

НЕЙРО-НЕЧЕТКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ СИСТЕМАМИ УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ СУДОВ

Владивосток, Владивостокский государственный университет экономики и сервиса

Введение

Современные береговые системы управления движением судов (СУДС) представляют собой наукоёмкие и сложные в техническом и организационном отношении предприятия [1, 2], основное назначение которых – обеспечение безопасности движения в зоне ответственности.

Информационной базой современных СУДС, обеспечивающей их навигационные функции, являются двухкоординатные радиолокационные станции (РЛС) кругового обзора, дополняемые средствами спутниковой навигации – транспондерами автоматической идентификационной системы (АИС).

Задача заблаговременного распознавания опасно сближающихся судов (одна из центральных функций СУДС) оформилась в настоящее время как особый раздел науки об управлении [3, 4]. Методологической основой распознавания опасного сближения судов является оценка параметров траектории движения каждого судна (координат, скоростей и т.д.) и их экстраполяция. Если суда идентифицированы как опасно сближающиеся, система управления движением генерирует тревожный сигнал и рекомендации по изменению траектории движения.

Присутствие над оживленной акваторией в зоне ответственности СУДС маловысотных низкоскоростных воздушных объектов (вертолетов) может в корне исказить представления о навигационной обстановке. Суть проблемы в том, что ошибочное заключение судоводителя или оператора СУДС о воздушной цели как о морской (когда их скорости движения сравнимы) способно привести к генерации ложной тревоги и ошибочным управленческим решениям. Обозначенная проблема частично решается применением АИС на воздушном объекте (информация АИС позволяет, в том числе, однозначно идентифицировать тип цели). Вместе с тем, транспондерами АИС оснащаются далеко не все воздушные объекты, допускающие полет над акваторией, что требует решения задачи селекции воздушных объектов путем расширения навигационных функций систем, образуемых на основе двухкоординатных радаров.

В настоящей работе исследуется возможность создания на базе двухкоординатных радаров информационной системы, обеспечивающей достоверную селекцию воздушных объектов с использованием идей, положенных в основу нейро-нечетких систем.

Модельные представления и постановка задачи

Проблема трехкоординатного наблюдения воздушных объектов двухкоординатными измерителями неоднократно привлекала внимание исследователей [5-10]. Была показана принципиальная возможность (хотя и с ограниченным эффектом) решения трехкоординатной задачи при использовании уже одного двухкоординатного радара; продемонстрирован результат при переходе к многопозиционному наблюдению, когда используется система нескольких двухкоординатных радаров. В ряде работ [8, 10] доказана перспективность оценки координат объектов в сферической системе φ, λ, R – соответственно, географические широта, долгота и расстояние от центра Земли до объекта (с учетом пространственной локальности рассматриваемой задачи за модель поверхности Земли принимается сфера).

Особенностью внешнего наблюдения, осуществляемого с помощью радаров, является отсутствие возможности непосредственного измерения сил и моментов, обуславливающих движение объекта. Поэтому при описании эволюции координат наблюдаемых объектов традиционно обращаются к кинематическим моделям следующего полиномиального вида:

$$\begin{aligned}\varphi_{k+1} &= \varphi_k + \sum_{i=1}^{n_\varphi} a_i^\varphi(k) T^i, \\ \lambda_{k+1} &= \lambda_k + \sum_{i=1}^{n_\lambda} a_i^\lambda(k) T^i, \\ R_{k+1} &= R_k + \sum_{i=1}^{n_R} a_i^R(k) T^i, \\ k &= \overline{1, m},\end{aligned}\tag{1}$$

где $\varphi_k, \lambda_k, R_k$ - значения соответствующих координат объекта в момент времени t_k ; $n_\varphi, n_\lambda, n_R$ - максимальные значения степеней соответствующих полиномов; $a_i^\varphi(k), a_i^\lambda(k), a_i^R(k)$ - коэффициенты полиномов, отождествляемые со скоростями изменения соответствующих координат и функциями от их более старших производных; $T = t_{k+1} - t_k$; $t_k \in [t_1, t_m]$.

