

В. В. Косьянчук, д-р техн. наук, проф. РАН, vvk@gosniias.ru,

Е. Ю. Зыбин, д-р техн. наук, нач. лаборатории, ezybin@2100.gosniias.ru,

В. В. Гласов, канд. техн. наук, доц., vvglasov@2100.gosniias.ru,

Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем, г. Москва,

Л. Тань, канд. техн. наук, доц., tanlihuo@hit.edu.cn,

Харбинский технологический институт, г. Харбин

## Непараметрический метод прогнозирования траектории движения активно маневрирующего судна посадки беспилотного летательного аппарата\*

*Статья посвящена разработке алгоритмов прогнозирования траектории движения маневрирующих объектов на основе непараметрической теории систем. Проводится анализ неопределенностей, влияющих на моделирование движения маневрирующих водных объектов. Приводится обзор параметрических, непараметрических и комбинированных методов прогнозирования траектории их движения. Для решения задачи высокоточного автономного управления посадкой беспилотных летательных аппаратов на судно посадки в условиях его нерегулярного движения, вызванного метеорологическими условиями и активным маневрированием, предлагается метод прогнозирования траектории движения судна посадки, основанный на решении прямых задач динамики с использованием непараметрической теории систем. Преимущества предлагаемого метода заключаются в том, что он не подвержен модельным ошибкам, так как основывается только на ретроспективном анализе нескольких последовательных значений пространственных координат судна посадки, при этом в отличие от аналогичных непараметрических методов не использует статистические вычисления, не требует своего обучения или длительной настройки. Метод не подразумевает решения задач идентификации параметров модели, состояния и управляющих воздействий и может быть применен при любых неизвестных линеаризуемых входных управляющих воздействиях, в том числе при неидентифицируемости модели динамики движения судна посадки. Приводятся результаты численного моделирования решения задачи прогнозирования траектории движения активно маневрирующего малоразмерного судна посадки с применением полной нелинейной динамической модели с шестью степенями свободы. Проведенные исследования подтверждают работоспособность, адекватность и очень быструю настройку разработанного метода в условиях полной параметрической и непараметрической неопределенности. Предлагаемый метод может быть использован для прогнозирования траектории движения любого транспортного средства при условии линеаризуемости его модели и сигналов управления на наблюдаемом интервале времени.*

**Ключевые слова:** маневрирующее судно, прогнозирование траектории, непараметрический метод, параметрическая неопределенность

### Введение

Прогнозирование траектории движения надводного судна является важным элементом для решения многих задач судовождения и обеспечения безопасности [1]. Основными данными, определяющими траекторию, являются пространственные координаты судна, изменение которых соответствует закону его движения в пространстве. Траекторные данные в автономных судовых системах управления снимаются с собственных датчиков информации. В системах внешнего контроля и управления траекторные данные снимаются с судовых датчиков через автоматические идентификационные системы или определяются своими средствами наблюдения [2].

Траектория движения судна зависит от многих факторов и условий, таких как тип судна, его скорость, маневренные возможности и т. п. Кроме того, на траекторию движения судна оказывает влияние ряд случайных факторов, под которыми подразумеваются все причины, искажающие траекторию или затрудняющие ее обнаружение и прогнозирование.

В целях повышения безопасности навигации судов в сложных и изменчивых условиях необходимо обеспечить решение задачи прогнозирования их траекторий движения для предупреждения об опасности для интеллектуальной навигационной системы судна, для построения систем поддержки принятия решений в системах управления движением судов, интеллектуальных интегрированных систем обеспечения безопасности транспортных средств в едином воздушном пространстве "умного города" и других систем внешне-

\*Статья подготовлена при финансовой поддержке гранта РФФИ и ГФЕН Китая № 20-58-53059 (6191101340) и гранта РФФИ № 19-29-06091.

го контроля деятельности судов, а также для обработки параметрической информации при расследовании аварийных случаев.

### **Анализ методов прогнозирования траекторий движения судов**

Приведем краткий обзор некоторых современных методов прогнозирования траектории движения надводных судов. Методы прогнозирования траекторий движения можно условно разбить на две большие группы: параметрические и непараметрические.

Параметрические (parametric) методы или методы, основанные на моделях (model-based), считающиеся классическими, прямо или косвенно используют параметры математических моделей движения судна, значения которых задаются априорно из известных физических принципов или оцениваются в процессе идентификации [1–5]. При этом применяются кинематические, динамические и статистические модели прогнозируемых процессов [1]. Принцип прогнозирования в этих методах основывается на экстраполяции текущих параметров движения (скорости, ускорения) и предположении, что эти параметры существенно не изменятся в будущем. Поэтому эти методы содержат большую ошибку и в большинстве случаев служат только для приблизительной оценки будущего положения судна [6].

Несмотря на то, что параметрические (модельные) методы внесли большой вклад в теорию прогнозирования, большинство из этих методов основываются на идеализированных предположениях, которые нередко имеют расхождения с реальными параметрами и факторами движения судна. Поэтому представленные в литературе методы прогнозирования траектории движения судов часто сложно реализовать на практике.

Отличительной особенностью динамики надводного судна является наличие границы раздела двух сред [7]. Поэтому в процессе хода судна на него влияют внешние факторы, приводящие к появлению дополнительных гидродинамических и аэродинамических сил и моментов, а именно: ветер, волнение, течение, другие суда, стенки каналов и причалов, особенности акватории.

Такие сложные процессы, как ветровые и волновые возмущения, и их влияние на объект

управления являются отдельными крупными научными проблемами моделирования. Помимо этого, при моделировании движения судна необходимо учитывать влияние мелководья, которое искажает его динамические характеристики. На мелководье возрастает сопротивление движению судна, и при одной и той же частоте вращения винтов скорость судна, по сравнению с его скоростью на глубокой воде, уменьшается. При этом возрастает коэффициент нагрузки движителя [8].

Вышеуказанные факторы приводят к тому, что составляющие вектора управляющих воздействий и параметры эффективности органов управления могут содержать набор неопределенностей. Невозможность учета неопределенностей в существующих параметрических методах прогнозирования приводит к неприемлемой для решения некоторых задач точности.

При решении задачи автономного наблюдения за судном и прогнозирования его траектории может быть полностью не доступна информация о его управляющих воздействиях. В этом случае необходимо вовремя обнаружить и обеспечить учет неизвестных маневров при прогнозировании.

Для обнаружения маневров могут быть использованы методы восстановления управляющих воздействий на основании информации о следующих стандартных маневрах судна [9]:

- разгон — реакция на работу гребных винтов в прямом направлении, вплоть до максимальной мощности;
- торможение — реакция на работу гребных винтов в обратном направлении, вплоть до максимальной мощности;
- циркуляция — процесс реакции судна на ступенчатую перекладку руля;
- зигзаг — процесс реакции судна на несколько переключений руля с одинаковым по модулю, но разным по значению уровнем;
- поворот — процесс реакции судна на переключку руля и возврат его в нейтральное положение;
- прямая спираль — процесс реакции судна на ступенчатую перекладку руля от максимального значения к минимальному.
- обратная спираль — процесс реакции судна на ступенчатую перекладку руля от минимального значения к максимальному.

