УДК 621.396

Я.Д. Ширман, В.М. Орленко

Харківський університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків

ЕВОЛЮЦІЯ МАТЕМАТИЧНОЇ СТАТИСТИКИ І КОРЕКЦІЇ ТЕОРІЙ СТАБІЛІЗАЦІЇ ХИБНИХ ТРИВОГ Й АДАПТИВНОЇ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОЇ ОБРОБКИ

У статті розпочато створення узагальненої байєсівської теорії, що забезпечує алгоритми обробки для швидкозмінних умов. Розглядаються варіанти розрахунку ймовірностей хибних тривог у пристроях їх стабілізації з використанням байєсівського підходу. Для цього обґрунтовується нова Парето-Гаусівьска апріорна модель повної перешкоди. розпочато її дослідження в теоріях постійного рівня хибних тривог й адаптивної просторово-часової обробки. Намічено шляхи майбутніх комбінацій цих теорій з методами обробки сигналів на основі "баз знань", що швидко розвиваються.

Ключові слова: *адаптивна просторово-часова обробка, стабілізація постійного рівня хибних тривог, обмежений рівень хибних тривог.*

1. Еволюція математичної статистики. Постановка завдання

Класичні дослідження теорії статистичного прийому 1945 – 1960 років Котельникова, Шеннона, Вудворда, Міддлтона, Калмана ґрунтувалися на теоремі Байєса теорії ймовірностей і математичній статистиці (МС). Тим часом відбувалася еволюція МС, почата науковою школою Р. Фішера [1]. МС в 1950 – 1960 роках поступово "звільняється" від припущень про наявність апріорних розподілів і байєсівського підходу. Байєсівський підхід у МС був практично виключений з підручників і монографій Ван дер Вардена, Крамера, Кендала й Стюарта, Андерсона й т.д. Тільки деякі математики (Севідж, Райфа, де Гроот) обговорюють реабілітацію апріорної ймовірності в суб'єктивній або експериментальній формі. Однак виключення байєсівського підходу із МС не змогло виключити його з техніки. Е. Нейман (співавтор Е. Пірсона в методі НП), опублікованого в 1962 [2]. М. де Гроот в 1970 опублікував книгу [3]. А. Колмогоров визнавав: "Байєсівський підхід відіграє провідну роль у рішенні великої частини проблем МС" [4, с. 347]. Все це сприяє розвороту еволюції МС назад убік байєсівського підходу.

Тем не менш, на основі небайєсівського підходу був розроблений ряд статистичних теорій підтримання постійного рівня хибних тривог (ПРХТ), наприклад [5, 6], і адаптивної просторово-часової обробки (АПЧО) з ПРХТ, наприклад [7 – 10].

Більшість користувачів небайєсівської статистики розглядають зазвичай одномірні "невипадкові але невідомі величини". Такою величиною може вважатися ймовірність хибної тривоги F. Але хибні тривоги проявляються на інтервалах, значно триваліше тих, що звичайно використовуються для прийому сигналів. При смузі сигналу B=1 МГц хибні тривоги випливають у середньому через $1/BF$=10 мс. Для розрізнення ймовірностей $\mathrm{F}=10^{-4}$ і $\mathrm{F}=10^{-3}$ необхідний часовий інтервал значно більше ніж 10 мс.

Все це має пряме відношення до АПЧО.

1) Проблема ПРХТ була нещодавно пов'язана з АПЧО [7, 8].

2) За гіпотези відомих зворотних кореляційних матриць (ЗКМ) повної перешкоди (ПП) багатоканальна обробка вузькосмугового сигналу $\mathbf{Y}$ зводиться до

$$\mathbf{R} = \acute{\mathbf{r}}^{\,-1}\mathbf{X}, \qquad \mathbf{R}^{*\grave{o}}\mathbf{Y} = \mathrm{W}, \tag{1}$$

де $\mathbf{R}$ – ваговий вектор, $^{*\grave{o}}$ – сполучення за Ермітом; $\hat{\mathbf{O}}$ – кореляційна матриця (КМ) ПП.

КМ $\hat{\mathbf{O}}$ й її зворотна (ЗКМ) $\hat{\mathbf{O}}^{-1}$ звичайно находиться з використанням методу максимальної правдоподібности (МП) Фішера, що досить точний тільки в асимптотике. Сам Фішер шкодував про неможливість довести ефективність методу МП в загальному випадку [1, с. 323]. Ми не перші, хто розглядає корекції до теорії ПРХТ й АПЧО. *Метод обробки на основі баз знань* (ОБЗ) зі збором інформації про навколишнє оточення [11-13] також належить до байєсівського. Але він не враховує швидкозмінних активних перешкод.

