

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ ПОДДЕРЖКИ БЕЗОПАСНОГО МАНЕВРИРОВАНИЯ СУДНА В РАЙОНАХ СО СТЕСНЕННЫМИ УСЛОВИЯМИ

Е.Л. Бородин, кандидат технических наук, доцент

С.И. Биденко, доктор технических наук, профессор

И.С. Храмов, аспирант

Показана возможность применения аппарата ИНС в задачах контроля навигационной ситуации и выработке рекомендаций по расхождению с опасной целью. Для использования ИНС предложена n-секториальная модель ближней навигационной обстановки. Представлен алгоритм для выработки рекомендаций по расхождению с опасными целями, безопасному маневрированию, основанный на обучающих последовательностях типовых ситуаций рекомендованных откликов, что позволяет повысить оперативность и обоснованность процедур анализа территориальной ситуации и выработки параметров маневра уклонения (расхождения). Приведено описание принятой модели навигационной обстановки, обоснован выбор и последовательность применения критериев оценки навигационной обстановки, порядок построения и обучения многоуровневой рекуррентной ИНС, описан алгоритм обучения сети. Определены ограничения в использовании алгоритма и предложены варианты его практического применения и дальнейшего совершенствования.

Ключевые слова: управление судном, безопасное маневрирование, искусственные нейронные сети, многослойный перцептрон.

An algorithm for developing recommendations on the divergence with dangerous targets, safe maneuvering, based on the apparatus of artificial neural networks is presented. The limitations in the use of the algorithm are revealed and the variants of its practical application and further improvement are proposed.

Keywords: ship control, safe maneuvering, artificial neural networks, multilayer perceptron.

Плавание судов в акваториях со стесненными условиями (прибрежная зона, подходы к портам, узкости, мелководье) является наиболее сложным в навигационном отношении. Здесь навигационная обстановка динамично изменяется из-за сложности рельефа дна, наличия малых глубин, изменчивости гидрометеорологических условий (ветер, течения, видимость, осадки), сложной конфигурации фарватера, возможного появления малых судов (быстроходные катера и скутеры, яхты, рыбаки) следующих отличающимися от рекомендованных курсами и т.д.

При этом постоянно возникает и решается задача изменения курса судна для уклонения (расхождения) от возникающих навигационных опасностей.

Известны определенные приемы, подходы и методики поддержки управления судном, маневрирующим в сложных навигационных условиях [1-14]

Это методы и системы искусственного интеллекта, семантические сети, траекторные подходы, оценки и прогнозирования навигационной ситуации, зональная навигация, ситуационное управление, анализ иерархий, ключевых индикаторов и др. При использовании этих систем поддержки требуется определенное время для выполнения расчетов для выработки рекомендаций по расхождению с опасными целями, безопасному маневрированию.

Меньшее расчетное время требуется при использовании аппарата искусственных нейрон-

ных сетей (ИНС), так как они опираются на априорные обучающие выборки.

ИНС здесь применяются во вторичной обработке поступающих с радара сигналов для обучения по специальной выборке, состоящей из формальных математических представлений возможных рекомендуемых (безопасных) вариантов маневрирования судна.

Поясним суть метода на следующем примере простейшей ситуации управления судном.

Предположим, что транспортное средство движется в определенной акватории с помощью управляющего элемента, который имеет определенный радиус «зрения» (наблюдения). Для упрощения используем круг обзора, но можно рассматривать и реальный усеченный шестью пересекающимися плоскостями конус. Стоит отметить, что управляющий элемент в нашей ситуации – функция, которой на вход подаются внешние факторы из радиуса обзора, а на выход – реакцию судна на эти факторы. В связи с тем, что таких факторов может быть несколько, то есть – несколько входов и выходов, будем использовать нейронную сеть обратного распространения, так как она позволяет аппроксимировать такие функции. По сути такая сеть представляет собой многослойный перцептрон, в котором метод обратного распространения ошибки обучает все слои за один проход [15].

Пример используемой архитектуры сети приведен на рис. 1.