Однако такой подход ограничен только стандартными маневрами.

Обнаружение начала маневра судна можно также осуществлять на основе оценки вероятностных и пороговых значений кинематических параметров движения судна или значений и знаков отклонений и скоростей относительно их средних значений [1]. При этом многие из этих методов являются достаточно сложными, требуют дополнительных данных и не всегда пригодны для медленно изменяющихся кинематических параметров, свойственных судну.

Для учета маневров, как правило, используются алгоритмы параметрической и структурной адаптации прогнозирующих фильтров.

Известны также методы регрессии опорных векторов [10], предназначенные для преодоления недостатков нейронных сетей, которые склонны попадать в локальные минимумы, а также метод на основе стандартной имитационной модели группы моделирования маневрирования Японского общества военно-морских архитекторов и инженеров-океанологов, основанной на определении коэффициентов гидродинамических сил скрытых моделей [11]. Однако в этих исследованиях предполагается, что судовождение осуществляется при постоянных условиях и параметрах, а адаптивность соответствующих состояний и параметров к различным условиям окружающей среды ограничена [12].

В результате большинство известных параметрических методов прогнозирования движения судов обладают либо низкой точностью, обусловленной неточностями моделей и возмущающих воздействий, либо обладают высокой вычислительной сложностью, либо требуют времени реализации большего, чем скорость протекания моделируемых процессов.

Поиски путей повышения точности прогноза траектории движения судов с учетом всех возможных неопределенностей привели к применению непараметрической теории систем. Данная теория широко используется и активно развивается, в основном, в области интеллектуальных систем и направлена на интеллектуальный анализ данных измерений и прогнозирование траектории движения на его основе.

Непараметрические (nonparametric) или безмодельные (model-free) методы, известные также как методы, основанные на знаниях (knowledge-based), данных (data-driven, data-based), сигналах (signal-based) или прошлых измерениях (history-based) [13–16], не требуют информации о параметрах моделей судов и основаны на анализе их входных и выходных

сигналов. Такие методы рассматривают судно в виде "черного ящика" и позволяют решать задачи прогнозирования поведения нестационарных и нелинейных систем в условиях полной параметрической неопределенности.

Для прогнозирования траектории движения наводных судов в условиях нелинейности их надводных моделей, неопределенностей и неполноты исходных данных наиболее широко известными являются непараметрические методы, основанные на применении искусственных нейронных сетей [17–28].

В работе [20] нейронная сеть выполняет функцию идентификации модели движения судна. В статье [21] нейронные сети используются для прогнозирования траектории, при этом коррекция ее параметров выполняется в режиме реального времени по мере движения судна. В статьях [24, 25] предлагается использовать нейронную сеть для прогноза координат судна, в которой ее весовые коэффициенты представляют собой физические характеристики судна. В работе [26] предложена нейронная сеть, преобразующая вектор относительной скорости судна в его координаты в локальной СК. Такая сеть выполняет функции интегрирования относительной скорости судна во времени, и ее свободные параметры не зависят от физических характеристик судна. Обучение сети осуществлялось на данных, полученных в ходе моделирования.

Особый интерес также представляет нейронная сеть, преобразующая внешние факторы непосредственно в координаты судна [27]. Обучение такой сети будет возможно на данных, полученных в результате натурных наблюдений. В статье [23] рассматривается рекуррентная нейронная сеть, прогнозирующая скорость дрейфа судна в условиях воздействия внешних возмущений (ветра и волнения).

В работе [29] метод моделирования и нейросетевой метод объединены. При этом метод моделирования обеспечивает точность прогнозирования траектории в краткосрочной перспективе с учетом динамических параметров движения судна, а нейросетевой — долгосрочное представление о будущих траекториях судна с оценкой и учетом возможных маневров. Схема объединения модельного и нейросетевого методов прогнозирования траектории движения судна приведена на рис. 1 [29].

Несомненными достоинствами нейросетевых методов является отсутствие необходимости соз-

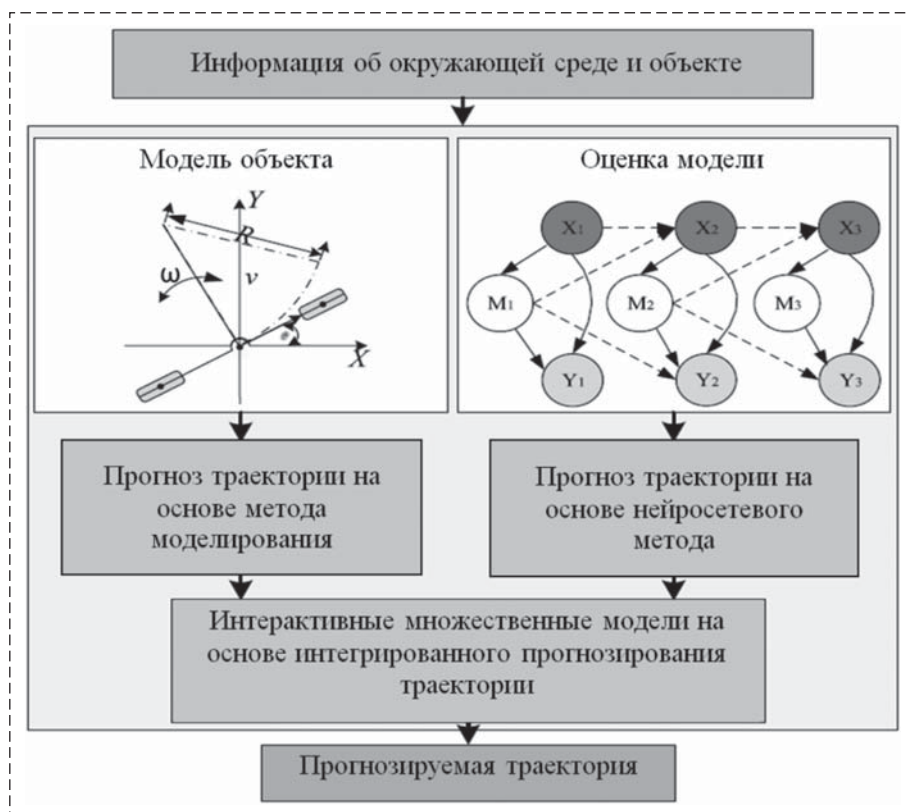


Рис. 1. Схема объединения методов прогнозирования траектории  
Fig. 1. Trajectory prediction methods combining scheme

дания точной математической модели процесса движения и возможность учитывать имеющиеся отклонения параметров каждого конкретного судна от стандартных значений, используемых в параметрических методах, а также трудно учитываемые метеорологические факторы, которые, тем не менее, приводят к статистически значимым влияниям на результирующую траекторию. Эти методы применимы для прогнозирования траектории движения любого судна, так как параметры нейронной сети не зависят от физических характеристик судна, а зависят только от вида его траектории. Кроме того, обученная с использованием стандартных маневров сеть эффективно работает с любыми эксплуатационными маневрами, получаемыми в результате любого сочетания стандартных маневров. В результате нейронная сеть в большинстве случаев демонстрирует несколько более точный прогноз координат по сравнению с традиционными методами.

