

Гриняк Виктор Михайлович

Владивостокский государственный университет экономики и сервиса  
Владивосток, Россия

## **Модель задачи оценки высотного диапазона движущихся объектов двухкоординатными измерителями**

Исследование посвящено проблеме построения систем контроля навигационного пространства, образуемых на основе двухкоординатных РЛС кругового обзора. В работе ставится задача определения системами РЛС не только координат морских объектов, но и всех трёх координат воздушных целей. В основу модели задачи положены традиционные представления систем «состояние-измерение», приводимые к конечномерному виду метода наименьших квадратов. Показано, что при значительном удалении воздушного объекта от системы радаров оценка его высоты носит нерегулярный характер. В связи с этим предлагается модельная интерпретация исходной задачи как определения воздушного диапазона цели (эшелона), оцениваемого с заданной наперед вероятностью. В статье показана перспективность решения с помощью алгоритмов с обучением, отождествляемых с задачами современной нейроинформатики. Приведены количественные оценки границ разрешимости задачи, моделируется решение для различных типичных ситуаций.

**Ключевые слова и словосочетания:** двухкоординатный радар, координаты объекта, воздушный объект, нейроинформатика, высота объекта.

### **Введение**

Характер движения современного транспорта нередко принимает форму разнонаправленных потоков с предельными значениями интенсивности и динамичности движения объектов. В соответствии с современными международными правилами обеспечения безопасности движения морского и воздушного транспорта для принятия управленческих решений в подобных условиях требуется применение автоматизированных систем управления движением (СУД). Такие системы должны обеспечивать следующее [1, 2, 3]: отображение первичной информации, автоматическое сопровождение объектов с оцениванием и отображением параметров их движения, проигрывание маневра расхождения со встречными объектами, определение опасных для движения объектов участков.

Обращение к автоматизированным средствам обеспечения управления требует, прежде всего, предельно формализованных представлений о природе объектов и особенностях управления ими, а также об аппаратных и функциональных свойствах СУД. Вместе с тем конечность точности модельных (формальных) представлений может привести к значительной неопределенности в оценках характеристик движения, что хорошо видно на примере рассматриваемой в настоящей статье задачи идентификации пространственной траектории объекта, когда в качестве первичных источников информации используются двухкоординатные радиолокационные станции (РЛС) кругового обзора (2D-радары) [4, 5].

Ниже предлагается подход, основанный на применении к решению указанной задачи алгоритмов с обучением.

### Постановка задачи и модельные представления

Полагаем, что СУД призвана контролировать пространство на и над поверхностью моря с помощью 2D-радаров, измеряющих азимуты и расстояния (2D-измерения) до объектов (целей). Ставится задача определения по 2D-измерениям траекторий целей (надводных морских судов, вертолётов и т. п.) в трёхмерном пространстве (3D-пространстве).

Уравнения движения целей будем рассматривать в сферической системе координат  $\varphi, \lambda, R$  – соответственно географические широта, долгота и расстояние до цели от центра Земли. В качестве модели поверхности последней, не существенно нарушая общность представлений (с учётом пространственной локальности рассматриваемой задачи), примем сферу.

Особенность внешнего наблюдения, осуществляемого с помощью РЛС, состоит в том, и это очевидно, что оно не даёт возможности непосредственного измерения сил и моментов, обуславливающих движение объекта в соответствии с законами ньютоновской механики. Поэтому при описании эволюции координат наблюдаемых объектов представляется целесообразным обращение к кинематическим моделям следующего полиномиального вида:

$$\varphi_{k+1} = \varphi_k + \sum_{i=1}^{n_\varphi} a_i^\varphi(k) T^i, \quad \lambda_{k+1} = \lambda_k + \sum_{i=1}^{n_\lambda} a_i^\lambda T^i, \quad R_{k+1} = R_k + \sum_{i=1}^{n_R} a_i^R(k) T^i, \quad (1)$$

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

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  $L$  станций, 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  $M[\xi_r^{(j)}(k)] = 0$ ;

$$M[\xi_r^{(j)}(k), \xi_r^{(i)}(m)] = D_r^{(j)} \delta_{ji} \delta_{km}, \quad M[\xi_\psi^{(j)}(k)] = 0,$$

$$M[\xi_\psi^{(j)}(k), \xi_\psi^{(i)}(m)] = D_\psi^{(j)} \delta_{ji} \delta_{km};$$

$$j = \overline{1, L};$$

$M[*]$  - оператор математического ожидания,

$\delta_{ij}$  - 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  $z_k^{(j)}$ ,  $j = \overline{1, L}$ ,  $u = \dim s_k$ .

