

**ОСОБЕННОСТИ АЛГОРИТМОВ НАВИГАЦИИ ДЛЯ РАЗНЫХ ТИПОВ БЕСПИЛОТНЫХ АППАРАТОВ<sup>1</sup>****Амосов О.С., Амосова С.Г.***Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия  
osa18@yandex.ru, amosovasg@yandex.ru*

*Аннотация. Рассмотрены особенности алгоритмов навигации беспилотных аппаратов, работающих в воздушном пространстве, на земной и водной поверхностях и под водой. Особенности вызваны доступными средствами измерений навигационных параметров, моделями движения и возможностями связи между аппаратами. Дан пример обработки информации в инерциальной навигационной системе.*

*Ключевые слова: беспилотный аппарат, навигация, комплексирование, оценивание, фильтр Калмана, нейронная сеть.*

**Введение**

В настоящее время значительный интерес вызывают исследования совместной деятельности беспилотных аппаратов (БА), работающих в разных физических средах: в воздухе, на земной поверхности, на воде и под водой. Среди проблем, которые необходимо решать для такой группы беспилотных аппаратов, несомненно, является обеспечение их точной навигации.

Основная трудность навигации и связи беспилотного подводного аппарата под водой заключается в том, что непрозрачность водных сред не пропускает обычные виды излучения, кроме акустических волн. А применение компьютерного зрения, которое является одним из основных компонентов передачи данных от автономных беспилотных аппаратов, затруднительно под водой, так как в толще воды видимость ограничена до 5 м [1, 2]. Для этого типа БА невозможно использование спутниковых и радиотехнических средств. Использование сонара, компаса и датчиков глубины позволяет определять местоположение подводного БА в режиме реального времени без необходимости использования системы географического позиционирования (GPS) [3, 4].

БА другого типа, как правило, вооружены более широким арсеналом измерительных средств. Кроме того, для каждого из работающих в группе БА разного типа и в разных средах используются все доступные для него измерительные средства, а также измерения его соседей, недоступные ему непосредственно. Примерами такой совместной навигации являются: использование для подводного БА дронов с приводнением и служащих при этом для подводного БА эталонными маяками [5]; взаимодействие дрона и ровера, для уточнения положения последнего [6, 7].

В данной работе основное внимание уделяется особенностям алгоритмов навигации беспилотных аппаратов, совместно работающих в разных физических средах. Эти особенности вызваны доступными средствами измерений навигационных параметров, моделями движения объектов и возможностями обмена сообщениями между аппаратами для совместной навигации. Дан иллюстрирующий пример обработки информации с использованием инерциальной навигационной системы (ИНС).

**1. Постановка задачи**

Пусть рассматриваемая система  $S$  состоит из разнотипных беспилотных аппаратов  $A = \{a_k, k = 1, \dots, n_a\}$ , функционирующих в разных физических средах  $E = \{e_k, k = 1, \dots, n_e\}$ . Будем рассматривать четыре физических среды  $n_e = 4$ : воздушная, земная, надводная, подводная и четыре типа беспилотных аппаратов  $n_a = 4$ : летательный аппарат – дрон, наземный, надводный и подводный аппараты.

<sup>1</sup>Исследование выполнено за счет гранта РФФИ № 24-29-00671, <https://rscf.ru/project/24-29-00671/>

Координаты положения беспилотных аппаратов  $\mathbf{A} = \{a_k, k = 1, \dots, n_a\}$  в момент времени  $t$ , вырабатываемые бортовой навигационной системой каждого подвижного аппарата, передаются вектором  $\mathbf{X}^{\text{НС}} = [X_1^{\text{НС}} \quad X_2^{\text{НС}} \quad X_3^{\text{НС}}]^T$ .