Тем не менее, нейронные сети требуют больших информационно-вычислительных затрат и своего длительного обучения на реальных данных. Поэтому на практике они способны прогнозировать траекторию судна только для ограниченного класса ситуаций, соответству-

ющих тем внешним факторам, которые использовались при формировании данных для обучения.

Недавно в области непараметрической теории систем был представлен оригинальный эффективный подход к решению прямых и обратных задач динамики, основанный на анализе линейной зависимости столбцов матрицы Ганкеля входных-выходных данных и лишенный принципиальных недостатков нейросетевых методов [15, 16]. Описываемый подход не подвержен влиянию модельных ошибок, так как не требует априорной информации о параметрах математической модели судна, решения задач их идентификации или наблюдения вектора состояния. В отличие от аналогичных непараметрических методов он не требует больших

вычислительных затрат, не использует логические или статистические вычисления, обучение или длительную настройку и может быть применен для решения задач прогнозирования в условиях полной параметрической неопределенности даже в случаях неустойчивости и неидентифицируемости математической модели судна [13, 14]. Основным ограничением подхода при решении задачи прогнозирования является необходимость наличия информации об управляющих воздействиях.

В данной статье на основе рассмотренного подхода к решению прямых задач динамики разрабатывается новый метод прогнозирования траектории движения судна в условиях его нерегулярного движения, вызванного сложными метеорологическими условиями и активным маневрированием, в предположениях о наблюдаемости его модели и линеаризуемости неизвестных управляющих сигналов. Заметим, что все перечисленные выше стандартные маневры судна легко линеаризуемы, причем с использованием невысокого порядка уравнений. Эксплуатационные маневры, выполняемые в повседневной практике судовождения, как правило, состоят из различных сочетаний стандартных маневров. Поэтому на

небольшом интервале времени предположение о линеаризуемости неизвестных управляющих сигналов в большинстве практических случаев полностью соответствует действительности.

### Разработка непараметрического метода прогнозирования траектории движения маневрирующего судна посадки

Пусть динамика движения судна описывается линейной дискретной моделью в пространстве состояний типа "вход—состояние—выход"

$$x_{i+1}^y = A_y x_i^y + B u_i; \quad (1)$$

$$y_i = C_y x_i^y, \quad (2)$$

где  $i$  — дискретные моменты времени;  $y_i$  — измеряемые пространственные координаты судна;  $x_i^y$  — неизвестный вектор состояния судна;  $A_y$ ,  $B$ ,  $C_y$  — неизвестные матрицы собственной динамики, эффективности управления и измерения судна;  $u_i$  — неизвестный вектор управления, формируемый в виде

$$x_{i+1}^u = A_u x_i^u; \quad (3)$$

$$u_i = C_u x_i^u, \quad (4)$$

где  $x_i^u$  — неизвестный вектор состояния системы управления;  $A_u$ ,  $C_u$  — неизвестные матрицы собственной динамики и выхода системы управления (рис. 2).

Подставим выражение (4) в уравнение (1):

$$x_{i+1}^y = A_y x_i^y + B C_u x_i^u, \quad (5)$$

объединим выражения (5) и (3) и запишем эквивалентную (1)–(4) модель с расширенным вектором состояния:

$$x_{i+1} = A x_i; \quad (6)$$

$$y_i = C x_i, \quad (7)$$

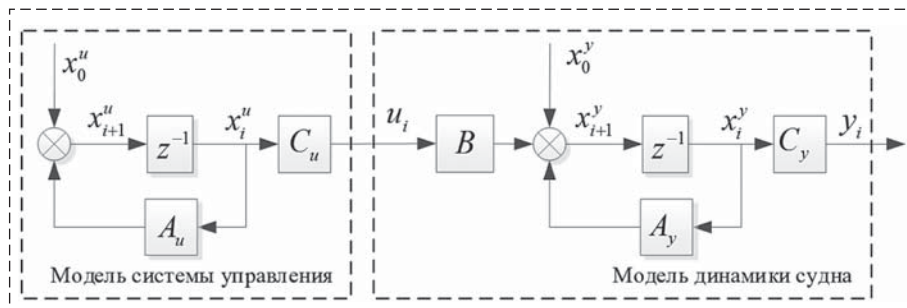


Рис. 2. Модель маневрирующего судна

Fig. 2. The model of a maneuvering vessel

где

$$x = \begin{bmatrix} x^y \\ x^u \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} A_y & B C_u \\ 0 & A_u \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} C_y & 0 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Введем обозначение для произвольной блочной матрицы Ганкеля вида

$$Z_i^{n,m} = \begin{bmatrix} z_{i-n-m} & z_{i-n-m+1} & \cdots & z_{i-n} \\ z_{i-n-m+1} & z_{i-n-m+2} & \cdots & z_{i-n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{i-m} & z_{i-m+1} & \cdots & z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{i-n}^{1,m} \\ Z_{i-n+1}^{1,m} \\ \vdots \\ Z_i^{1,m} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$= \begin{bmatrix} Z_{i-m}^{n,1} & Z_{i-m+1}^{n,1} & \cdots & Z_i^{n,1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{i-n+1}^{1,m} \\ \vdots \\ Z_i^{1,m} \end{bmatrix},$$

где  $m$ ,  $n$  — число блочных строк и столбцов, соответственно. Тогда с использованием матрицы наблюдаемости  $\mathbf{C}$  можно записать значения выходных сигналов модели (6)–(7) для  $v + 1$  измерений в виде

$$Y_i^{v,1} = \mathbf{C} x_{i-v}, \quad (10)$$

где  $v$  — индекс наблюдаемости;

$$Y_i^{v,1} = \begin{bmatrix} y_{i-v} \\ y_{i-v+1} \\ y_{i-v+2} \\ \vdots \\ y_i \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^v \end{bmatrix}.$$

С учетом предположения о наблюдаемости модели зависимые столбцы у матрицы наблюдаемости  $\mathbf{C}$  отсутствуют, следовательно, ее можно представить в виде следующего канонического разложения [30]:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

где  $I$  — единичная матрица, размер которой совпадает с рангом матрицы наблюдаемости;  $\tilde{\mathbf{C}}^L$ ,  $\bar{\mathbf{C}}^L$  — левые делители единицы и нуля, удовлетворяющие условию