Методологически общим при решении 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  $\delta s_k$  – вектор погрешностей априорных представлений. Тогда линеаризация исходной задачи (1), (2) приводит её к следующему виду «состояние-измерение»:

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

$$j = \overline{1, L},$$

где  $q_k$  – вектор немоделируемых параметров движения;  
 А, Н – матричные коэффициенты (матрицы частных производных) с размерностью, соответственно, (и $\times$ и) и (2 $\times$ и).

#### Концепция решения

При решении задач типа (3) обычно рассматриваются два подхода. Один из них связан с динамическим оцениванием вектора состояния посредством последовательного усвоения измерительной информации по мере ее поступления и реализуется в виде алгоритма Калмана [6]. Другой, используемый здесь, ориентирован на применение метода наименьших квадратов (МНК) в скользящем временном окне и может быть описан следующими декларативной (4) и процедурной (5) моделями:

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

$$\tilde{H}^T Q^{-1} \tilde{H} \delta \tilde{s}_i = \tilde{H}^T Q^{-1} \delta Z, \quad (5)$$

где  $\delta Z$  – полный вектор измерений на интервале наблюдения,

$\delta s_i$  – вектор погрешностей априорных представлений в момент времени  $t_i$ ,

$\delta \tilde{s}_i$  – оценка вектора  $\delta s_i$ ,

$\tilde{q}$  – вектор приведённых погрешностей измерений,

$\tilde{H}$  – матричный коэффициент размерности  $2N \times \dim s$ , являющийся композицией матриц А и Н,

$N$  – общее число обрабатываемых измерений (от всех станций),  
 $Q = M[\tilde{q}\tilde{q}^T]$ .

Представление исходной задачи в виде (5) даёт возможность анализа свойств её решения. В частности, позволяет судить о различных аспектах разрешимости исходной задачи ((1), (2)).

В общем случае, в виду линейной независимости системы функций времени, образующих элементы матрицы коэффициентов  $\tilde{H}$  системы уравнений (5), можно говорить о полноте ранга этой матрицы, а, значит, и о потенциальной возможности определения полного вектора  $\delta s_i$ . Этот аспект разрешимости легко отождествляем с современным общесистемным представлением о ней, как наблюдаемости по Калману [6].

Другой аспект разрешимости задачи (1), (2), имеющий, очевидно, тот же генезис, что и первый, справедливо было бы непосредственно связать с представлением о корректности задачи по Ж. Адамару [7] и понятием устойчивости решения в его современной интерпретации, обращённой к технологиям вычислений в условиях конечности разрядной сетки ЭВМ. Здесь имеет смысл обратиться к рекомендациям [8, 9, 10], ориентирующим на конструктивные оценки обусловленности операторов процедурных моделей задачи (в нашем случае – матрицы  $\tilde{H}^T Q^{-1} \tilde{H}$ ) и с достаточностью гарантирующим устойчивость решения задачи в реальном вычислительном эксперименте, например, на оценку

$$m < m_* \quad (6)$$

где  $m$  – вычисленное значение числа обусловленности оператора  $\tilde{H}^T Q^{-1} \tilde{H}$  по отношению к его спектральной норме;

$m_*$  – некоторое критическое число, в частности, при решении задачи (5) с помощью ортогональных преобразований Хаусхолдера, определяемое как [8]:

$$m_* = 1/[\sqrt{u}(2u-3)(4u+27)+11]\varepsilon_1,$$

где  $u = \dim s_i$ ,

$\varepsilon_1$  – относительная точность представления чисел в ЭВМ, например, при расширенной (extended) точности ЭВМ IBM PC  $\varepsilon_1 \approx 10^{-20}$ .

