

Итак, по результатам проделанной работы было определено, что в целях автоматизации ледовой проводки судов, в частности СПГ газозовов типа Arc7, возможно успешное применение элементов машинного зрения. Рассмотрены сопутствующие алгоритмы и методики подхода к поставленной задаче определения ледовых «треков» в автоматическом режиме с помощью автоматического оптического измерителя (цифрой камеры). По результатам анализа было выяснено, что применение методики выделения семантических особенностей на изображениях и глубокого обучения нейросетей больше подходит для решения поставленной задачи, чем покадровая обработка дифференциальными методами (оператор Собела, алгоритм Канны, детектор границ Хофа). В концепции построения системы качества камеры можно использовать как имеющиеся судовые, так и дополнительные на крыльях судна. Обработать и совместить информацию, полученную с них можно посредством применения математического аппарата работы с векторными плоскостями.

Литература

1. Вологов Д.Б., Гусев В.В., Юрин Д.В. Обнаружение прямых линий на изображениях на основе преобразования Хартли. Быстрое преобразование Хафа. //МФТИ. Международная конференция по графике. 2006.–8р. Режим доступа:https://www.graphicon.ru/html/2006/fr11_35_Volegov_Gusev_Yurin.pdf
2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений // Техносфера. 2005. – 1007 с.
3. Созыкин А. В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник Южно-Уральского Гос. Университета.– 2017.– Том 6.– № 3. – 31 с.
4. Davies E. R. Computer and Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities. 2012. –912 p.
5. Canny J. Computational Approach to Edge Detection. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. PAMI-8, No. 6. 1986. –pp. 680-699
6. Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: an Overview Neural Networks. 2015. – 33p. Режим доступа: [www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/DeepLearning InNeural Networks Overview.J Schmidhuber2015.pdf](http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/DeepLearningInNeuralNetworksOverview.JSchmidhuber2015.pdf)
7. Кондратьев С.И., Астреин В.В., Боран-Кешишьян А.Л. Методика рефлексивной оценки эффективности ИСППР безопасности судовождения в условиях переходного периода// Морские интеллектуальные технологии.– 2018.– № 1-3 (41).– С. 156-161.
8. Кондратьев С.И., Боран-Кешишьян А.Л., Попов В.В. Оптимизация надежности каналов обмена данными в связных системах национальной концепции российского сегмента e-навигации Азово-Черноморского бассейна// Морские интеллектуальные технологии.– 2018.– № 1-3 (41).– С. 162-169

REFERENCES

1. Volegov D.B., Gusev V.V., Jurin D.V. ObnaruzhenieprjamyhlinijnaizobrazhenijahnaosnovepreobrazovanijaHartli. BystroepreobrazovanieHafa.MFTI.Mezhdunarodnajakonferencijapografike. 2006. – 8p. Rezhimdostupa: https://www.graphicon.ru/html/2006/fr11_35_Volegov_Gusev_Yurin.pdf
2. Gonsales R., Vuds R. Cifrovajaobrabotkaizobrazhenij. Tehnosfera. 2005. – 1007 s.
3. Sozykin A. V. Obzormetodovobuchenijaglubokihnejronnyhsetej. VestnikJuzhno-Ural'skogoGos.Universiteta.Tom 6, № 3 2017. – 31 s.
4. Davies E. R. Computer and Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities. 2012. – 912 p.
5. Canny J. Computational Approach to Edge Detection. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. PAMI-8, No. 6. 1986. – pp. 680-699
6. Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: an Overview Neural Networks. 2015. – 33p. Rezhimdostupa: www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/DeepLearningInNeuralNetworksOverview.JSchmidhuber2015.pdf
- 7.Kondrat'ev S.I., Astrein V.V., Boran-Keshish'yan A.L.Metodika refleksivnoj ocenki effektivnosti ISPPR bezopasnosti sudovozhdeniya v usloviyah perekhodnogo perioda//Morskie intellektual'nye tekhnologii. 2018. № 1-3 (41). S. 156-161.
- 8.Kondrat'ev S.I., Boran-Keshish'yan A.L., Popov V.V.Optimizaciya nadezhnosti kanalov obmena dannyh v svyaznyh sistemah nacional'noj koncepcii rossijskogo segmenta e-navigacii Azovo-CHernomorskogo bassejna// Morskie intellektual'nye tekhnologii. 2018. № 1-3 (41). S. 162-169.

УДК: 656.61.052.4

DOI: 10.34046/aumsuomt92

ИДЕНТИФИКАЦИЯ МОДЕЛИ УГЛОВОЙ СКОРОСТИ ДВИЖЕНИЯ СУДНА ПО ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫМ ДАННЫМ

А.А. Грищенко, аспирант

В.Г. Мельник, кандидат технических наук

А.Н. Штанько, аспирант

На основе экспериментальных данных с помощью расширения System Identification Toolbox в среде MATLAB осуществлена идентификация параметров угловой скорости движения судна и построена модель её прогнозирования вне зависимости от состояния судна. Полученные алгоритмы предлагаются

для использования системами поддержки принятия решений, а также разработки программ управления безэкипажными судами.

Ключевые слова: изменение курса, угловая скорость, циркуляция, параметры движения судна, идентификация, черный ящик.