**Необходимо:**

- проанализировать особенности алгоритмов навигации для разных типов беспилотных аппаратов, работающих совместно в группе. Определить для каждого аппарата доступный набор измерительных средств, который может быть использован для выработки навигационных параметров;
- разработать модель комплексирования навигационной информации для выработки точного позиционирования для каждого БА из группы беспилотных аппаратов, находящихся в разных средах;
- оценить двумерные плоские координаты беспилотного аппарата относительно внешней системы координат *ONE* и его угловую ориентацию – азимут. Задача оценки координат подвижного объекта на плоскости в некоторой прямоугольной системе координат для случая дискретного времени ставится для упрощения алгоритмов. Заметим, что это ограничение не принципиально, поскольку, как правило, при решении задачи навигации по геофизическим полям (ГФП) подвижный объект движется в трехмерном пространстве вдоль траекторий на постоянной высоте или глубине, информация о которых доступна и может быть учтена при решении задачи [8, 9].

**2. Особенности алгоритмов навигации для разных типов беспилотных аппаратов**

Особенности алгоритмов навигации беспилотных аппаратов проявляются из-за:

- используемых средств измерений;
- различий и сложностей моделей движения;
- особенностей алгоритмов фильтрации и комплексирования.

**2.1. Используемые средства и системы измерений**

В таблице 1 отмечены используемые в разного типа БА измерительные системы и средства.

Таблица 1. Перечень измерительного оборудования беспилотных аппаратов

Перечень оборудования	Беспилотный летательный аппарат	Наземный беспилотный аппарат	Надводный беспилотный аппарат	Подводный беспилотный аппарат
Датчики для ИНС	+	+	+	+
Аппаратура потребителя ГЛОНАСС	+ / –	+ / –	+ / –	–
Радиоэлектронные / Радиолокационные средства	+ / –	+ / –	+ / –	–
Одометрия	–	+ / –	–	–
Видеосистема	+	+	+	+ / –
Маяки	+	+	+	+
Геофизические поля	+	+	+	+

Наличие того или иного набора измерительных систем и устройств определяется выполняемой миссией БА и условиями ее выполнения.

**2.2. Модели движения**

Наиболее распространенными моделями движения объектов, традиционно используемыми для решения задач траекторного слежения [10–13] являются следующие.

Кинематическая модель 3-го порядка с винеровским процессом для ускорения

$$\ddot{\xi} = w(t), \tag{1}$$

где  $M[w(t)] = 0$ ,  $M[w(t)w(\tau)] = q(t)\delta(t - \tau)$ , здесь  $q(t)$  – интенсивность непрерывного белого шума  $w(t)$ .

Кинематическая модель 2-го порядка с белым шумом для ускорения или винеровским процессом для скорости

$$\ddot{\xi}(t) = w(t). \quad (2)$$

Кинематическая модель 1-го порядка с белым шумом для скорости или винеровским процессом для координаты:

$$\dot{\xi}(t) = w(t), \quad M[w(t)] = 0, \quad M[w(t)w(\tau)] = q(t)\delta(t - \tau), \quad (3)$$

$$\xi_i = \xi_{i-1} + w_i. \quad (4)$$

Существенно, что все представленные модели движения (1)–(3) определены через винеровский процесс, а их дискретные представления с периодом дискретизации  $T$  через винеровскую последовательность (4) [10].

Так, например, для описания движения летательного аппарата часто используют две модели 3-го порядка для горизонтального движения и модель 2-го порядка для вертикального движения.

### 2.3. Особенности алгоритмов комплексирования

Концепция совместной навигации группы беспилотных аппаратов разного типа, находящихся в различных физических средах, предполагает для разработки эффективных по точности и быстродействию алгоритмов использование и комплексирование навигационной информации от следующих источников [2, 5, 8, 9, 14]:

- инерциальных навигационных систем по показаниям бортовых измерительных датчиков;
- аппаратуры потребителя информации глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС);
- радиотехнических систем и устройств;
- средств одометрии для наземных транспортных средств;
- видеосистем;
- эталонных маяков;
- данных цифровых карт геофизических полей;
- других доступных средств, в частности, от акустических средств для подводных аппаратов, информации от интеллектуальных маяков, роль которых для подводных БА может быть выполнена летательными БА с приводнением и способных обеспечить передачу точных координат своего местоположения, и данных от спутниковых, радиотехнических систем при использовании надежной безопасной системы связи между аппаратами.

