скорости и углы ориентации; выходы — компоненты погрешности в координатах. В схеме также имеется два фильтра Калмана: имитационный и навигационный. Для обучения сети *ANFIS* используется



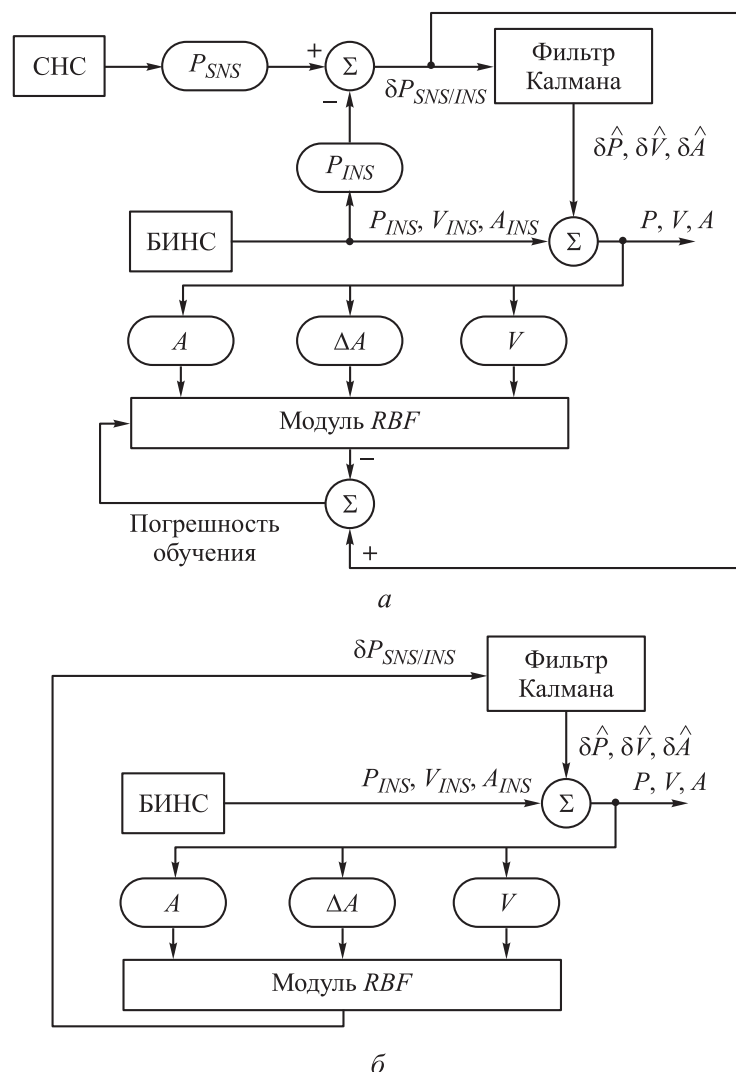
метод обратного распространения ошибки. Также используется метод перекрестной проверки со скользящим окном для определения качества обучения сети *ANFIS*. Результаты применения предложенной схемы на базе *ANFIS* показали повышение точности оценки координат до 75 % по сравнению с фильтром Калмана для периодов отключения СНС длительностью до 30 с, учитывая измерения от БИНС на базе МЭМС, однако результаты получены для простой траектории [36].

Схема  $P - \delta P$  на базе *ANFIS* [17, 24–26, 29] для компенсации погрешностей фильтра Калмана при отсутствии сигнала СНС использована в работе [37]. В отличие от стандартной схемы  $P - \delta P$  в работе [37] на вход сети *ANFIS* поступает оценка координат из фильтра Калмана, а не из БИНС. Метод компенсации погрешностей фильтра Калмана с помощью схемы  $P - \delta P$  на базе *ANFIS* повысил точность оценки координат до 70 % по сравнению с фильтром Калмана для продолжительности отключения СНС 45 с. Результаты получены на достаточно сложных траекториях. Несмотря на то что в этом подходе использованы три сети *ANFIS* (каждая сеть имеет два входа и один выход), эта схема проще, чем схема, приведенная в работе [36], в которой применяется одна сеть *ANFIS* с десятью входами и тремя выходами.

*Интеграция БИНС и СНС с использованием фильтра Калмана, реализованного на оценках измерений модулей интеллектуальных вычислений.* В отличие от методов первой категории, основанных на компенсации погрешностей фильтра Калмана на базе модулей ИВ, во второй категории фильтр Калмана работает в режимах прогнозирования и коррекции даже при отсутствии сигнала СНС. Модули ИВ в такой категории обеспечивают измерения вместо СНС.