On the basis of experimental data by means of expansion of System Identification Toolbox in MATLAB the identification of parameters of angular speed of movement of the vessel is carried out and the model of its forecasting regardless of a condition of the vessel is constructed. The obtained algorithms are proposed for the use of decision support systems, as well as the development of control programs for non-shipboard vessels.

Keywords: change of course, angular velocity, circulation, parameters of vessel motion, identification, black box.

Одной из основных задач судовождения является безопасная проводка судна по заданному маршруту, решение которой является сложным и неординарным процессом. Проблема решения задачи объясняется такими факторами как: сложностью судна как объекта управления, разнообразием воздействия на него внешней среды, ограниченным временем для принятия решений и рядом других факторов [2-7, 11, 12, 16]. Как правило, судоводитель при управлении судном опирается на свой практический опыт и субъективную оценку ситуации, что в свою очередь может привести к ошибкам, вызванным влиянием на принятие решения этих факторов. Из 1645 случайных аварийных происшествий, проанализированных Европейским агентством по безопасности на море (EMSA) за период с 2001 по 2017 годы, 57,8% были отнесены к ошибочным действиям человека [1].

Для уменьшения влияния «человеческих факторов» при решении задач судовождения создаются системы управляющие движением судов

по маршруту (Track Control System - TCS) [3]. Такие системы учитывают значения маневренных элементов, приведенные в формуляре маневренных характеристик судна. Так как маневренные элементы определены на конкретную дату при полной загрузке судна или в балласте, то их фактические значения в текущий момент времени могут отличаться от указанных в формуляре. В процессе эксплуатации с изменением обрастания корпуса, его загрузки, состояния моря и ряда других факторов отклонение реальных маневренных элементов может достигать 30% [2, 5, 7, 11, 16]. Если на обычном судне в процесс управления может вмешаться капитан или вахтенный помощник, то при плавании безэкипажного судна, точность следования по маршруту и выполнение поставленной задачи целиком зависит от работы программы управления.

Упрощенная структурная схема системы управления движением судна по маршруту на основе идеологии автоматизации процессов [3] может быть представлена на рис. 1.

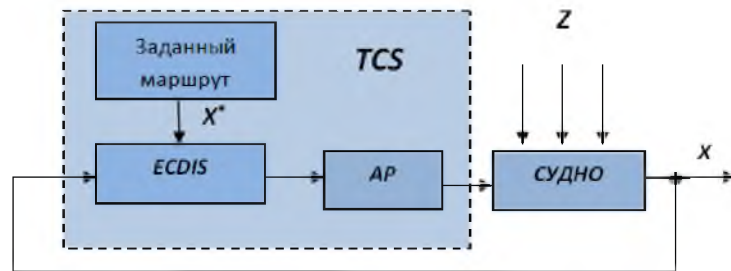


Рисунок 1 – Структурная схема системы автоматического управления движением по маршруту:
 x^* – задающее воздействие, x – выходная величина, z – внешние возмущения.

В соответствии с [2, 3] автоматическое изменение курса осуществляется с помощью адаптивного авторулевого либо с заданной угловой скоростью, либо с заданным радиусом поворота.

При управлении по угловой скорости поворота в исследованиях [2, 4] используют математическую модель движения судна, которая соответствует модели Номото первого порядка, пропорционально интегральным законом управления:

$$\dot{r}_m = -\frac{1}{T} r_m + \frac{k_p}{T} \delta; \quad (1)$$

$$\delta = k k_o \int (r^t - r) dt - k r, \quad (2)$$

где r_m – угловая скорость судна на выходе модели;

- δ – угол перекладки руля;
- T – постоянная времени;
- t – время;
- r^t – заданная угловая скорость поворота;
- k, k_o – коэффициент усиления и желаемых переходных процессов;
- k_p – коэффициент усиления модели по управляющему воздействию.

Такой авторулевой при соответствующей настройке коэффициентов управления (2) будет работать наилучшим образом только при постоянных параметрах динамической модели судна

(1). На практике, в процессе управления морскими подвижными объектами характеристики, как объекта (1), так и окружающей среды могут существенно изменяться в зависимости от состояния судна и условий плавания.

Точность работы авторулевого в изменяющихся условиях плавания судна может быть обеспечена применением методов адаптации [2, 4, 6]. Адаптивные комплексы, не требующие исчерпывающей априорной информации об объекте управления (судне) (ОУ) и условий его эксплуатации существенно повышают качество управления и могут компенсировать широкий спектр изменений конфигурации ОУ и внешних воздействий.

Решение задачи адаптивного управления угловой скоростью поворота судна к условиям плавания предлагается осуществлять с помощью идентификации параметров движения судна [2, 12, 16]. Идентификацию параметров движения судна в данном случае предлагается осуществлять в среде MATLABc помощью расширения System Identification Toolbox.

Идентификацию ОУ, возможно осуществлять на основе принципов работы, когда известна математическая модель системы, но не известны ее коэффициенты (метод «Серого ящика») и на основе экспериментально полученных данных, когда неизвестна математическая модель, а также различные возмущения, оказывающие влияние на систему (метод «Черного ящика») [8]. Целью работы является идентификация параметров ОУ по второму способу.

Идентифицируемый ОУ принято по методологии исследований [6, 8, 11] представлять в виде структурной схемы, рис. 2.