Обобщенная схема комплексирования для выработки навигационных параметров беспилотных аппаратов представлена на рис. 1.

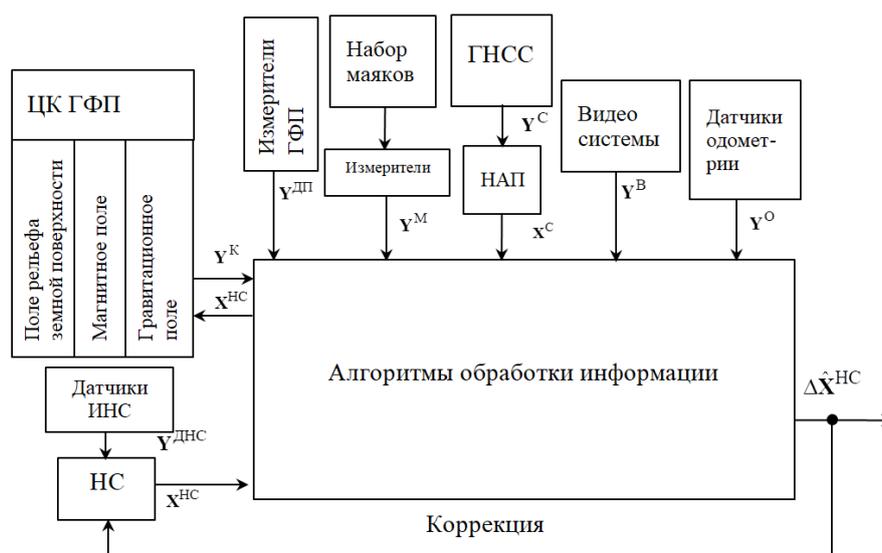


Рис. 1. Обобщенная схема комплексирования навигационной информации

На рис. 1 использованы следующие сокращения и обозначения:

$\mathbf{X}^{\text{HC}} = [X_1^{\text{HC}} \ X_2^{\text{HC}} \ X_3^{\text{HC}}]^T$  – координаты положения беспилотных аппаратов  $\mathbf{A} = \{a_k, k=1, \dots, n_a\}$  в момент времени  $t$ , вырабатываемые бортовой навигационной системой каждого подвижного аппарата.

$\Delta\mathbf{X}^{\text{HC}}$  – погрешности выработки координат места инерциальной навигационной системой БА.

$\mathbf{Y}^{\text{K}} = \phi^{\text{K}}(\mathbf{X}^{\text{HC}}) + \Delta\mathbf{Y}^{\text{K}}$  – вычисленные значения параметров ГФП по соответствующим картам  $\phi^{\text{K}}(\bullet)$ , в точке пространства, определяемой координатами НС, где  $\Delta\mathbf{Y}^{\text{K}}$  – ошибка картографирования.

$\mathbf{Y}^{\text{Д}} = \phi^{\text{Д}}(\mathbf{X}) + \Delta\mathbf{Y}^{\text{Д}}$  – измерения бортовым измерителем некоторого геофизического поля (параметра), где  $\Delta\mathbf{Y}^{\text{Д}}$  – погрешность измерений датчика;  $\mathbf{X} = [X_1 \ X_2 \ X_3]^T$  – истинные координаты подвижных объектов.

$\mathbf{X}^{\text{C}} = [X_1^{\text{C}} \ X_2^{\text{C}} \ X_3^{\text{C}}]^T$  – местоположение объекта навигации, вычисленное спутниковой навигационной аппаратурой потребителя (НАП) по измерениям от ГНСС.

