

**АНАЛИЗ ЭЛЕМЕНТОВ ТЕХНОЛОГИИ DATAFUSION
ПРИМЕНИТЕЛЬНО К ЗАДАЧЕ КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ ДАННЫХ
СИСТЕМЫ НАВЕДЕНИЯ С ПЛАТФОРМОЙ ТЕХНИЧЕСКОГО
ЗРЕНИЯ И СИСТЕМЫ ОРИЕНТАЦИИ И СТАБИЛИЗАЦИИ**

Статья посвящена анализу методов и элементов технологии DataFusion применительно к задаче повышения точности работы систем беспилотных летательных аппаратов. Было проведено исследование методов слияния данных, их сопоставления и анализа, а также методы оценки состояния системы. С учетом разнородности и объема данных в системе ориентации и стабилизации применение технологии DataFusion позволит оптимальным образом решить задачу повышения точности при оптимизации вычислительных затрат.

Комплексирование данных, DataFusion, слияние данных, оценка состояния решений.

Aksenov Vasilij Valerievich

**ANALYSIS OF ELEMENTS OF DATAFUSION TECHNOLOGY IN
APPLICATION TO THE PROBLEM OF COMPLEXING DATA OF A
GUIDANCE SYSTEM WITH A TECHNICAL VISION PLATFORM AND
AN ORIENTATION AND STABILIZATION SYSTEM**

The article is devoted to the analysis of methods and elements of DataFusion technology in relation to the task of increasing the accuracy of unmanned aerial vehicle systems. Research was carried out on methods for data fusion, comparison and analysis, as well as methods for assessing the state of the system. Taking into account the heterogeneity and volume of data in the orientation and stabilization system, the

use of DataFusion technology will allow us to optimally solve the problem of increasing accuracy while optimizing computational costs.

Data integration, DataFusion, data merging, decision status assessment.

Введение

В настоящий момент все более актуальной становится поиск нетрадиционных решений по оптимизации управления беспилотными летательными аппаратами. Важно понимать, что для решения некоторых задач автономность работы при условии обеспечения заданной точности является важной составляющей.

Перспективным видится комплексирование данных инерциальной системы (ИНС) и системы наведения (СН). ИНС позволяет определять траекторию движения ЛА, скорость и направление движения. Использование системы технического зрения для оптического наведения позволяет формировать сигналы и алгоритмы для стабилизации относительно точки интереса (ТИ). Такая система дает возможность определять ориентацию, распознавать объекты, управлять исполнительными механизмами для коррекции траектории и стабилизации линии визирования.

С учётом того, что объём данных очень значителен, и получается от датчиков или источников, имеющих зачастую различную физическую природу и, соответственно, разные системы измерения, видится целесообразным интеграцию ИНС с системой оптического наведения реализовать с помощью методов вычисления и фильтрации действительных векторов состояния. Для этого возможно использовать технологию DataFusion, которая обеспечивает слияние данных от датчиков различных систем (ИНС и СН), их сопоставление, оценку состояния систем и выдачу необходимых уточнённых управляющих сигналов в контуры ориентации и стабилизации ЛА. Таким образом в алгоритмах наведения и ориентации будут использованы несколько входных векторов [1].

Комплексирование данных

Комплексирование данных – сложная, многоуровневая задача. В зависимости от целей, конструктивных особенностей технической системы, специфики узлов и элементов, математической модели зависит технология объединения данных. От этого зависит и выбор конкретных решений на всех уровнях комплексирования, к которым относятся:

- методы слияния данных;
- методы сопоставления и анализа объединяемых данных;

- методы оценки состояния системы;
- алгоритмы формирования решений.

Методы слияния данных

Следует сказать, что как таковой единой принятой классификации методов слияния нет. Однако, можно выделить несколько классификаций в зависимости от основных критериев:

- в зависимости от соотношения между источниками входных данных, которые могут быть взаимодополняющие, избыточные или совместные (классификация Дюрранта-Уайта) [2];

- по типу и природе входных и выходных данных (DFD модель или классификация Дасарати) [3];

- в зависимости от уровня абстракции используемых данных можно выделить необработанные измерения, сигналы и функции или решения [4];

- по уровню данных, используемых для слияния (модель JDL). В данной модели пять уровней последовательной обработки данных (от уровня 0 до уровня 4) должны быть сгруппированы в две группы: низкоуровневый синтез и высокоуровневый синтез [5];

- по типу архитектуры различают централизованную, децентрализованную, распределенную и иерархические модели.