Информационная ситуация, обеспечиваемая сетью из L радаров, описывается моделью вида:

$$z_k^{(j)} = \begin{bmatrix} r^{(j)}(k) \\ \psi^{(j)}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_r^{(j)}(k) \\ \xi_\psi^{(j)}(k) \end{bmatrix},\tag{2}$$

где $z_k^{(j)}$ - вектор k -го измерения j -й станцией, $r^{(j)}(k)$ - дальность от объекта до j -й станции в момент времени $t_k^{(j)}$ (время k -го измерения j -й станцией), $\psi^{(j)}(k)$ - азимут объекта по отношению к j -й станции в момент времени $t_k^{(j)}$; $t_{k+1}^{(j)} - t_k^{(j)} = T^{(j)}$; $T^{(j)}$ - период вращения j -й станции; $\xi_r^{(j)}(k)$, $\xi_\psi^{(j)}(k)$ - инструментальные измерительные погрешности, причём $M[\xi_r^{(j)}(k)] = 0$, $M[\xi_r^{(j)}(k), \xi_r^{(i)}(m)] = D_r^{(j)} \delta_{ji} \delta_{km}$, $M[\xi_\psi^{(j)}(k)] = 0$, $M[\xi_\psi^{(j)}(k), \xi_\psi^{(i)}(m)] = D_\psi^{(j)} \delta_{ji} \delta_{km}$; $j = \overline{1, L}$; $M[*]$ - оператор математического ожидания, δ_{ij} - символ Кронекера.

В свете указанных модельных представлений может быть поставлена обратная траекторная задача, описываемая уравнениями (1) и (2), целью решения которой является определение u -мерного вектора $s_k = (\varphi_k, a_1^\varphi(k), \dots, a_{n_\varphi}^\varphi(k), \lambda_k, a_1^\lambda(k), \dots, a_{n_\lambda}^\lambda(k), R_k, a_1^R(k), \dots, a_{n_R}^R(k))^T$ по измерениям $z_k^{(j)}$, $j = \overline{1, L}$, $u = \dim s_k$.

Метод решения задачи

Общим методом решения таких обратных задач является их линеаризация около некоторого опорного решения, характеризующего априорные представления о движении объекта. Допуская наличие опорного решения будем говорить о сведении исходной задачи к задаче «в малом» с искомым вектором:

$$\delta s_k = (\delta \varphi_k, \delta a_1^\varphi(k), \dots, \delta a_{n_\varphi}^\varphi(k), \delta \lambda_k, \delta a_1^\lambda(k), \dots, \delta a_{n_\lambda}^\lambda(k), \delta R_k, \delta a_1^R(k), \dots, \delta a_{n_R}^R(k))^T,$$

где δs_k - вектор погрешностей априорных представлений. Линеаризация исходной задачи (1), (2) приводит её к следующему виду «состояние-измерение»:

$$\begin{aligned} \delta s_{k+1} &= A_k \delta s_k + q_k, \\ \delta z_k^{(j)} &= H_k \delta s_k + \xi_k^{(j)}, \\ j &= \overline{1, L}, \end{aligned} \tag{3}$$

где q_k - вектор немоделируемых параметров движения, A , H - матричные коэффициенты (матрицы частных производных) с размерностью, соответственно, $(u \times u)$ и $(2 \times u)$. Преобразование уравнений (3) к конечномерному виду, характерному для задач метода наименьших квадратов, приводит исходную задачу к модели:

$$\delta Z = \tilde{H}\delta s_i + \tilde{q}, \quad (4)$$

где δZ - полный вектор измерений на интервале наблюдения, δs_i - вектор погрешностей априорных представлений в момент времени t_i , \tilde{q} - вектор приведённых погрешностей измерений, \tilde{H} - матричный коэффициент размерности $N \times \dim s_i$, являющийся композицией матриц A и H , N - общее число обрабатываемых измерений (от всех станций).

Несмотря на то, что при $a_1^\varphi(i)$ и $a_1^\lambda(k)$, не равных одновременно нулю, система (4) не вырождена уже для одного радара ($L=1$), а при наличии в системе нескольких радаров ($L>1$) задача в принципе разрешима при любых возможных траекториях движения наблюдаемого объекта [7], для обеспечения практической разрешимости задачи необходимо ограничить размерность задачи (1), (2) так, чтобы движение объекта описывалось полиномами первой степени для угловых компонент и нулевой степенью для радиальной (то есть $n_\varphi=1$, $n_\lambda=1$, $n_R=0$, $s_i = (\varphi_i, a_1^\varphi(i), \lambda_i, a_1^\lambda(i), R_i)^T$). Это соответствует движению объектов на постоянной высоте без маневрирования на интервале наблюдения.

