

Новый номер журнала "Информационные технологии" - Windows Internet Explorer
http://www.novtex.ru/IT/newissue.htm

Новый номер журнала "Информационные технолог..."

главная
новый номер
архив статей
редколлегия
авторам
издательство

Приглашаем к авторскому участию в нашем новом журнале Программная инженерия

154 29 9

ЖУРНАЛ "ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ" №11, 2013

ОБЩИЕ ВОПРОСЫ

Майоров А. А., Цветков В. Я. [Геоинформатика как важнейшее направление развития информатики](#)

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ

Филимонов А. Б., Кромин О. А. [Механизмы коммуникаций семантических JADE-агентов](#)

МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ

Васильев А. В. [Численно-аналитическое исследование математической модели дробного осциллятора методом S-преобразования](#)

Казаков П. В. [Модель динамического изменения размера популяции для генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации](#)

Федосов В. В., Федосова А. В. [Стохастический поиск защитных нормативов объектов \(зон\), размещенных на общей территории с группой источников промышленных выбросов](#)

Максименко-Шейко К. В., Толок А. В., Шейко Т. И. [Сопряженная задача конвективного теплообмена в топливной кассете ТВЭЛов](#)

БЕЗОПАСНОСТЬ ИНФОРМАЦИИ

Востриков А. А. [О матрицах Адамара–Мерсенна и маскировании изображений](#)

Беляева Е. А. [Сравнительная оценка аппаратно-программных модулей доверенной загрузки на основе классификации их функциональных возможностей](#)

Еременко А. В., Сулавко А. Е. [Исследование алгоритма генерации криптографических ключей из биометрической информации пользователей компьютерных систем](#)

КОДИРОВАНИЕ И ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Домуния А. А. [Метод распознавания жестов руки на основе позиционного расстояния](#)

Журнал в журнале НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

Гриняк В. М., Девятисильный А. С. [Нейронечеткая обучаемая система распознавания воздушных объектов](#)

Горбатков С. А., Белоллицев И. И., Солнцев А. М. [О состоятельности процедур регуляризации нейросетевых моделей налогового и финансового контроля](#)

Contents

Приложение. Бородин А. А., Некрасов И. В., Толчеев В. О. [Методы повышения быстродействия непараметрических классификаторов в задачах обработки и анализа библиографических текстовых документов](#)

Start | Welcome to Collaborat... | Новый номер журни... | victor.grinyak_vgrinya... | Наброски статьи без... | Наброски статьи Неч... | Inbox - Microsoft Outlook | 10:27 AM

УДК 519.68:15:681.5

В.М. Гриняк, кандидат технических наук, заведующий кафедрой
Информационных систем и прикладной информатики, Владивостокский
государственный университет экономики и сервиса

А.С. Девятисильный, доктор технических наук, профессор, главный
научный сотрудник, Институт автоматизации и процессов управления ДВО

РАН

НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ ОБУЧАЕМАЯ СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ

Рассматривается проблема идентификации воздушных объектов информационно-измерительными системами, образуемыми на основе двухкоординатных РЛС кругового обзора. В основу предлагаемого подхода к решению задачи положена оценка высоты наблюдаемого объекта по измерениям дальности и азимута. В дальнейшем полученные оценки обрабатываются нейро-нечеткой системой, определяющей степень принадлежности объекта к классу воздушных. В работе описана конфигурация нейро-нечеткой сети, даются рекомендации по её обучению. С помощью компьютерного моделирования показана конструктивность предлагаемого подхода для типичных ситуаций.

Ключевые слова: управление движением судов, воздушный объект, радар, измерение, высота объекта, нейро-нечеткая система.

Работа выполнена в рамках Государственного задания высшим учебным заведениям в части проведения научно-исследовательских работ, проект № 7.2104.2011

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:

$$\varphi_{k+1} = \varphi_k + \sum_{i=1}^{n_\varphi} a_i^\varphi(k) T^i,$$

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k + \sum_{i=1}^{n_\lambda} a_i^\lambda(k) T^i, \quad (1)$$

$$R_{k+1} = R_k + \sum_{i=1}^{n_R} a_i^R(k) T^i,$$

$$k = \overline{1, m},$$

где φ_k , λ_k , R_k - значения соответствующих координат объекта в момент времени t_k ; n_φ , n_λ , 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:

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

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»:

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

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 рисунке 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.

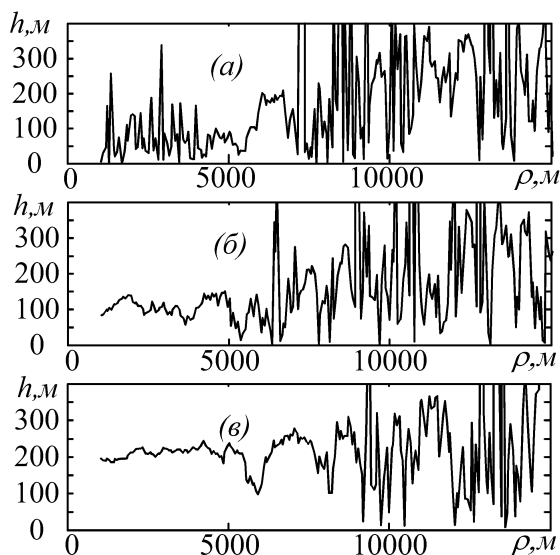


Рисунок 1. Оценка высоты объекта по мере удаления от радаров. Здесь ρ - расстояние от системы радаров

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 терминами «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 рисунке 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].