В качестве количественной характеристики погрешностей оценивания искомых параметров удобно рассматривать дисперсионную матрицу  $(\tilde{H}^T Q^{-1} \tilde{H})^{-1} = D$ , весьма полно характеризующую эти погрешно-

сти, если учесть тот факт, что их распределение стремится (по вероятности) при возрастании  $N$  к нормальному закону. Следует, однако, отметить некоторую ограниченность такого подхода в силу нелинейности исходной задачи и ухудшения её обусловленности при наблюдении мало-высотных объектов на больших дальностях.

Проведённое численное исследование поставленной в п. 2 пространственной задачи позволяет сделать вывод об устойчивости её решения на весьма широком классе траекторий при значениях  $n_\varphi \leq 2$ ,  $n_\lambda \leq 2$ ,  $n_R \leq 1$ , причём нерегулярный характер поведения оценок при малых значениях отношения  $h/r$  проявляется, прежде всего, в оценках радиальных компонент вектора состояния, в то время как оценки угловых компонент этого вектора сохраняют свои приемлемые для практики свойства достаточно долго. Сказанное хорошо иллюстрируется, для примера, на рис. 1, на котором приведены графики эволюции погрешностей оценивания при однопозиционном и двухпозиционном наблюдении движущегося в направлении от РЛС на высоте  $h=500$  м со скоростью  $V=20$  м/с объекта (для случая  $n_\varphi = n_\lambda = 1$ ,  $n_R = 0$  при однопозиционном и  $n_\varphi = n_\lambda = 2$ ,  $n_R = 0$  при двухпозиционном наблюдении); на рисунке обозначены:  $\Delta h$ ,  $\Delta\varphi$ ,  $\Delta\lambda$  – погрешности оценивания координат  $R$ ,  $\varphi$ ,  $\lambda$ ;  $|\Delta x| = |\Delta\lambda|R$ ,  $|\Delta y| = |\Delta\varphi|R$ , причём сплошная линия – график  $|\Delta x|$ , точки –  $|\Delta y|$ , пунктиры –  $|\Delta h|$ .

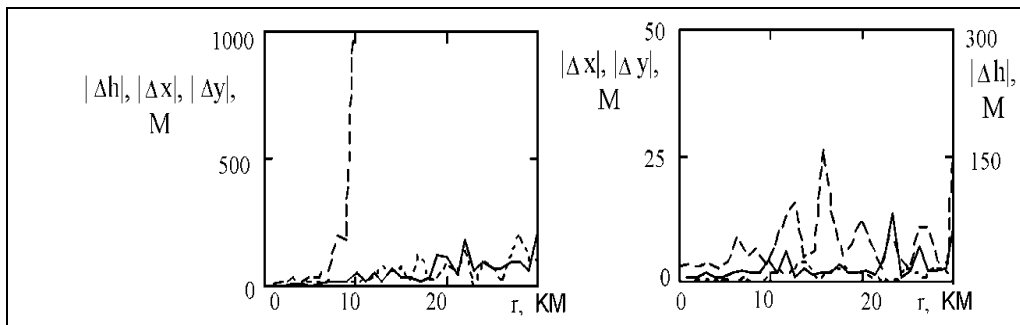


Рис. 1. Погрешности оценивания координат объекта при однопозиционном (справа) и двухпозиционно (слева) наблюдении

С учётом хорошо просматриваемой в численных экспериментах нерегулярности оценок радиальной координаты, обусловленной исходной нелинейностью (в измерениях) задачи и конечной точностью измерений, предлагается наряду с оцениванием собственно высоты объекта определять дополнительно ещё и "высотный класс" объекта, то есть диапазон высот, которому с известной (заданной) степенью достоверности

принадлежит траектория объекта. При таком взгляде на проблему могут оказаться продуктивными идеи обучения, в настоящее время отождествляемые с нейроинформатикой.