Характерным свойством рассматриваемой задачи (1), (2) является нерегулярность оценок радиальной координаты (т.е. высоты) маловысотных удалённых объектов, что связано с плохой обусловленностью системы (4), исходной нелинейностью задачи и конечной точностью измерений [8, 10]. Эта особенность задачи продемонстрирована на рис. 1, на котором приведена оценка высоты надводного объекта (рис. 1а) и воздушных объектов, движущихся на высоте 100 м (рис. 1б) и 200 м (рис. 1в) для случая двух РЛС, измеряющих дальность с погрешностью ± 5 м и азимут с погрешностью $\pm 0.1^\circ$. Видно, что начиная с некоторого расстояния от системы радаров воздушный объект становится (по оценке высоты) неотличимым от морского: в данном случае это 5 км для объекта с высотой 100 м и 9 км для объекта с высотой 200 м. Сами оценки высоты носят «изрезанный» характер со случайными выбросами. Такая картина является побудительным мотивом наряду с оцениванием собственно высоты объекта определять дополнительно ещё и «высотный класс» объекта, то есть диапазон высот, которому принадлежит траектория объекта. В рамках данной работы возможные диапазоны высот ограничены понятиями «морской» и «воздушный». При таком взгляде на проблему оказываются продуктивными идеи обучения, отождествляемые в настоящее время с понятием искусственных нейронных сетей.

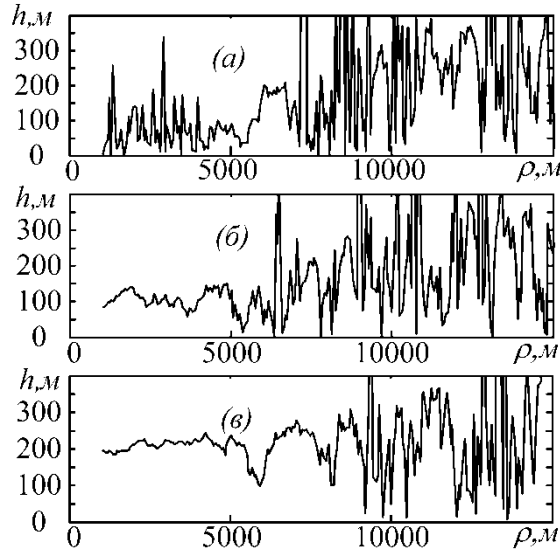


Рис. 1. Оценка высоты объекта по мере удаления от радаров. Здесь ρ - расстояние от системы радаров

Пусть $\hat{h}_i = \hat{R}_i - R_3$ - оценка высоты объекта над уровнем моря (\hat{R}_i - оценка радиальной компоненты вектора s_i , R_3 - радиус Земли на уровне моря). С учетом особенности задачи будем считать, что основными информативными признаками, дающими представление о «высотном классе» объекта являются оценка его высоты и сравнительный характер (степень «изрезанности», «нерегулярности») оценок высоты в различные моменты времени t_i . Введем лингвистическую переменную P_h «оценка высоты объекта» с термами «большая» и «малая» и функциями принадлежности типа «дополнение»:

$$\mu_{\text{малая}}(h) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-a_h(h - c_h))},$$

$$\mu_{\text{большая}}(h) = \frac{1}{1 + \exp(-a_h(h - c_h))}.$$

Пусть $\Delta_i = 2 \left| \hat{h}_i - \hat{h}_{i-1} \right| / \left| \hat{h}_i + \hat{h}_{i-1} \right|$ - относительная разность между соседними оценками высоты. Введем лингвистическую переменную P_Δ «разность соседних оценок высоты объекта» с термами «большая» и «малая» и функциями принадлежности термов типа «дополнение»:

$$\lambda_{\text{малая}}(\Delta) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-a_\Delta(\Delta - c_\Delta))},$$

$$\lambda_{\text{большая}}(\Delta) = \frac{1}{1 + \exp(-a_\Delta(\Delta - c_\Delta))}.$$

Величины \hat{h}_i и Δ_i (вход) обрабатываются нейро-нечеткой сетью, показанной на рис. 2, на выходе которой формируется числовое значение u_i - степень принадлежности наблюдаемого объекта к диапазону высот «воздушный» в момент времени t_i (считается, что $u_i = 0$ для надводных объектов и $u_i = 1$ для воздушных объектов). Сеть состоит из пяти слоёв [11].

