

УДК 623.618

## МЕТОДИКА МНОГОКАНАЛЬНОЙ КВАЗИОПТИМАЛЬНОЙ ПО КРИТЕРИЮ ПОЛНОГО СРЕДНЕГО РИСКА К-ЭТАПНОЙ ОБРАБОТКИ РАДИОЛОКАЦИОННОЙ ТРАЕКТОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ФАКТА НАВЕДЕНИЯ ИСТРЕБИТЕЛЯ ПРОТИВНИКА НА СВОЙ САМОЛЕТ

А.С. ШЕИН, А.В. ХИЖНЯК, А.С. БЕЛЫЙ

Военная академия Республики Беларусь  
Независимости, 220, Минск-57, 220057, Беларусь

Поступила в редакцию 4 марта 2013

Представлена методика многоканальной обработки радиолокационной траекторной информации для обнаружения факта наведения истребителя противника на свой самолет. Методика учитывает ограничения по вычислительной способности средств обработки радиолокационной траекторной информации.

*Ключевые слова:* последовательный усеченный алгоритм обнаружения, алгоритм многоканального обнаружения, средний риск принятия решения.

### Введение

При боевом применении авиационного комплекса перехвата (АКП) в сложных условиях боевой обстановки, особенно при использовании противником в налете самолетов типа AWACS, существенную опасность для него могут представлять самолеты противника, на которые данный АКП не наводится. Поэтому своевременное выявление таких самолетов и принятие решения по ним являются важными задачами обеспечения безопасности полетов [1, 4]. Решение данной задачи может быть возложено на автоматизированную систему управления (АСУ), поскольку в АСУ аккумулируется вся информация о воздушных объектах (ВО), получаемая, как правило, с помощью радиолокационных средств. При этом предполагается обнаружение наведения не по факту излучения средств разведки и наведения противника, а по особенностям траекторий наведения.

Таким образом, целью данной статьи является описание разработанной методики обработки радиолокационной траекторной информации в АСУ для автоматического вскрытия самолетов противника, реализующих маневры с целью атаки АКП.

### Выбор критерия качества решения задачи распознавания и решающего правила принятия решения

Статистическому синтезу алгоритма принятия решения предшествует выбор критерия качества для него. При этом данный критерий должен учитывать вероятности принятия ошибочных решений, которые неизбежно возникают в виду случайной природы объекта наблюдения. В теории статистических решений для задач обнаружения такие ошибки принято называть ошибками 1-го и 2-го рода. Для рассматриваемой задачи ошибке 1-го рода (ложной тревоге) будет соответствовать принятие решения о наведении противника  $d_1$ , при условии, что противник не реализует наведение  $H_0$ . Ошибке 2-го рода (пропуск угрозы) будет соответствовать ситуация, когда принимается решение об отсутствии наведения противника  $d_0$ , когда противник реализует наведение на наш самолет  $H_1$ .

Последствия от решений зависят от множества факторов, которые определяются вы-

бранной тактикой противодействия возможной атаке. Для конкретно выбранной тактики противодействия функцию потерь можно представить функцией от трех аргументов  $\Pi(d_j, H_m, t_n)$ : принятого решения  $d_j$  ( $j=0, \dots, 2$ ), истинного события  $H_m$ , ( $m = 0, 1$ ) и времени принятия решения  $t_n$ . Рассматриваемое время принятия решения  $t_n$  является дискретной величиной, что обусловлено строгой связью его с моментами обновления РЛИ по трассе оцениваемого самолета противника.

Будем полагать, что решение может быть принято в любой момент времени  $t_n$  ( $n = 1, \dots, k$ ), но не позднее, чем в  $t_k$ . При этом алгоритм обнаружения, в общем случае, будет последовательным усеченным на  $k$ -ом шаге. Суть последовательного усеченного алгоритма обнаружения сводится к принятию после каждого измерения вектора параметров  $x_n$  ( $n=1, \dots, k$ ), либо окончательного решения о наличии или отсутствии наведения противника  $d_{0,1}$ , либо принятию решения о продолжении наблюдения  $d_2$ . После  $k$ -ого шага может быть принято только окончательное решение  $d_{0,1}$ .