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix} \mathbf{C} = \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

Подставим (11) в (10):

$$Y_i^{v,1} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} x_{i-v} \quad (13)$$

и решим задачи наблюдения векторов состояния для искомого

$$\begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} x_{i-v} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix} Y_i^{v,1} \quad (14)$$

и следующего

$$\begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} x_{i-v+1} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix} Y_{i+1}^{v,1} \quad (15)$$

моментов времени, которые в соответствии с уравнением (6) также зависят друг от друга:

$$x_{i-v+1} = Ax_{i-v}. \quad (16)$$

Подставим (16) в (15):

$$\begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} Ax_{i-v} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix} Y_{i+1}^{v,1} \quad (17)$$

и с учетом (14)

$$x_{i-v} = \tilde{\mathbf{C}}^L Y_i^{v,1} \quad (18)$$

запишем

$$\begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} A \tilde{\mathbf{C}}^L Y_i^{v,1} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix} Y_{i+1}^{v,1}. \quad (19)$$

Выразим далее матрицу измерения

$$Y_{i+1}^{v,1} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} A \tilde{\mathbf{C}}^L Y_i^{v,1}$$

и окончательно запишем эквивалентную (1)–(2) модель вида "выход":

$$Y_{i+1}^{v,1} = AY_i^{v,1}, \quad (20)$$

где

$$A = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}^L \\ \bar{\mathbf{C}}^L \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} A \tilde{\mathbf{C}}^L. \quad (21)$$

Предположим теперь, что наблюдение за судном ведется на протяжении некоторого времени  $h + 1$ , тогда модель (20) примет вид

$$\mathbf{Y}_{i+1}^{v,h} = A\mathbf{Y}_i^{v,h}, \quad (22)$$

где

$$\mathbf{Y}_{i+1}^{v,h} = [Y_{i-h+1}^{v,1} \ \dots \ Y_i^{v,1} \ Y_{i+1}^{v,1}]; \quad (23)$$

$$\mathbf{Y}_i^{v,h} = [Y_{i-h}^{v,1} \ \dots \ Y_{i-1}^{v,1} \ Y_i^{v,1}], \quad (24)$$

из которого можно записать линейное матричное уравнение идентификации параметров эквивалентной модели:

$$A\mathbf{Y}_i^{v,h} = \mathbf{Y}_{i+1}^{v,h}. \quad (25)$$

Известно [30], что любое матричное уравнение вида

$$ZQ = W$$

с известными матрицами  $Q$ ,  $W$  разрешимо относительно  $Z$  тогда и только тогда, когда выполняется условие разрешимости

$$W\bar{Q}^R = 0, \quad (26)$$

где  $\bar{Q}^R$  — правый делитель нуля полного ранга, удовлетворяющий условию

$$Q\bar{Q}^R = 0. \quad (27)$$

Тогда согласно условию (26) для разрешимости уравнения (25) необходимо и достаточно обеспечить выполнение следующего условия:

$$\mathbf{Y}_{i+1}^{v,h} \overline{\mathbf{Y}_i^{v,h}}^R = 0, \quad (28)$$

где правый делитель нуля определяется из выражения

$$\mathbf{Y}_i^{v,h} \overline{\mathbf{Y}_i^{v,h}}^R = 0. \quad (29)$$

В итоге, после подстановки выражений (23) и (24) в уравнение (28) прогнозирование вектора измерений осуществляется по формуле

$$y_{i+1} = -Y_i^{1,h} R_{i-1} r_i^+, \quad (30)$$

где  $Y_i^{1,h} = [y_{i-h} \ \dots \ y_{i-1} \ y_i]$ ,  $r_i^+$  — псевдообращение, а элементы делителя нуля определяются из условия (29):

$$\mathbf{Y}_i^{v,h} \overline{\mathbf{Y}_i^{v,h}}^R = [\mathbf{Y}_{i-1}^{v,h-1} \ Y_i^{v,1}] \begin{bmatrix} R_{i-1} \\ r_i \end{bmatrix} = 0. \quad (31)$$

### Пример решения задачи прогнозирования траектории

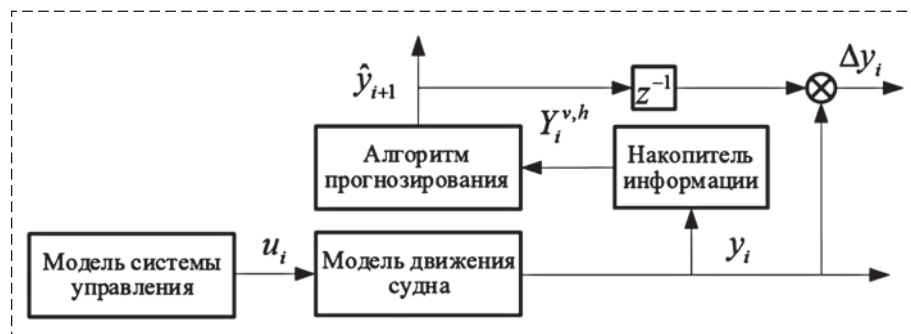
Проверка работоспособности разработанного метода осуществлялась на полной нелинейной динамической модели надводного судна посадки с шестью степенями свободы, учитывающей физические ограничения двигательной установки, а также влияние сил инерции, торможения и течений, волновых, ветровых и других возмущений [31].

Для решения задачи прогнозирования траектории движения судна посадки использовались только данные измерений спутниковых, лазерных или оптических датчиков беспилотного летательного аппарата, преобразованные в пространственные координаты судна [32]. Схема моделирования показана на рис. 3, где  $y = [x_e \ y_e \ z_e \ V_x \ V_y \ V_z \ \gamma \ \vartheta \ \psi \ \omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ ;  $x_e, y_e, z_e$  — пространственные координаты (м);  $V_x, V_y, V_z$  — линейные скорости (м/с);  $\gamma, \vartheta, \psi$  — углы крена, тангажа, рысканья ( $^\circ$ );  $\omega_x, \omega_y, \omega_z$  — угловые скорости ( $^\circ/\text{с}$ );  $u = [u_1 \ u_2]^T$ ;  $u_1$  — угол отклонения руля направления ( $^\circ$ ),  $u_2$  — скорость вращения двигателя.

Для формирования матриц измерений на интервале наблюдения используется накопитель информации. В блоке синтеза алгоритма прогнозирования реализованы формулы (30)–(31). Ширина окна наблюдения выбрана равной  $h = 15$ , индекс наблюдаемости  $v = 4$ . Сигналы управления и соответствующий им вектор состояния судна показаны на рис. 4 и 5. Ошибки прогнозирования траектории движения судна приведены на рис. 6.