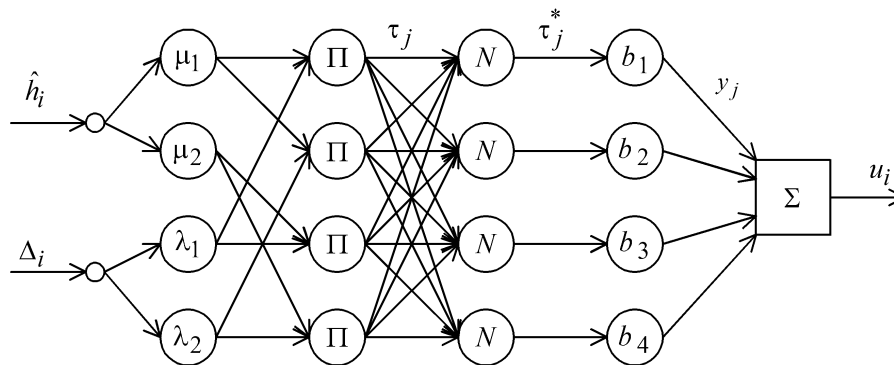


Рис. 2. Схема нейро-нечеткой сети, распознающей воздушные объекты

В узлах первого слоя $\mu_1, \mu_2, \lambda_1, \lambda_2$ вычисляются значения функций принадлежности $\mu_{\text{малая}}, \mu_{\text{большая}}, \lambda_{\text{малая}}, \lambda_{\text{большая}}$ соответственно.

Узлы П второго слоя (четыре узла) соответствуют посылкам четырех возможных нечетких правил:

- $P_h = \text{«малая»}$ И $P_\Delta = \text{«малая»}$;
- $P_h = \text{«малая»}$ И $P_\Delta = \text{«большая»}$;
- $P_h = \text{«большая»}$ И $P_\Delta = \text{«малая»}$;
- $P_h = \text{«большая»}$ И $P_\Delta = \text{«большая»}$.

Каждый узел второго слоя соединен с теми узлами первого слоя, которые формируют посылки соответствующего правила. Выходом каждого узла второго слоя является степень выполнения j -го правила τ_j , которая рассчитывается как произведение входных сигналов.

Узлы N третьего слоя (четыре узла) рассчитывают относительную степень выполнения каждого нечеткого правила по формуле

$$\tau_j^* = \frac{\tau_j}{\sum_{k=1}^4 \tau_k}.$$

Узлы b_1, b_2, b_3, b_4 четвертого слоя формируют заключения нечетких правил. Каждый узел соединен с одним узлом третьего слоя и рассчитывает вклад одного нечеткого правила в выход сети по формуле $y_j = b_j \tau_j^*$.

Единственный узел пятого слоя агрегирует результат, полученный по разным правилам, суммируя вклады всех правил $u_i = \sum_{k=1}^4 y_j$.

Обучение системы

Обучение нейро-нечеткой сети (рис. 2) состоит в настройке коэффициентов функций принадлежности $a_h, c_h, a_\Delta, c_\Delta$ и коэффициентов b_1, b_2, b_3, b_4 узлов четвертого слоя. Обучение может быть проведено с применением трёх различных стратегий.

Стратегия 1. Обучение полностью экспертным способом. В этом случае все коэффициенты назначаются экспертом.

Стратегия 2. Обучение на обучающей выборке с экспертным формированием заключений нечетких правил. В этом случае коэффициенты b_1, b_2, b_3, b_4 назначаются экспертом, а коэффициенты $a_h, c_h, a_\Delta, c_\Delta$ определяются настройкой системы на обучающей выборке.

Стратегия 3. Обучение полностью на обучающей выборке. В этом случае все коэффициенты системы определяются настройкой на обучающей выборке.

Обучающая выборка формируется следующим образом. Моделируется решение задачи (1), (2) при движении объекта на различных высотах, в том числе и при движении надводного объекта. В результате получают оценки высоты объекта типа изображенных на рис. 1, формирующие входные данные обучающей выборки. Соответствующие им выходные данные обучающей выборки формируются экспертом: если характер оценки высоты объекта дает возможность отличить его от надводного, считается что система выдаёт значение $u_i = 1$, и значение $u_i = 0$ в противном случае. На рис. 3 показан пример формирования фрагмента такой обучающей выборки.