Метод *діагональної регулярізації* (ДР) [14 – 17] і швидкий метод МП (ШМП) [18 – 19] були запропоновані для корекції МП методу на основі апріорної інформації про структуру КМ. Використання розподілу Уішарта в [15] як апріорного залишається неочевидним, прямий зв'язок між ДР, ШМП і теоремою Байєса до теперішнього часу загублений, тому ми відносимо обидва метода до евристичних.

Урахування негауссовости ПП у вигляді сферично інваріантних випадкових процесів (СІВП) і комбінованих гаусівських пасивних перешкод [17 – 21] може розглядатися як варіанти введення апріорної інформації в МП метод.

Численне моделювання Монте-Карло [17, 25] й суттєвий прогрес у їхньої техніці (*Importance* *sampling*) [25] привело також до корекції початкових МП алгоритмів. Але замість "латанія штанів МП", представляється кращим розробити просту, але загальну модель ПП, що забезпечує байєсівський синтез алгоритмів обробки сигналів. Така модель запропонована у вигляді щільності ймовірності Парето-Гаусівського (ПГ) процесу [26 – 29]. ПГ процеси належать до класу СІВП [20].

Перевага ПГ процесів обумовлена їхньою простотою й сумісністю із задачами ПРХТ та АПЧО. Можливість додаткової обробки на ОБЗ також передбачається, але детально не розробляється. Апріорна ПГ щільність випадкової дисперсії D (рис. 1) відмінна від нуля тільки для $D_0 < D < A$ (D_0 – дисперсія внутрішніх шумів)

$$p(D|\eta) = D^{\eta} \Big/ \int_{D_0}^{A} D^{\eta} dD. \qquad (2)$$

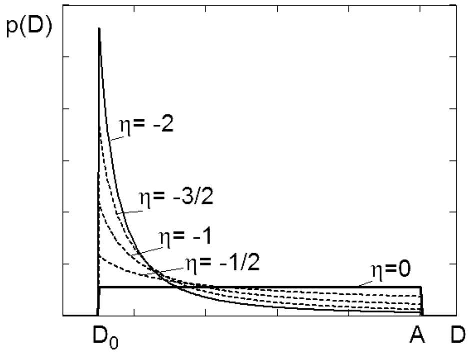

Рис. 1. Розподіл Парето

Рівномірна щільність дисперсії D зовнішніх перешкод (η=0) і СКВ $\sqrt{D}$ (η = –1/2), обидві з великою ентропією, належать до розподілу Парето. Міняючи параметри $\eta < -1/2$, D_0, A, можна отримати щільності ймовірності близькі до розподілів спеклов (Вейбула, логнормальному), спостережуваним при поліпшенні дальнісного розділення [21 – 23].

Мета статті: вирішення наступних завдань. Нашим першим завданням є дослідження результатів використання байєсівського ПГ підходу в порівнянні з аналогічними результатами для МП підходу й існуючих його корекцій для: а) ПРХТ без АПЧО; b) АПЧО без ПРХТ. Другим завданням є показати шляхи створення байєсівської ПГ-ОБЗ теорії.

2. ПГ і ПГ-ОБЗ теорії ПРХТ без АПЧО

Для ПГ-ОБЗ теорії ПРХТ апріорна щільність імовірності дисперсії ПП може бути оцінена експериментально як вагова сума щільності $p(D|\eta)$ й щільностей $p_{KA}(D_\beta)$ з вагами μ_β ($\beta = 1, 2, \ldots$ $\left(\sum \mu_\beta \le 1\right)$:

$$p_{KA}(D|\eta) = \left(1 - \sum_\beta \mu_\beta\right) p(D|\eta) + \sum_\beta \mu_\beta p_{KA}(D_\beta).$$

Припустимо що $\mu_\beta = 0$, і розглянемо тільки щільність $p(D|\eta)$. Прийняті відліки розбиваються на дві групи оброблювану й навчальну, як й в [7]. На відміну від [7], використовується байєсівський підхід.