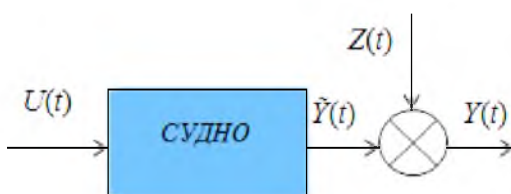


Рисунок 2 – Структурная схема ОУ:

t – время; $U(t)$ – контролируемый входной сигнал (положение руля); $\hat{Y}(t)$, $Y(t)$ – теоретический и наблюдаемый выходы объекта (угловая скорость); $Z(t)$ –случайная общая помеха (внешние возмущения - не учитываемые факторы).

Обычно предполагают [8, 10], что связь между входным и «теоретическим» выходным сигналом задается в виде некоторого оператора преобразования входного сигнала Ψ :

$$\hat{Y}(t) = \Psi[U(t)]. \quad (3)$$

При этом наблюдаемый выход объекта может быть описан соотношением с учетом внешнего воздействия:

$$Y(t) = \Psi[U(t)] + Z(t). \quad (4)$$

Принцип суперпозиции позволяет объединить все действующие внешние возмущения (помехи) в одну общую $Z(t)$ и приложить ее к выходу модели (см. рис. 2).

Цель идентификации заключается в том, чтобы на основании наблюдений за входным $U(t)$ и выходным $Y(t)$ сигналами на наблюдаемом интервале времени определить вид оператора, связывающего входной и теоретический $\hat{Y}(t)$ выходной сигналы [4, 6, 11]. С точки зрения математики данная задача является задачей аппроксимации экспериментальных данных некоторым уравнением.

Экспериментальные данные для идентификации были получены в ходе маневрирования суда длиной 62,5 м, водоизмещением 630 т, при различных погодных условиях, рис. 3.

В первом случае волнение и ветер отсутствовали, скорость 12 узлов, (см. рис.3 А). Во втором случае, (см. рис.3 Б): ветер 180° - 9 м/с, волнение моря 2,0 м – 180° . Курс судна на момент начала выполнения маневра 0° , скорость 12 узлов.

Положение руля (*град.*) и угловая скорость (*град/м*) фиксировались в электронном судовом журнале, с периодичностью 1 с. Был выполнен ряд маневров курсом: руль переключался на произвольные значения на правый и левый борт, одерживание судна происходило как в момент достижения установившихся значений угловой скорости, так и в неустойчивый период циркуляции.

Для удобства обработки графики данных (см. рис.3А) разделены на две части, а график данных (см. рис.3Б) -на три части:

1. $g1 = \text{data1} (1 : 230)$;
2. $g2 = \text{data1} (231 : 400)$;
3. $b1 = \text{data2} (1 : 460)$;
4. $b2 = \text{data2} (461 : 921)$;
5. $b3 = \text{data2} (922 : 1400)$.

Первые части используются для идентификации параметров движения судна, вторые и третьи части – верификационные данные используются для оценки качества идентификации.

Расширение System Identification Toolbox, в соответствии с принципами, реализованными в Matlab [9], позволяет использовать следующие методы идентификации: максимального правдоподобия, минимизации ошибки прогноза (PEM - prediction-error minimization), системной идентификации подмножества и другие методы идентификации.