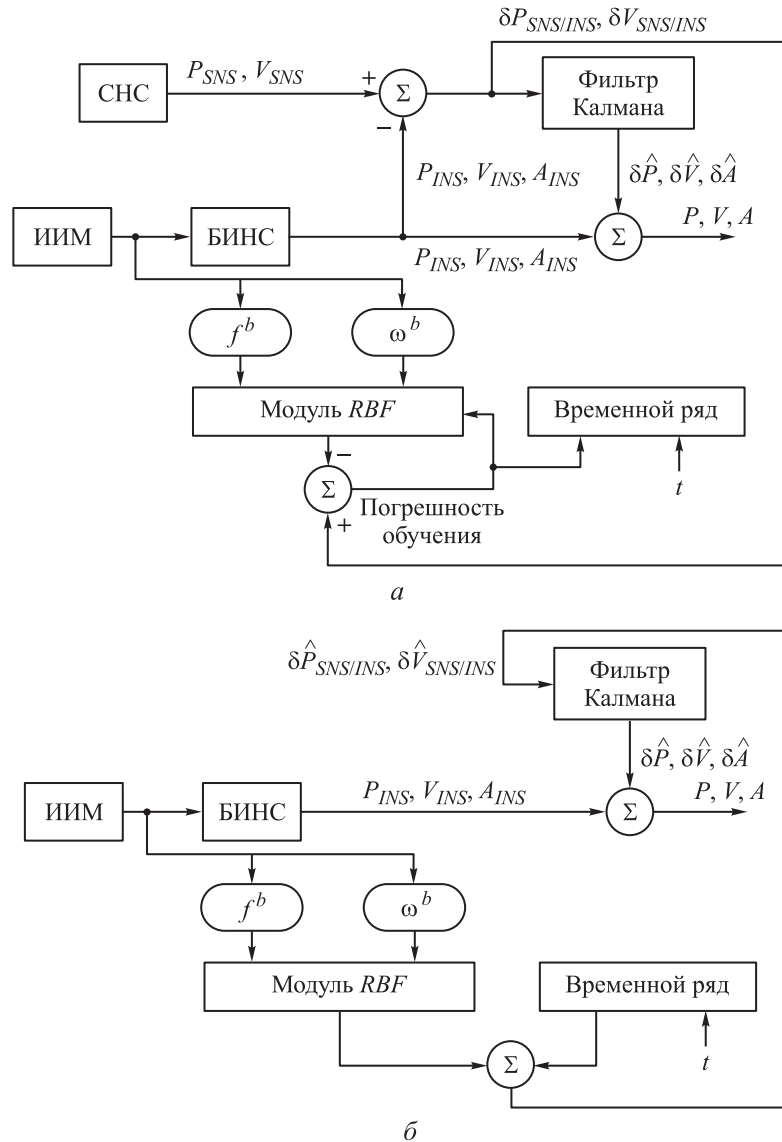
Использование модуля ИВ для обеспечения измерений для фильтра Калмана при отключении сигнала СНС предложено в работе [38]. Такая схема работает в двух режимах: 1) режим обучения, когда доступен сигнал СНС (рис. 6, а); 2) режим прогнозирования при отсутствии сигнала СНС (рис. 6, б). Три отдельные сети *RBF* используются для прогнозирования измерения координат в трех ортогональных направлениях, входами сетей *RBF* являются углы ориентации  $A$ , скорость  $V$  и изменения углов ориентации  $\Delta A$  в дискретные моменты времени. Предложенная система показала повышение точности до 55 % по сравнению с фильтром Калмана для координат, скорости и углов ориентации (для продолжительности отключения СНС до 60 с). Эти результаты основаны на данных БИНС тактического класса.





**Рис. 6.** Схемы интеграции БИНС и СНС с использованием фильтра Калмана, реализованного на оценках измерений модулями *RBF*, в режимах обновления (а) и прогнозирования (б)

Для прогнозирования измерения фильтра Калмана при отключении СНС в работе [39] применены модуль *RBF* и временной ряд. Схема работает в двух режимах: 1) режим обновления, когда доступен сигнал СНС; 2) режим прогнозирования при отсутствии сигнала СНС. В режиме обновления обучается модуль *RBF*, входами которого являются кажущиеся ускорения и абсолютные угловые скорости, выходами — результаты измерения фильтра Калмана (разность координат и скоростей СНС и БИНС). Остаточная погрешность обучения моделируется с использованием временного ряда (рис. 7, а). В режиме прогнозирования суммиру-



**Рис. 7.** Схемы интеграции БИНС и СНС с использованием фильтра Калмана, реализованного на оценках измерений модулями *RBF* и временного ряда, в режимах обновления (а) и прогнозирования (б)

ются выходные сигналы модуля *RBF* и модели временного ряда для формирования оценок вектора измерения для фильтра Калмана (рис. 7, б). Предложенный метод (модуль *RBF* + временной ряд + фильтр Калмана) показывает высокие результаты для продолжительности отключения СНС 50...600 с. Однако эти результаты основаны на данных БИНС навигационного класса. Информация о точности метода для БИНС низкого класса (например, МЭМС) не была предоставлена. Сложность предлагаемой системы не подходит для реализации в реальном времени.