Введемо: адаптивний поріг $Z_0 = Z_0(s)$, що залежить від навчальної статистики *s* і величини *F*; ймовірність хибної тривоги для відомої дисперсії ПП $F\left(Z_0 \mid D\right) = \exp\left(-Z_0^2 / 2D\right)$; навчальну статистику $s = \sum_{i=1}^{\nu} \left|Y_i^{(s)}\right|^2$; $p(s, D) = p(s \mid D) p(D)$, де $p(D) = p(D \mid \eta)$ – апріорна щільність Парето (2) дисперсії D; $p(s \mid D)$ – умовна χ^2 щільність *s* (асиметрична для малих ν)

$$p(s \mid D) = p(s \mid D, \nu) = \frac{1}{2^{\nu} D^{\nu} \Gamma(\nu)} s^{\nu-1} e^{-s/2D}. \qquad (3)$$

Байєсівська оцінка ймовірності хибної тривоги $\hat{F} = \hat{F}(Z_0 \mid s, \eta)$ находиться безумовною мінімізацією по D

$$\frac{d}{d\hat{F}(Z_0^2 \mid s, \eta)} \times \int_{D_0}^{A} \left[\hat{F}(Z_0 \mid s, \eta) - F(Z_0 \mid D)\right]^2 p(s, D \mid \eta) dD = 0, \qquad (4)$$

де $p(s, D|\eta) = p(s \mid D) p(D|\eta)$.

Для гаусівської і ПГ ПП маємо:

$$\hat{F} = \frac{\int_{D_0}^{A} F(Z_0 \mid D) p(s \mid D) p\left(D \mid \eta\right) dD}{\int_{D_0}^{A} p(s \mid D) p\left(D \mid \eta\right) dD}. \qquad (5)$$

Використовуючи (2), (3), отримаємо

$$\hat{F} = \left(1 + \frac{Z_0^2}{s}\right)^{-(\nu - \eta - 2)} \times \frac{\Gamma\left(\frac{s + Z_0^2}{2D_0}, \nu - \eta - 2\right) - \Gamma\left(\frac{s + Z_0^2}{2A}, \nu - \eta - 2\right)}{\Gamma\left(\frac{s}{2D_0}, \nu - \eta - 2\right) - \Gamma\left(\frac{s}{2A}, \nu - \eta - 2\right)}, \qquad (6)$$

де використана неповна гамма-функція:

$$\Gamma(a, \nu + 1) = \int_0^a \xi^{\nu} e^{-\xi} d\xi, \qquad (7)$$

Величини $D >> s$ практично неймовірні, і можна вважати $A \to \infty$. При цьому:

$$F = \left(1 + \frac{Z_0^2}{s}\right)^{-(\nu - \eta - 2)} \times \frac{\Gamma\left(\frac{s + Z_0^2}{2D_0}, \nu - \eta - 2\right)}{\Gamma\left(\frac{s}{2D_0}, \nu - \eta - 2\right)}. \qquad (8)$$

Рис. 2 показує залежність адаптивного порога $Z_0^2(s)$ від *s/ν* для вибірки $\nu = 8$ й $\nu = 40$. Аналогічний МП поріг показаний для порівняння. Байєсівські пороги отримані для $\eta = 0$, небайєсівський МП поріг отриманий для $F(Z_0 \mid D) = F_0$:

$$Z_0^2(s) = \ln(1/F_0)\arg\max_D\left[p(s \mid D)\right]\Big/\nu = s\ln(1/F_0)\big/\nu .$$

Нові (для одноканального прийому) нелінійні залежності (рис. 2) байєсівського порога ПРХТ Z_0^2 від s/ν запобігають небажаному збільшенню рівня хибних тривог небайєсівської ПРХТ через внутрішній шум. Зрівняємо хибні тривоги ПГ ПРХТ і МП ПРХТ для гаусівськой перешкоди із щільністю (2) при $\eta = 0$, $2D_0 = 1$, $A \to \infty$.

Вираз $F(Z_0 \mid D) = \exp\left(-Z_0^2/2D\right)$ підставимо в (5) в обох випадках.

Але в першому вирішимо трансцендентне рівняння, а в другому поріг Z_0 визначено з (8) з використанням МП оцінки дисперсії перешкоди $\hat{D} = s/\nu$ при $D_0 = 0$. Залежності (рис. 2, 3) показують недооцінку порога Z_0 *по методу МП*, особливо при малих *s* й ν. Це приводить до збільшення F *стосовно заданого значення* F_0 (Рис.3) або перетворенню систем ПРХТ у системи підтримання обмеженого рівня хибних тривог (ОРХТ).