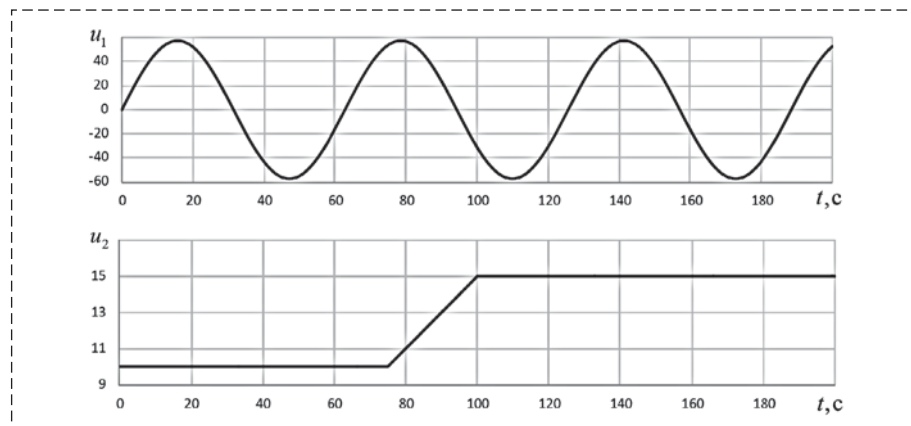
Результаты численного моделирования показывают высокие характеристики точности и быстродействия решения задачи. Ошибки прогнозирования траектории движения судна не превышают 4-го десятичного знака по всем пространственным координатам. Ранг матрицы Ганкеля данных не превышает 7, поэтому настройка алгоритма с учетом индекса наблюдаемости происходит в течение 10 измерений, т. е., с учетом шага дискретизации 0,05 с, всего за 0,5 с, при появлении зависимых столбцов, а следовательно, и правого делителя нуля у матрицы данных вида (31).

## Заключение



**Рис. 3. Схема численного моделирования**

**Fig. 3. Numerical simulation scheme**



**Рис. 4. Сигналы управления судном**

**Fig. 4. Vessel control signals**

В результате проведенных исследований разработан новый непараметрический метод прогнозирования траектории движения надводного судна не использующий априорной информации о параметрах его модели, не требующий решения задач идентификации параметров модели, наблюдения вектора состояния или восстановления вектора управления и основанный только на ретроспективном анализе нескольких последовательных значений его пространственных координат. Предлагаемый метод не подвержен модельным ошибкам и в отличие от аналогичных не использует логические или статистические вычисления, не требует обучения или длительной настройки и может быть использован даже при неидентифицируемости модели движения судна.