Метод экстремального обучения (*Extreme Learning Machines, ELM* [40]) в работе [41] интегрируется с фильтром Калмана для формирования оценок вектора измерения для фильтра Калмана при отключении СНС. Принцип действия схемы *ELM* + фильтр Калмана аналогичен схеме *RBF* + временной ряд + фильтр Калмана. Отличие заключается в том, что используются два модуля *ELM*, активируемых в зависимости от амплитуды измеренных ускорений [41]. Результаты исследований показали, что схема *ELM* + фильтр Калмана повышает точность схемы *RBF* + фильтр Калмана для продолжительности отключения СНС 50 и 100 с. Результаты основаны на данных МЭМС-БИНС. Следует отметить, что *ELM* требует меньше времени обучения по сравнению со временем обучения сетью *RBF*.

**Заключение.** Рассмотрены возможности применения методов ИВ в решении задач навигации. В общем случае все схемы оценки погрешностей ИНС/СНС можно подразделить на две основные категории: первая — с использованием модулей ИВ в качестве замены фильтра Калмана; вторая — на основе комбинации модулей ИВ и фильтра Калмана, работающих совместно. В работе предложена классификация схем второй категории в зависимости от функций модуля ИВ в комбинированных (модуль ИВ + фильтр Калмана) схемах. Проведен анализ реализаций, определены преимущества и недостатки различных схем при сравнении по таким характеристикам, как точность, возможность функционирования в реальном времени и эффективность применения в системах с БИНС низкого класса (например, МЭМС). Преимущества и недостатки каждой схемы приведены в табл. 3. Наиболее перспективными с позиции реализации в реальном времени на МЭМС являются схемы на основе комбинации фильтра Калмана, сетей радиально-базисных функций и временного ряда (*RBF* + временной ряд + фильтр Калмана) [41], а также структура на основе фильтра Калмана и технологии экстремального обучения (*ELM* + фильтр Калмана) [41]. В отличие от остальных категорий интеграция БИНС и СНС с использованием фильтра Калмана, реализованного с помощью модулей ИВ, обеспечивает эффективную оценку всего набора навигационных параметров (координат, скоростей и углов ориентации). Однако при проектировании и исследовании БИНС/СНС с элементами ИВ возникают проблемы, не обеспеченные методически, алгоритмически или системно.

1. Проблема выбора оптимальной конфигурации модулей ИВ (с позиции переменных вход/выход). В каждой рассмотренной работе предложена своя конфигурация без каких-либо доказательств или сравнений с другими конфигурациями.

Таблица 3

## Преимущества и недостатки применения методов ИВ в ИНС/СНС

Схема, год реализации	Модуль ИВ	Модуль ИВ + фильтр Калмана	Конфигурация системы (модуль ИВ/размер вектора состояния фильтра Калмана)	Выходные параметры (при отсутствии СНС)			Класс БИНС (нетестированный ✗, тестированный ✓)			Возможность реализации в реальном времени	Точность	Общий рейтинг
				Координаты	Скорость	Углы ориентации	Навигационный	Тактический	МЭМС			
PUA [16], 2006 г.	✓	✗	MLP/-	✓	✗	✗	✗	✓	✗	✗	★	★
PUA_CNN [19], 2008 г.	✓	✗	CCN/-	✓	✗	✗	✓	✗	✓	✗	★★	★★
PUA_RF [21], 2013 г.	✓	✗	RF/-	✓	✗	✗	✗	✗	✓	✗	★★★	★★★
P- $\delta$ P (MLP) [17], 2003 г.	✓	✗	MLP/-	✓	✗	✗	✓	✗	✗	✗	★	★
P- $\delta$ P (RBF) [24], 2007 г.	✓	✗	RBF/-	✓	✗	✗	✓	✓	✗	✗	★★	★★
P- $\delta$ P (ANFIS) [29], 2007 г.	✓	✗	ANFIS/-	✓	✗	✗	✓	✗	✗	✗	★★	★★
P- $\delta$ P + V - $\delta$ V [18], 2007 г.	✓	✗	ANFIS/-	✓	✓	✗	✓	✗	✗	✗	★★	★★
P- $\delta$ P + V - $\delta$ V [31], 2011 г.	✓	✗	GANFIS/-	✓	✓	✗	✓	✗	✗	✗	★★★	★★★



2. Очень быстрое развитие методов машинного обучения, появление многих новых подходов, которые еще не нашли применения в области систем навигации, например развивающиеся нечеткие системы (*Evolving Fuzzy Systems* [42]), системы, управляемые потоками данных (*Data Driven Systems* [43]), глубокое обучение (*Deep Learning* [44]) и др.