На основании вышесказанного может быть записана функция среднего риска, соответствующая байесовскому риску:

$$R_B = \sum_{n=1}^k \sum_{m=0}^1 \sum_{j=0}^2 \Pi(d_j, H_m, t_n) P(d_j, H_m, t_n) = \sum_{n=1}^k P(t_n) \sum_{m=0}^1 \sum_{j=0}^2 \Pi(d_j, H_m, t_n) P(H_m) P(d_j | H_m, t_n), \quad (1)$$

где  $P(t_n)$  – вероятность продолжения наблюдения на момент времени  $t_n$ ;  $P(H_m)$  – априорная вероятность гипотезы  $H_m$ ;  $P(d_j | H_m, t_n)$  – условная вероятность принятия  $d_j$  при условии  $H_m$  и  $t_n$ .

Если функция потерь представляет собой функцию вероятности поражения нашего истребителя  $\Pi(d_j, H_m, t_n) = P_n(d_j, H_m, t_n)$ , то выражение (1) будет характеризовать вероятность поражения нашего истребителя при использовании обнаружителя  $R_A = P_A^A$ .

В функции риска (1) условная вероятность  $P(d_j | H_m, t_n)$  принятия  $j$ -го ( $j=0, 2$ ) решения при условии события  $H_m$  в момент времени  $t_n$  может быть определена по функции правдоподобия выборки:

$$P(d_j | H_m, t_n) = \int_{x_{d_j}^{<n>}} p(X^{<n>} | H_m, t_n) dX^{<n>}. \quad (2)$$

Вероятность продолжения наблюдения  $P(t_n)$  в момент времени  $t_n$  может выражаться как вероятность непринятия окончательного решения на предыдущих  $n-1$  шагах, считая шаги независимыми:

$$P(t_n) = P(d_2, t_1, t_2, \dots, t_{n-1}) = \prod_i^{n-1} \int_{x_{d_2}^{<i>}} p(X^{<i>}) dX^{<i>}. \quad (3)$$

С учетом (2) и (3) формула для байесовского риска (1) примет следующий вид:

$$R_B = \sum_{n=1}^k \prod_k^{n-1} \int_{x_{d_2}^{<i>}} p(X^{<i>}) dX^{<i>} \sum_{m=0}^1 \sum_{j=0}^2 \Pi(d_j, H_m, t_n) P(H_m) \int_{x_{d_j}^{<n>}} p(X^{<n>} | H_m, t_n) dX^{<n>}. \quad (4)$$

Байесово решение оптимально в смысле минимизации среднего риска (4) [2, 5, 6]. Поэтому правило принятия решения о продолжении последовательного процесса или его остановки состоит в сравнении соответствующих рисков, а именно среднего риска принятия окончательного решения в момент времени  $t_n$  (наблюдение прекращается) и среднего риска продолжения последовательной процедуры. Поиск оптимальных областей  $X_{d_0}^{<n>}$ ,  $X_{d_1}^{<n>}$ ,  $X_{d_2}^{<n>}$ ,  $n=1, k$  для минимизации выражения (4) является задачей многомерной оптимизации.

Для решаемой задачи обнаружения и минимизации риска (4) в [7] рассмотрена методика  $k$ -этапного обнаружения, которая позволяет оптимизировать процедуру обнаружения, как в Байесовской постановке, так и в условно-экстремальной.

Решающее правило методики  $k$ -этапного обнаружения соответствует правилу, предложенному А. Вальдом для последовательных усеченных процедур проверки статистических гипотез [2, 6]. Суть правила  $k$ -этапного обнаружения заключается в следующем: в конце каждого этапа наблюдения, от 1-го до  $(k-1)$ -го, производится сравнение статистики  $L_n$  (для процедуры Вальда в качестве статистики используется отношение правдоподобия) с двумя порогом  $A_n$  и