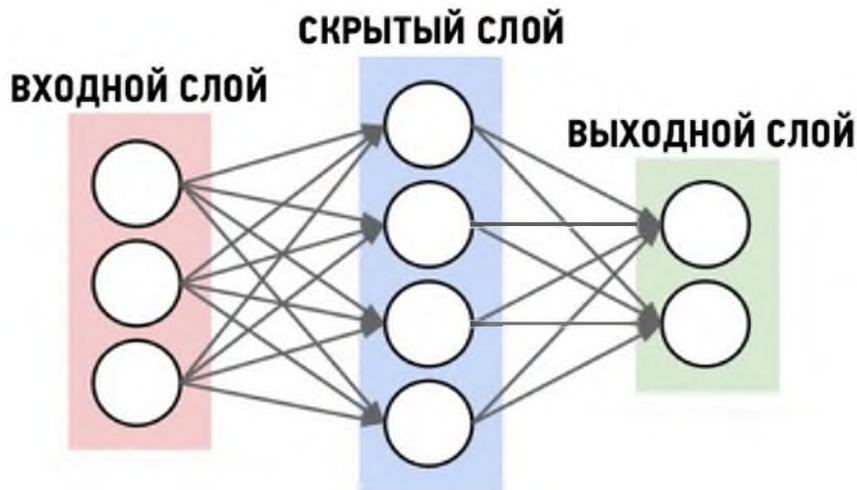


Рисунок 1 – Общая схема архитектуры используемой НС

Преимуществом данной сети также является ее обучаемость, что упростит задачу расстановки весов для нейронов. Для решения поставленной задачи будем рассматривать нейронную сеть, состоящую из 6 слоев. Экспериментальным путем установлено, что достаточная точность достигается при минимуме в 4 слоя, однако при 6 слоях точность вычислений выше, при этом дальнейшее увеличение числа слоев не дает ощутимого прироста точности, при этом значительно увеличивая время работы программы и нагрузку на машинные мощности. Во входном слое для упрощения модели мы разместим три нейрона, в выходном – два. В промежуточных слоях расположим по 9 нейронов (дальнейшее увеличение их числа не имеет смысла, не давая прироста в точности, но замедляя систему).

В качестве функции активации нейрона будем использовать сигмовидную функцию

$$S(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad [16].$$

Данная функция, как известно, позволяет усиливать слабые сигналы, что делает ее предпочтительной для решения конкретной задачи. Кроме того, она позволяет существенно сократить вычислительную сложность метода обратного распространения ошибки.

Для того чтобы вычислить положение, необходима позиция (x, y) каждого объекта, положение (x, y) судна и угол транспортного средства (рис. 2). Нам также необходимы r (радиус окружности) и d_{right} , d_{left} – векторы между судном и линиями L_{right} и L_{left} , перпендикулярными линиям. Оба вектора перпендикулярны линиям. Для простоты представим, что наша модель двумерная, так как судно не может двигаться в третьем измерении, поскольку он не взлетает и не ныряет. Таким образом, заметим,

что в данной модели не учитываются рифы и подводные объекты. Для учета данных объектов необходимо усложнение модели и введение третьего измерения.

Для каждого объекта в радиусе обзора определяем, находится он в левом поле зрения, правом, или по центру. На вход в нейронную сеть подается массив A. Расстояния до ближайшего препятствия слева, в центре, и справа от транспортного средства будут храниться в $A[0]$, $A[1]$ и $A[2]$ соответственно.

Вычислим уравнения линий L_{right} и L_{left} , которые помогут нам определить, находится препятствие справа, слева или по центру от транспортного средства.

$$a_R * x + b_R * y + c_R = 0, \text{ где} \\ a_R =; \\ b_R = \quad (1)$$

$$\text{Тогда вычислим координаты точки на линии} \\ x_1 = V_x +; \\ x_2 = V_y +. \quad (2)$$

где V_x и V_y положение транспортного средства. Теперь вычислим c_r

$$c_R = -x_1 * a_R - y_1 * b_R. \quad (3)$$

Аналогично выводим уравнение линии L_{left} с помощью вектора d_{left} . Далее, мы должны вычислить центр окружности. Все, что внутри круга, будет видно управляющему элементу. Центр окружности $C(x, y)$ на расстоянии r от положения судна $V(x, y)$.