3. Использование в рассмотренных работах только слабосвязанной схемы комплексирования для интеграции ИНС и СНС. Другие схемы комплексирования (например, сильносвязанная схема) не рассмотрены.

4. Применение в качестве интегрирующего фильтра расширенного фильтра Калмана. Другие варианты, такие как сигма-точечный фильтр Калмана, не рассмотрены. По сравнению с расширенным фильтром Калмана сигма-точечный фильтр менее чувствителен к нелинейностям моделей процесса и наблюдений.

5. Превосходство комбинированных схем (модуль ИВ + фильтр Калмана) над схемами только на базе ИВ (установлено экспериментально), но неизвестно, какая комбинация лучше — компенсирование погрешностей фильтра Калмана с использованием модулей ИВ или интеграция БИНС и СНС на основе фильтра Калмана, реализованного на оценках измерений модулей ИВ, поскольку сравнительный анализ таких схем не проводился.

Перечисленные проблемы определяют наиболее актуальные направления исследований в области навигационных систем с использованием технологии интеллектуальных вычислений.

## ЛИТЕРАТУРА

- [1] Grewal M.S., Weill L.R., Andrews A.P. Global positioning systems, inertial navigation, and integration. John Wiley & Sons, 2007.
- [2] Hofmann-Wellenhof B., Lichtenegger H., Wasle E. GNSS — global navigation satellite systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more. Springer, 2008.
- [3] Farrell J., Barth M. The global positioning system and inertial navigation. McGraw-Hill, 1999.
- [4] Матвеев В.В. Инерциальные навигационные системы. Тула, Изд-во ТулГУ, 2012.
- [5] Матвеев В.В., Распопов В.Я. Основы построения бесплатформенных инерциальных навигационных систем. СПб., ОАО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2009.
- [6] Brown R.G., Hwang P.Y. Introduction to random signals and applied Kalman filtering: with MATLAB. Exercises and solutions. Wiley, 1997.
- [7] Crassidis J.L., Junkins J.L. Optimal estimation of dynamic systems. CRC press, 2011.
- [8] Vanicek P., Omerbasic M. Does a navigation algorithm have to use a Kalman filter? *CASI*, 1999, vol. 45, no. 3, pp. 292–296.

- [9] Sharaf R., Taha M., Tarbouchi M., et al. Merits and limitations of using fuzzy inference system for temporal integration of INS/GPS in vehicular navigation. *Soft Comput.*, 2007, vol. 11, iss. 9, pp. 889–900. DOI: 10.1007/s00500-006-0140-0
- [10] Потапов А.С. Технологии искусственного интеллекта. СПб., СПбГУ ИТМО, 2010.
- [11] Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. Prentice Hall, 1998.
- [12] Eiben A.E., Smith J.E. Introduction to evolutionary computing. Springer, 2003.
- [13] Giarratano J.C., Riley G. Expert systems: principles and programming. Brooks/Cole, 1989.
- [14] Mitchell M. An introduction to genetic algorithms. MIT Press, 1998.
- [15] Chiang K.-W., Noureldin A., El-Sheimy N. A new weights updating method for neural networks based INS/GPS integration architectures. *Meas. Sci. Technol.*, 2004, vol. 15, no. 10, pp. 2053–2061. DOI: 10.1088/0957-0233/15/10/015
- [16] El-Sheimy N., Chiang K.-W., Noureldin A. The utilization of artificial neural networks for multisensor system integration in navigation and positioning instruments. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2006, vol. 55, no. 5, pp. 1606–1615. DOI: 10.1109/TIM.2006.881033
- [17] Noureldin A., Osman A., El-Sheimy N. A neuro-wavelet method for multi-sensor system integration for vehicular navigation. *Meas. Sci. Technol.*, 2003, vol. 15, no. 2, pp. 404–412. DOI: 10.1088/0957-0233/15/2/013
- [18] Noureldin A., El-Shafie A., El-Sheimy N. Adaptive neuro-fuzzy module for inertial navigation system/global positioning system integration utilising position and velocity updates with real-time cross-validation. *IET Radar, Sonar Nav.*, 2007, vol. 1, iss. 5, pp. 388–396. DOI: 10.1049/iet-rsn:20070001
- [19] Chiang K.W., Noureldin A., El-Sheimy N. Constructive neural-networks-based MEMS/GPS integration scheme. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2008, vol. 44, iss. 2, pp. 582–594. DOI: 10.1109/TAES.2008.4560208
- [20] Fahlman S.E., Lebiere C. The cascade-correlation learning architecture. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1990, vol. 2, pp. 524–532.
- [21] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, vol. 45, iss. 1, pp. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324
- [22] Adusumilli S., Bhatt D., Wang H., et al. A low-cost INS/GPS integration methodology based on random forest regression. *Expert Syst. Appl.*, 2013, vol. 40, iss. 11, pp. 4653–4659. DOI: 10.1016/j.eswa.2013.02.002
- [23] Moré J.J. The Levenberg — Marquardt algorithm: implementation and theory. In: *Numerical analysis*. Springer, 1978, pp. 105–116.
- [24] Sharaf R., Noureldin A., Osman A., et al. Online INS/GPS integration with a radial basis function neural network. *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.*, 2005, vol. 20, iss. 3, pp. 8–14. DOI: 10.1109/MAES.2005.1412121
- [25] Sharaf R., Noureldin A. Sensor integration for satellite-based vehicular navigation using neural networks. *IEEE Trans. Neural Netw.*, 2007, vol. 18, iss. 2, pp. 589–594. DOI: 10.1109/TNN.2006.890811



