

УДК 629.5.051.5

С.А. Подпорин

Севастопольский национальный технический университет, Севастополь

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ КОНТРОЛЛЕРОВ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ МОРСКИХ СУДОВ

Рассмотрена система управления движением морского судна на прямом и меняющемся курсах. Проанализированы основные ограничения традиционных подходов к управлению курсом. Для обеспечения более эффективной фильтрации волнового рыскания судна в условиях плавания на волнении предложена нечеткая система управления, основанная на использовании фаззи-контроллера. С целью лучшего учета нелинейной меняющейся динамики судна при маневрировании выдвинута идея и проведено исследование возможностей применения нейронного регулятора на базе модели нелинейной авторегрессии. Сделан вывод о применимости и целесообразности использования подобных подходов.

Ключевые слова: курс судна, авторулевой, нечеткое управление, нейронный контроллер, нелинейная авторегрессия, волновое рыскание, пропорционально-интегрально-дифференциальное управление.

Введение

Постановка проблемы в общем виде. Современное морское судно невозможно представить без применения новейших информационных систем навигации, управления и связи. Установке и внедрению таких систем способствует проводимая Интернациональной морской организацией (ИМО) политика касательно интеграции судового оборудования и обязательного использования единой дискретной основы построения бортовой аппаратуры [1]. Применение новейших информационных технологий призвано повысить надежность и безопасность эксплуатации судна, обеспечить более эффективное использование ресурса судовой команды.

Важнейшей информационной управляющей системой морского судна является система автоматического управления движением на курсе (САУДК), основным органом которой является авторулевой (АР). Использование САУДК позволяет значительно повысить надежность и эффективность управления судном, освободить экипаж от постоянной и утомительной вахты на руле. Современные модели АР позволяют управлять судном как на прямом, так и на меняющемся курсе, при различных

значениях осадки и скорости, в диапазоне волнения от 0 до 6 баллов. Качество управления обычно определяется дисперсией рыскания относительно заданного курса с учетом дисперсии производимых переключений пера руля [2].

В настоящее время для удержания на заданном прямом или меняющемся курсе большинство САУДК используют пропорционально-интегрально-дифференциальный (ПИД) закон управления, который достаточно прост в технической реализации, надежен, однако имеет ряд существенных недостатков [3, 4]. В частности, это резкое ухудшение работы в условиях трудно учитываемых внешних возмущений, связанное с выработкой частых неэффективных переключений руля, необходимость перенастройки параметров АР при изменении условий и режимов плавания, эффект интегрального насыщения и др. Подобные ограничения ПИД-алгоритма вызваны, прежде всего, тем, что судно в определенных режимах проявляет себя как нелинейный объект управления с переменной динамикой.

Анализ предыдущих достижений. Для решения проблем, связанных с ограничениями ПИД-управления в САУДК, рядом авторов предложены альтернативные стратегии управления. Так, в работе

[5] описан принцип синтеза управляющего курсом регулятора на основе размещения полюсов (pole placement). Там же дается концепция управления с предсказанием (predictive control) и оптимального управления с эталонной моделью (model reference adaptive control). В работах [2, 5] отмечено, что подобные подходы уже реализованы в ряде зарубежных авторулевых, однако качество их работы в реальных условиях не описано, результаты испытаний не приводятся.

В работе [6] предлагается способ описания динамики судна с помощью нелинейной нейронной модели. Подобный подход, безусловно, перспективен, однако дальнейшего его развития и применения в решении конкретных задач судовождения не предложено. В работах [7 – 9] исследованы возможности методов теории интеллектуального управления (нечетких, нейронных и гибридных систем) при управлении курсом судна. Сделан вывод о том, что использование подобных технологий при создании авторулевых нового поколения оправдано и перспективно, поскольку позволяет лучше учесть нелинейную динамику судна и сделать управление более точным и безопасным. Исследования в данном направлении, однако, не претендуют на полноту из-за существующего многообразия судов и схем интеллектуального управления, каждая из которых при реализации на судне конкретного типа потребует отдельного детального изучения.

Целью настоящей статьи является выявление слабых сторон традиционных ПИД-авторулевых и выработка способов их устранения путем использования в контуре управления нейронных и нечетких контроллеров.