$B_n$ . На основании сравнения с порогами выносятся либо заключительное решение  $d_m$  о принятии гипотезы  $H_m$  ( $m=0,1$ ) и наблюдение прекращается, либо выносятся решение  $d_2$  о проведении следующего этапа наблюдения. После проведения  $k$ -го этапа возможно только принятие заключительного решения. Решающее правило  $\delta_k = \delta_k(n, L_n)$   $k$ -этапной процедуры обнаружения имеет вид:

$$\delta_k(n, L_n) = \begin{cases} d_0, & \text{если } L_n \leq B_n, \\ d_2, & \text{если } B_n < L_n < A_n, n = 1, \dots, k-1, \\ d_1, & \text{если } L_n \geq A_n, \end{cases} \quad (5)$$

$$\delta_k(k, L_k) = \begin{cases} d_0, & \text{если } L_n < C, \\ d_1, & \text{если } L_n \geq C. \end{cases} \quad (6)$$

где  $A_n, B_n, C$  – пороги,  $A_n > B_n, n = 1, \dots, k-1$ .

Для  $k$ -этапной процедуры обнаружения при решающем правиле (5) вид статистик  $L_n$  заранее не оговаривается и может быть выбран исходя из сложности решаемой задачи. При синтезе оптимальных  $k$ -этапных процедур используемая статистика  $L_n$  должна быть достаточной [7].

### Расчет решающей статистики

Событие  $H_1$ , является составным ( $H_1 = U_{g=1}^2 H_1^{(g)}$ ) и может быть определено как наведение методом «Погоня»  $H_1^{(1)}$  или наведение методом «Перехват»  $H_1^{(2)}$ . С учетом сказанного отношение правдоподобия представляется в следующем виде:

$$L_n = \frac{p(x_1, \dots, x_2 | H_1)}{p(x_1, \dots, x_2 | H_0)} = \frac{P(H_0) \sum_{g=1}^2 P(H_1^{(g)} | X^{<n>})}{P(H_1) P(H_0 | X^{<n>})} = \sum_{g=1}^2 \frac{P(H_1^{(g)})}{P(H_1)} \frac{p(X^{<n>} | H_1^{(g)})}{p(X^{<n>} | H_0)}, \quad (7)$$

где  $P(H_1^{(g)} | X^{<n>})$  – условная вероятность реализации  $g$ -го метода наведения при принятии на  $n$  шагах вектора наблюдения  $X^{<n>} = (x_1, \dots, x_n)$ ,  $p(X^{<n>} | H_1^{(g)})$  – функция правдоподобия реализации  $g$ -го метода наведения,  $p(X^{<n>} | H_0)$  – функция правдоподобия гипотезы о случайной траектории. Выражение:

$$\lambda_{gn} = \frac{p(X^{<n>} | H_1^{(g)})}{p(X^{<n>} | H_0)}, \quad g = 1, 2 \quad (8)$$

представляет собой отношение правдоподобия (ОП) гипотезы  $H_1^{(g)}$  против  $H_0$  (парциальное ОП). Из (7) и (8) получим:

$$L_n = \sum_{g=1}^2 p_g \lambda_{gn}, \quad (9)$$

где  $p_g = P(H_1^{(g)}) / P(H_1)$  – априорная вероятность реализации  $g$ -го метода наведения при справедливости гипотезы  $H_1$ .

При отсутствии статистических данных о приоритетном применении противником конкретного метода наведения может использоваться статистика Маркуса-Сверлинга:

$$L_n = \frac{1}{2} \sum_{g=1}^2 \lambda_{gn}. \quad (10)$$

Для расчета парциальных ОП  $\lambda_{gn}$  необходимо знание многомерных функций правдоподобия  $p(X^{<n>} | H_1^{(g)})$  и  $p(X^{<n>} | H_0)$ , определенных на всем множестве  $X^{<n>}$ . Данные функции правдоподобия могут быть представлены в виде:

$$p(X^{<n>} | H_1^{(g)}) = p(X^{<n-1>}, x_n | H_1^{(g)}) = p(X^{<n-1>} | H_1^{(g)})p(x_n | X^{<n-1>}, H_1^{(g)}), \quad (11)$$

$$p(X^{<n>} | H_0) = p(X^{<n-1>}, x_n | H_0) = p(X^{<n-1>} | H_0)p(x_n | X^{<n-1>}, H_0). \quad (12)$$

Поделив полученное равенство (11) на (12) и подставив в (8) запишем следующую рекуррентную формулу вычисления парциального ОП:

$$\lambda_{g_n} = \lambda_{g_{n-1}} \lambda(x_n | X^{<n-1>}, H_1^{(g)}), \quad g = 1, 2. \quad (13)$$

На основании выражений (9,10) и (13) можно сделать вывод, что для рекуррентного расчета ОП необходима математическая модель (ММ) для расчета условных парциальных статистик  $\lambda(x_n | X^{<n-1>}, H_1^{(g)})$ ,  $g = 1, 2$ .