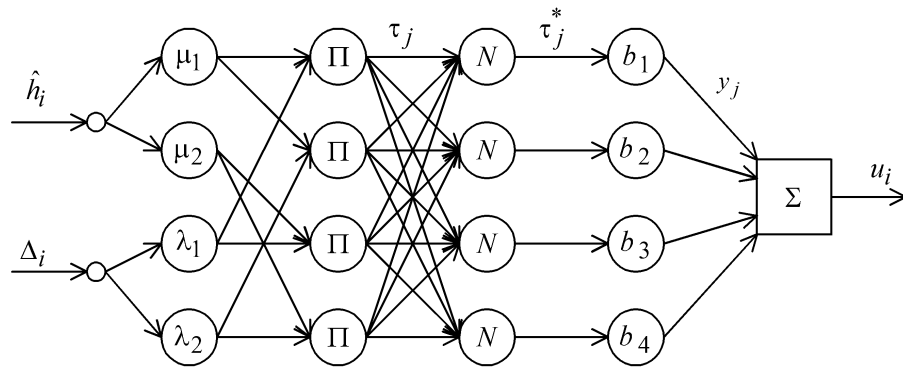


Рисунок 2. Схема нейро-нечеткой сети, распознающей воздушные объекты

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 Π второго слоя (четыре узла) соответствуют посылкам четырёх 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 (рисунок 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 получаются оценки высоты объекта типа изображенных на рисунке 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 рисунке 3 показан пример формирования фрагмента такой обучающей выборки.

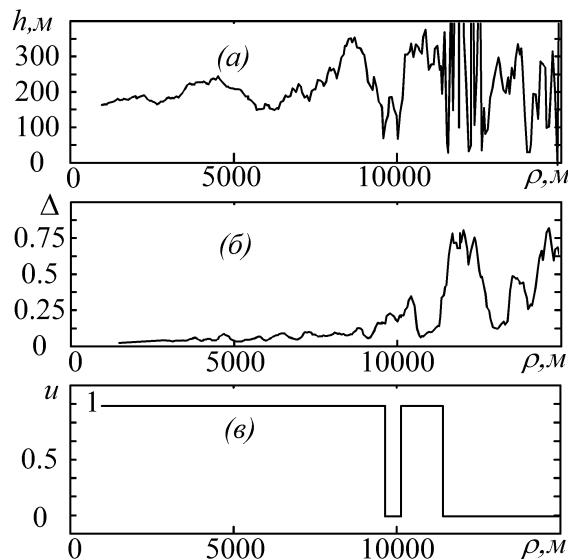


Рисунок 3. Пример формирования обучающей выборки из оценок высоты, относительной разности соседних оценок высоты (вход) и степени принадлежности объекта к диапазону высот «воздушный» (выход).

Здесь $3a$ – 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 (рисунок. 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: $b_1 = 0.62$, $b_2 = -0.05$, $b_3 = 1.02$, $b_4 = 0.16$

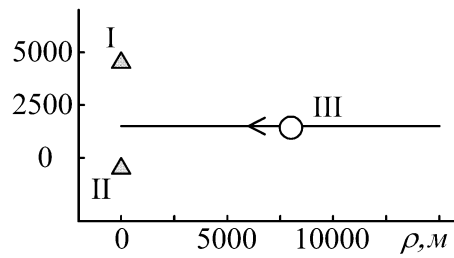


Рисунок 4. Моделируемая конфигурация системы двух радаров и траектория движения объекта

На рисунке 4 показана траектория движения воздушного объекта, моделируемая для демонстрации решения задачи распознавания воздушных объектов с помощью предварительно обученной нейронечеткой сети (рисунок 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.

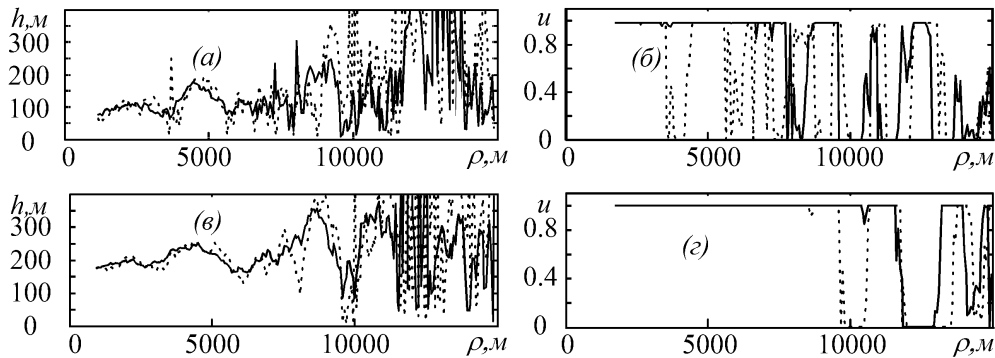


Рисунок 5. Результат решения задачи

На рисунке 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 (рисунки 5а и 5б) и 200 м (рисунки 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 $\approx 9\ 000$ м при $m = 10$ и до дальности $\approx 12\ 000$ 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 основан 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.