$$C_x = V_x + r * \sin(\alpha); \\ C_y = V_y + r * \cos(\alpha).$$

где V_x , V_y положение судна и C_x , C_y — центр круга. Затем мы проверим, находится ли объект в пределах круга. Если $\sqrt{(O_x - C_x)^2 + (O_y - C_y)^2} \leq r$, то объект находится в кругу, где O_x , O_y координаты препятствия. Для каждого объекта в пределах

круга, мы должны проверить, находится он справа, слева или по центру от судна. Если $a_R * x + b_R * y + c_R > 0$, то объект находится в правой части круга иначе если $a_L * x + b_L * y + c_L$, то в левой

части, иначе по центру. Вычислим расстояние от объекта до судна $DIST = \sqrt{(O_x - C_x)^2 + (O_y - C_y)^2}$

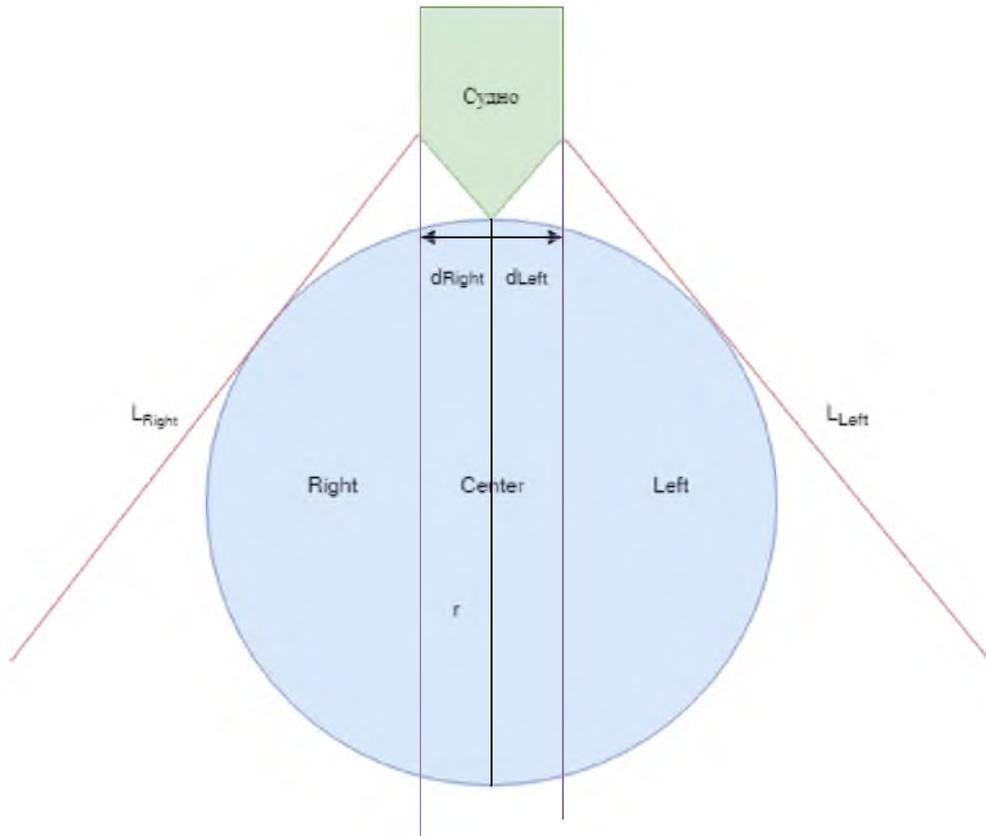


Рисунок 2 – Схема обстановки

Теперь сохраняем расстояние в соответствующей части массива (A[0], A[1] или A[2]) при условии, что ранее сохраненное расстояние больше, чем только что вычисленное. Изначально, массив A должен быть инициализирован значениями 2 r. После проверки каждого объекта, у нас есть массив A с расстояниями до ближайших объектов справа, по центру и слева от судна. Если не было найдено ни одного объекта в данном поле зрения, элемент массива будет иметь значение по умолчанию 0, что означает отсутствие объектов в радиусе обзора.