### Математическая модель

В статье [8] для рекуррентного расчета ОП рассматриваемых гипотез предложена аналитическая математическая модель (АММ). Данная АММ получена из системы стохастических дифференциальных уравнений (СДУ) с одноаргументными и многоаргументными нелинейностями и аддитивными шумами, представленной в векторно-матричном виде [5]:

$$\dot{Y}_p = C_p + \sum_{i=1}^{NY} d_{pi} Y_i + \sum_{j=1}^{NF} b_{pj} \varphi_j(Y) + \sum_{q=1}^{NV} h_{pq} V_q.$$

На основании системы СДУ вида (8) по методике, изложенной в [5], составлены интегро-дифференциальные уравнения для математических ожиданий  $M_p$  и взаимных корреляционных моментов  $D_{pk}$  фазовых координат:

$$\dot{M}_p = C_p + \sum_{i=1}^{NY} d_{pi} M_i + \sum_{j=1}^{NF} b_{pj} \langle \varphi_j(Y) \rangle$$

$$\dot{D}_{pk} = \sum_{i=1}^{NY} (d_{pi} D_{ik} + d_{ki} D_{ip}) + \sum_{j=1}^{NF} \left( b_{pj} \langle \varphi_j(Y) \dot{Y}_k \rangle + b_{kj} \langle \varphi_j(Y) \dot{Y}_p \rangle \right) + \sum_{l,q=1}^{NV} h_{pl} G_{lq} h_{kq},$$

где  $\langle \varphi_j(Y) \rangle = \int_{R^Y} \varphi_j(y_k) f(y_k) dy$  – операция усреднения (взятия математического ожидания) от

нелинейной функции  $\varphi_j(y_k)$  по заданной плотности распределения вероятности (ПРВ)  $f(y_k)$ ,  $\dot{Y}_p$  – центрированное значение фазовой координаты  $Y_p$ . Для раскрытия усреднения для нелинейных непараметризуемых функций нескольких (до 4) аргументов использован метод статистической аппроксимации:

$$\langle \varphi(Y_1, \dots, Y_n) \rangle = \sum_{i_1=1}^{n_1} \dots \sum_{i_N=1}^{n_N} \left[ \lambda_{i_1} \dots \lambda_{i_N} \varphi(M_1 + \sigma_{11} u_{i_1}, \dots, M_N + \sigma_{NN} u_{i_N}) \left( 1 + \sum_{p=1}^{N-1} \sum_{q=p+1}^N \frac{D_{pq}}{\sigma_p \sigma_q} u_{i_p} u_{i_q} \right) \right],$$

где  $\lambda_i$ ,  $u_i$  – весовые коэффициенты и узлы  $n$ -точечной статистической аппроксимации нелинейности. При гауссовой ПРВ весовые коэффициенты и узлы статистической аппроксимации ( $\lambda_i$ ,  $u_i$ ) для  $n \leq 20$  приведены в [5].

Таким образом, на основании принятого закона распределения оцениваемых параметров трассы ВО и их оценки  $x_{n-1}$  на момент времени  $t_{n-1}$  и оценки данных параметров  $x_n$  на момент времени  $t_n$  на основании данной АММ производится расчет  $p(x_n | X^{<n-1>}, H_1^{(g)})$ ,  $g = 0, 1$ , и соответствующих парциальных статистик  $\lambda_{g_n}$ .

### Поиск субоптимальных порогов $k$ -этапной процедуры

В соответствии с  $k$ -этапной процедурой (5) и (6) для принятия субоптимальных решений необходимо знание порогов  $A_n$ ,  $B_n$  ( $n = 1, \dots, k-1$ ) и  $C$ . Поиск данных порогов для минимизации выражения предлагается проводить численным методом на основании множества статистик  $L_n$ . В этом случае алгоритм поиска оптимальных значений порогов включает в себя два основных этапа: статистическое моделирование значений статистики для каждой из проверяемых гипотез; поиск оптимальных значений порогов.