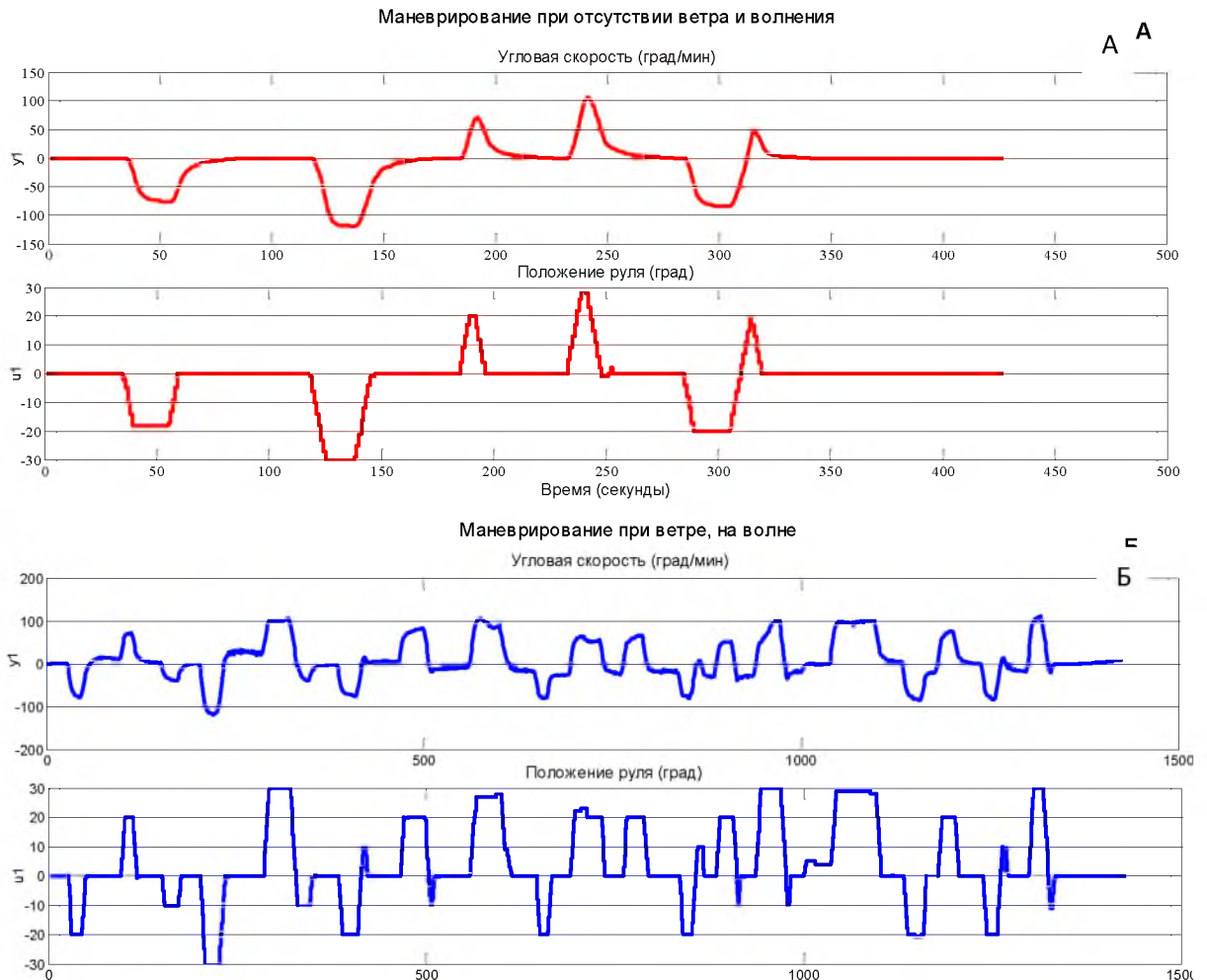


Рисунок 3 – Маневрирование судна

Для нелинейной системной динамики можно оценивать модели Хаммерстайна-Винера (Hammerstein-Weiner) и нелинейные модели ARX (Auto Regressive model with external input (АвтоРегрессионная модель с внешним входом)) с вейвлетной сетью, модели с древовидным разделением и модели с нелинейной сигмоидальной сетью.

В процессе моделирования лучшие результаты (97,31% совпадений) показала нелинейная авторегрессионная модель (NLARX-) рис. 4, где пунктирной линией показаны экспериментальные данные, сплошной линией данные выхода модели.

Нелинейная авторегрессионная модель представляет собой линейную ARX модель вида:

$$A(x)Y(t) = B(x)U(t) + Z(t), \quad (5)$$

где A – матрица динамической системы, размерностью nxl ;

B – матрица входа (или управления), размерностью pxm .

Линейная модель дополнена нелинейными ARX регрессорами, т.е. нелинейными выражени-

ями задержанных по времени входных и выходных переменных.

Для наглядности нелинейную модель NLARX структуры можно отобразить следующим образом, рис. 5.

Данная структура подразумевает, что текущий выход $Y(t)$ прогнозируется как взвешенная сумма прошлых выходных значений и текущих и прошлых входных значений [9].

Параметры модели $[na \ nb \ nk] [2 \ 2 \ 1]$ (порядок полинома A , порядок полинома B , задержка входа), позволяют определить стандартные регрессоры авторегрессионной модели, перечень которых приведен в табл. 1.

Все регрессоры являются входными данными, как для линейного блока, так и для нелинейного блока оценки нелинейности. Блок оценки нелинейности в свою очередь отображает регрессоры на выходе модели, используя комбинацию нелинейных и линейных функций. Используется нелинейная оценка - $g(x)$ в виде вейвлета.

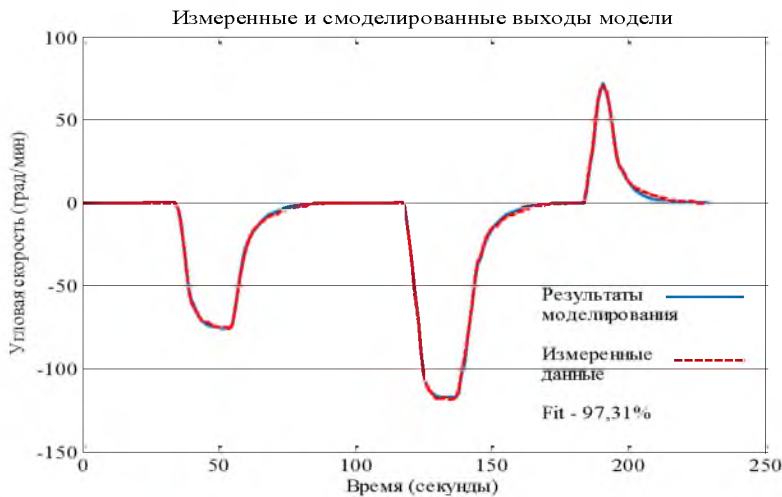


Рисунок 4 – Результаты моделирования

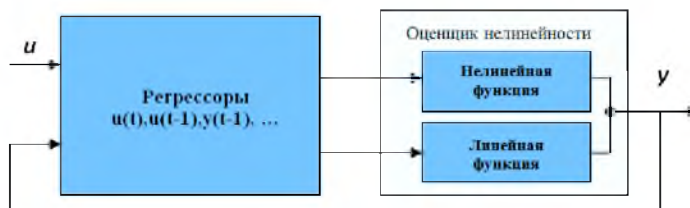


Рисунок 5 – Нелинейная структура модели

Таблица 1 – Перечень стандартных и нелинейных регрессоров, используемых в модели

Стандартные регрессоры	$y(t-1)^2, y(t-2)^2, u(t-1)^2, u(t-2)^2, y(t-1)^2, y(t-2)^2, u(t-1)^2, u(t-2)^2, y(t-1)^3, y(t-2)^3, u(t-1)^3, u(t-2)^3.$
Нелинейные регрессоры	$y(t-1), y(t-2), u(t-1), u(t-2), y(t-1)^2, y(t-2)^2, u(t-1)^2, u(t-2)^2, y(t-1)^2, y(t-2)^2, u(t-1)^2, u(t-2)^2, y(t-1)^3, y(t-2)^3, u(t-1)^3, u(t-2)^3.$