В настоящее время наиболее широко используются две модели. Это JDL модель и DFD модель. Одной из особенностей JDL является возможность использования неопределенностей из предыдущих или последующих результатов в процессе синтеза (петля обратной связи), что может влиять на качество результата. Предполагается, что данная модель может быть уточнена и/или расширена [6, 7]. Однако необходимо понимать два важных фактора:

- JDL – это первая модель объединения данных;
- корни JDL берут свое начало в военной сфере, и используемые термины ориентированы на риски, которые обычно возникают в этих сценариях.

Модель Дасарати отличается от модели JDL принятой терминологией и используемым подходом. Первый ориентирован на различия между входными и выходными результатами, независимо от используемого метода слияния.

Таким образом, модель Дасарати представляет собой более свободную модель для задач слияния используемых данных, тогда как модель

JDL больше представляет из себя методику для построения систем слияния данных.

К сказанному необходимо добавить, что согласно анализу, сделанному F. Castanedo [8], централизованный подход к структуре управления синтезом данных является оптимальным в случаях, когда нет затрат на передачу данных и есть достаточные вычислительные ресурсы. Отметим, что для целей, требующих автономность работы ЛА, такой вариант также допустим.

Методы сопоставления и анализа объединяемых данных

Выбор методов и методик сопоставления и анализа объединяемых данных зависит от типа задачи и установленных допущений для каждой методики. К группе методов слияния статистических данных относятся такие, как NN, PDA (был предложен Y. Bar-Shalom и E. Tse) [9], JPDA [10], МНТ (идея integer-программирования предложена С. L. Morefield, доработана D. B. Reid [11, 12]).

Алгоритм Nearest Neighbor (NN) достаточно простой метод выявления соотношений между признаками классифицируемого объекта с аналогичными признаками, которыми обладают ближайшие соседние объекты. Безусловным преимуществом метода является его простота. Недостатком является неустойчивость к ложным целям. Корректная работа может быть обеспечена только при низкой шумовой плотности среды.

Алгоритм Probabilistic Data Association (PDA) реализует байесовский принцип. Он является модифицированным фильтром выявления признаков отношения параметров объекта к группе. Отличие от предыдущего метода заключается в использовании синтезируемой группы признаков, формируемой по весовым значениям, для формирования текущей оценки параметров объекта. Данный алгоритм также может быть корректен только при анализе одиночных объектов.

Алгоритм Joint Probabilistic Data Association (JPDA) можно назвать расширенным PDA. Данный алгоритм допускает наличие других объектов, некоторые признаки которых могут пересекаться с интересующим. И вероятность принадлежности точки интереса по оцениваемым параметрам рассчитывается с учетом возможной принадлежности к другим группам объектов.

Алгоритм Multi Hypothesis Tracking (МНТ) является достаточно продуктивным методом выявления соотношений. Здесь реализуется байесовский принцип через построение дерева гипотез возможных соотношений и

вычисление апостериорных вероятностей соотношений по данным всей выборки измерений, от начала до текущей, с формированием рабочей группы гипотез путем исключения гипотез с апостериорной вероятностью ниже пороговой. Данный метод имеет весьма высокие показатели качества, в том числе фильтрации шумовых помех. Однако требует больших вычислительных затрат, поэтому на практике применяется не так часто.

Выделяя общие черты, характерные для методов данной группы, можно сказать, что они могут быть оптимальными только в определенных условиях [13]. Во-первых, допущение, что цели движутся независимо друг от друга и измерения обычно не проводятся около их предполагаемого положения, достаточно сомнительно само по себе. Во-вторых, статистические методы моделируют все события как вероятностные, следовательно, как правило, имеют несколько параметров и высокую вероятность некорректных измерений и формирования ошибок обнаружения. Этот фактор может являться критическим. Например, в случае алгоритма МНТ должны быть установлены конкретные параметры, которые в большинстве случаев сложны для определения, в то время как алгоритм достаточно чувствителен даже к небольшим отклонениям в измерениях этих параметров [14]. С другой стороны, статистические методы, которые одновременно обрабатывают несколько кадров, являются вычислительно затратными.