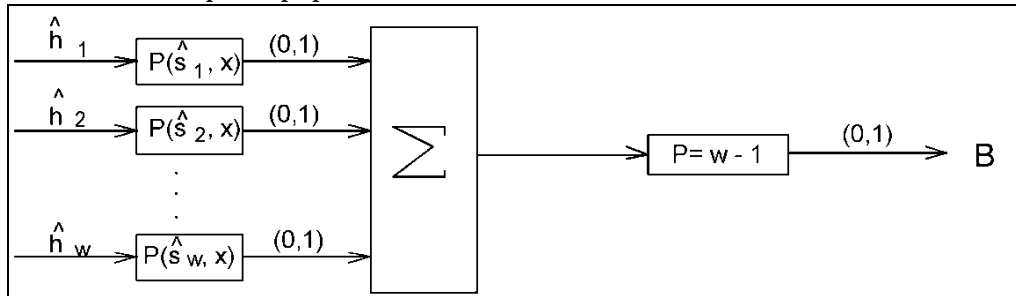


Рис. 2. Модель нейронной сети

Пусть в рассматриваемой нами сети РЛС одна из станций имеет координаты  $(\varphi_1, \lambda_1, R_1)$ . Тогда высотой объекта  $h$  будем называть величину  $h = R_1 - R$ . Множество из  $w$  векторов  $\{\hat{s}_i\}$ , где  $\hat{s}_i$  – оценки вектора состояния  $s_i$  в моменты времени  $t_i$  будем называть серией оценок координат объекта длиной  $w$ . Будем говорить, что объект принадлежит классу (диапазону высот)  $V_x$  (т. е. выше  $x$ ), если серия оценок его высоты такова, что  $\hat{h}_i > x$  для всех  $i = \overline{1, w}$  и классу  $N_x$  (ниже  $x$ ), если его высоты  $\hat{h}_i < x$  для всех  $i = \overline{1, w}$ .

Опишем модель задачи оценки принадлежности классу в терминах нейроинформатики [11]. Рассмотрим участок сети (рис. 2), определяющей, принадлежит ( $V=1$ ) или не принадлежит ( $V=0$ ) объект классу  $V_x$ . Здесь  $\hat{h}_1, \hat{h}_2, \dots, \hat{h}_w$  – оценки высоты объекта в последовательные моменты времени  $t_1, t_2, \dots, t_w$ . Серия оценок высоты поступает на входы пороговых элементов, со значениями порогов  $P$  являющимися функциями вектора состояния  $\hat{s}_i$  и  $x$ . Выходы пороговых элементов суммируются, и сумма обрабатывается пороговым элементом со значением порога  $P=w-1$ . Таким образом, на выходе сети формируется значение  $V=1$ , если все  $w$  значений оценок высот больше некоторых порогов  $P(\hat{s}_i, x)$ . Аналогичная сеть может описывать задачу оценки принадлежности классу  $N_x$ , с той лишь разницей, что последний пороговый элемент будет иметь порог  $P=0$ , а на выходе сети будет формироваться значение  $V=0$ , если все  $w$  зна-

чений оценок высот меньше некоторых порогов  $P(\hat{s}_i, x)$ , что и будет отождествляться с положительным решением о принадлежности объекта классу  $N_x$ . В добавление к вышесказанному отметим, что при реализации рассматриваемого подхода на практике целесообразно руководствоваться следующим правилом: если сеть выдает положительный ответ о принадлежности объекта к нескольким классам, являющихся подмножествами друг друга, то выбирается наиболее узкий из них.

Обучение указанной сети состоит в определении значений порогов  $P(\hat{s}_i, x)$ , то есть в построении гиперповерхности  $P(\varphi, a_1^\varphi, \dots, a_{n_\varphi}^\varphi, \lambda, a_1^\lambda, \dots, a_{n_\lambda}^\lambda) + P_* = 0$  для каждого значения высоты  $x$ , и может быть выполнено, например, следующим образом.