Известно, что вейвлет-анализ является частью частотно-временного анализа [9, 14], в котором роль простых колебаний играют функции особого рода, называемые вейвлетами. Базисная функция вейвлет – это некоторое «короткое» колебание, но не только. Понятие частоты спектрального анализа здесь заменено масштабом, и, чтобы перекрыть «короткими волнами» всю временную ось, введен сдвиг функций во времени. Базис вейвлетов – это функции типа:

$$f((t-b)/a) \tag{6}$$

где b – сдвиг;
 a – масштаб.

Функция $f(t)$ должна иметь нулевую площадь и осциллирует возле некоторого значения времени $t-b$. Фурье-преобразование таких функций имеет вид полосового фильтра и при различных значениях масштабного параметра a это будет набор полосовых фильтров. Семейства вейвлетов во временной или частотной области используются для представления сигналов и функций в виде суперпозиций вейвлетов на разных масштабных уровнях декомпозиции (разложения) сигналов.

Вид такого вейвлета и имеют нелинейные оценщик $g(x)$ моделей ARX:

$$g(x) = \sum_{n=0}^N a_n f(\rho); \quad \rho = \beta_n(x(t - \gamma_n)), \tag{7}$$

где $f(\rho)$ – базисный вейвлет;

ρ – регрессор;

a_n – координаты сигнала в выбранном базисе;

x – сигнал, участвующий в формировании регрессора;

γ_n – временная задержка сигнала x .

Результаты моделирования, на участке маневра выхода из неустановившейся циркуляции в промежутке времени 190-228 с, для примера показаны в табл. 2, где t – время(с), δ – положение руля (град), ω_u, ω_m – угловые скорости измеренная и смоделированная (град/м). Полные данные моделирования показаны на рис. 4.

Хорошие результаты моделирования не означают, что получена хорошая модель, для оценки качества модели необходимо проверить на независимом (не участвовавшем в обучении) наборе данных. На рис.6 видно, что модель, построенная с другим порядком и оценщиком нелинейности показавшая в процессе обучения лучшие результаты (98,77% совпадений) рис. 6(А), при проверке на независимом наборе данных(g2) показывает неудовлетворительные результаты (55,64% совпадений) рис. 6 (Б).

Таблица 2 – Результаты моделирования

t	δ	$\omega_{и}$	$\omega_{м}$	t	δ	$\omega_{и}$	$\omega_{м}$	t	δ	$\omega_{и}$	$\omega_{м}$
190	20	69	67,83	203	0	9	7,49	216	0	2	0,74
191	16	71	72,32	204	0	8	6,21	217	0	2	0,65
192	12	67	65,97	205	0	7	5,13	218	0	1	0,56
193	8	58	58,58	206	0	7	4,24	219	0	1	0,48
194	4	49	48,87	207	0	6	3,51	220	0	1	0,43
195	0	37	38,26	208	0	5	2,91	221	0	1	0,38
196	0	28	26,78	209	0	5	2,41	222	0	1	0,34
197	0	22	22,52	210	0	4	2,02	223	0	1	0,31
198	0	19	18,74	211	0	4	1,69	224	0	0	0,27
199	0	16	15,62	212	0	3	1,42	225	0	0	0,25
200	0	13	13,01	213	0	3	1,20	226	0	0	0,23
201	0	12	10,84	214	0	3	1,02	227	0	0	0,21
202	0	10	9,01	215	0	2	0,87	228	0	0	0,15

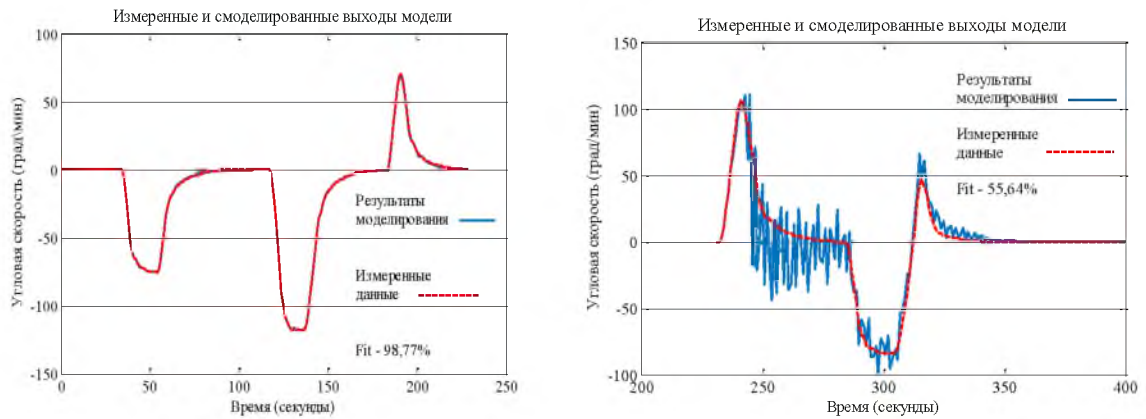


Рисунок 6 – Результаты моделирования:
А) результаты обучения; Б) результаты оценки модели