Основная часть

Обратимся к проблеме выработки частых и неэффективных переключений руля судна в условиях плавания судна в свежую погоду (волнение 4 – 6 баллов по международной шкале). В таких условиях судно начинает рыскать относительно заданного курса. Особенно интенсивное рыскание наблюдается при кормовых курсовых углах волнения и длине волн, сопоставимой с длиной судна. Волновое рыскание зависит от многих факторов и не может быть точно выражено математически. Для описания этого процесса специалисты по теории управляемости судна [2] предлагают использовать случайные функции вида

$$K_w(\tau) = \sigma_w^2 e^{-\alpha\tau} \left(\cos \beta\tau + \frac{\alpha}{\beta} \sin \beta|\tau| \right), \quad (1)$$

где τ – разность моментов рыскания; σ_w^2 – дисперсия волнового рыскания; α – коэффициент затухания; β – частота преобладающей гармоники волнового рыскания.

Известно, что амплитуду и характер волнового рыскания судна практически невозможно уменьшить контрдействиями руля, а потому нет необходимости осуществлять переключку руля в ответ на каждое изменение курса. Рыскание на волнении в целом симметрично, и по этой причине авторулевой должен допускать лишь минимальные включения рулевой машины для компенсации курсовых отклонений, вызванных постоянными силами. Последние имеют место при боковых курсовых углах волнения (особенно со стороны кормы), асимметрии самого судна, наличии течения и т.д.

Заложенный в существующих АР ПИД-закон управления, как правило, реализован в соответствии с выражением

$$u(t) = K_C \left[\varepsilon(t) + K_I \int \varepsilon(t) dt + K_D \frac{d\varepsilon(t)}{dt} \right], \quad (2)$$

где $u(t)$ – сигнал управления; $\varepsilon(t)$ – сигнал ошибки; K_I – коэффициент усиления по интегральному каналу; K_D – коэффициент усиления по дифференциальному каналу; K_C – общий коэффициент чувствительности системы.

В выражении (2) слагаемое $K_D \frac{d\varepsilon(t)}{dt}$ соответствует угловой скорости рыскания, а нормирующий коэффициент K_D определяет степень ее влияния в формировании суммарного сигнала управления на рулевую машину $u(t)$. Традиционно это слагаемое вводится в закон управления для повышения точности маневра курсом за счет заблаговременного одерживания судна и сокращения перерегулирования (зарыскивания). K_D является обязательным настраиваемым параметром современных авторулевых и называется “counter-rudder”. Однако в условиях среднего и сильного волнения при незначительных мгновенных отклонениях от курса значения угловой скорости рыскания могут достигать очень больших величин, которые, в соответствии с выражением (2), передаются на руль в виде сигнала управления. Это приводит к частым и резким переключкам руля с большой амплитудой. Подобное поведение рулевой машины крайне нежелательно, а потому судоводителям рекомендуется отключать дифференциальный канал АР в условиях плавания в автоматическом режиме при повышенном волнении.

Однако даже с выключенным дифференциальным каналом проблема частых включений рулевой машины полностью не решается, поскольку авторулевой будет стремиться отработать каждое рыскание соответствующей переключкой руля. Для решения этой проблемы необходимо в законе управления предусмотреть возможность фильтрации волнового рыскания определенной амплитуды и (или) частоты.

Предлагается с этой целью использовать фаззи-контроллер, представленный на рис. 1.

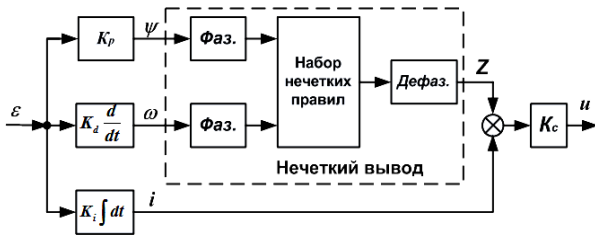


Рис. 1. Структурная схема нечеткого контроллера

На рис. 1: ε – рассогласование системы (разница между заданным курсом и фактическим); u – команда на руль; K_c, K_p, K_i, K_d – масштабные коэффициенты; ψ, ω, i – сигналы, пропорциональные соответственно ошибке в системе, ее производной и интегралу; «Фаз» – оператор фаззификации, «Дефаз» – оператор дефаззификации; Z – выходная величина

Подобная схема управления была исследована автором в работах [10, 11]. Преимуществом нечеткого управления в данном случае является возможность лучше учесть нелинейную динамику конкретного судна при использовании нелинейных функций принадлежности (рис. 2). Параметрами, используемыми при осуществлении нечеткого логического вывода, являются ψ («отклонение от курса») и ω («угловая скорость отклонения от курса»). Для них задаются функции принадлежности (ФП), количество, форма и степень перекрытия которых определяет качество управления.