В отличие от централизованных, методы распределенного слияния данных создают некоторые проблемы в процессе слияния:

- пространственное и временное выравнивание информации;
- непоследовательные измерения;
- корреляция данных [15, 16].

Присущая распределенным системам избыточность может быть использована с помощью методов распределенной логики и кооперативных алгоритмов для улучшения оценок отдельных узлов [17].

Отдельно стоит остановиться на получившей сравнительно недавно развитие тенденции использования методов, основанных на идее геометрического (графического) представления низкоуровневого измерения в множествах.

Графические модели – это формализация представления и логических операций с вероятностями и автономностью. Графическая модель представляет собой условную декомпозицию синтезированной вероятности. Графическая модель может быть представлена в виде графа, содержащего случайные переменные в виде вершин или узлов, возможную зависимость

в виде ребер и выделенные дублирующие подструктуры с индексацией соответствующих переменных. Таким образом структурируется синтезированное распределение по случайным величинам, которое может быть разложено на произведение факторов, каждый из которых зависит только от подмножества переменных.

Существует два основных класса графических моделей:

- Байесовские сети или направленные графические модели;
- Марковские поля или неориентированные графические модели.

С помощью структуры, основанной на графических моделях, достаточно эффективно решается проблема распределенного соотношения данных в синхронизированных сенсорных сетях с перекрывающимися областями и наличием шумовой составляющей [18]. Однако существуют высокие требования к точности определения корреляции переменных при построении модели.

Методы оценки состояния системы

Методы оценки состояния систем направлены на определение состояния цели при движении (типичное положение) с учетом наблюдения или измерений. При этом известно, что не все данные, полученные для формирования оценки цели будут относиться непосредственно к ней. Определённый объем данных может быть шумовым. Фаза оценки состояния является общим этапом в алгоритмах слияния данных, поскольку наблюдение цели может производиться от различных датчиков или источников, а конечной целью является получение достаточной информации для оценивания.

Данная задача включает в себя определение значений векторного состояния (например, размера, положения, скорости цели и т.д.), которые максимально соответствуют наблюдаемым данным. С математической точки зрения имеется набор избыточных данных наблюдений, а задача заключается в том, чтобы найти набор параметров, который отражает наилучшее соответствие наблюдаемых данных реальным. Методы оценки состояния относятся к уровням 0 (предварительная обработка исходных данных) и 1 (уточнение объекта) по классификации, применяемой в модели JDL [5] и могут быть разделены на две широкие группы:

- линейная динамика и измерения: здесь задача оценивания имеет стандартное решение. В частности, когда уравнения состояния является за распределением Гауссовским. В таком случае оптимальное теоретическое решение может быть основано на классическом варианте фильтра Калмана.;

- нелинейная динамика: задача оценки состояния значительно усложняется, и, как такового аналитического решения такой задачи в общем виде с подтверждением положительными испытаниями алгоритма на практике нет.

Большинство методов оценки состояния основаны на теории управления и используют законы вероятности для вычисления векторного состояния из векторного измерения или потока таких измерений. Наиболее распространенными считаются:

- Методы максимальной вероятности Maximum likelihood (ML) и максимальной апостериорной вероятности Maximum posterior (MAP) [19], которые являются вероятностными и используются в задачах, когда переменная состояния x следует неизвестному распределению вероятностей.

Оба метода (ML и MAP) направлены на поиск наиболее вероятного значения для состояния x . Однако ML предполагает, что x является фиксированным, но неизвестным значением из пространства параметров, тогда как MAP рассматривает x как случайную величину с известной априорной вероятностной функцией плотности y . Методы являются эквивалентными, когда нет априорной информации о x , то есть, когда есть только наблюдения. Недостатками указанных методов являются требование к наличию аналитической или эмпирической модели сенсоров для априорного распределения и вычисления функции вероятности и систематическое некорректное определение дисперсии распределения.