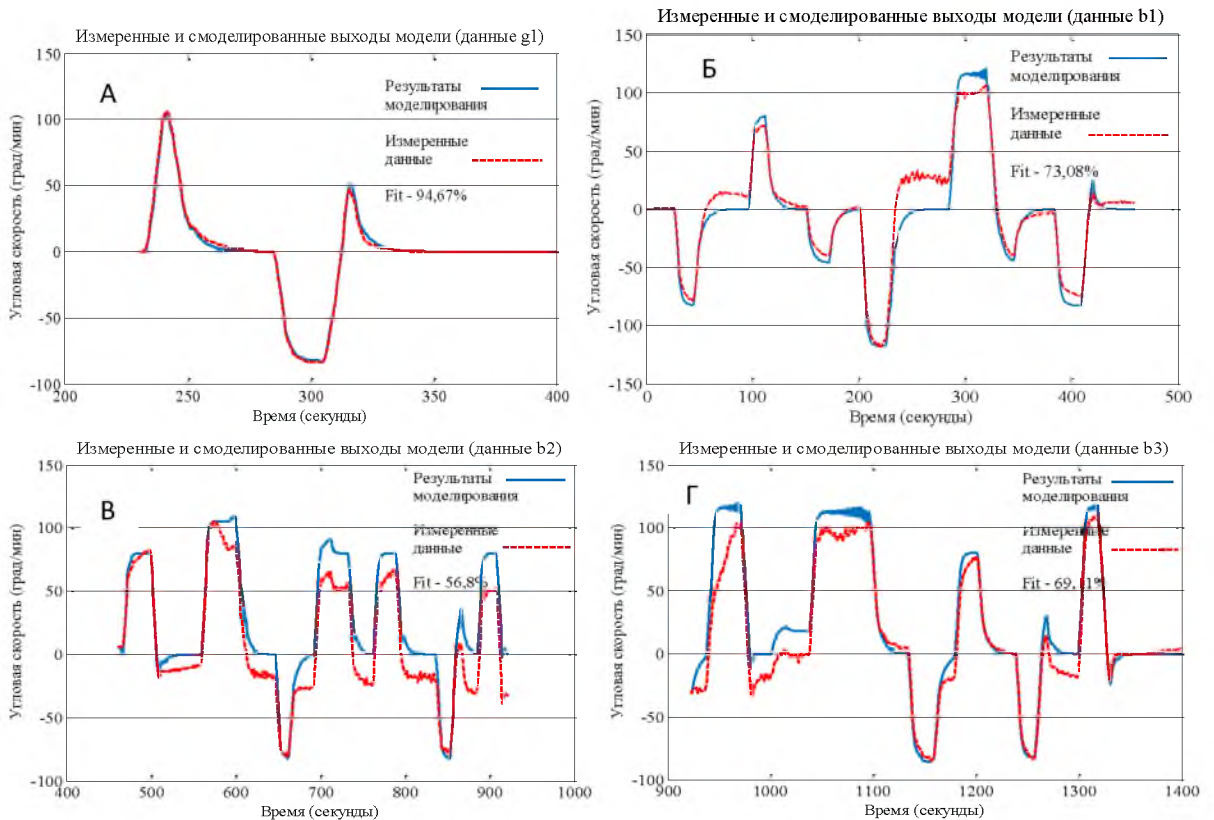


Рисунок 7 – Результаты оценки модели:
А) данные полученные при отсутствии ветра и волнения; Б), В), Г) данные полученные при маневрировании в условиях ветра и волнения.

Проверка качества модели, показанной на рис. 4 с помощью данных, не участвовавших в обучении (g2, b1, b2, b3), представлены рис. 7 (А, Б, В, Г).

Таким образом, результаты прогнозирования угловой скорости движения судна на основе

идентифицированной модели лучше, чем прогнозирование на основе только рядов измерений [5]. Результаты моделирования по критерию прогнозирования будущих значений на 1 шаг вперед представлены на рис. 8.