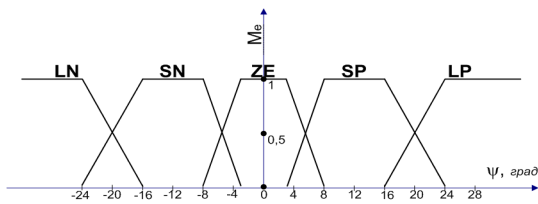


Рис. 2. Функции принадлежности для параметра ψ («отклонение от курса»)

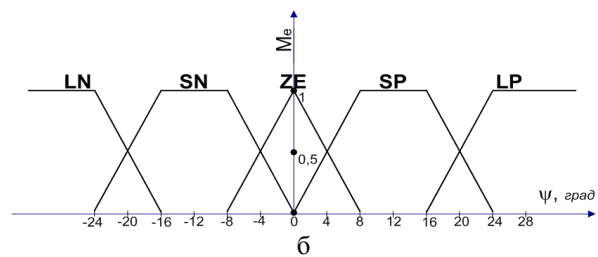
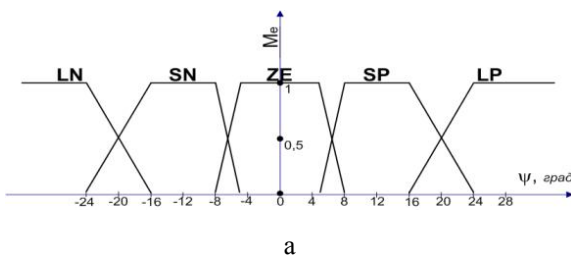


Рис. 3. Функции принадлежности нечеткого АР: а – для условий волнения; б – на тихой воде

Для рассмотрения бралось судно типа транспортный рефрижератор (длина 172 м; дедвейт 11560 т; скорость 16 уз.; полная загрузка). Для других типов судов рассуждения будут аналогичны. Остальные термы (SP, SN, LP, LN) были расположены, как показано на рис. 2. Работоспособность и эффективность предложенного способа фильтрации волнового рыскания проверялась с помощью имитационного моделирования. Волновое рыскание судна моделировалось в соответствии с выражением (1) случайным

процессом с корреляционной функцией

Параметр ψ определяется такими нечеткими категориями: «отсутствующее» (ZE), «незначительное» (на правый борт – SP; на левый – SN), «значительное» (на правый борт – LP; на левый – LN). Ширина верхней S_t и нижней S_b полок ФП определяет степень нелинейности закона управления. Обоснованный выбор S_t и S_b позволяет полнее учитывать нелинейную динамику судна, а также осуществлять фильтрацию волнового рыскания. Для решения последней задачи рассмотрим нечеткое множество ZE (отклонение от курса отсутствует). Исходя из опыта морской практики и общинженерных суждений, будем варьировать ширину этого множества для различных условий плавания следующим образом:

- установим ширину нижней полки $S_{bZE} = 8$. Это будет означать, что отклонения от курса, превышающие $\pm 8^\circ$, не могут рассматриваться как «отсутствующие». При проведении моделирования ширину S_{bZE} менять не будем;
- установим предельную ширину верхней полки $S_{tZE} = 5$ (рис. 3, а) для условий максимального волнения, в которых авторулевой еще справляется с удержанием судна на заданном курсе (обычно 5 – 6 баллов в зависимости от курсовых углов волнения). Это будет означать, что отклонения от курса в пределах $\pm 5^\circ$ будут считаться «отсутствующими» со 100% вероятностью. Перекладка руля в ответ на такие отклонения от курса осуществляться не будет;
- установим ширину верхней полки $S_{tZE} = 0$ (см. рис. 3-б) для условий тихой погоды, т.е. когда волновое рыскание отсутствует;
- установим ширину верхней полки $S_{tZE} = 1$ для условий спокойной погоды (волнение 1 – 3 балла);
- установим ширину верхней полки $S_{tZE} = 3$ (рис. 2) для условий свежей погоды (волнение 3 – 5 баллов).