- [26] Jang J.-S.R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, 1993, vol. 23, iss. 3, pp. 665–685. DOI: 10.1109/21.256541
- [27] Taha M.R., Noureldin A., El-Sheimy N. Improving INS/GPS positioning accuracy during GPS outages using fuzzy logic. *Proc. 16th Int. Tech. Meeting of the Satellite Division of the Inst. of Navigation (ION GPS/GNSS 2003)*. Portland, 2003, pp. 499–508.
- [28] Bezdek J.C. Objective function clustering. In: *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Springer, 1981, pp. 43–93.
- [29] Noureldin A., El-Shafie A., Taha M.R. Optimizing neuro-fuzzy modules for data fusion of vehicular navigation systems using temporal cross-validation. *Eng. Appl. Artif. Intel.*, 2007, vol. 20, iss. 1, pp. 49–61. DOI: 10.1016/j.engappai.2006.03.002
- [30] Kohavi R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *IJCAI*, 1995, vol. 14, no. 2, pp. 1137–1145.
- [31] Hasan A.M., Samsudin K., Ramli A.R., et al. Automatic estimation of inertial navigation system errors for global positioning system outage recovery. *J. Aerospace Eng.*, 2011, vol. 225, iss. 1, pp. 86–96. DOI: 10.1243/09544100JAERO731
- [32] Hasan A.M., Samsudin K., Ramli A.R. Optimizing of ANFIS for estimating INS error during GPS outages. *J. Chin. Inst. Eng.*, 2011, vol. 34, iss. 7, pp. 967–982. DOI: 10.1080/02533839.2011.591970
- [33] Kennedy J. Particle swarm optimization. In: *Encyclopedia of machine learning*. Springer, 2011, pp. 760–766.
- [34] Hou H., El-Sheimy N. Inertial sensors errors modeling using Allan variance. *Proc. 16th Int. Tech. Meeting of the Satellite Division of the Inst. of Navigation (ION GPS/GNSS 2003)*. Portland, 2016, pp. 1209–1213.
- [35] Goodall C., Syed Z., El-Sheimy N. Improving INS/GPS navigation accuracy through compensation of Kalman filter errors. *IEEE Veh. Tech. Conf.*, 2006, pp. 1090–3038. DOI: 10.1109/VTTCF.2006.578
- [36] Abdel-Hamid W., Noureldin A., El-Sheimy N. Adaptive fuzzy prediction of low-cost inertial-based positioning errors. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, 2007, vol. 15, iss. 3, pp. 519–529. DOI: 10.1109/TFUZZ.2006.889936
- [37] Noureldin A., Karamat T.B., Eberts M.D., et al. Performance enhancement of MEMS-based INS/GPS integration for low-cost navigation applications. *IEEE Trans. Veh. Tech.*, 2009, vol. 58, iss. 3, pp. 1077–1096. DOI: 10.1109/TVT.2008.926076
- [38] Wang J.J., Wang J., Sinclair D., et al. Neural network aided Kalman filtering for integrated GPS/INS geo-referencing platform. *5th Symp. Mobile Mapping Tech.*, 2007, pp. 1–6.
- [39] Chen L., Fang J. A hybrid prediction method for bridging GPS outages in high-precision POS application. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2014, vol. 63, iss. 6, pp. 1656–1665. DOI: 10.1109/TIM.2013.2292277
- [40] Huang G.B., Wang D.H., Lan Y. Extreme learning machines: a survey. *Int. J. Mach. Learn. & Cyber.*, 2001, vol. 2, iss. 2, pp. 107–122. DOI: 10.1007/s13042-011-0019-y

[41] Jingsen Z., Wenjie Z., Bo H., et al. Integrating extreme learning machine with Kalman filter to bridge GPS outages. *ICISCE*, Beijing, 2016, pp. 420–424.