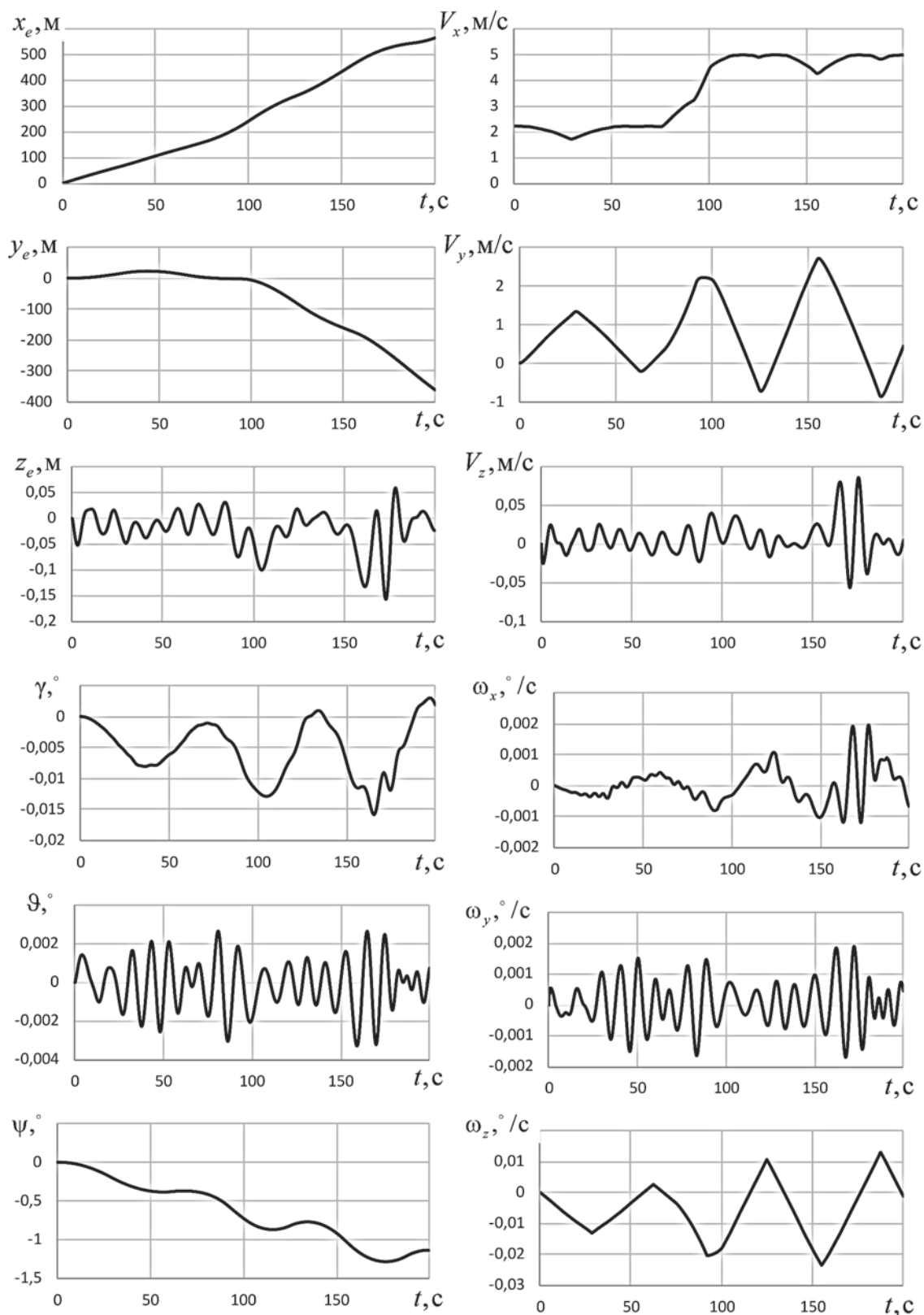


Рис. 5 Вектор состояния судна

Fig. 5. Vessel state vector

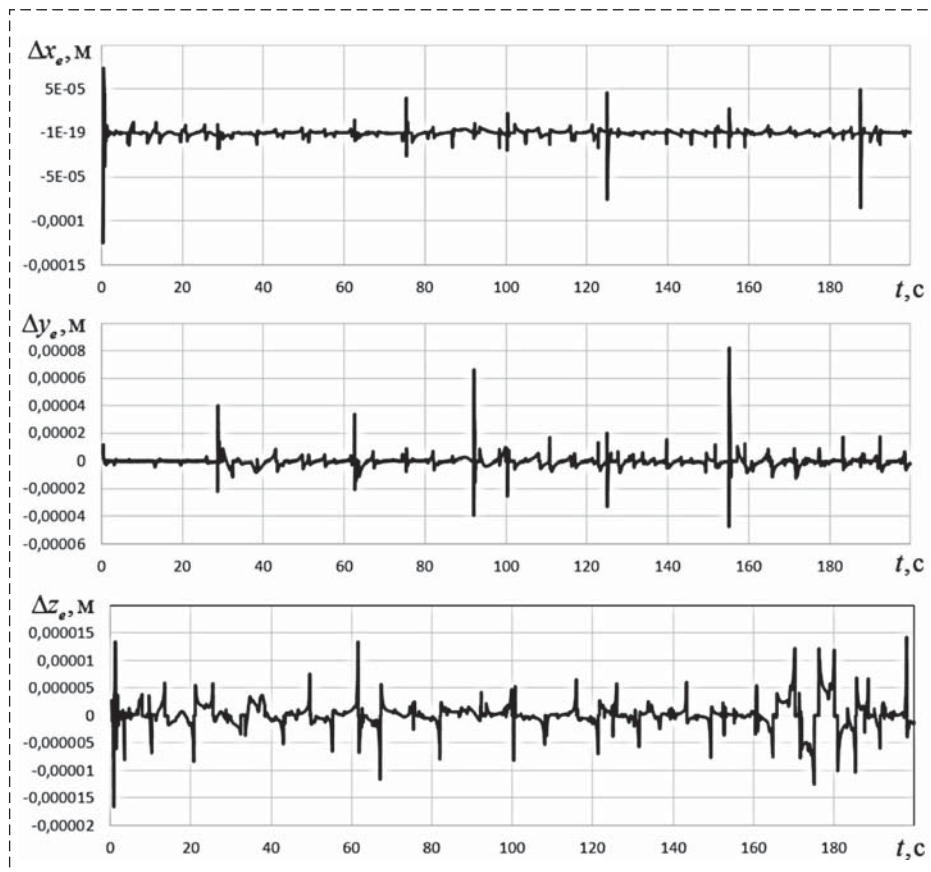


Рис. 6. Ошибки прогнозирования траектории движения судна  
Fig. 6. Errors in predicting the trajectory of the vessel

Полученные результаты численного моделирования решения задачи прогнозирования траектории движения судна подтверждают работоспособность и очень быструю настройку разработанного метода в условиях полной параметрической и непараметрической неопределенности. Описанный подход может быть использован для прогнозирования траектории движения любого транспортного средства (автомобиля, водного или воздушного судна и т. д.) при условии линейризуемости его модели и сигналов управления на наблюдаемом интервале времени.

Практическая реализация разрабатываемых непараметрических методов совместно с традиционными параметрическими позволит повысить точность прогнозирования и решить задачу высокоточной посадки беспилотных летательных аппаратов на активно маневрирующее судно, в том числе, в едином воздушном пространстве "умного города", при возникновении различных критических ситуаций: шквалистого ветра, потери связи или включения режима радиомолчания, мелких повреждений корпуса или несущих винтов и т. д.

1. Васильев А. С., Грищенко А. А. Прогнозирование и контроль движения судна // Морские интеллектуальные технологии. 2019. Т. 2, № 1 (43). С. 92.
2. Мельник В. Г. Методы обработки рядов траекторных измерений в системах прогнозирования и контроля движения судна / Автореф. дисс. на соиск. уч. ст. к.т.н. (05.22.19). Новороссийск: ГМУ им. адм. Ф. Ф. Ушакова, 2012. 24 с.
3. Селезнева О. В. Сравнение методов прогнозирования траектории морских судов // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2015. Т. 2. № 11. С. 541–546.
4. Sutulo S., Moreira L., Soares C. G. Mathematical models for ship path prediction in maneuvering simulation systems // Ocean Eng. 2002. Vol. 29. P. 1–19.
5. Гриняк В. М. Разработка математических моделей обеспечения безопасности коллективного движения морских судов / Автореф. дисс. на соиск. уч. ст. д.т.н. (05.13.18). Владивосток: ИАПУ ДВО РАН, 2016. 36 с.
6. Borkowski P. The ship movement trajectory prediction algorithm using navigational data fusion // Sensors. 2017. Vol. 17, N. 6. P. 1432.
7. Костюков В. А., Маевский А. М., Гуренко Б. В. Математическая модель надводного мини-корабля [Электронный ресурс] // Инженерный вестник Дона. 2015. № 3. URL: <http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2015/3297> (дата обращения: 26.02.2021).
8. Абдуллаева З. М. Разработка и реализация математических моделей движения судна на мелководье при переменной глубине / Дисс. на соиск. уч. ст. к.т.н. Махачкала: ФГБОУВО "ДГТУ", 2017. 270 с.
9. Вагущенко Л. Л., Цымбал Н. Н. Системы автоматического управления движением судна. 3-е изд., перераб. и доп. Одесса: Фенікс, 2007. 328 с.
10. Sheng L., Jia S., Bing L., Gao-yun L. Identification of ship steering dynamics based on aca-svr // Proceeding of 2008 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. 2008. P. 514–519.
11. Yasukawa H., Yoshimura Y. Introduction of MMG standard method for ship maneuvering predictions // Journal of Marine Science and Technology. 2015. Vol. 20, N. 1. P. 37–52.
12. Perera L. P. Navigation vector based ship maneuvering prediction // Ocean Engineering. 2017. Vol. 138. P. 151–160.
13. Зыбин Е. Ю., Гласов В. В., Чекин А. Ю. Непараметрический метод прогнозирования движения судна посадки беспилотного летательного аппарата // Сборник тезисов докладов IV Всероссийской научно-технической конференции "Моделирование авиационных систем", 26–27 ноября 2020 г., г. Москва. 2020. С. 212–213.
14. Гласов В. В., Зыбин Е. Ю. Непараметрический метод автономной высокоточной посадки беспилотного летательного аппарата на активно маневрирующее малоразмерное судно // Сборник тезисов докладов IV Всероссийской научно-технической конференции "Моделирование авиационных систем", 26–27 ноября 2020 г., г. Москва. 2020. С. 213–214.

15. Зыбин Е. Ю., Косьянчук В. В., Карпенко С. С. О некоторых непараметрических методах теории управления динамическими объектами // Материалы XV Всероссийской научно-технической конференции "Научные чтения по авиации, посвященные памяти Н. Е. Жуковского": сборник докладов. М: ООО "Экспериментальная мастерская Наука-Софт". 2018. С. 288—298.