$\mathbf{Y}^{\text{M}} = \phi^{\text{M}}(\mathbf{X}^{\text{HC}}) + \Delta\mathbf{Y}^{\text{M}}$  – измерения от точечных ориентиров – маяков, каждый из которых имеет эталонные координаты  $\mathbf{X}^{\text{M}} = [X_1^{\text{M}} \ X_2^{\text{M}} \ X_3^{\text{M}}]^T$ . Здесь  $\Delta\mathbf{Y}^{\text{M}}$  – погрешность измерений для маяка.

$\mathbf{Y}^{\text{B}}$  – видеоизображения от видеокамер наблюдения.

$\mathbf{Y}^{\text{O}}$  – измерения от датчиков одометрии для наземных транспортных средств.

Задача комплексования состоит в том, чтобы, имея набор измерений от разных источников информации  $\mathbf{Y}^{\text{C}}, \mathbf{Y}^{\text{K}}, \mathbf{Y}^{\text{Д}}, \mathbf{Y}^{\text{M}}, \mathbf{Y}^{\text{B}}, \mathbf{Y}^{\text{O}}$  – получить оценки погрешностей  $\Delta\hat{\mathbf{X}}^{\text{HC}}$ , использование которых позволяет уточнить показания навигационной системы беспилотного аппарата.

## 2.4. Особенности алгоритмов фильтрации

При решении задач фильтрации используются такие традиционные алгоритмы, как алгоритмы калмановского типа (обобщенный и ансамбльный фильтры Калмана), метод сеток, метод гауссовских сумм, метод Монте Карло [8–10]. За последние десятилетия последний метод получил бурное развитие, и его модификации стали называться последовательными методами Монте-Карло (Sequential Monte Carlo methods) или фильтрами частиц (particle filters) [8, 9].

В последнее время рассматриваются и синтетические алгоритмы фильтрации, такие как нейронные сети, вейвлеты, нечеткие системы [12–18].

Особый интерес представляет использование нейронных сетей, так как с их помощью во многих областях получены значимые результаты. Сопоставлению традиционных и нейросетевых алгоритмов посвящен ряд работ [19–22]. Проведенные исследования показывают, что нейросетевые алгоритмы обеспечивают точность фильтрации близкую к потенциально достижимой. Сопоставление нейросетевых алгоритмов с традиционными алгоритмами следует продолжить, так как с помощью глубоких нейронных сетей в последнее время получены значимые результаты при обработке изображений, аппроксимации функций, классификации образов. Наименее проработаны вопросы нейросетевой фильтрации, которые представляют интерес при навигации с использованием цифровых карт геофизических полей.

## 3. Пример решения задачи навигации беспилотных аппаратов с помощью инерциальной навигационной системы

Рассмотрим задачу оценивания навигационных параметров с помощью обобщенного фильтра Калмана (ОФК), в которой используются особенности модели движения, описанные в разделе 2.2.

Кратко приведем формулировку и решение в общем виде задачи нелинейной дискретной фильтрации с помощью ОФК [10]:

$$\text{Уравнение для вектора состояния } \mathbf{x}_i = \Phi_i(\mathbf{x}_{i-1}) + \mathbf{w}_i.$$

$$\text{Уравнение для вектора измерения } \mathbf{y}_i = \mathbf{s}_i(\mathbf{x}_i) + \mathbf{v}_i.$$

$$\text{Начальные условия } \mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^N, \mathbf{P}_0 = E[(\hat{\mathbf{x}}_0 - \mathbf{x}_0)(\hat{\mathbf{x}}_0 - \mathbf{x}_0)^T].$$

$$\text{Порождающие шумы } \bar{\mathbf{w}}_i = 0, E\{\mathbf{w}_i \mathbf{w}_j^T\} = \delta_{ij} \mathbf{Q}_i.$$

$$\text{Шумы измерения } \bar{\mathbf{v}}_i = 0, E\{\mathbf{v}_i \mathbf{v}_j^T\} = \delta_{ij} \mathbf{R}_i.$$

$$\text{Взаимная корреляция } E\{\mathbf{x}_0 \mathbf{w}_i^T\} = 0; E\{\mathbf{w}_i \mathbf{v}_i^T\} = 0; E\{\mathbf{x}_0 \mathbf{v}_i^T\} = 0.$$