Зафиксировав точку  $(\varphi, a_1^\varphi, \dots, a_{n_\varphi}^\varphi, \lambda, a_1^\lambda, \dots, a_{n_\lambda}^\lambda)$ , и считая известными характеристики распределений случайных измерительных ошибок  $\xi_r$  и  $\xi_\psi$ , производим в указанной точке  $\gamma$  имитационных решений задачи (3) для каждого интересующего нас значения высоты  $x$ . Получив тем самым для каждого  $x$  по  $\gamma$  значений оценок высоты  $\hat{h}$ , определяем значение среднего и среднеквадратичного отклонения указанной выборки  $\{\hat{h}\}_x$ :

$$\bar{h}_x = \frac{\sum_{i=1}^{\gamma} \hat{h}_{(i)}}{\gamma}, \quad \hat{\sigma}_x^2 = \frac{\sum_{j=1}^{\gamma} (\hat{h}_{(j)} - \bar{h}_x)^2}{\gamma - 1},$$

где  $h_{(i)}$  – значение  $i$ -го элемента в рассматриваемой выборке  $\{\hat{h}\}_x$ .

То обстоятельство, что распределение выборки  $\{\hat{h}\}_x$  близко к нормальному (это подтверждается и анализом гистограмм в численных экспериментах),

дает возможность утверждать, что, например,  $\hat{h}_{(i)} \in [\bar{h}_x - 0.7\sigma_x, \bar{h}_x + 0.7\sigma_x]$

с вероятностью, примерно, 0,5 и  $\hat{h}_{(i)} \in [\bar{h}_x - 2\sigma_x, \bar{h}_x + 2\sigma_x]$  с вероятностью, примерно, 0,95. Указанный подход и используется для получения

значений порогов  $P(\varphi, a_1^\varphi, \dots, a_{n_\varphi}^\varphi, \lambda, a_1^\lambda, \dots, a_{n_\lambda}^\lambda)$ . В соответствии с изло-

женным примем, что  $P = \bar{h}_x + 2\sigma_x$ , в точке  $(\varphi, a_1^\varphi, \dots, a_{n_\varphi}^\varphi, \lambda, a_1^\lambda, \dots, a_{n_\lambda}^\lambda)$

с вероятностью 0.95 определяет принадлежность объекта классу  $V_x$ , а  $P = \bar{h}_x - 2\sigma_x$  – его принадлежность классу  $N_x$ .



Рассмотрим вопрос о сложности алгоритма обучения. Пусть зона ответственности СУД определяется площадью на поверхности Земли с размерами  $50 \times 50$  км, а модель движения объекта по поверхности ограничивается полиномами (для  $\varphi, \lambda$ ) второго порядка, скоростями  $[-50, 50]$  м/с и ускорениями  $[-3, 3]$  м/с<sup>2</sup>. При построении гиперповерхности  $P(\varphi, a_1^\varphi, \dots, a_{n_\varphi}^\varphi, \lambda, a_1^\lambda, \dots, a_{n_\lambda}^\lambda) + P_* = 0$  будем руководствоваться, например, следующими характеристиками дискретизации этого процесса:  $\varphi$  и  $\lambda$  изменяются с шагом (в пересчете на дальность) 500 м,  $a_1^\varphi$  и  $a_1^\lambda$  (в пересчете на скорость) с шагом 2 м/с,  $a_2^\varphi$  и  $a_2^\lambda$  (в пересчете на ускорение) с шагом 0,5 м/с<sup>2</sup>. Таким образом, необходимо перебрать  $201 \times 201 \times 51 \times 51 \times 13 \times 13 \approx 10^{10}$  точек, то есть выполнить, примерно,  $\gamma \times 10^{10}$  модельных решений задачи (5) для каждой интересующей нас высоты  $x$ . Понятно, что при таких условиях для полного обучения реальной системы потребовались бы значительные затраты времени, хотя определенные перспективы их сокращения сулит высокий параллелизм этой задачи, и, соответственно, возможность применения для процесса обучения систем параллельной обработки.