16. Косьянчук В. В., Зыбин Е. Ю., Гласов В. В., Чекин А. Ю., Карпенко С. С., Бондаренко Ю. В. Методы решения некоторых задач теории линейных динамических систем в условиях полной параметрической неопределенности // Труды Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2019). 2019. С. 724—729.

17. Lacki M. Intelligent prediction of ship maneuvering // Int. J. Mar. Navig. Saf. Sea Transp. 2016. N. 10. P. 511—516.

18. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. А. Г. Сивак. М.: Издат. дом "Вильямс", 2003. 288 с.

19. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Пер. с англ. Н. Н. Кузусль, А. Ю. Шелестова. М.: Издат. дом "Вильямс", 2006. 1104 с.

20. Ebada A. Intelligent techniques-based approach for ship maneuvering simulations and analysis (Artificial Neural Networks Application): Doktor-Ing. genehmigte Dissertation; Institute of Ship Technology und Transport Systems, Germany. 2007. 156 p.

21. Xu T., Liu X., Yang X. A Novel Approach for Ship Trajectory Online Prediction Using BP Neural Network Algorithm // Advances in Information Sciences and Service Sciences (AISS). 2012. Vol. 4, N. 11. P. 271—277.

22. Сазонов А. Е., Дерябин В. В. Прогнозирование траектории движения судна при помощи нейронной сети // Вестник государственного университета морского и речного флота им. адмирала С. О. Макарова. 2013. № 3(22). С. 6—13.

23. Дерябин В. В. Применение нейронной сети в модели счисления пути судна // Эксплуатация морского транспорта. 2011. № 3 (65). С. 20—27.

24. Дерябин В. В. Построение модели счисления пути судна на основе нейронной сети // Эксплуатация морского транспорта. 2010. № 4 (62). С. 33—40.

25. Дерябин В. В., Сазонов А. Е. О возможности применения нейронной сети для построения модели счисления пути судна // Научно-технический сборник Российского морского регистра судоходства. 2010. № 33. С. 229—246.

26. Дерябин В. В. О возможности построения нейронной сети, прогнозирующей координаты судна // Научно-техническая конференция профессорско-преподавательского состава, научных сотрудников и курсантов: тез. докл. СПб.: Изд-во ГМА им. адм. С. О. Макарова, 2012. Ч. 2.

27. Дерябин В. В. Модель счисления пути судна в условиях воздействия внешних факторов // Эксплуатация морского транспорта. 2011. № 1 (63). С. 33—39.

28. Suo Y. A ship trajectory prediction framework based on a recurrent neural network // Sensors. 2020. Vol. 20, N. 18. P. 5133.

29. Xie G., Gao H., Qian L., Huang B., Li K., Wang J. Vehicle Trajectory Prediction by Integrating Physics- and Maneuver-Based Approaches Using Interactive Multiple Models. // IEEE Transactions on Industrial Electronics. 2018. Vol. 65, N. 7. P. 5999—6008.

30. Зыбин Е. Ю., Мисриханов М. Ш., Рябченко В. Н. О минимальной параметризации решений линейных матричных уравнений // Вестник ИГЭУ. 2004. № 6. С. 127—131.

31. Bergeron N. P. Model-Based Control of a High-Performance Marine Vessel. University of Louisiana at Lafayette. ProQuest Dissertations Publishing, 2014.

32. Khan A., Bil C., Marion K. E. Ship motion prediction for launch and recovery of air vehicles // Proceedings of the OCEANS Conference, Washington, DC, USA, 19—23 September 2005. P. 2795—2801.

## Nonparametric Method for Predicting the Trajectory of an Actively Maneuvering Vessel for Unmanned Aerial Vehicle Landing

V. V. Kosyanchuk, vvk@gosniias.ru, E. Yu. Zybin, eyzybin@2100.gosniias.ru,

V. V. Glasov, vvglasov@2100.gosniias.ru,

State Research Institute of Aviation Systems, Moscow, 125319, Russian Federation,

L. Tan, tanlihuo@hit.edu.cn,

Harbin Institute of Technology, Harbin City, 150001, Heilongjiang Province, China

Corresponding author: Glasov Vladislav V., Cand. of Tech. Sc., Associate Professor, State Research Institute of Aviation Systems, Moscow, 125319, Russian Federation, e-mail: vvglasov@2100.gosniias.ru

Accepted on September 01, 2021

### Abstract

The article is devoted to the development of algorithms for predicting the trajectory of maneuvering objects based on nonparametric systems theory. The analysis of uncertainties affecting the modeling of the movement maneuvering water objects is presented. An overview of parametric, nonparametric and combined methods for predicting maneuvering water objects trajectory is given. The problem of high-precision autonomous control of the landing unmanned aerial vehicles on the landing vessel in the conditions of its irregular movement caused by meteorological conditions and active maneuvering is being solved. The method for predicting the trajectory of a vessel's movement based on solving direct problems of dynamics using nonparametric systems theory is proposed. The advantages of the proposed method are that it's not affected by model errors, due to the fact that it is based only on a retrospective analysis of several consecutive values of the spatial vessel coordinates. The proposed method differs from similar nonparametric methods in that it does not require statistical calculations, own training, or time-consuming tuning. The method does not imply the solution of identification model parameters, state and control actions problems and can be applied with any unknown linearizable input control actions, including when the model of the vessel's motion dynamics is not identifiable. The results of numerical modeling for solution the problem of predicting the trajectory of an actively maneuvering small-sized landing vessel using a full nonlinear dynamic model with six degrees of freedom are presented. The studies carried out confirm the efficiency, adequacy and very fast adjustment of

the developed method under conditions of complete parametric and nonparametric uncertainty. The proposed method can be used to predict the trajectory of any vehicle under the condition of linearizability of its model and control signals over the observed time interval.

**Keywords:** maneuvering vessel, trajectory prediction, nonparametric method, parametric uncertainty

**Acknowledgements:** This article was prepared with the financial support of Russian Foundation for Basic Research and the State Foundation for Basic Research of China 20-58-53059 (6191101340) and of Russian Foundation for Basic Research 19-29-06091.

For citation:

**Kosyanchuk V. V., Zybin E. Yu., Glasov V. V., Tan L.** Nonparametric Method for Predicting the Trajectory of an Actively Maneuvering Vessel for Unmanned Aerial Vehicle Landing, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2021, vol. 22, no. 12, pp. 660—670.