DOI: 10.1109/ICISCE.2016.98

[42] Kasabov N., Filev D. Evolving intelligent systems: methods, learning, and applications. *2006 Int. Symp. Evolv. Fuzzy Syst. Ambelside*, United Kingdom, 2006, pp. 8–18.

[43] Boulton A. Data-driven learning: taking the computer out of the equation. *Lang. Learn.*, 2010, vol. 60, iss. 3, pp. 534–572. DOI: 10.1111/j.1467-9922.2010.00566.x

[44] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neur. Networks*, 2015, vol. 61, pp. 85–117. DOI: 10.1016/j.neunet.2014.09.003

**Аль Битар Надер** — аспирант кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Гаврилов Александр Игоревич** — канд. техн. наук, доцент кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:**

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.

DOI: 10.18698/0236-3933-2019-1-62-89

## INTELLIGENT COMPUTING TECHNOLOGIES IN PROBLEMS OF IMPROVING INTEGRATED NAVIGATION SYSTEM ACCURACY

N. Al Bitar

naderalbitar@gmail.com

A.I. Gavrillov

alexgavrillov@mail.ru

**Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation**

---

### Abstract

The Kalman filter used to be the only means of integrating inertial and satellite navigation systems; however, it has its limitations, which prompted researchers to consider alternative integration methods, predominantly those based on intelligent computing. The last 15 years saw a number of investigations deal with the possibility of employing intelligent computing techniques in the field of integrated inertial and satellite navigation systems, implementing various approaches to combining computational intelligence modules with other

### Keywords

*Inertial navigation systems, satellite navigation systems, Kalman filter, intelligent computing, neural networks*

inertial and satellite navigation system units. As a result, several schemes emerged, the structure of which varies with the type of computational intelligence modules and the role they play in the inertial and satellite navigation systems. The paper presents a classification of intelligent navigation data evaluation schemes taking into account their structural specifics and principles of operation. We performed a comparative analysis of intelligent computing algorithm efficiency in terms of how accurate they are and how feasible to implement in inertial and satellite navigation systems. We also highlight certain aspects that should be considered in further research in this field

Received 09.07.2018

© Author(s), 2019

## REFERENCES

- [1] Grewal M.S., Weill L.R., Andrews A.P. Global positioning systems, inertial navigation, and integration. John Wiley & Sons, 2007.
- [2] Hofmann-Wellenhof B., Lichtenegger H., Wasle E. GNSS — global navigation satellite systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more. Springer, 2008.
- [3] Farrell J., Barth M. The global positioning system and inertial navigation. McGraw-Hill, 1999.
- [4] Matveev V.V. Inertsial'nye navigatsionnye sistemy [Inertial navigation systems]. Tula, TulGU Publ., 2012.
- [5] Matveev V.V., Raspopov V.Ya. Osnovy postroeniya besplatformennykh inertsial'nykh navigatsionnykh sistem [Fundamentals of designing strap down inertial navigation systems]. St. Petersburg, OAO "Kontsern "TsNII "Elektropribor" Publ., 2009.
- [6] Brown R.G., Hwang P.Y. Introduction to random signals and applied Kalman filtering: with MATLAB. Exercises and solutions. Wiley, 1997.
- [7] Crassidis J.L., Junkins J.L. Optimal estimation of dynamic systems. CRC Press, 2011.
- [8] Vanicek P., Omerbasic M. Does a navigation algorithm have to use a Kalman filter? *CASI*, 1999, vol. 45, no. 3, pp. 292–296.
- [9] Sharaf R., Taha M., Tarbouchi M., et al. Merits and limitations of using fuzzy inference system for temporal integration of INS/GPS in vehicular navigation. *Soft Comput.*, 2007, vol. 11, iss. 9, pp. 889–900. DOI: 10.1007/s00500-006-0140-0
- [10] Potapov A.S. Tekhnologii iskusstvennogo intellekta [Artificial intellect technologies]. St. Petersburg, SPbGU ITMO Publ., 2010.
- [11] Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. Prentice Hall, 1998.
- [12] Eiben A.E., Smith J.E. Introduction to evolutionary computing. Springer, 2003.
- [13] Giarratano J.C., Riley G. Expert systems: principles and programming. Brooks/Cole, 1989.