Литература

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. Nabaа 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 с.

Материалы на английском

V.M. Grinyak, A.S. Devyatisilny

Adaptive Network Based Fuzzy Inference System of Air Target Identification

The problem of air target identification by two-coordinate radar is watched. Identification method is based on target height estimation from range and azimuth measurements. Target height estimations are processed by neuro-fuzzy system (ANFIS). System estimates level of belonging to “air target” class. ANFIS configuration and learning method are given in this paper. Computer modeling shows the usability of proposed approach for typical situations.

Keywords: vessel traffic control, air target, radar measurement, target height, neuro-fuzzy system, ANFIS.

Подписи к рисункам

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

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

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

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

Рисунок 5. Результат решения задачи

Рисунок 1

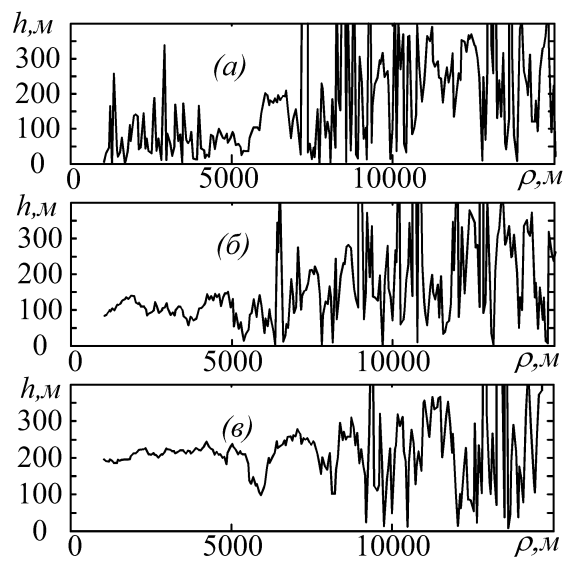


Рисунок 2

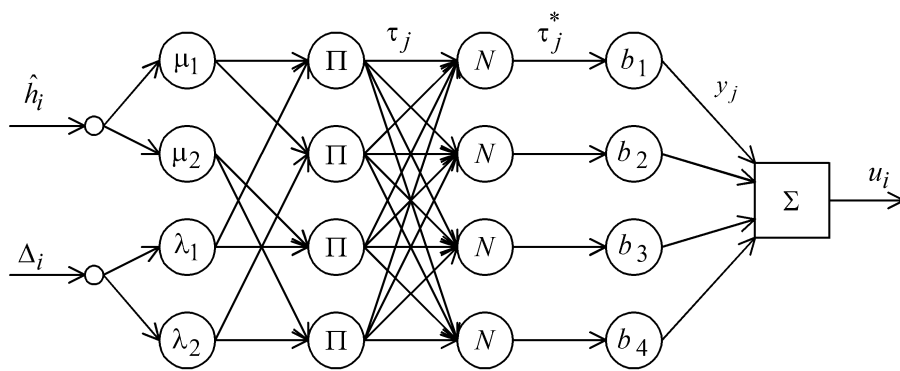


Рисунок 3

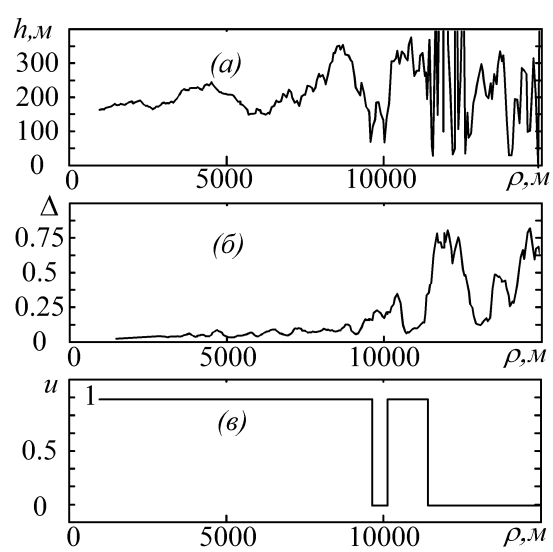


Рисунок 4

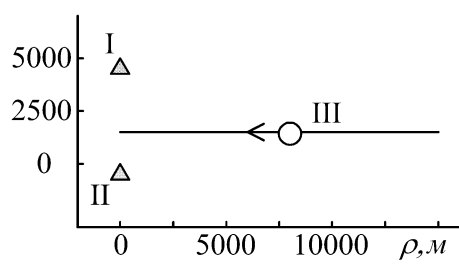


Рисунок 5