DOI: 10.17587/mau.22.660-670

## References

1. Vaskov A. S., Grishchenko A. A. Forecasting and monitoring of traffic of the vessel, *Morskie Intellectualnie Technologii*, 2019, vol. 2, no. 1 (43), pp. 92 (in Russian).
2. Melnik V. G. Methods for processing the series of trajectory measurements in forecasting and control systems for the movement of the vessel, Ph.D dissertation abstract (05.22.19), Novorossiysk, State Medical University im. adm. F. F. Ushakova, 2012, 24 p. (in Russian).
3. Selezneva O. V. Comparison of methods for predicting the trajectory of sea vessels, *Sovremennye Informatsionnye Technologii i IT-Obrazovanie*, 2015, vol. 2, no. 11, pp. 541—546 (in Russian).
4. Sutulo S., Moreira L., Soares C. G. Mathematical models for ship path prediction in maneuvering simulation systems, *Ocean Eng.*, 2002, vol. 29, pp. 1—19.
5. Grinyak V. M. Development of mathematical models for ensuring the safety of the collective movement of sea vessels, Doctor of Technical Sciences dissertation abstract (05.13.18), Vladivostok, IAPU FEB RAS, 2016, 36 p. (in Russian).
6. Borkowski P. The ship movement trajectory prediction algorithm using navigational data fusion, *Sensors*, 2017, vol. 17, no. 6, p. 1432.
7. Kostyukov V. A., Maevsky A. M., Gurenko B. V. Mathematical model of a surface mini-ship, *Engineering journal of Don*, 2015, no. 3, available at: <http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2015/3297> (date of access: 26.02.2021) (in Russian).
8. Abdullaeva Z. M. Development and implementation of mathematical models of ship movement in shallow water at variable depth, Ph.D dissertation, Makhachkala, FGBOUVO "DSTU", 2017, 270 p. (in Russian).
9. Vagushchenko L. L., Tsymbal N. N. Automatic ship traffic control systems. 3d ed., Rev. and add, Odessa, Fenix, 2007, 328 p. (in Russian).
10. Sheng L., Jia S., Bing L., Gao-yun L. Identification of ship steering dynamics based on aca-svr, *Proceeding of 2008 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2008, pp. 514—519.
11. Yasukawa H., Yoshimura Y. Introduction of MMG standard method for ship maneuvering predictions, *Journal of Marine Science and Technology*, 2015, vol. 20, no. 1, pp. 37—52.
12. Perera L. P. Navigation vector based ship maneuvering prediction, *Ocean Engineering*, 2017, vol. 138, p. 151—160.
13. Zybin E. Yu., Glasov V. V., Chekin A. Yu. Nonparametric method for predicting the movement of the landing vessel of an unmanned aerial vehicle, *Sbornic tezisev docladov IV VNTC "Modelirovanie aviacionnich sistem"*, November 26-27, 2020, Moscow, pp. 212—213 (in Russian).
14. Glasov V. V., Zybin E. Yu. Nonparametric method of autonomous high-precision landing of an unmanned aerial vehicle on an actively maneuvering small-sized vessel, *Sbornic tezisev docladov IV VNTC "Modelirovanie aviacionnich sistem"*, November 26—27, 2020, Moscow, pp. 213—214 (in Russian).
15. Zybin E. Yu., Kosyanchuk V. V., Karpenko S. S. On some nonparametric methods of the theory of control of dynamic objects, *Materialy XV VNTC "Naychnie chteniya po aviacii, gjedyashennye pamyati N. E. Zhukovskogo": sbornic docladov*, Moscow, "Eksperimental'naya masterskaya NaukaSoft" Ltd., 2018, pp. 288—298 (in Russian).
16. Kosyanchuk V. V., Zybin E. Yu., Glasov V. V., Chekin A. Yu., Karpenko S. S., Bondarenko Yu. V. Methods for solving some problems of the theory of linear dynamical systems under conditions of complete parametric uncertainty, *Trydi Vserossiiskogo soveshaniya po problemam upravleniya (VSPU-2019)*, 2019, pp. 724—729 (in Russian).
17. Lacki M. Intelligent prediction of ship maneuvering, *Int. J. Mar. Navig. Saf. Sea Transp.*, 2016, no. 10, pp. 511—516.
18. Callan R. Basic concepts of neural networks, Moscow, Izdatelskii dom "Williams", 2003, 288 p. (in Russian).
19. Haykin S. Neural networks: full course, Moscow, Izdatelskii dom "Williams", 2006, 1104 p. (in Russian).
20. Ebada A. Intelligent techniques-based approach for ship maneuvering simulations and analysis (Artificial Neural Networks Application): Doktor-Ing. Genehmigte Dissertation; Institute of Ship Technology and Transport Systems, Germany, 2007, 156 p.
21. Xu T., Liu X., Yang X. A Novel Approach for Ship Trajectory Online Prediction Using BP Neural Network Algorithm, *Advances in Information Sciences and Service Sciences (AISS)*, 2012, vol. 4, no. 11, pp. 271—277.
22. Sazonov A. E., Deryabin V. V. Predicting the trajectory of a vessel's movement using a neural network, *Vestnic gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova*, 2013, no. 3 (22), pp. 6—13 (in Russian).
23. Deryabin V. V. Application of a neural network in the dead reckoning model of a ship, *Ekspluatatsiya morskogo transporta*, 2011, no. 3 (65), pp. 20—27 (in Russian).
24. Deryabin V. V. Building a dead reckoning model of a ship's path based on a neural network, *Ekspluatatsiya morskogo transporta*, 2010, no. 4 (62), pp. 33—40 (in Russian).
25. Deryabin V. V., Sazonov A. E. On the possibility of using a neural network for constructing a dead reckoning model of a ship's path, *Nauchno-tekhnicheskii sbornic Rossiiskogo morskogo registra sydhodstva*, 2010, no. 33, pp. 229—246 (in Russian).
26. Deryabin V. V. On the possibility of constructing a neural network that predicts the coordinates of the vessel, *Nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya professorsko-prepodavatel'skogo sostava, nauchnykh sotrudnikov i kursantov: tez. dokl.*, SPb., Izdatel'stvo GMA im. adm. S. O. Makarova, 2012, part 2 (in Russian).
27. Deryabin V. V. Reckoning model of the ship's path under the influence of external factors, *Ekspluatatsiya morskogo transporta*, 2011, no. 1 (63), pp. 33—39 (in Russian).
28. Suo Y. A ship trajectory prediction framework based on a recurrent neural network, *Sensors*, 2020, vol. 20, no. 18, p. 5133.
29. Xie G., Gao H., Qian L., Huang B., Li K., Wang J. Vehicle Trajectory Prediction by Integrating Physics- and Maneuver-Based Approaches Using Interactive Multiple Models, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, vol. 65, no. 7, pp. 5999—6008.
30. Zybin E. Yu., Misrikhanov M. Sh., Ryabchenko V. N. On the minimal parametrization of solutions of linear matrix equations, *Vestnik IGEU*, 2004, no. 6, pp. 127—131 (in Russian).
31. Bergeron N. P. Model-Based Control of a High-Performance Marine Vessel, University of Louisiana at Lafayette, ProQuest Dissertations Publishing, 2014.
32. Khan A., Bil C., Marion K. E. Ship motion prediction for launch and recovery of air vehicles, *Proceedings of the OCEANS Conference, Washington, DC, USA*, 19—23 September 2005, pp. 2795—2801.