- Фильтр Калмана [20] является рекурсивным фильтром, оценивающим вектор состояния динамической системы, используя ряд неполных и зашумленных измерений. Алгоритм фильтра – итеративный, на каждом шаге оценивает состояние системы по данным, принятым с датчиков, с учетом состояния системы на предыдущем шаге. Фильтр Калмана имеет разновидности и в зависимости от условий применения, может быть, применен как классический вариант (если распределение шума является Гауссовским) [21], либо нелинейный рекурсивный вариант [22]. В некоторых случаях, когда задачей для наблюдателя является оценка состояния системы по небольшому числу источников (как правило, два или три), либо в случаях равнодискретных и равноточных измерений, возможно применение более простых фильтров. Это – комплементарный фильтр Альфа-Бетта или его расширенный на один уровень вариант – фильтр Альфа-Бетта-Гамма. По сути, это упрощенные варианты фильтра Калмана [23]. Критерием оптимальности указанных фильтров так же, как и в фильтре Калмана

служит минимум среднего квадрата ошибки. Недостатками группы методов являются: требование к наличию вероятностных характеристик входных/выходных сигналов динамической системы, шума и ошибок измерений, высокая вычислительная затратность и возможность расходимости процесса фильтрации.

- Фильтр частиц представляет собой рекурсивный алгоритм определения плотности вероятности из нескольких случайных выборок, называемых частицами, с использованием принципов Монте-Карло [24]. Данный метод считается более гибким, чем фильтры Калмана [13, 22], и может справляться с нелинейными задачами в динамических моделях при негауссовской плотности распределения шума. Однако у них есть и некоторые недостатки. Для получения допустимой дисперсии результате оценивания требуется большое количество частиц, и, как следствие фильтр будет априори вычислительно-затратным.

- Распределенный фильтр Калмана [25] осуществляет фильтрацию в условиях с синхронизированной работой сети сенсоров, с территориальной локализацией вычислительной обработки данных сенсоров или их групп. При этом управления потоками данных может быть как централизованной, так и децентрализованной.

- Фильтр распределенных частиц, который в последнее время привлекает все больше внимания [26-31]. Данный метод может быть использован для мониторинга динамической среды с нелинейными характеристиками и негауссовским распределением шума, описываемой марковской моделью множества состояний. Для обеспечения точности результата оценивания используется техника непоследовательных измерений, регенерации и определения плотности распределения в различные моменты измерений. Это формирует требования к объему хранилища данных для большого числа оцененных частиц и больших вычислительных затрат.

- Методы ковариационной согласованности (пересечения и объединения), предложенные J. K. Uhlmann [32] зарекомендовали себя, как достаточно отказоустойчивые. Они не включают в себя методы оценки. Однако, скорее, они являются методами синтеза оценок. Необходимо отметить, что данные методы могут быть использованы в комбинации с комплементарным фильтром или фильтром Калмана.

Методы слияния решений

Решение, как правило, принимается на основе понимания оцениваемой ситуации, которое применительно к задаче слияния данных формиру-

ется множеством источников. Методы слияния решений должны быть направлены на обеспечение формирования высокоуровневого вывода о ситуации в целом и отдельных событиях, происходящих в анализируемом поле. Указанные методы часто используют символическую информацию. И, учитывая множество ограничений в совокупности с высокой неопределенностью, процесс слияния требует проведения логических операций. Методы слияния решений подпадают под уровни: 2 (оценка ситуации), 3 (оценка воздействия) и 4 (уточнение процесса) по классификации, принятой в модели слияния данных JDL.

Выделим основные методы:

1. Байесовские модели слияния основываются на формализации объединения доказательств с учетом принципов теории вероятностей. Неопределенность представлена с использованием условных вероятностных терминов, которые описывают предположения и принимают значения в интервале $[0, 1]$, где ноль указывает на полное отсутствие соответствия правдоподобности, а единица - на абсолютное соответствие.

Основные недостатки данных моделей были сформулировали Hall и Llinas [33]:

- трудности определения априорных значений вероятностей;
- вычислительные сложности в ситуации, когда существует большое количество потенциальных гипотез и значительное число событий, зависящих от условий;
- основная гипотеза должна быть исключительной;
- трудности описания условных решений.