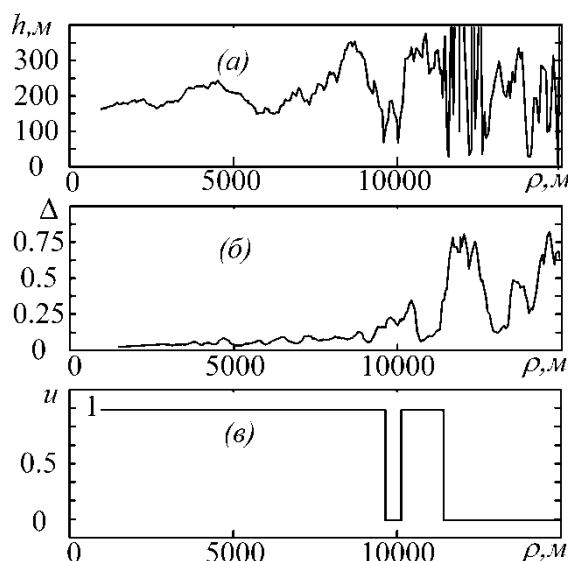


Рис. 3. Пример формирования обучающей выборки из оценок высоты, относительной разности соседних оценок высоты (вход) и степени принадлежности объекта к диапазону высот «воздушный» (выход)

Здесь $3а$ – оценка высоты наблюдаемого объекта по мере его удаления от системы радаров (движение объекта моделируется на высоте 200 м), $3б$ – относительная разность соседних оценок высоты, $3в$ – решение эксперта о возможности выделить объект как воздушный: оценки высоты позволяют устойчиво сделать это до дальности, приблизительно, 10 км ($u_i = 1$), далее следует короткая зона неопределённости ($u_i = 0$), после чего до дальности, приблизительно, 11.5 км объект снова может быть отнесен к воздушным ($u_i = 1$), после чего следует сплошная зона неопределенности ($u_i = 0$).

Накапливая данные для различных высот движения объекта и множества возможных траекторий формируют общую обучающую выборку, на базе которой и обучают нейро-нечеткую сеть (рис. 2) в рамках стратегии 2 или стратегии 3, пользуясь известными методами обучения сетей такого типа [11, 12].

Результаты численного моделирования

При моделировании задачи было принято, что информационной базой СУДС является два радара кругового обзора (например, типа Raytheon), находящихся на расстоянии 5 км друг от друга, с периодом обращения $3с$ и погрешностями измерений угла и дальности, соответственно, $\xi_{\psi}^{(j)}(k) \in [-0.1^\circ, 0.1^\circ]$, $\xi_r^{(j)}(k) \in [-5м, 5м]$. Количество измерений m от каждой станции было принято равным $m=10$ и $m=20$ (то есть измерения набираются в течение 30 секунд и одной минуты).

Обучение системы проводилось в рамках стратегии 3, объём обучающей выборки составил около 10 000 значений «вход-выход», полученных при моделировании движения объекта по различным траекториям. При этом параметры функций принадлежности приняли следующие значения: $a_h = 0.11$, $c_h = 20.21$, $a_{\Delta} = 2.51$, $c_{\Delta} = 0.43$; коэффициенты узлов четвертого слоя приняли следующие значения: $b_1 = 0.62$, $b_2 = -0.05$, $b_3 = 1.02$, $b_4 = 0.16$.

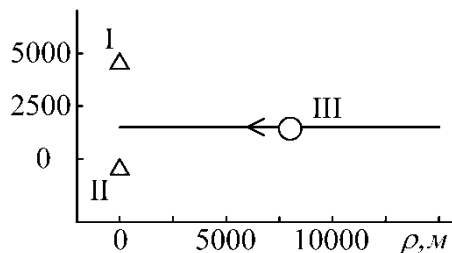


Рис. 4. Моделируемая конфигурация системы двух радаров и траектория движения объекта

На рис. 4 показана траектория движения воздушного объекта, моделируемая для демонстрации решения задачи распознавания воздушных объектов с помощью предварительно обученной нейро-нечеткой сети (рис. 2). Здесь I и II – радиолокационные станции, III – траектория объекта. Объект движется издалека по прямой со скоростью 20 м/с, приближаясь к РЛС. Здесь ρ - расстояние от объекта до линии, соединяющей радиолокационные станции.