Для оценки среднего риска с доверительной вероятностью 0,9 и относительной погрешностью 10% необходимо моделирование по 272 траекториям, измеряемым в РЛС для каждого из методов наведения, а именно для погони, для перехвата и для полета по случайной траектории. Моделирование производится на имитационной модели, представленной в [9].

Процедура поиска оптимальных значений порогов основывается на принципе динамического программирования Беллмана. Применимость данного принципа при оптимизации функции может быть доказана, путем преобразования данной функции риска к виду:

$$R_B = \sum_{n=1}^k \prod_{i=1}^{n-1} P_{d2,i} S_n = S_1 + P_1 \left( S_2 + P_2 \left( \dots \left( S_{n-1} + P_{n-1} (S_n) \right) \dots \right) \right) \quad (14)$$

где  $S_n = \sum_{m=0}^1 \sum_{j=0}^2 \Pi(d_j, H_m, t_n) P(H_m) \int_{X_{d_j}^{<n>}} p(X^{<n>} | H_m, t_n) dX^{<n>}$ ,  $P_{d2,i} = \int_{X_{d_2}^{<i>}} p(X^{<i>}) dX^{<i>}$ .

Анализ показывает, что величины в каждой скобке зависят только от текущего шага и всех последующих. Таким образом минимизация  $R_B$  может производиться последовательно для каждого шага, начиная с последнего. При этом оптимизация производится только для текущего порога, с учетом полученного оптимального значения на всех последующих шагах. Для каждой комбинации порогов производится расчет  $R_B$  и сравнение с  $R_B^*$ .

Количество итераций, необходимых для поиска оптимального порога используя принцип Белмана, определяется по формуле  $N = \frac{(I+1)I}{2} \cdot k$ , а при использовании полного перебора образуется экспоненциальная сложность алгоритма поиска, количество итераций для которого определяется по формуле  $N = \left( \frac{(I+1)I}{2} \right)^k$ .

Таким образом, использование принципа Белмана позволило реализовать алгоритм быстрого поиска порогов квазиоптимальных по критерию минимума среднего риска.

### Синтез многоканального обнаружителя на основе АММ и МСП

Реализация нелинейной математической модели связана с большими вычислительными затратами, поэтому обеспечение многоканального обнаружения, когда необходимо рассмотрение множества (десятки) пар «истребитель противника – наш самолет», вызывает затруднения. Для обработки всех возможных пар «истребитель противника – наш самолет» в дополнение к каналам обнаружения на основе АММ могут быть добавлены каналы обнаружения, использующие менее точную математическую модель, но вместе с тем значительно проще с вычислительной точки зрения. В качестве такой модели предлагается использование многослойной нейронной сети прямого распространения, а для обучения МНС предлагается использование алгоритма Левенберга-Марквардта.

Общая идея совместной работы обнаружителей на основе АММ и МСП заключается в следующем: все трассы, которые не могут быть обработаны в обнаружителях на основе АММ ввиду их занятости, передаются на обнаружители с МСП, а в случае невозможности их обработки и в МСП данные трассы остаются необработанными. Целесообразность построения такого совместного обнаружителя возникает только в случае, если средний риск (1) при использовании  $R_B^D$  от необработанных трасс (детерминированного решения) больше риска при использовании  $AMMR_B^{AMM}$  и больше риска при использовании МСП  $R_B^{MСП}$ . Средний риск при использовании совместного многоканального обнаружителя  $R_B^C$  может быть представлен в виде:

$$R_B^C = P(S_{AMM}) R_B^{AMM} + P(S_{MСП}) R_B^{MСП} + P(S_D) R_B^D, \quad (15)$$

где  $P(S_{AMM})$ ,  $P(S_{MСП}) R_B^{MСП}$ ,  $P(S_{MСП}) P(S_D)$  – вероятности обработки в одном из каналов подсистемы с АММ в одном из каналов подсистемы с МСП и вероятность принятия детерминированного решения в случае занятости всех каналов соответственно. Данные вероятности могут быть найдены с использованием теории систем массового обслуживания. Принимая, что совокупный поток трасс самолетов противника  $\lambda$ , поступающий для обработки в систему, является простейшим пуассоновским потоком, вероятность обработки в многоканальной системе с