Поскольку нейронная сеть использует сигмовидную функцию, входные данные должны лежать в пределах от 0,0 до 1,0 [17]. 0,0 будет означать, что объект касается транспортного средства и 1,0 означает, что нет объектов в пределах видимости. Поскольку мы установили максимальное расстояние, на котором может видеть управляющий элемент, мы легко можем привести все расстояния к диапазону от 0,0 до 1,0.

$$A[i] = A[i] / (2 * r). \quad (4)$$

На выходе получаем указания по изменению скорости судна и направления. Это могут

быть ускорение, торможение и угол поворота рулевого колеса. Так что нам нужно два выхода; один будет значением ускорения/торможения (торможение - отрицательное ускорение), а другой будет указывать изменение направления.

Результат лежит между 0,0 и 1,0 по той же причине, что и входные данные. Для ускорения 0,0 означает "стоп машина"; 1,0 — "полный вперед" и 0,5 — отсутствие торможения или ускорения. Для рулевого управления, 0,0 означает «лево руля», 1,0 – «право руля» и 0,5 – не изменять направление. Кроме того, необходимо перевести результаты в значения, которые могут быть использованы:

$$\begin{aligned} Acc &= (Out[0] - 0,5) * 2 * MAcc; \\ Str &= (Out[0] - 0,5) * 2 * MStr. \end{aligned} \quad (5)$$

"Отрицательное ускорение" будет означать торможение, если транспортное средство движется вперед, либо движение в обратном направлении, если судно находится в состоянии покоя. Кроме того, "положительное ускорение" означает торможение, если транспортное средство движется в обратном направлении.

Стоит также отметить, что данная нейронная сеть нуждается в длительном обучении на

большом количестве наборов. Кратко рассмотрим алгоритм обучения сети в данном случае:

1. Прямой проход сети
2. Вычисление ошибки выходного элемента
3. Расчёт величины корректировки весов связей
5. Определение ошибки элементов первого скрытого слоя
6. Корректировка веса связей
7. Определение величины корректировки оставшихся весов. Собственно – завершение обратного прохода сети.

Отметим, что в данном случае классические проблемы алгоритма обратного распространения ошибки, связанные с возможностью бесконечного обучения, решаются выбором шага спуска, который вычислялся опытным путем. Также набор обучающих данных был сформирован на основе практических наблюдений за поведением нейронной сети на симуляторе и состоит из 500 обучающих наборов, то есть 500 векторов, состоящих из 5 значений: трех, соответствующих входам и двух, соответствующих выходам.

Кроме того, следует отметить ряд проблем, возникающих при использовании данной модели. Они возникают из-за принятых упрощений в рассматриваемой модели пространства.

Судно может оставаться на месте на время, поскольку оно колеблется в решении вопроса – идти вправо или влево. Исправить это не так легко, пытаясь настроить веса нейронной сети. Решением может выступать добавление принудительного действия в случае остановки более, чем на указанное время.

Транспортное средство не различает небольшой разрыв между двумя рифами. Поскольку в модель изначально не закладывался высокий уровень точности в зрении (только три позиции: слева, в центре, справа), два объекта, находящиеся близко друг к другу, будут для искусственного интеллекта похожи на стену. Для решения данной проблемы необходимо ввести больше различных позиций положения препятствий.

Для ускорения работы данной сети в ситуациях с более сложной областью зрения и большей точностью принятия решения возможно использовать графические процессоры, однако данная оптимизация выходит за рамки рассмотрения данной статьи.

Сама по себе данная нейронная сеть не имеет четкой цели движения, однако при добавлении конкретной цели и присоединении нейронной сети, анализирующей обстановку в ближней зоне, получается полноценный фор-

мальный аппарат, отвечающий за передвижение судна либо иного транспортного средства.