процессом с корреляционной функцией

$$K_b(\tau) = 1,5e^{-0,06\tau} (\cos 0,3\tau + 0,2 \sin 0,3|\tau|). \quad (3)$$

Параметры формулы (3) взяты в соответствии с рекомендациями, приведенными в [2]. Для моделирования постоянной составляющей сноса с курса в случайный процесс добавим постоянную составляющую $A = 0,01t$. Курсограмма рыскания судна (волнение 5 – 6 баллов, курсовые углы волн $130 - 140^\circ$) представлена на рис. 4.

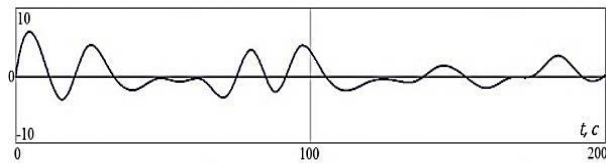


Рис. 4. Курсограмма волнового рыскания

Моделирование нечеткой системы управления проводилось в среде Matlab 7 с использованием Fuzzy Logic Toolbox v. 2.2.2.

На рис. 5 приведены результаты моделирования включений рулевой машины при неработающем дифференциальном канале авторулевого в условиях волнового рыскания, показанного на рис. 4. Оценим качество фильтрации при использовании ФП с различными значениями S_b и S_l .

На верхнем графике (рис. 5, а) представлены углы руля при настройке ФП нечеткого авторулевого на тихую погоду (рис. 3, б). На среднем графике (рис. 5, б) представлены углы руля при ФП, настроенных на режим свежей погоды (рис. 2). На нижнем графике (рис. 5, в) представлены углы руля при ФП, настроенных на режим волнения (рис. 3, а).

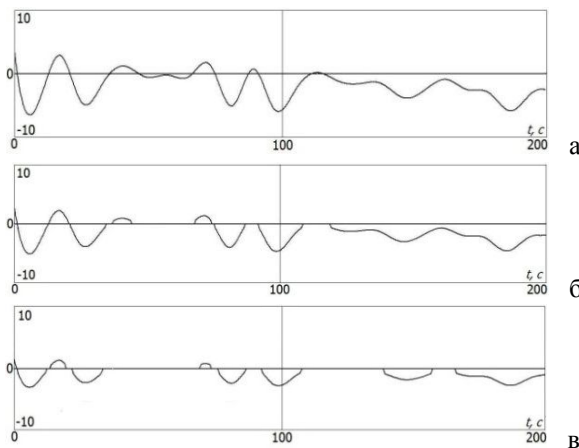


Рис. 5. Включения рулевой машины: а – в режиме «тихая погода»; б – в режиме «свежая погода»; в – в режиме «волнение»

Как следует из приведенных графиков, в режиме волнения АР обеспечивает максимальную фильтрацию волнового рыскания. Удержание судна на курсе производится малыми редкими переключками руля, не превышающими 4° , ресурс рулевой машины используется максимально экономно. В режиме «свежая погода» фильтрация несколько хуже из-за меньшей зоны нечувствительности S_{lZE} , однако режим включений рулевой машины также приемлемый. Наконец, при выбранном режиме «тихая погода» и подобном характере рыскания происходит постоянная отработка рулем. Несмотря на небольшие углы переключки, ресурс рулевой машины расходуется неоптимально, не приводя при этом к улучшению точности удержания на курсе. При работающем дифференциальном канале частота и амплитуда включений были бы значительно больше, что говорит о необхо-

димости осуществления дополнительной фильтрации также и по угловой скорости рыскания.

Вторым вопросом, рассматриваемым в настоящей статье, является управление судном в режиме маневрирования. Поскольку в этом режиме судно проявляет себя как существенно нелинейный объект, управление по ПИД-алгоритму будет приводить к значительным отклонениям от задаваемого курса. Общая схема управления судном представлена на рис. 6.