2. Метод Демпстера-Шейфера, основанный на математических теориях, введенных Демпстером [34] и Шейфером [35], который, по сути, обобщая байесовскую теорию, обеспечивает формализацию представления неполных знаний, актуализирующих доказательства и их комбинации для более четкого представления условностей [36]. Основной идеей является представление массива оцениваемых данных совокупностью гипотез, являющихся элементами системы с задаваемой вероятностью через функцию веса, итоговое сопоставление которых формирует выводы.

В отличие от байесовского метода, в методе Демпстера-Шейфера априорные значения вероятностей не требуются, так как они присваиваются в момент получения информации. Анализ использования методов Демпстера-Шейфера и Байеса в задаче комплексирования данных применительно к контекстно-зависимой среде с динамическими изменяющимися весо-

выми характеристиками, в зависимости от показаний сенсоров [37-40], показал возможность калибровки синтеза по ходу изменений данных, получаемых от датчиков.

3. Абдуктивные методы представляют собой совокупность логических операций, при котором гипотеза выбирается из предположения, что в случае, если она верна, она наиболее точно объясняет наблюдаемое событие. Таким образом данные методы представляют собой скорее шаблон логических операций, чем метод слияния данных и может использоваться в алгоритмах вывода с элементами нечеткой логики [41].

4. Семантические методы слияния решений в качестве входных используют семантические данные из разных источников и могут обеспечить более точные результаты, чем основывающиеся на отдельных источниках. В настоящее время наблюдается рост интерес к методикам, автоматически определяющим наличие семантических признаков, например в видеопотоке. [42].

Семантическое слияние информации – по сути своей, представляет собой схему фильтрации, обеспечивающую обмен необработанных данных с датчиков между узлами только при наличии в них результативной семантической составляющей. Семантическое слияние информации обычно охватывает два этапа: построение знаний и формирование вывода.

Методы этой группы довольно гибкие, но требуют определения и сохранения в базе возможных вариантов сценарного поведения, что заранее не всегда является осуществимым.

Также следует заметить, что задача комплексирования рассматривается с учетом требования обеспечений автономности работы систем БПЛА. Поэтому последние две группы методов неактуальны.

Выводы

В настоящей статье рассмотрены основные методы и элементы технологии DataFusion применительно к задаче повышения точности работы систем беспилотных летательных аппаратов, отвечающих за выделение и фиксацию динамического объекта (точки интереса), а также управление ориентацией и стабилизацией относительно ТИ платформы с системой технического зрения БПЛА. В частности, речь идет о повышении точности работы системы наведения с платформой технического зрения и инерциальной системы.

Необходимо заметить, что в настоящее время основная масса исследований в направлении комплексирования данных в беспилотных лета-

тельных аппаратах идет по пути коррекции управления траекторного движения через синтез данных датчиков инерциальной системы и спутниковых систем, имеющих априори точность более высокого порядка [43- 46]. Методы слияния при этом соответствуют диапазону от уровня 0 до уровня 2 по классификации, принятой в модели слияния данных JDL.

Для конкретизации задачи, с учетом выводов, сделанных в ходе проведенного анализа источников, целесообразно учесть факторы и требования, которые должны быть учтены.

1. Касаемо системы наведения с платформой технического зрения:

- с одной стороны, система наведения и автопилотный блок, включающий инерциальную систему являются конструктивными элементами единой системы (ЛА) с частично пересекающимся функционалом (речь идет о функциях навигации, ориентации и стабилизации объекта относительно ТИ для ИНС, и ориентации и стабилизации платформы технического зрения относительно той же ТИ – для СН);

- с другой стороны, указанные элементы являются отдельными системами, имеющие свои конструктивные и технологические особенности, и поэтому разрабатываются и изготавливаются также отдельно (зачастую, с учетом технологических особенностей и специализации, разными научно-производственными единицами).

2. Касаемо возможности использования данных внешних независимых источников, имеющих более высокий класс точности:

- В связи с требованиями задачи обеспечения автономности работы БПЛА, использование внешних сигналов не рассматривается.

3. Касаемо уровня данных, используемых для синтеза:

- И СН и ИНС являются системами, точность работы которых удовлетворяет требования технических заданий на них, включая параметры, характеризующие устойчивость выделения, фиксации и сопровождения ТИ, а также точность ориентации относительно ТИ. Кроме того, системы обладают необходимыми блоками, отвечающими за обеспечение фильтрации и преобразования первичных сигналов для последующей высокоуровневой обработки.