Функции, матрицы

$\Phi_i(\mathbf{x}_{i-1}), \mathbf{s}_i(\mathbf{x}_i)$  –  $n$ - и  $m$ -мерные нелинейные вектор- функции,  $\mathbf{Q}_i - p \times p$ ,  $\mathbf{R}_i - m \times m$ ,

$$\Phi_i^x \equiv \Phi_i^x(\hat{\mathbf{x}}_{i-1}) = \left[ \frac{\partial \Phi_i(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right]_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{i-1}} - n \times n, \quad \mathbf{H}_i^x \equiv \mathbf{H}_i^x(\hat{\mathbf{x}}_{i-1}) = \left[ \frac{\partial \mathbf{s}_i(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right]_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{i-1}} - m \times n.$$

Минимизируемый критерий  $J_i = E_{\mathbf{x}_i, \mathbf{Y}_i} (\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i(\mathbf{Y}_i))^T (\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i(\mathbf{Y}_i))$ ,  $\mathbf{Y}_i = (\mathbf{y}_1^T, \mathbf{y}_2^T, \dots, \mathbf{y}_i^T)^T$ .

Прогноз ОФК  $\hat{\mathbf{x}}_{i/i-1} = \Phi_i(\hat{\mathbf{x}}_{i-1})$ .

Матрица ковариаций ошибок прогноза  $\mathbf{P}_{i/i-1} = \Phi_i^x \mathbf{P}_{i-1} (\Phi_i^x)^T + \mathbf{Q}_i$ .

Коэффициент усиления  $\mathbf{K}_i = \mathbf{P}_{i/i-1} (\mathbf{H}_i^x)^T (\mathbf{H}_i^x \mathbf{P}_{i/i-1} (\mathbf{H}_i^x)^T + \mathbf{R}_i)^{-1}$ .

Оценка  $\hat{\mathbf{x}}_i = \hat{\mathbf{x}}_{i/i-1} + \mathbf{K}_i [\mathbf{y}_i - \mathbf{s}_i(\hat{\mathbf{x}}_{i/i-1})]$ .

Матрица ковариаций ошибок оценивания  $\mathbf{P}_i = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i \mathbf{H}_i^x) \mathbf{P}_{i/i-1}$ .

Конкретизируем все вектора, матрицы, функции для нашей задачи.

В качестве оцениваемого 8-мерного вектора состояния выбран следующий:

$$\mathbf{x} = [X_i^N \ V_i^N a_i^N \ Y_i^E \ V_i^E a_i^E \ \psi_i \ \dot{\psi}_i]^T.$$

Для ускорений  $a_i^N$  и  $a_i^E$  выбрана кинематическая модель с винеровским процессом, а для азимута  $\psi_i$  – кинематическая модель с винеровским процессом для скорости  $\dot{\psi}_i$  [11–13].

Для дискретной модели  $\mathbf{x}_i = \Phi_{i-1} \mathbf{x}_{i-1} + \Gamma \mathbf{w}_i$  матрицы и векторы для модели координаты  $\xi_i$  с винеровским процессом для ускорения имеют вид:

$$\mathbf{x} = [\xi \ \dot{\xi} \ \ddot{\xi}]^T; \quad \Phi_i = \Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad \Gamma_i = \Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{Q}_i = \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix} \sigma_w^2$$

Для дискретной модели  $\mathbf{x}_i = \Phi_{i-1} \mathbf{x}_{i-1} + \Gamma \mathbf{w}_i$  матрицы и векторы для модели координаты  $\xi_i$  с винеровским процессом для скорости имеют вид:

$$\mathbf{x} = [\xi \ \dot{\xi}]^T; \quad \Phi_i = \Phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad \Gamma_i = \Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}; \quad \mathbf{Q}_i = \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 \\ T^3/2 & T^2 \end{bmatrix} \sigma_w^2$$