Объект управления состоит из рулевой машины (Steering Gear) и судна как гидродинамического звена. Обе составляющих объекта управления являются нелинейными. Гидродинамическое звено может достаточно точно быть аппроксимировано нелинейной моделью Номото второго порядка [2]

$$\tau_1 \tau_2 \left(\frac{d^2 \omega}{dt^2} \right) + (\tau_1 + \tau_2) \left(\frac{d\omega}{dt} \right) + \omega + H(\omega) = k_s \tau_3 \left(\frac{d\delta}{dt} \right) + k_s \delta, \quad (4)$$

где ω – угловая скорость поворота по курсовому углу; δ – угол пера руля; $\tau_1, \tau_2, \tau_3, k_s$ – гидродинамические параметры судна.

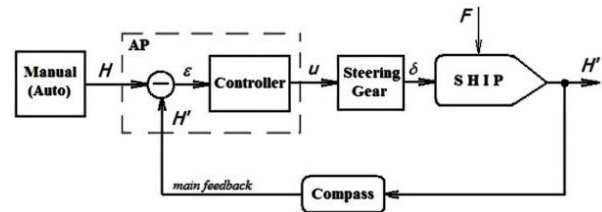


Рис. 6. Система автоматического управления курсом судна: Н – задаваемый курс (Heading); Н' – фактический курс; ε – ошибка в системе; u – команда на руль; δ – положение пера руля; F – внешние возмущения

В выражение (4) входит нелинейная функция $H(\omega)$, которую обычно представляют в виде

$$H(\omega) = c_1 \omega \cdot |\omega| + c_2 \omega^3,$$

где c_1, c_2 – постоянные коэффициенты.

Рулевая машина имеет четко выраженные нелинейности, вызванные имеющимися ограничениями по углу (до 35° каждого борта) и скорости (до $7^\circ/c$) переключки руля. На переходе значения этих ограничений обычно устанавливают $10-15^\circ$ и $2-3^\circ/c$ соответственно с целью сохранения ресурса рулевой машины. Упрощенно рулевой механизм может быть представлен структурной схемой, показанной на рис. 7.



Рис. 7. Нелинейности рулевой машины

Учитывая вышесказанное, очевидно, что выразить выход объекта управления математически достаточно сложно. Судно в этой связи можно считать

плохо формализуемым объектом, на который, к тому же, постоянно воздействуют внешние факторы (волнение, мелководье и др.). По этой причине корректное применение традиционных методов теории автоматического управления (в частности, адаптивного и оптимального управления) в рассматриваемом случае существенно затруднено.

Вместе с тем из теории интеллектуального управления известно, что получить корректную модель сколь угодно сложного нелинейного объекта можно с помощью многослойной искусственной нейронной сети (ИНС) [3, 4]. Полученную нейронную модель можно в дальнейшем применить для синтеза управляющего регулятора, который будет свободен от ограничений существующих линейных регуляторов типа ПИД. Кроме того, нейронные модели объекта управления и всей системы можно использовать и в традиционных схемах адаптивного управления с эталонной моделью [4].

В настоящей работе исследован метод нейронного управления, основанный на регуляторе NARMA-L2, в котором в качестве модели управляемого объекта использована модель нелинейной авторегрессии со скользящим средним (Nonlinear AutoRegressive Moving Average – NARMA) [4, 12].

Система управления курсом судна с NARMA-L2 регулятором, выполненная в виде блочной модели в среде Simulink MATLAB R2010b, представлена на рис. 8. При моделировании и синтезе нейронного авторегрессивного использованы возможности блока расширений Neural Networks Toolbox v.7.0.

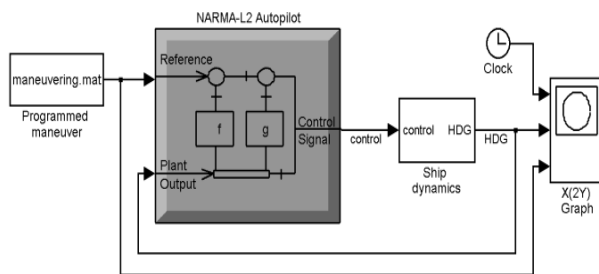


Рис. 8. Блочная схема системы управления курсом судна с NARMA-L2 регулятором

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]} \quad (8)$$

Непосредственное применение этого соотношения для реализации регулятора затруднено, поскольку управление $u(k)$ зависит от текущего значе-

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}$$

но при этом параметр предсказания должен удовлетворять условию $d \geq 2$.