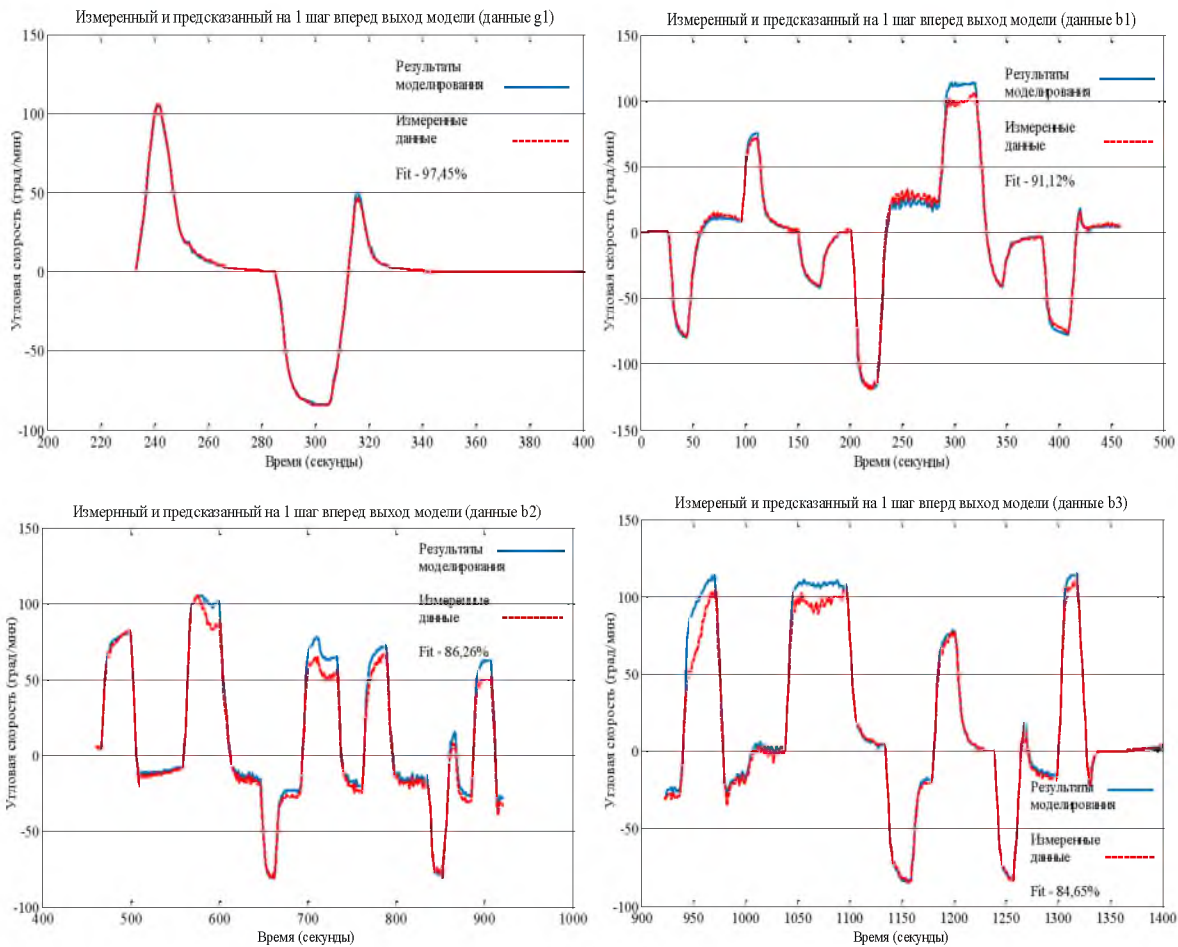


Рисунок 8 – Результаты оценки модели с критерием прогнозирования

Простота создания такой модели ее быстрое действие и достаточно высокая точность прогнозирования, а также отсутствие влияния на нее изменений параметров движения судна позволит использовать ее в различных системах управления движением судна.

Перспективным направлением дальнейших исследований по усовершенствованию данной методики является разработка алгоритма учета и компенсации воздействия на судно внешних факторов (ветра, течения) в системах управления [2-7].

Литература

1. European Maritime Safety Agency URL: <http://www.emsa.europa.eu/news-a-press-centre/external-news/item/3406-annual-overview-of-marine-casualties-and-incidents-2018.html> (дата обращения: 24.06.2019).

2. Бурьлин, Я.В. Адаптивное управление угловой скоростью поворота судна [Текст]/Я.В. Бурьлин, А.С. Васьков// Эксплуатация морского транспорта.– 2016.– № 4(9). – С. 37-42.

3. Вагущенко Л.Л., Цымбал Н.Н. Системы автоматического управления движением судна[Текст].– Одесса: Феникс, 2007. – 328 с.

4. Васьков, А.С. Принципы задания и отслеживания физически реализуемого маршрута [Текст]/ А.С. Васьков, А.А. Мироненко// XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019: Труды [Электронный ресурс] 17-20 июня 2019 г., Москва/ Под общ. ред. Д.А. Новикова.– М.: ИПУ РАН, 2019.– 3272 с.– ISBN 978-5-91450-234-5.

5. Васьков, А.С. Прогнозирование и контроль движения судна [Текст]/А.С. Васьков, А.А. Грищенко//Морские интеллектуальные технологии.– 2019.– Т.2.-№1 (43).– С. 92-96.

6. Васьков, А.С. Способ управления программными движениями судна по траектории [Текст]: Пат.2596202 Российская Федерация,