АММ рассчитывается по формуле Эрланга:

$$P(S_{\text{АММ}}) = 1 - \frac{\alpha_{\text{АММ}}^{n_{\text{АММ}}} / n_{\text{АММ}}!}{\sum_{k=1}^{n_{\text{АММ}}} \alpha_{\text{АММ}}^k / k!}, \quad (16)$$

где  $\alpha_{\text{АММ}}$  – приведенная плотность потока заявок, которая определяется как  $\alpha_{\text{АММ}} = \lambda / \mu_{\text{АММ}} n_{\text{АММ}}$  – число каналов обработки трасс у подсистемы с АММ,  $\mu_{\text{АММ}}$  – плотность потока освобождения занятого канала.

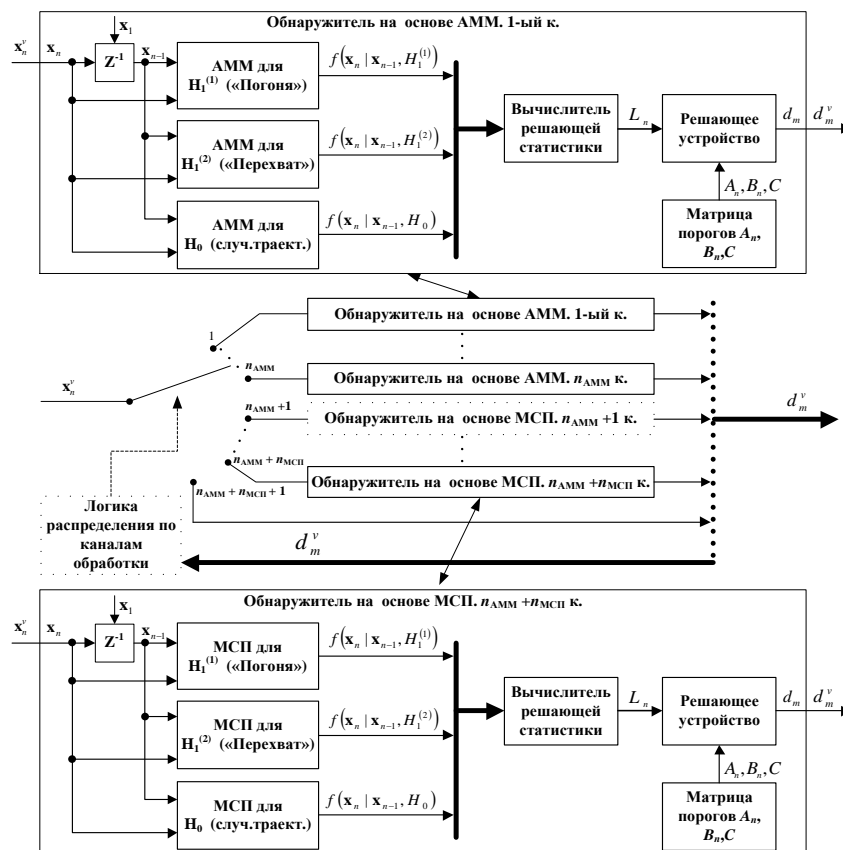
Ввиду того, что на подсистему обнаружителей с МСП из потока  $\lambda$  поступают лишь заявки, необработанные в подсистеме с АММ, поток заявок на подсистему с МСП является потоком Пальма с интенсивностью  $\lambda_{\text{МСП}} = P(\overline{S_{\text{АММ}}})\lambda$ . Несмотря на то, что формула Эрланга в точности справедлива при простейшем потоке заявок, ее можно с известным приближением использовать и для потоков Пальма [3]. Таким образом, формула для расчета  $P(S_{\text{МСП}})$  примет вид:

$$P(S_{\text{МСП}}) = P(\overline{S_{\text{АММ}}})P(S_{\text{МСП}} | \overline{S_{\text{АММ}}}) = \frac{\alpha_{\text{АММ}}^{n_{\text{АММ}}} / n_{\text{АММ}}!}{\sum_{k=1}^{n_{\text{АММ}}} \alpha_{\text{АММ}}^k / k!} \left( 1 - \frac{\alpha_{\text{МСП}}^{n_{\text{МСП}}} / n_{\text{МСП}}!}{\sum_{k=1}^{n_{\text{МСП}}} \alpha_{\text{МСП}}^k / k!} \right). \quad (17)$$