При построении реальной системы целесообразна интерпретация изложенного выше подхода, предполагающая обучение системы в процессе её эксплуатации, а именно: пороги  $P(\hat{s}_i, x)$  вычисляются в точках  $(\varphi, a_1^\varphi, \dots, a_{n_\varphi}^\varphi, \lambda, a_1^\lambda, \dots, a_{n_\lambda}^\lambda)$ , соответствующих реальным оценкам вектора  $S_i$ .

Таким образом, обучение системы производится только на множестве реальных траекторий, заполняющих лишь "посещаемые" области зоны ответственности СУД, что приводит к сокращению числа модельных решений задачи и, следовательно, к экономии временных и вычислительных ресурсов.

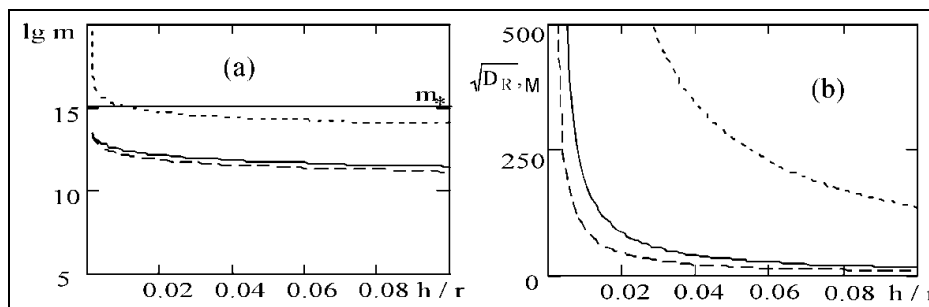


Рис. 3. Зависимость чисел обусловленности (а) и среднеквадратичной погрешности оценивания (б) от удаленности объекта

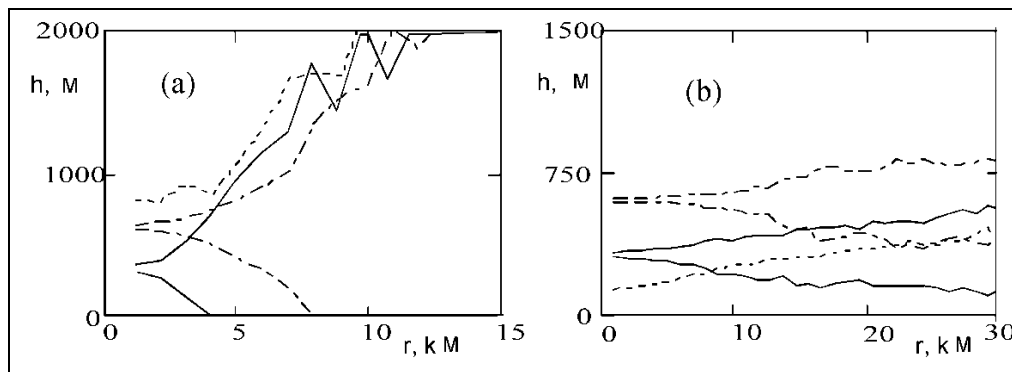


Рис. 4. Результат обучения системы в случае однопозиционного (а) и двухпозиционного (b) наблюдения

### Численное моделирование задачи

Численное моделирование выполнялось с использованием данных о свойствах радиолокаторов Ratheon, а именно: погрешности  $\xi_R$  и  $\xi_\psi$  равномерно распределены, соответственно, в интервалах  $[-6,25 \text{ м}, 6,25 \text{ м}]$  и  $[-0,03^\circ, 0,03^\circ]$ , ширина характеристики направленности антенны РЛС в вертикальной плоскости равна  $14^\circ$ ; последнее накладывает соответствующие ограничения на высоты моделируемых объектов.