Общая структурная схема системы управления курсом судна с регулятором NARMA-L2 представлена на рис. 9. В схему может быть включена эта-

Модель авторегрессии со скользящим средним в общем виде может быть представлена в форме

$$\begin{aligned} y(k+d) &= N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)], \end{aligned} \quad (5)$$

где $y(k)$ – выход модели, представляющий собой значение курса судна; d – число тактов предсказания; $u(k)$ – вход модели (управляющий сигнал авторегрессии).

Нейронный регулятор, таким образом, должен обеспечивать сигнал управления вида

$$\begin{aligned} u(k) &= G[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ y_r(k+d), u(k-1), \dots, u(k-m+1)], \end{aligned} \quad (6)$$

где $y_r(k+d)$ – заданная координата.

Такой регулятор с помощью нейронной сети в принципе может быть реализован, однако в процессе минимизации среднеквадратичной ошибки он требует чрезмерных вычислений, поскольку использует динамический вариант метода обратного распространения ошибки [12]. Для практического решения задачи управления учеными Нарендрой (Narendra) и Макхопадхаи (Mukhopadhyay) вместо модели (5) была предложена приближенная NARMA-модель с выделенной составляющей управления. Такая модель, получившая название NARMA-L2, имеет вид

$$\begin{aligned} y(k+d) &= f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ u(k-1), \dots, u(k-m+1)] &+ g[y(k), y(k-1), \dots, \\ y(k-n+1), u(k-1), \dots, &u(k-m+1)]u(k). \end{aligned} \quad (7)$$

Преимущество формы (7) состоит в том, что теперь текущий сигнал управления можно непосредственно вычислить, если известна желаемая траектория y_r , предыстория управления

$$\{u(k-1), \dots, u(k-m+1)\},$$

а также предшествующие и текущие значения выхода

$$\{y(k), \dots, y(k-n+1)\} :$$

ния выхода $y(k)$. Поэтому выражение (8) модифицируется следующим образом:

лонная модель, которая в этом случае будет задавать требуемый выход САУДК.

Моделирование нейронной системы управления с NARMA-L2 регулятором (в т.ч. процедура идентификации эталонной модели и обучения регу-

лятора) выполнены в среде Matlab R2010b с использованием Neural Networks Toolbox v.7.0.

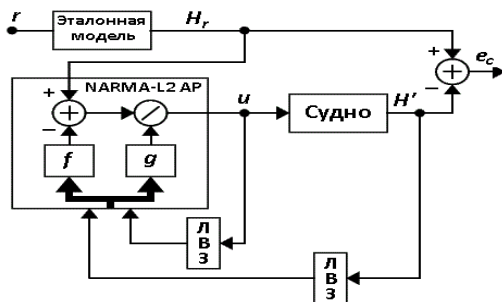


Рис. 9. Структурная схема САУДК с NARMA-L2-авторулевым

Параметры использованной для идентификации нейронной сети были выбраны следующими: тип ИНС – многослойный перцептрон с одним скрытым слоем; размерность скрытого слоя – 14 нейронов; количество задержанных входов – 3; количество задержанных выходов – 2; такт квантования – 0,5 с; размерность обучающей выборки – 10000 комбинаций «вход-выход».

Качество идентификации оценивалось показателем качества (Performance Index –PE), соответ-

ствующим значению среднеквадратичной ошибки распространения сигнала в исходной модели и ее нейронной аппроксимации. В рассматриваемом случае значение PE после идентификации было получено на уровне $1,75 \cdot 10^{-5}$, т.е. было достигнуто практически полное соответствие нейронной модели объекту управления. Более подробное описание процесса моделирования и обучения ИНС в Matlab дано автором в работе [13].

С целью проверки работоспособности полученной NARMA-L2-модели авторулевого моделировалось движение судна (параметры судна те же, что и в задаче с нечетким управлением) на меняющемся с заданной угловой скоростью курсе и установленными ограничениями по углу перекадки руля (12°) и скорости перекадки ($2,5^\circ/\text{с}$), что соответствует обычному режиму эксплуатации судна на переходе. Программная последовательность маневров задавалась авторулевному в виде отдельного mat-файла (maneuvering.mat). На рис. 10 приводятся временной график заданного программного маневра (сплошная линия) и фактическая курсограмма (пунктирная кривая). Также указана заданная угловая скорость для каждого маневра.