Дискретная модель оцениваемого вектора состояния имеет вид

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} x_{1i} = X_i^N \\ x_{2i} = V_i^N \\ x_{3i} = a_i^N \\ x_{4i} = Y_i^E \\ x_{5i} = V_i^E \\ x_{6i} = a_i^E \\ x_{7i} = \psi_i \\ x_{8i} = \dot{\psi}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & T^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{1i-1} \\ x_{2i-1} \\ x_{3i-1} \\ x_{4i-1} \\ x_{5i-1} \\ x_{6i-1} \\ x_{7i-1} \\ x_{8i-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_i^{a^N} \\ w_i^{a^E} \\ w_i^{a^\psi} \end{bmatrix};$$

$$\Phi_i^x \equiv \Phi_i^x(\hat{\mathbf{x}}_{i-1}) = \Phi_i = \Phi.$$

Уравнения измерений

$$\mathbf{y}_i = \begin{bmatrix} y_{1i} \\ y_{2i} \\ y_{3i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{1i}(\mathbf{x}_i) \\ s_{2i}(\mathbf{x}_i) \\ s_{3i}(\mathbf{x}_i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{1i} \\ v_{2i} \\ v_{3i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{3i} \cos x_{7i} + x_{6i} \sin x_{7i} \\ -x_{3i} \sin x_{7i} - x_{6i} \cos x_{7i} \\ x_{8i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{1i} \\ v_{2i} \\ v_{3i} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H}_i^x = \left[ \frac{\partial \mathbf{s}_i(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right]_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{i/i-1}}^{m \times n} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cos x_{7i} & 0 & 0 & \sin x_{7i} & -x_{3i} \sin x_{7i} + x_{6i} \cos x_{7i} & 0 \\ 0 & 0 & -\sin x_{7i} & 0 & 0 & \cos x_{7i} & -x_{3i} \cos x_{7i} - x_{6i} \sin x_{7i} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Характеристики порождающего шума и шума измерений

$$Q = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix} \sigma_{w^a N}^2 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix} \sigma_{w^a E}^2 & \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 \\ T^3/2 & T^2 \end{bmatrix} \sigma_{w^\Psi}^2 \end{bmatrix}; R = \begin{bmatrix} R^a & 0 & 0 \\ 0 & R^a & 0 \\ 0 & 0 & R^V \end{bmatrix}.$$

Представленный алгоритм может быть реализован также с использованием нейронной сети. Входные сигналы нейронной сети определяются вектором измерений  $\mathbf{y}_i = [y_{1i} \ y_{2i} \ y_{3i}]^T$ , а выходные – вектором оценок  $\hat{\mathbf{x}}_i = [\hat{X}_i^N \ \hat{V}_i^N \ \hat{a}_i^N \ \hat{Y}_i^E \ \hat{V}_i^E \ \hat{a}_i^E \ \hat{\psi}_i \ \hat{\psi}_i]^T$ .

В качестве архитектуры нейронной сети может быть выбрана нейронная сеть прямого распространения [19–21]. Так, для двухслойной нейронной сети с последовательными связями, с  $N$  входами, с  $M$  нейронами в скрытом слое и  $L$  нейронами в выходном слое, выходы для оценок  $\hat{x}_{\eta i}(\mathbf{y}_i)$ ,  $\eta = \overline{1.L}$ , могут быть записаны как

$$\hat{x}_i(\mathbf{y}_i) = \psi \left( \sum_{\mu=1}^M \left( \alpha_{i\mu}^2 \varphi \left( \sum_{j=1}^N (\alpha_{\mu j}^1 y_{ji}) + \alpha_{\mu 0}^1 \right) \right) \right) + \alpha_{i0}^2,$$