Графики рис. 3 характеризуют решение задачи (5) в различных информационных ситуациях. Рассматривается равномерное прямолинейное движение объекта, движущегося со скоростью  $20 \text{ м/с}$  по направлению к центру системы станций, то есть – к станции, в случае, если система состоит из одной РЛС; к точке, лежащей на середине отрезка, соединяющего станции, если система состоит из двух РЛС; к точке пересечения медиан равностороннего треугольника, в вершинах которого находятся станции, если система состоит из трёх станций. Расстояния между станциями  $5 \text{ км}$ . Период обращения антенн РЛС  $T=3 \text{ с}$ . Число измерений от каждой станции равно  $100$  для системы с одной станцией и  $10$  для системы с несколькими РЛС. Модель задачи для одной станции такова, что  $n_\varphi = 1$ ,  $n_\lambda = 1$ ,  $n_R = 0$ , для двух и трех станций  $n_\varphi = 2$ ,  $n_\lambda = 2$ ,  $n_R = 0$ . На рис. 3а показана зависимость чисел обусловленности нормированной по столбцам матрицы  $\tilde{H}^T Q^{-1} \tilde{H}$  от отношения  $h/r$ . Показаны значения  $\lg(m(\tilde{H}^T Q^{-1} \tilde{H}))$  для системы с одной (точки) двумя (сплошная линия) и тремя (пунктирная линия) РЛС. Видно, что обусловленность задачи для двух и трех станций всегда меньше критической, для одной станции – не всегда. Однако, как показал эксперимент, даже в областях, где условие (6) нарушается, вычислительная устойчивость задачи (5) хоть и не гаран-

тируется, но все же сохраняется (В связи с этим отметим очевидную перспективность обращения при необходимости к процедурной модели вида  $Q^{-1/2} \tilde{H} \delta z_i = Q^{-1/2} \delta z_c$   $m(Q^{-1/2} \tilde{H}) = [m(\tilde{H}^T Q^{-1/2} \tilde{H})]^{1/2}$ ). На рисунке 3б показана зависимость среднеквадратичного отклонения определения высоты объекта от отношения  $h/r$  для системы с одной (точки), двумя (сплошная линия) и тремя (пунктирная линия) станциями.

Рисунок 4 иллюстрирует результат обучения системы с одной (4а) и двумя (4б) РЛС. На нем приведены вычисленные значения порогов для определения принадлежности объекта к высотным классам  $V_x$  и  $N_x$  при равномерном прямолинейном движении объекта со скоростью 20 м/с в направлении центра системы станций в зависимости от расстояния до него. Пороги определены для  $x=15$  м (точки),  $x=300$  м (сплошная линия), и  $x=600$  м (штрихпунктирная линия) по результатам  $\gamma=400$  имитационных решений. (Пояснение: высоту 15 метров будем считать максимально возможной высотой для надводных (морских) объектов. Таким образом, принадлежность к классу  $V_{15}$  будет означать классификацию объекта как воздушного.) Видно, что в системе с одной станцией, однозначное разделение объектов с высотами 300 и 600 метров может быть проведено до дальности, примерно, 3.5км, а в системе с двумя станциями до дальности 15км.

Рисунок 5 иллюстрирует результат моделирования работы сети (рис. 2), определяющей по результатам обучения высотный диапазон объекта для серии текущих оценок его высоты системой из двух РЛС. Как и ранее, рассматривается равномерное прямолинейное движение объекта по направлению на центр системы РЛС со скоростью 20 м/с. Объект движется на высоте 100 м (5а) и 500 м (5б). Здесь I – текущая оценка высоты объекта алгоритмом (5), II – граница области, в которой с вероятностью 0.95 ( $2\sigma$ ) находится рассматриваемый объект. Обучение (определение порогов) проводилось для высоты 15 м и высот от 100 м до 1100 м с интервалами в 100 м по результатам  $\gamma=400$  имитационных решений. Длина серии оценок высоты  $w=10$ . Видно, что, скажем, объект, летящий на высоте 100 м на расстоянии свыше 10 км, можно почти гарантировано (если исключить случайные выбросы) отнести к диапазону "ниже 500 м" (5а), а объект, летящий на высоте 500 м, и находящийся на дальности 30 км можно выделить как воздушный (5б).