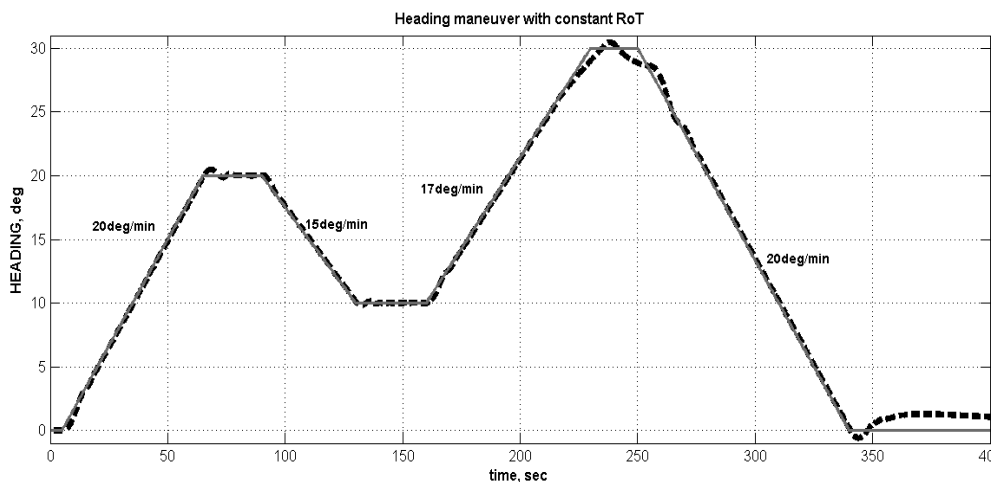


Рис. 10. Осуществление маневров курсом с заданной угловой скоростью в системе с NARMA-L2-регулятором

Полученные результаты моделирования (курсограмма) позволяют заключить, что использованная схема управления на базе нелинейной авторегрессии (NARMA-L2) пригодна для решения задачи управления курсом судна. Из особенностей такого управления необходимо выделить следующие:

1) система отвечает на команды с минимальным запаздыванием (не более 3–5 с в начале маневра). Это объясняется способностью нейронной сети прогнозировать дальнейшее состояние системы и подбирать необходимое управление;

2) следование по заданному постоянному или меняющемуся с определенной угловой скоростью курсу происходит с высокой точностью;

3) в начале и в конце маневра имеют место небольшие (не более 2–3%) отклонения от задаваемого курса. Величина таких отклонений зависит от того, насколько резко меняется режим управления. При плавных изменениях задаваемого курса погрешности пренебрежимо малы;

4) на качество управления сложным объектом в значительной мере влияет степень предварительной «обученности» нейронной сети. Обученная некорректно или на недостаточном количестве примеров, ИНС регулятора будет выдавать абсолютно непрогнозируемый управляющий сигнал, который может привести, в том числе, и к неустойчивости системы управления.

Выводы

Представленные в настоящей работе способы управления движением судна на курсе по результатам моделирования продемонстрировали свою пригодность и эффективность при решении поставленной задачи. Так, показано, что нечеткий контроллер способен осуществлять эффективную фильтрацию волнового рыскания, при этом предоставляя широкие возможности по учету нелинейной динамики судна. Нейронная схема управления на базе NARMA-L2-регулятора способна достаточно точно удерживать судно на меняющемся курсе.

Вместе с тем, необходимо отметить, что рассмотренные схемы управления сами по себе не являются адаптивными, т.е. в них не осуществляется корректировка закона управления при изменении режима или условий плавания. При этом ручная подстройка закона управления возможна только при нечетком управлении за счет изменения масштабных коэффициентов или формы функций принадлежности. В системе нейронного управления менять закон управления путем настройки параметров не представляется возможным, т.к. нейросетевой регулятор в этом смысле сродни черному ящику. В этом случае особые требования должны предъявляться к надежности работы такого регулятора.

По результатам проведенных исследований можно сделать вывод об актуальности и перспективности дальнейшего изучения возможностей нейро-нечетких технологий при использовании в системах управления движением морских судов. Перспективой ближайшей научной работы автора будет являться исследование адаптивных нейро-нечетких систем для управления движением судна, а также исследование работы рассмотренного NARMA-L2-контроллера в условиях внешних возмущений (регулярного и нерегулярного морского волнения).

Список литературы

1. Вагуценко Л.Л. Интегрированные системы ходового мостика / Л.Л. Вагуценко. – Одесса: Латстар, 2003. – 170 с.