где  $\varphi(\cdot)$ ,  $\psi(\cdot)$  – активационные характеристики нейронов скрытого и выходного слоя соответственно;  $\alpha_{\mu 0}^1$ ,  $\alpha_{\mu j}^1$ ,  $\mu = \overline{1.M}$ ,  $j = \overline{1.N}$  – смещения и веса нейронов скрытого слоя;  $\alpha_{i0}^2$ ,  $\alpha_{i\mu}^2$ ,  $i = \overline{1.L}$ ,  $\mu = \overline{1.M}$  – смещения и веса нейронов выходного слоя НС. Набор смещений и весов заранее не известен, а находится в результате обучения «с учителем». Его сущность обучения заключается в определении весов и смещений с использованием согласованного набора пар входных и выходных данных. В данной задаче это означает, что имеется  $n_o$  независимых между реализаций случайных векторов

$$\{(x_0^{(j)}, \mathbf{y}_i^{(j)}, \mathbf{x}_i^{(j)})\}, \quad j = \overline{1.n_o},$$

с функцией плотности распределения вероятностей  $f(x_0, \mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ .

В качестве глубоких нейронных сетей для оценивания состояния динамических систем рассматриваются сети со сверточными и рекуррентными слоями, рекуррентная сеть долгой краткосрочной памяти (англ. Long Short-Term Memory, LSTM), управляемых рекуррентных блоков (англ. Gated Recurrent Units, GRU) [22].

#### 4. Заключение

Рассмотрены особенности алгоритмов навигации беспилотных аппаратов, работающих в разных физических средах: в воздушном пространстве, на земной и водной поверхностях и под водой. Эти особенности вызваны доступными средствами измерений навигационных параметров, моделями движения, схемами комплексирования, алгоритмами фильтрации и возможностями связи между аппаратами для совместной навигации.

Представлена обобщенная схема комплексирования информации от доступных средств измерений.

Дан пример обработки информации в инерциальной навигационной системе с учетом особенностей моделей движения, основанных на винеровской последовательности. Рассмотрено оценивание навигационных параметров с помощью обобщенного фильтра Калмана и нейронных сетей.

Представляется перспективным исследование нейросетевых алгоритмов фильтрации и машинного обучения при реализации схем комплексирования и навигации по геофизическим полям.