- [14] Mitchell M. An introduction to genetic algorithms. MIT Press, 1998.
- [15] Chiang K.-W., Noureldin A., El-Sheimy N. A new weights updating method for neural networks based INS/GPS integration architectures. *Meas. Sci. Technol.*, 2004, vol. 15, no. 10, pp. 2053–2061. DOI: 10.1088/0957-0233/15/10/015
- [16] El-Sheimy N., Chiang K.-W., Noureldin A. The utilization of artificial neural networks for multisensor system integration in navigation and positioning instruments. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2006, vol. 55, no. 5, pp. 1606–1615. DOI: 10.1109/TIM.2006.881033
- [17] Noureldin A., Osman A., El-Sheimy N. A neuro-wavelet method for multi-sensor system integration for vehicular navigation. *Meas. Sci. Technol.*, 2003, vol. 15, no. 2, pp. 404–412. DOI: 10.1088/0957-0233/15/2/013
- [18] Noureldin A., El-Shafie A., El-Sheimy N. Adaptive neuro-fuzzy module for inertial navigation system/global positioning system integration utilising position and velocity updates with real-time cross-validation. *IET Radar, Sonar Nav.*, 2007, vol. 1, iss. 5, pp. 388–396. DOI: 10.1049/iet-rsn:20070001
- [19] Chiang K.-W., Noureldin A., El-Sheimy N. Constructive neural-networks-based MEMS/GPS integration scheme. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2008, vol. 44, iss. 2, pp. 582–594. DOI: 10.1109/TAES.2008.4560208
- [20] Fahlman S.E., Lebiere C. The cascade-correlation learning architecture. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1990, vol. 2, pp. 524–532.
- [21] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, vol. 45, iss. 1, pp. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324
- [22] Adusumilli S., Bhatt D., Wang H., et al. A low-cost INS/GPS integration methodology based on random forest regression. *Expert Syst. Appl.*, 2013, vol. 40, iss. 11, pp. 4653–4659. DOI: 10.1016/j.eswa.2013.02.002
- [23] Moré J.J. The Levenberg — Marquardt algorithm: implementation and theory. In: *Numerical analysis*. Springer, 1978, pp. 105–116.
- [24] Sharaf R., Noureldin A., Osman A., et al. Online INS/GPS integration with a radial basis function neural network. *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.*, 2005, vol. 20, iss. 3, pp. 8–14. DOI: 10.1109/MAES.2005.1412121
- [25] Sharaf R., Noureldin A. Sensor integration for satellite-based vehicular navigation using neural networks. *IEEE Trans. Neural Netw.*, 2007, vol. 18, iss. 2, pp. 589–594. DOI: 10.1109/TNN.2006.890811
- [26] Jang J.-S.R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, 1993, vol. 23, iss. 3, pp. 665–685. DOI: 10.1109/21.256541
- [27] Taha M.R., Noureldin A., El-Sheimy N. Improving INS/GPS positioning accuracy during GPS outages using fuzzy logic. *Proc. 16th Int. Tech. Meeting of the Satellite Division of the Inst. of Navigation (ION GPS/GNSS 2003)*. Portland, 2003, pp. 499–508.
- [28] Bezdek J.C. Objective function clustering. In: *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Springer, 1981, pp. 43–93.