Литература

1. Астреин В.В. Разработка технологий выработки решений по предупреждению столкновений судов в море: автореф. дис. канд. техн. наук: 05.22.19. – Новороссийск, 2011. – 24 с.
2. Васильев С. Н. Интеллектуальное управление динамическими системами / С. Н. Васильев, А. К. Жерлов, Е. А. Федосов [и др.]. – М.: Физматлит, 2000. – 352 с.
3. Вагущенко Л.Л., Вагущенко А.Л. Поддержка решений по расхождению с судами. – Одесса: Фенікс, 2010. – 229 с.
4. Васьков А.С., Мироненко А.А. Система поддержки принятия решений в судовождении: Сб. научн. тр. – Новороссийск: НГМА, 2003. – Вып.8. С. 5-11.
5. Васьков В.А. Некоторые принципы системы поддержки принятия решения в судовождении: Сб. научн. тр. – Новороссийск: НГМА, 2013. – Вып.3. С. 15-21.
6. Дмитриев, В.И. Современные навигационные системы и безопасность судовождения / В.И. Дмитриев, В.И. Фарофонов. – М.: Моркнига, 2010. – 160 с.
7. Мальцев А.С. Маневрирование судов при расхождении. – Одесса: ЦПАП, 2005. – 208с.
8. Мелихов А.Н., Бернштейн Л.С., Коровин С.Я. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. – М.: Наука, 1990.
9. Родионов А.И. Автоматизация судовождения. – М.: Транспорт, 1992. – 192с.
10. Смоленцев С. В. Автоматический синтез решений по расхождению судов в море // Вестник ГУМРФ.–2016.– Выпуск 2 (36). – С. 7-15.
11. Смоленцев С. В. Концепция автоматизированной интеллектуальной системы расхождения судов / С. В. Смоленцев, Б. В. Афанасьев, А. Е. Филяков, Д. В. Куниц // Эксплуатация морского транспорта. — 2012. — № 4 (70). — С. 11-14.
12. Смоленцев С. В. Проблема оценки навигационной ситуации в море / С. В. Смоленцев // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2015. — № 6 (34). — С. 23-28.
13. Субанов Э.Э. Разработка моделей эффективной оценки опасности столкновения судов при принятии решения методом анализа иерархий: автореф. дис. канд. техн. наук: 05.22.19.– Новороссийск, 2012.– 24 с.
14. Субанов Э.Э., Миронов А.В. Использование модифицированной модели метода анализа иерархий для безопасного расхождения морских судов // Эксплуатация морского транспорта. – 2014. – №1.– С. 24-28.
15. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс.– 2-е издание. [Текст]: Пер. с Англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.

16. Joey Rogers, Object-Oriented Neural Network in C++, Academic Press, San Diego, CA, 1997.
17. M.T. Hagan, H.B. Demuth and M.H. Beale, Neural Network Design, PWS Publishing, Boston, MA, 1995
18. Каракаев А.Б., Луканин А.В., Николаев Н.И., Хекерт Е.В. Контроль и управление коммутационными состояниями электрических сетей/ Морские интеллектуальные технологии. 2019. Т. 2. № 1 (43). С. 46-54
19. Каракаев А.Б., Хекерт Е.В., Галиев Г.А. Методические основы структурно-функционального подхода в системном анализе/Морские интеллектуальные технологии.– 2019.– Т. 2.– № 1 (43).– С. 77-81.
20. Печников А.Н., Хекерт Е.В. Моделирование процессов трансформации функциональной структуры деятельности операторов судовых систем в процессе их подготовки.// Человеческий фактор: проблемы психологии и эргономики.– 2007.– № 3-2 (41).– С. 76-77.
9. Rodionov A.I. Avtomatizaciya sudovozhdeniya. – М.: Transport, 1992. – 192s.
10. Smolencev S. V. Avtomaticheskij sintez reshenij po raskhozheniyu sudov v more // Vestnik GUMRF. - Vypusk 2 (36). - 2016. - S. 7 – 15
11. Smolencev S. V. Konceptiya avtomatizirovannoj intellektual'noj sistemy raskhozheniya sudov / S. V. Smolencev, B. V. Afanas'ev, A. E. Filyakov, D. V. Kunic // Ekspluatatsiya morskogo transporta. — 2012. — № 4 (70). — С. 11–14.
12. Smolencev S. V. Problema ocenki navigacionnoj situacii v more / S. V. Smolencev // Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova. — 2015. — № 6 (34). — С. 23–28.
13. Subanov E.E. Razrabotka modelej effektivnoj ocenki opasnosti stolknoveniya sudov pri prinyatii resheniya metodom analiza ierarhij./ Avtoref. dis. kand. tekhn. nauk: 05.22.19.- Novorossijsk - 2012.- 24 s.
14. Subanov E.E., Mironov A.V. Ispol'zovanie modifitsirovannoj modeli metoda analiza ierarhij dlya bezopasnogo raskhozheniya morskikh sudov // Ekspluatatsiya morskogo transporta. – 2014. - №1 - S. 24 – 28
15. Hajkin, S. Nejronnye seti: polnyj kurs, 2-e izdanie. [Tekst]: Per. s Angl. – М.: Izdatel'skij dom «Vil'yams», 2006.
16. Joey Rogers, Object-Oriented Neural Network in C++, Academic Press, San Diego, CA, 1997.
17. M.T. Hagan, H.B. Demuth and M.H. Beale, Neural Network Design, PWS Publishing, Boston, MA, 1995
18. Karakaev A.B., Lukanin A.V., Nikolaev N.I., Hekert E.V. Kontrol' i upravlenie kommutacionnymi sostoyanijami elektricheskikh setej/ Morskie intellektual'nye tekhnologii. 2019. Т. 2. № 1 (43). С. 46-54
19. Karakaev A.B., Hekert E.V., Galiev G.A. Metodicheskie osnovy strukturfunkcional'nogo podhoda v sistemnom analize/Morskie intellektual'nye tekhnologii. 2019. Т. 2. № 1 (43). С. 77-81.
20. Pechnikov A.N., Hekert E.V. Modelirovanie processov transformacii funkcional'noj struktury deyatel'nosti operatorov sudovyh sistem v processe ih podgotovki./ Chelovecheskij faktor: problemy psihologii i ergonomiki. 2007. № 3-2 (41). С. 76-77.