2. Вагуценко Л.Л. Системы автоматического управления движением судна: учебн. / Л.Л. Вагуценко, Н.Н. Цымбал. – Одесса: Феникс; – М.: Транслит, 2007. – 376 с.

3. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления: учебн. для вузов; под ред. Н.Д. Егунова. – 2 изд. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 743 с.

4. Омату С. Нейроуправление и его приложения / С. Омату, М. Халид, Р. Юсуф. – М.: Изд. предприятия редакции журнала Радиотехника, 2000. – 230 с.

5. Fossen T.I. *Guidance and Control of Ocean Vehicles* / T.I. Fossen. – New-York: John Wiley & Sons, 1994. – 494 p.

6. Пупченко А.Д. Математическое моделирование динамики судна на базе искусственной нейронной сети / А.Д. Пупченко // Судовождение: сб. научных трудов ОНМА. – Одесса, 2006. – Вып. 12. – С. 84-92.

7. Богданов В.И. Адаптивный авторулевой с подстройкой параметров от нейронной сети / В.И. Богданов, С.А. Подпорин // Судовождение: сб. научн. трудов ОНМА. – Одесса, 2007. – Вып. 13. – С. 13-21.

8. Подпорин С.А. Интеллектуальный подход к настройке судового авторулевого / С.А. Подпорин // Сб. научн. тр. СВМИ им. П.С. Нахимова. – Севастополь: СВМИ, 2008. – Вып. 2(15). – С. 9-15.

9. Подпорин С.А. Методы интеллектуального управления в задаче автоматического управления движением судна / С.А. Подпорин // Сб. научн. трудов СВМИ. – Севастополь: СВМИ, 2007. – Вып. 2(12). – С. 191-196.

10. Подпорин С.А. Повышение эффективности автоматического управления движением судна на курсе в условиях волнения / С.А. Подпорин // Сб. научн. тр. СВМИ им. П.С. Нахимова. – Севастополь: СВМИ, 2008. – Вып. 1(14). – С. 192-197.

11. Подпорин С.А. Исследование возможностей фильтрации волнового рыскания в авторулевом на нечеткой логике / С.А. Подпорин // Сб. научн. трудов Академии военно-морских сил им. П.С. Нахимова. – Севастополь, 2010. – Вып. 3 (3). – С. 186-192.

12. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. – М.: Диалог-МИФИ, 2002. – 496 с.

13. Подпорин С.А. Нейронный управляющий контроллер в задаче автоматического управления судном на меняющемся курсе / С.А. Подпорин // Судноводіння: зб. наук. праць ОНМА. – Одеса: «ВидавІнформ», 2010. – Вип. 19. – С. 151-160.

Поступила в редколлегию 28.06.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.В. Капустин, Севастопольский национальный технический университет, Севастополь.

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ КОНТРОЛЕРІВ В СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ РУХОМ МОРСЬКИХ СУДЕН

С.А. Подпорин

Розглянуто систему управління рухом морського судна на прямому та мінливому курсах. Проаналізовано основні обмеження традиційних підходів до управління курсом. Для забезпечення більш ефективної фільтрації хвильового рыскання судна в умовах плавання на хвилюванні запропонована нечітка система управління, заснована на використанні фази-контролера. З метою кращого врахування нелінійної мінливої динаміки судна під час маневрування висунута ідея і проведено дослідження можливостей застосування нейронного регулятора на базі моделі нелінійної авторегресії. Зроблено висновок про можливість застосування і доцільності використання подібних підходів.

Ключові слова: курс судна, авторульовий, нечітке управління, нейронний контролер, нелінійна авторегресія, хвильове рыскання, пропорційно-інтегрально-диференціальне управління.

USE OF NEURO-FUZZY CONTROLLERS IN SHIP'S HEADING CONTROL SYSTEMS

S.A. Podporin

The problem of changing and stable ship's course control is considered. Main limitations and drawbacks of conventional heading control autopilots are analyzed. Fuzzy control system is proposed to solve the problem of effective filtering of ship's yawing. Nonlinear autoregressive model neural controller is proposed for better compensation of ship's changing dynamics during maneuvering. The conclusion is made as to the benefits of such approach.

Keywords: ship's heading, autopilot, fuzzy control, neural controller, nonlinear autoregression, yawing, PID control.