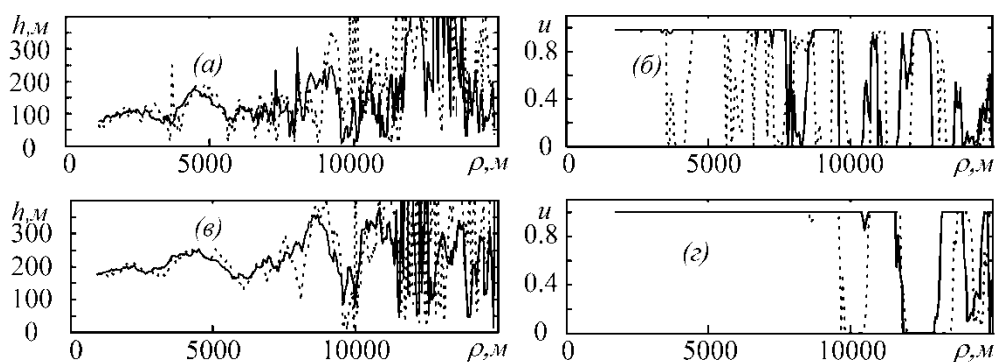


Рис. 5. Результат решения задачи

На рис. 5 показаны результаты решения задачи оценки высоты объекта (левая колонка рисунков) и оценки его высотного диапазона нечеткой системой (правая колонка рисунков). Здесь ρ - расстояние от объекта до линии, соединяющей радиолокационные станции, h - высота объекта, u - степень принадлежности объекта к диапазону высот «воздушный». Задача моделировалась для объектов, движущихся на высоте 100 м (рис. 5а и 5б) и 200 м (рис. 5в и 5г). Сплошные графики соответствуют количеству измерений $m=20$, точки соответствуют количеству измерений $m=10$. Из рисунка видно, что, например, уверенное выделение воздушного объекта, движущегося на высоте 100 м возможно до дальности ≈ 3000 м при $m=10$ и до дальности ≈ 7000 м при $m=20$ (рис. 5б). Для объекта, движущегося на высоте 200 м, выделение его как воздушного возможно до дальности ≈ 9000 м при $m=10$ и до дальности ≈ 12000 м при $m=20$ (рис. 5г). Такие дальности (по сути - границы применимости метода) вполне соответствуют размерам зон ответственности в акваториях морских портов, что позволяет говорить о пригодности предлагаемого метода селекции воздушных объектов для судоводительской практики.

Заключение

В заключение перечислим основные результаты работы. В статье обозначена проблема генерации ложных тревог при управлении коллективным движением судов, связанная с присутствием над акваторией воздушных объектов (вертолетов). Для корректной обработки СУДС таких объектов необходимо их идентифицировать. Алгоритм идентификации ос-

нован на вычислении высоты объекта по результатам измерений его дальности и азимута системой двухкоординатных РЛС и обработке полученных данных нейро-нечеткой сетью. Предлагаемый алгоритм позволяет принять решение о степени принадлежности объекта к классу воздушных. В статье продемонстрированы границы применимости предлагаемой методики. В целом на основании анализа представленных данных можно сделать вывод о конструктивной разрешимости рассматриваемой задачи распознавания воздушных объектов. Результаты работы ориентированы на расширение навигационных функций современных систем управления движением судов.

Список литературы

1. Huges T. When is a VTS is not a VTS // The J. of Navigation, 2009, V62, №3, P. 439-442.
2. ОАО Норфес [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.norfes.ru/>
3. Tam Ch.K., Bucknall R., Greig A. Review of Collision Avoidance and Path Planning Methods for Ships in Close Range Encounters // The J. of Navigation, 2009, V62, №2, P. 455-476.
4. Астреин В.В. Системы предупреждения столкновения судов, тенденции развития (к 40-летию МППСС-72) // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Морская техника и технология, 2012, №1, С. 7-17.
5. Berle F.J. Multy radar tracking and multy sensor tracking in air defense systems // Electronic Technologies, 1984, V.28, №4.
6. Nabaa N., Bishop R.H. Estimate Fusion for 2D Search Sensors // Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, August, 1995, Monterey, CA.
7. Гриняк В.М. Исследование пространственной задачи навигации в условиях неполной измерительной информации // Дальневосточный математический журнал, 2000, т.1, №1, С. 93-101.
8. Девятисильный А.С., Дорожко В.М., Гриняк В.М. Нейроподобные алгоритмы высотной классификации воздушных объектов // Информационные технологии, 2001, №12, С. 45-51.
9. Девятисильный А.С., Дорожко В.М., Гриняк В.М. Способ распознавания удалённых воздушных объектов: Патент №2206104 // Б.И. – 2003. - №16.
10. Девятисильный А.С., Дорожко В.М., Гриняк В.М. Идентификация воздушных объектов двухкоординатными измерителями // Измерительная техника, 2004, №11, С. 19-21.
11. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MatLab. - М.: Горячая линия телеком. - 2007. - 288с

12. Nauk D., Klawonn F., Kruse R. Foundations of Neuro-Fuzzy Systems.
– John Wiley & Sons. – 1997. – 305 c.