Вероятность необработки ни в подсистеме с АММ, ни в МСП может быть получена по формуле  $P(S_{\text{д}}) = 1 - P(S_{\text{АММ}}) - P(S_{\text{МСП}})$ .

На основе формул (15–17) можно производить оптимизацию системы по числу каналов с АММ и МСП:  $R_{\text{С}}^{\text{Б}*} = \min_{n_{\text{АММ}}, n_{\text{МСП}}} R_{\text{Б}}^{\text{С}}(n_{\text{АММ}}, n_{\text{МСП}})$  – при условии ограничения на общую совокупную вычислительную способность  $c_{\text{max}}$ :  $n_{\text{АММ}}c_{\text{АММ}} + n_{\text{МСП}}c_{\text{МСП}} \leq c_{\text{max}}$ , где  $c_{\text{АММ}}$  и  $c_{\text{МСП}}$  – вычислительные сложности одного канала с АММ и одного канала с МСП соответственно.

Функциональная схема синтезированного многоканального обнаружителя приведена на рисунке.



Функциональная схема многоканального обнаружителя

Представленная схема поясняет работу методики многоканальной обработки радиолокационной траекторной информации для обнаружения факта наведения истребителя противника на свой самолет и может быть использована при разработке алгоритмов, реализующих данную методику.

### Выводы

Таким образом, проведенные исследования позволили разработать методику многоканальной обработки радиолокационной траекторной информации для обнаружения факта наведения истребителя противника на свой самолет. Основными особенностями данной методики являются:

- использование последовательной  $k$ -этапной процедуры принятия решений для минимизации функции полного среднего риска;
- использование принципа оптимизации Беллмана для оптимизации порогов принятия решений. Оптимизация порогов производится на значениях решающей статистики, полученной с помощью метода статистических испытаний Монте-Карло на предложенной в [9] математической имитационной модели;
- использование АММ для рекуррентного расчета ОП;
- совместное использование каналов обнаружения на основе разработанной АММ и каналов, основанных на МСП, с целью увеличения числа одновременно обрабатываемых воздушных объектов;
- процедура оптимизации числа каналов обнаружения использующих АММ и МСП, при условии ограничения на вычислительную способность системы обработки РЛИ ( $c_{\max}$ ).

## MULTICHANNEL QUASI-OPTIMAL METHOD BY COMPLETE MEDIUM RISK K-STAGED PROCESSING RADAR-TRACKING INFORMATION FOR THE DISCOVERY OF THE ENEMY FIGHTERS AIMING AT THE PLANE

A.S. SHEIN, A.V. KHIZHNIAK, A.S. BELY

### Abstract

The multi-channel processing radar-tracking information method that reveals the fact of targeting enemy fighters on the plane is shown. The method takes into account the limitations on computational capacity of processing radar trajectory information.

### Список литературы

1. Федосова Е.А. *Авиация ПВО России и научно-технический прогресс: боевые комплексы и системы вчера, сегодня, завтра*. М., 2004.
2. Вальд А. *Последовательный анализ*. М., 1960.
3. Вентцель Е.С. *Теория вероятностей*. М., 2001.
4. Верба В.С. *Авиационные комплексы радиолокационного дозора и наведения. Состояние и тенденции развития*. М., 2008.
5. Косачев И.М., Ерошенко М.Г. *Аналитическое моделирование стохастических систем*. Минск, 1993
6. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. *Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем*. М., 1977
7. Сосулин Ю.Г. // *Радиотехника*. 1998. № 10. С. 63–68.
8. Хижняк А.В., Шейн А.С. // *Электроника инфо*. 2012. № 3. С. 75–78.
9. Хижняк А.В., Шейн А.С. // *Докл. БГУИР*. 2011. №7 (61). С. 44–51.