- МПК(51)B63H25/00/ А.С. Васьков, А.А. Мироненко; заявитель и патентообладатель Гос. мор. ун-т им. адм. Ф.Ф. Ушакова.– №2015114199/11; заявл. 16.04.15; опубл. 27.08.2016, Бюл. №24 – 12 с.
7. Васьков, А.С. Управление программным движением судна [Текст]/ А.С. Васьков, А.А. Мироненко// Эксплуатация морского транспорта. – 2015. – № 4(77). – С. 40-49.
 8. Дейч, А.М. Методы идентификации динамических объектов[Текст].– М.: Энергия, 1979.– 240 с.
 9. Дьяконов, В.П. Matlab 6.5 SP1/7 + Simulink 5/6. Основы применения[Текст]. –М.: СОЛОН-Пресс, 2005.– 800с.
 10. Льюнг, Л. Идентификация систем. Теория для пользователя [Текст].– М.: Наука, 1991.– 432 с.
 11. Мельник, В.Г. Исследование взаимного изменения элементов поворота судна[Текст]/В.Г. Мельник, А.Н. Штанько// Эксплуатация морского транспорта. – 2018.– №3 (88).– С. 36-44.
 12. Пелевин, А.Е. Идентификация параметров модели объекта в условиях внешних возмущений [Текст]// Гироскопия и навигация. – 2014. – №4 (87). – С. 111-120.
 13. Сергиенко, А.Б. Цифровая обработка сигналов: учебник для вузов [Текст].– СПб.: Питер, 2006. – 751 с.
 14. Смоленцев, Н.К. Основы теории Вейвлетов. Вейвлеты в Matlab [Текст]. – М.: ДМК, 2014.– 628 с.
 15. Эйкхофф, П. Основы идентификации систем управления [Текст].– М.: Мир, 1975. – 676 с.
 16. Юдин, Ю.И. Использование идентифицированных математических моделей судна для обеспечения безопасности судовождения [Текст]/ Ю.И. Юдин, А.Г. Степахо, А.Н. Гололобов// Вестник МГТУ.– 2009.– Т.12, №1.– С. 10-12.
 4. Vas'kov, A.S. Principy zadaniya i otslezhivaniya fizicheski realizuemogo marshruta [Tekst]/ A.S.Vas'kov, A.A.Mironenko// XIII Vserossijskoe soveshchanie po problemam upravleniya VSPU-2019: Trudy [Elektronnyj resurs] 17-20 iyunya 2019 g., Moskva/ Pod obshch.red. D.A.Novikova.– М.: IPU RAN, 2019.– 3272 s.– ISBN 978-5-91450-234-5.
 5. Vas'kov, A.S. Prognozirovaniye i kontrol' dvizheniya sudna [Tekst]/A.S.Vas'kov, A.A.Grishchenko//Morskije intellektual'nye tekhnologii.- 2019.- T.2.-№1 (43).- S. 92-96.
 6. Vas'kov, A.S. Sposob upravleniya programmnyimi dvizheniyami sudna po traektorii [Tekst]: Pat.2596202 Rossijskaya Federaciya, МПК(51)B63H25/00/ А.С. Вас'ков, А.А. Мироненко; заявитель i патентообладатель Гос. мор. ун-т им. адм. Ф.Ф. Ушакова.–№2015114199/11; заявл.16.04.15;опubl.27.08.2016, Byul.№24 – 12 s.
 7. Vas'kov, A.S. Upravlenie programmnyim dvizheniem sudna [Tekst]/ A.S. Vas'kov, A.A. Mironenko// Ekspluatatsiya morskogo transporta. – 2015. - № 4(77) - S. 40-49.
 8. Dejch,A.M. Metody identifikacii dinamicheskikh ob"ektov[Tekst].–М.: Energiya, 1979.– 240 s.
 9. D'yakonov,V.P.Matlab 6.5 SP1/7 + Simulink 5/6. Osnovy primeneniya[Tekst]. –М.: SOLON– Press, 2005.–800s.
 10. L'jung, L. Identifikaciya sistem. Teoriya dlya pol'zovatelya [Tekst].– М.: Nauka, 1991.– 432 s.
 11. Mel'nik, V.G. Issledovanie vzaimnogo izmeneniya elementov povorota sudna[Tekst]/V.G.Mel'nik, A.N.Shtan'ko// Ekspluatatsiya morskogo transporta. – 2018.- №3 (88).- S. 36-44.
 12. Pelevin, A.E. Identifikaciya parametrov modeli ob"ekta v usloviyah vneshnih vozmushchenij [Tekst]/ Giroskopiya i navigaciya. – 2014. - №4 (87). - S. 111-120.
 13. Sergienko, A.B. Cifrovaya obrabotka signalov: uchebник dlya vuzov [Tekst].– SPb.: Piter, 2006. – 751 s.
 14. Smolencev, N.K.Osnovy teorii Vejvletov. Vejvlety v Matlab[Tekst]. – М.: ДМК, 2014.– 628 s.
 15. Ejkkhoff, P. Osnovy identifikacii sistem upravleniya [Tekst].– М.: Mir, 1975. – 676 s.
 16. YUdin, YU.I. Ispol'zovanie identificirovannyh matematicheskikh modelej sudna dlya obespecheniya bezopasnosti sudovozhdeniya [Tekst]/ YU.I.YUdin, A.G.Stepahno, A.N.Gololobov// Vestnik MGTU.– 2009.- T.12, №1.- S. 10-12.

REFERENCES

1. European Maritime Safety Agency URL: <http://www.emsa.europa.eu/news-a-press-centre/external-news/item/3406-annual-overview-of-marine-casualties-and-incidents-2018.html> (dataobrashcheniya: 24.06.2019).
2. Burylin, YA.V. Adaptivnoye upravlenie uglovoj skorost'yu povorota sudna [Tekst]/YA.V.Burylin,A.S.Vas'kov// Ekspluatatsiya morskogo transporta.– 2016.- № 4(9). - S. 37-42.
3. Vagushchenko L.L., Cymbal N.N. Sistemy avtomaticheskogo upravleniya dvizheniem sudna [Tekst].– Odessa: Feniks, 2007. – 328 s.