- [29] Noureldin A., El-Shafie A., Taha M.R. Optimizing neuro-fuzzy modules for data fusion of vehicular navigation systems using temporal cross-validation. *Eng. Appl. Artif. Intel.*, 2007, vol. 20, iss. 1, pp. 49–61. DOI: 10.1016/j.engappai.2006.03.002
- [30] Kohavi R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *IJCAI*, 1995, vol. 14, no. 2, pp. 1137–1145.
- [31] Hasan A.M., Samsudin K., Ramli A.R., et al. Automatic estimation of inertial navigation system errors for global positioning system outage recovery. *J. Aerospace Eng.*, 2011, vol. 225, iss. 1, pp. 86–96. DOI: 10.1243/09544100JAERO731
- [32] Hasan A.M., Samsudin K., Ramli A.R. Optimizing of ANFIS for estimating INS error during GPS outages. *J. Chin. Inst. Eng.*, 2011, vol. 34, iss. 7, pp. 967–982. DOI: 10.1080/02533839.2011.591970
- [33] Kennedy J. Particle swarm optimization. In: *Encyclopedia of machine learning*. Springer, 2011, pp. 760–766.
- [34] Hou H., El-Sheimy N. Inertial sensors errors modeling using Allan variance. *Proc. 16th Int. Tech. Meeting of the Satellite Division of the Inst. of Navigation (ION GPS/GNSS 2003)*. Portland, 2016, pp. 1209–1213.
- [35] Goodall C., Syed Z., El-Sheimy N. Improving INS/GPS navigation accuracy through compensation of Kalman filter errors. *IEEE Veh. Tech. Conf.*, 2006, pp. 1090–3038. DOI: 10.1109/VTTCF.2006.578
- [36] Abdel-Hamid W., Noureldin A., El-Sheimy N. Adaptive fuzzy prediction of low-cost inertial-based positioning errors. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, 2007, vol. 15, iss. 3, pp. 519–529. DOI: 10.1109/TFUZZ.2006.889936
- [37] Noureldin A., Karamat T.B., Eberts M.D., et al. Performance enhancement of MEMS-based INS/GPS integration for low-cost navigation applications. *IEEE Trans. Veh. Tech.*, 2009, vol. 58, iss. 3, pp. 1077–1096. DOI: 10.1109/TVT.2008.926076
- [38] Wang J.J., Wang J., Sinclair D., et al. Neural network aided Kalman filtering for integrated GPS/INS geo-referencing platform. *5th Symp. Mobile Mapping Tech.*, 2007, pp. 1–6.
- [39] Chen L., Fang J. A hybrid prediction method for bridging GPS outages in high-precision POS application. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2014, vol. 63, iss. 6, pp. 1656–1665. DOI: 10.1109/TIM.2013.2292277
- [40] Huang G.B., Wang D.H., Lan Y. Extreme learning machines: a survey. *Int. J. Mach. Learn. & Cyber.*, 2001, vol. 2, iss. 2, pp. 107–122. DOI: 10.1007/s13042-011-0019-y
- [41] Jingsen Z., Wenjie Z., Bo H., et al. Integrating extreme learning machine with Kalman filter to bridge GPS outages. *ICISCE*, Beijing, 2016, pp. 420–424. DOI: 10.1109/ICISCE.2016.98
- [42] Kasabov N., Filev D. Evolving intelligent systems: methods, learning, & applications. *2006 Int. Symp. Evolv. Fuzzy Syst. Ambelside*, United Kingdom, 2006, pp. 8–18.
- [43] Boulton A. Data-driven learning: taking the computer out of the equation. *Lang. Learn.*, 2010, vol. 60, iss. 3, pp. 534–572. DOI: 10.1111/j.1467-9922.2010.00566.x
- [44] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: an overview. *Neur. Networks*, 2015, vol. 61, pp. 85–117. DOI: 10.1016/j.neunet.2014.09.003



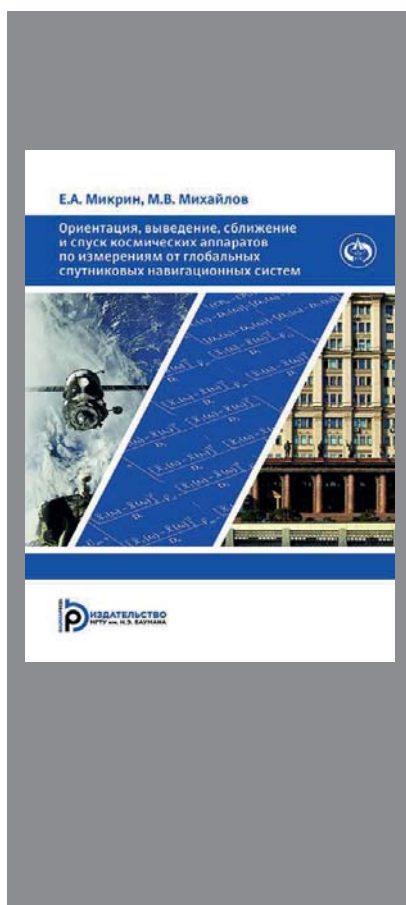
**Al Bitar N.** — Post-Graduate Student, Department of Automatic Control Systems, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Gavrilov A.I.** — Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Automatic Control Systems, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Please cite this article in English as:**

Al Bitar N., Gavrilov A.I. Intelligent Computing Technologies in Problems of Improving Integrated Navigation System Accuracy. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2019, no. 1, pp. 62–89 (in Russ.).

DOI: 10.18698/0236-3933-2019-1-62-89



В Издательстве МГТУ им. Н.Э. Баумана  
вышло в свет учебное пособие авторов

**Е.А. Микрина, М.В. Михайлова**

**«Ориентация, выведение, сближение  
и спуск космических аппаратов  
по измерениям от глобальных  
спутниковых навигационных систем»**

Рассмотрены задачи координатно-временного обеспечения космического аппарата, решаемые аппаратурой спутниковой навигации, а именно: формирование бортовой шкалы времени; определение ориентации; навигация при сближении и спуске космического аппарата в атмосфере, а также навигация средств выведения.

Для студентов и аспирантов авиа- и ракетостроительных специальностей высших технических учебных заведений, научных работников и инженеров, занимающихся разработкой, проектированием и испытаниями навигационных систем космических аппаратов.

**По вопросам приобретения обращайтесь:**

105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1

+7 (499) 263-60-45

press@bmstu.ru

<http://baumanpress.ru>