Таким образом, видится оптимальным решить задачу повышения точности при оптимизации вычислительных затрат.

Для этого предлагается:

- определить, что целесообразно использовать для комплексирования данные, соответствующие спектру от уровня 2 до уровня 4 по классификации, принятой в модели слияния данных JDL;
- выделить в качестве наиболее приемлемых Комплементарный фильтр Альфа-Бетта, фильтра Калмана, метод Демпстера-Шейфера;
- провести в дальнейшем сравнительную оценку эффективности комплексирования данных выбранными методами с подтверждением полунатурными испытаниями.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Аксенов В.В., Шадрин В.В.* Системы управления ориентацией и стабилизацией платформенных систем, оснащенные системой технического зрения. Изд-во «Комтех», 2022.;
2. *H. F. Durrant-Whyte*, Sensor models and multisensor integration, International Journal of Robotics Research, 1988;
3. *B. V. Dasarathy*, Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications, Proceedings of the IEEE, 1997;
4. *R. C. Luo, C.-C. Yih, and K. L. Su*, Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions, IEEE Sensors Journal, 2002;
5. JDL, Data Fusion Lexicon. Technical Panel For C3, F.E. White, San Diego, Calif, USA, Code 4²⁰, 1991;
6. *J. Llinas, C. Bowman, G. Rogova, A. Steinberg, E. Waltz, and F. White*, Revisiting the JDL data fusion model II, Technical Report, DTIC Document, 2004;
7. *E. P. Blasch and S. Plano*, JDL level 5 fusion model user refinement issues and applications in group tracking, in Proceedings of the Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XI, 2002;
8. *F. Castanedo*. A Review of Data Fusion Techniques. The Scientific World Journal, 2013;
9. *Y. Bar-Shalom and E. Tse*, Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association, Automatica, 1975;
10. *T. E. Fortmann, Y. Bar-Shalom, and M. Scheffe*, Multi-target tracking using joint probabilistic data association, in Proceedings of the 19th IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes, 1980;
11. *C. L. Morefield*, Application of 0-1 integer programming to multitarget tracking problems, IEEE Transactions on Automatic Control, 1977;
12. *D. B. Reid*, An algorithm for tracking multiple targets, IEEE Transactions on Automatic Control, 1979;

13. *J. Cox*, A review of statistical data association techniques for motion correspondence, *International Journal of Computer Vision*, 1993;
14. *C. J. Veenman, M. J. T. Reinders, and E. Backer*, Resolving motion correspondence for densely moving points, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001;
15. *F. Castanedo, M. A. Patricio, J. Garcia, and J. M. Molina*, Bottom-up/top-down coordination in a multiagent visual sensor network, in *Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS '07)*, 2007;
16. *F. Castanedo, J. Garcia, M. A. Patricio, and J. M. Molina*, Analysis of distributed fusion alternative sin coordinated vision agents, in *Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion (FUSION '08)*, 2008;
17. *F. Castanedo, J. Garcia, M. A. Patricio, and J. M. Molina*, Data fusion to improve trajectory tracking in a cooperative surveillance multi-agent architecture, *Information Fusion*, 2010;
18. *Koller and N. Friedman*, *Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques*, MIT press, 2009;
19. *C. Brown, H. Durrant-Whyte, J. Leonard, B. Rao, and B. Steer*, Distributed data fusion using Kalman filtering: a robotics application, in *Data, Fusion in Robotics and Machine Intelligence*, M. A. Abidi and R. C. Gonzalez, 1992;
20. *R.E. Kalman*, A new approach to linear filtering and prediction problems, *Journal of Basic Engineering*, 1960;
21. *R. C. Luo and M. G. Kay*, Data fusion and sensor integration: state-of-the-art 1990s, in *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*, 1992;
22. *Welch and G. Bishop*, *An Introduction to the Kalman Filter*, ACM SIC-CRAPH, 2001 Course Notes, 2001;
23. *Зинова В.В.* Синтез и исследование алгоритмов фильтрации, применяемых на этапе вторичной обработки радиолокационной информации, МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2018;
24. *D. Crisan and A. Doucet*, A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002;
25. *M. E. Liggins II, C.-Y. Chong, I. Kadar et al.*, Distributed fusion architectures and algorithms for target tracking, *Proceedings of the IEEE*, 1997;
26. *S. Bashi, V. P. Jilkov, X. R. Li, and H. Chen*, Distributed implementations of particle filters, in *Proceedings of the 6th International Conference of Information Fusion*, 2003;