References

1. Astrein V.V. Razrabotka tekhnologij vyrabotki reshenij po preduprezhdeniyu stolknovenij sudov v more / Avtoref. dis. kand. tekhn. nauk: 05.22.19. - Novorossijsk - 2011. - 24 s.
2. Vasil'ev S. N. Intellektual'noe upravlenie dinamicheskimi sistemami / S. N. Vasil'ev, A. K. ZHerlov, E. A. Fedosov [i dr.]. — М.: Fizmatlit, 2000. — 352 s.
3. Vagushchenko L.L., Vagushchenko A.L. Podderzhka reshenij po raskhozheniyu s sudami. Odessa: Feniks, 2010. – 229 с.
4. Vas'kov A.S., Mironenko A.A. Sistema podderzhki prinyatiya reshenij v sudovozhdenii. Sb. nauchn. tr. – Novorossijsk: NGMA, 2003. - Vyp.8. S. 5-11.
5. Vas'kov V.A. Nekotorye principy sistemy podderzhki prinyatiya resheniya v sudovozhdenii Sb. nauchn. tr. – Novorossijsk: NGMA, 2013. - Vyp.3. S. 15-21.
6. Dmitriev, V.I. Sovremennye navigacionnye sistemy i bezopasnost' sudovozhdeniya / V.I. Dmitriev, V.I. Farfonov.– М.: Morkniga, 2010. – 160 s.
7. Mal'cev A.S. Manevrirovaniye sudov pri raskhozhenii: Odessa: SPAP, 2005. - 208s.
8. Melihov A.N., Bernshtejn L.S., Korovin S.YA. Situacionnye sovetuyushchie sistemy s nechetkoj logikoj. - М.: Nauka, 1990.

УДК 629.58

DOI: 10.34046/aumsuomt91/8

МОДЕЛЬ АЛГОРИТМА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ПОСТРОЕНИЯ МАРШРУТА СУДНА ДЛЯ ТАНКЕРОВ, ПЕРЕВОЗЯЩИХ ВЫСОКОВЯЗКИЕ НЕФТЕПРОДУКТЫ

В.И. Филатов, аспирант

В представленной статье рассмотрен пример автоматизированного выбора океанской части плавания для судов, перевозящих высоковязкие нефтепродукты, в частности мазут, на примере трансатлантического перехода. В данном направлении существует большое количество исследований по причине