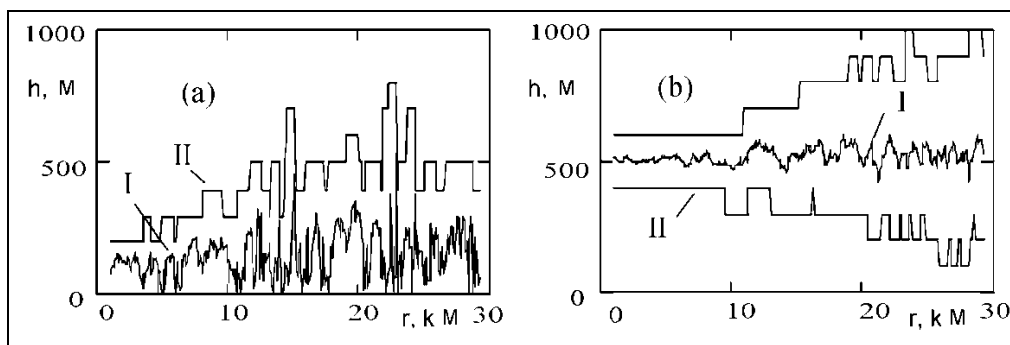


Рис. 5. Результат численного моделирования задачи оценки высотного диапазона

### Заключение

В заключение сформулируем основные результаты проведенного исследования. Предложена модельная интерпретация задачи оценки состояния локального навигационного пространства в криволинейных координатах, указана правомерность такого представления с точки зрения принципиальной разрешимости и вычислительной устойчивости задачи; отмечена потребность в переходе к задаче оценки высотного диапазона сопровождаемых движущихся объектов, сформулирована модельная интерпретация этой задачи в терминах нейроинформатики и предложен алгоритм обучения соответствующей сети, основанный на многократной имитации решения исходно нелинейной задачи оценки в условиях наличия измерительных ошибок; наконец, смоделирована работа такой сети. Результаты исследования ориентированы на расширение функциональных возможностей современных систем управления движением, организуемых на базе береговых (наземных) РЛС.

1. Моисеев, Г.А. Безопасность морского судоходства / Г.А. Моисеев // Транспорт: наука, техника, управление. – 2010. – №12. – С.43-45.
2. Гриняк, В.М. Распознавание опасных ситуаций системами управления движением судов / В.М. Гриняк, Б.С. Головченко, В.Н. Малько // Транспорт: наука, техника, управление. – 2011. – №8. – С.42-45.
3. Гриняк, В.М. Исследование пространственной задачи навигации в условиях неполной измерительной информации / В.М. Гриняк // Дальневосточный математический журнал. – 2000. – Т. 1. – №1. – С. 93-101.
4. Naba, N., Bishop, R. H. Estimate Fusion for 2D Search Sensors // AIAA Guidance, Navigation, and Control Proceedings. – AIAA-95-3246-CP. – 1995. – V.1. – P. 677-684.
5. Гриняк, В.М. Нечеткая система распознавания воздушных объектов / В.М. Гриняк // Вестн. компьютерных и информационных технологий. – 2013. – №7. – С. 9-14.

- 
6. Медич, Дж. Статистически оптимальные линейные оценки и управление / Дж. Медич. – М.: Энергия. – 1973.
  7. Тихонов, А.Н., Арсенин, В.Я. Методы решения некорректных задач / А.Н. Тихонов, В.Я. Арсенин. – М.: Наука, 1975.
  8. Девятисильный, А.С. О разрешимости обратных траекторных задач / А.С. Девятисильный, И.Б. Крыжко // Вестн. ДВО РАН. – 1996. – №4. – С. 28-31.
  9. Малышев, А.Н. Введение в вычислительную линейную алгебру / А.Н. Малышев. – Новосибирск: Наука, 1991.
  10. Гриняк, В.М. Динамическая выставка многопозиционной системы наблюдения по траекторным измерениям / В.М. Гриняк, А.С. Девятисильный // Изв. АН. Теория и системы управления. – 1999. – №1. – С. 131-138.
  11. Горбань, А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 1996.