## Литература

1. *Christ R.D., Wernli R.L.* The ROV Manual. A User Guide for Remotely Operated Vehicles // Butterworth-Heinemann: Oxford, UK. – 2014.
2. *Kim Y.G., Kim D.G., Kim K., Choi C.-H., Park N.I., Kim H.K.* An Efficient Compression Method of Underwater Acoustic Sensor Signals for Underwater Surveillance // *Sensors*, 2022. – 22. –3415.
3. *Ляхов Д.Г.* Современные задачи подводной робототехники // *Подводные исследования и робототехника*, 2012. – № 1 (13). – С. 15-23.
4. *Ubina N.A., Cheng S.-C.* A Review of Unmanned System Technologies with Its Application to Aquaculture Farm Monitoring and Management // *Drones*, 2022. – 6. – 12.
5. *Amosov O.S., Amosova S.G.* The Concept of Joint Navigation and Communication for a Heterogeneous Group of Autonomous Uncrewed Vehicles Located in Different Environments // *Proceedings of the 15th International Conference Management of Large-Scale System Development (MLSD)*, – Moscow: IEEE, 2022.
6. Land Rover интегрирует систему дронов с внедорожником [Электронный ресурс]: InterDrone. – Режим доступа: <https://interdrone.com/faa/land-rover-integrates-drone-system-with-suv/>. (дата обращения 20.05.2024).
7. *Gargiulo A.M., Stefano I., Genova A.* Model-Based Slippage Estimation to Enhance Planetary Rover Localization with Wheel Odometry // *Appl. Sci.*, 2021. – 11(12). – 5490.
8. *Степанов О.А., Торопов А.Б.* Методы нелинейной фильтрации в задаче навигации по геофизическим полям. ЧАСТЬ 1. Обзор алгоритмов // *Гироскопия и навигация*, 2015. – №3(90). – С. 102-125.
9. *Степанов О.А., Торопов А.Б.* Методы нелинейной фильтрации в задаче навигации по геофизическим полям. ЧАСТЬ 2. Современные тенденции развития // *Гироскопия и навигация*, 2015. – № 4(91). – С. 147-159.
10. *Степанов О.А.* Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Ч.1. Введение в теорию оценивания. – Изд. 2-е, исправлен и дополнен. – СПб.: ГНЦ РФ ОАО «Концерн «ЦНИИ «Электронприбор», 2010. – 509 с.
11. *Bar-Shalom Y.* Estimation with applications to tracking and navigation / by Yaakov Bar-Shalom, X.-Rong Li, Thiagalingam Kirubarajan. – New York: John Wiley & Sons, 2001. – P. 558.
12. *Amosov O.S., Amosova S.G.* Trajectory Tracking while Measuring Distance and Bearing with the Use of Fractal Wiener Process for the Motion Model // *Proceedings of the 24th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems (ICINS-2017)*. – Saint Petersburg: IEEE, 2017.
13. *Amosov O.S.* Markov sequence filtering on the basis of bayesian and neural network approaches and fuzzy Logic systems in navigation // *Data Processing, Journal of Computer and Systems Sciences International*, Pleiades Publishing, Ltd., 2004. – no. 43(4). – pp. 551-559.
14. *Stepanov O.A., Amosov O.S., Toropov A.B.* Comparison of Kalman-type Algorithms in Nonlinear Navigation Problems for Autonomous Vehicles // *Proceedings of the 6th IFAC Symposium Autonomous Vehicles. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*. – Toulouse, France, September 3-5, 2007. – Vol. 6. – Iss. PART 1. – P. 493-498.
15. *Амосов О.С., Амосова С.Г.* Нейросетевое прогнозирование положения человека по непрерывному видеопотоку при совместной работе человека и робота // *Датчики и системы*, 2023. – вып. 2 (267). – С. 59-64.
16. *Amosov O.S., Amosova S.G.* Wheeled-Robot Orientation and Navigation Algorithm Using Visual-Inertial System // *Proceedings of the 16th International Conference Management of Large-Scale System Development (MLSD)*. – Moscow: IEEE, 2023.
17. *Amosov O.S., Baena S.G.* Decomposition synthetic approach for optimum nonlinear estimation // *1st IFAC Conference on Modelling, Identification and Control of Nonlinear Systems*. – Saint Petersburg, 2015. – P. 829-834.
18. *Amosov O.S., Baena S.G.* Wavelet based filtering of mobile object fractional trajectory parameters // *13th IEEE International Conference on Control and Automation*. – ICCA, Ohrid, 3-6 July 2017. – № 8003045. – P. 118-123.
19. *Stepanov O.A., Amosov O.S.* The Comparison of the Monte-Carlo method and neural networks algorithms in nonlinear estimation problems // *9th IFAC Workshop "Adaptation and Learning in Control and Signal Processing"*, ALCOSP2007. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*. – Saint Petersburg. 2007. – Vol. 9. Issue PART 1. – P. 392-397.
20. *Степанов О.А., Амосов О.С.* Оптимальная линейная фильтрация с использованием нейронной сети // *Гироскопия и навигация*. 2004. – № 3 (46). – С. 14-29.
21. *Степанов О.А., Амосов О.С.* Байесовское оценивание с использованием нейронной сети // *Авиакосмическое приборостроение*. 2004. – № 6. – С. 46-55.
22. *Амосов О.С., Амосова С.Г.* Оптимальное оценивание с использованием глубоких нейронных сетей применительно к навигации и управлению движением / *Материалы 32-й конференции памяти выдающегося конструктора гироскопических приборов Н.Н. Острякова (Санкт-Петербург, 2020)*. – СПб.: ГНЦ РФ АО «Концерн «ЦНИИ «Электронприбор», 2020. – С. 160-164.