27. *M. Coates*, Distributed particle filters for sensor networks, in Proceedings of the 3rd International symposium on Information Processing in Sensor Networks (ACM'04), 2004;
28. *D. Gu*, Distributed particle filter for target tracking, in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '07), 2007;
29. *Y. Bar-Shalom*, Update without-of-sequence measurement sin tracking: exact solution, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002;
30. *M. Orton and A. Marrs*, A Bayesian approach to multi-target tracking and data fusion with Out-of-Sequence Measurements, IEE Colloquium, 2001;
31. *M. L. Hernandez, A. D. Marrs, S. Maskell, and M. R. Orton*, Tracking and fusion for wireless sensor networks, in Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion, 2002;
32. *J. K. Uhlmann*, Covariance consistency methods for fault-tolerant distributed data fusion, Information Fusion, 2003;
33. *D. L. Hall and J. Llinas*, Handbook of Multisensor Data Fusion, CRC Press, Boca Raton, Fla, USA, 2001;
34. *P. Dempster*, A Generalization of Bayesian Inference, Journal of the Royal Statistical Society B, 1968;
35. *Shafer*, Mathematical Theory of Evidence, Princeton University Press, Princeton, NJ, USA, 1976;
36. *G. M. Provan*, The validity of Dempster-Shafer belief functions, International Journal of Approximate Reasoning, 1992;
37. *D. M. Buede*, Shafer-Dempster and Bayesian reasoning: a response to 'Shafer-Dempster reasoning with applications to multisensor target identification systems', IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1988;
38. *Y. Cheng and R. L. Kashyap*, Comparison of Bayesian and Dempster's rules in evidence combination, in Maximum-Entropy and Bayesian Methods in Science and Engineering, 1988;
39. *B. R. Cobb and P. P. Shenoy*, A comparison of Bayesian and belief function reasoning, Information Systems Frontiers, 2003;
40. *H. Wu, M. Siegel, R. Stiefelhagen, and J. Yang*, Sensor fusion using Dempster-Shafer theory, in Proceedings of the 19th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (TMTc'02), 2002;
41. *J. R. Aguero and A. Vargas*, Inference of operative configuration of distribution networks using fuzzy logic techniques. Part II: extended real-time model, IEEE Transactions on Power Systems, 2005;

42. *W. M. Smeulders, M. Worring, S. Santini, A. Gupta, and R. Jain*, Content-based image retrieval at the end of the early years, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000;

43. *Королев Л.Ю.* Алгоритмы фильтрации параметров группы беспилотных летательных аппаратов, ФГБОУВО НИМГУ им. Н.П. Огарева, Саранск, 2021;

44. *Паксютин П.А.* Исследование алгоритмов комплексирования навигационной информации в системе управления космическим аппаратом: ЮУрГУ (НИУ), ВШ ЭКН; 2018;

45. *Грибовский А.В., Исмаилов Р.Р., Козадаев К.В., Красовский С.П., Прохорович М.А., Чернявский А.Ф.* Комплексирование данных навигационных систем на основе нелинейного фильтра Калмана, Информатика, 2021;

46. *Багрова М.С.* Алгоритмы комплексирования инерциального блока низкого класса точности и системы спутниковой навигации, МГТУ им. Н.Э Баумана, Москва, 2001г.

Аксенов Василий Валерьевич, аспирант кафедры систем автоматического управления Института радиотехнических систем и управления Южного федерального университета, Россия, город Таганрог, переулок Некрасовский 44, 347922, телефон: +7(8634)37-16-89, email: vaksenov@sfedu.ru.

Aksenov Vasilyi Valerievich, graduate student Department of Automatic Control Systems Institute of Radio Engineering Systems and Control Southern Federal University, Russia, Taganrog, Nekrasovsky lane 44, 347922, phone: +7(8634)37-16-89, email: vaksenov@sfedu.ru.