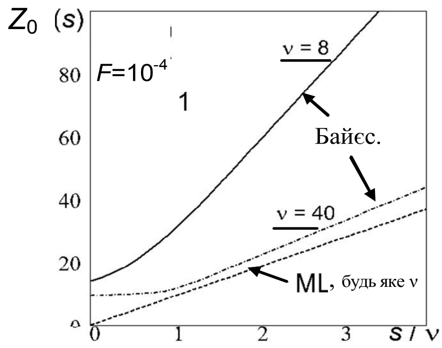

Рис. 2. Залежність байєсівських та небайєсівського порогів від навчальної статистики

Рис. 3. Залежність ймовірности хибних тривог при байєсівському та небайєсівському підходах

Неоптимальність порога при МП можна пояснити неврахуванням внутрішнього шуму, що враховується ДР і ШМП, але тільки при багатоканальній обробці.

3. Байєсівська ПГ і ПГ-ОБЗ теорія АПЧО без ПРХТ

Введемо вибіркову матрицю навчальної статистики **S** (ВМ) утворену $m \times 1$ векторами $\mathbf{Y}_j^{(s)}$ незалежних відліків ПП:

$$\mathbf{S} = \sum_{j=1}^{\nu} \mathbf{Y}_j^{(s)}\left(\mathbf{Y}_j^{(s)}\right)^{*T} . \qquad (9)$$

Для ПГ-ОБЗ АПЧО оцінку КМ можна представити

$$\hat{\Phi}_{KA} = \left(1 - \sum_{\beta}\lambda_{\beta}\right)\frac{1}{\nu}\mathbf{S} + \sum_{\beta}\lambda_{\beta}\hat{\Phi}_{KA\beta}, \quad \sum \mu_{\beta} \le 1.$$

Кількість коефіцієнтів може перевищувати 1. Сума може бути перетворена в інтеграл, що враховує різні умови функціонування. Як і раніше детально розглянемо випадок $\lambda_{\beta} = 0$. Для спрощення аналізу представимо ВМ (9) у діагональній формі [9]:

$$\mathbf{S} = \sum_{i=1}^{m} \lambda_{\text{samp}\,i}\,\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}^{*T} , \qquad (10)$$

де $\lambda_{\text{samp}\,i}$ – і-те вибіркове власне число, $\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}$ – і-й власний вектор ВМ.

Всі власні вектора ортонормовані:

$$\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}^{*T}\mathbf{U}_{\text{samp}\,j} = 0,\ \text{якщо}\ i \ne j,\quad \left|\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}\right|^2 = 1, \qquad (11)$$

$$\det\left(\sum_{i=1}^{m}\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}^{*T}\right) = 1 . \qquad (12)$$

МП оцінка ЗКМ в [16] має вигляд

$$\hat{\Phi}_{ML}^{-1} = \nu\mathbf{S}^{-1} = \nu\sum_{i=1}^{m}\lambda_{\text{samp}\,i}^{-1}\,\mathbf{U}_{\text{samp}\,i}^{*T}\mathbf{U}_{\text{samp}\,i} , \qquad (13)$$

тоді як невідома істинна ЗКМ ПП

$$\hat{\Phi}^{-1} = \sum_{i=1}^{m}\lambda_i^{-1}\mathbf{U}_i\mathbf{U}_i^{*T} . \qquad (14)$$

Байєсівська ПГ ЗКМ відрізняється від обох (13) і (14):

$$\hat{\Phi}^{-1} = \sum_{i=1}^{m}\hat{\lambda}_i^{-1}\hat{\mathbf{U}}_i\hat{\mathbf{U}}_i^{*T} . \qquad (15)$$

Власні числа λ_i істинної ЗКМ у діагональному поданні (14) є подвоєними дисперсіями квадратурних компонентів ПП при одноканальному прийомі. Використаємо для них апріорний Парето розподіл, ненульовий тільки при $\lambda_0 \le \lambda_i \le \infty$:

$$p(\lambda_i \mid E) = \lambda_i^{E}\Big/\int_{\lambda_0}^{\infty}\lambda^{E}\,d\lambda_i . \qquad (16)$$

Використовуємо апріорну інформацію $ŕ_{\,i} \geq ©_0$. Тут $ŕ_{\,0}$ – шумове власне число. Через відсутність апріорних даних про власні вектори при $ŕ_{\,\beta} = ®$, підставимо їх без зміни (14) і їхні оцінки в (15) дорівнюватимуть їхнім вибірковим значенням в (13):

$$\mathbf{U}_i \approx \hat{\mathbf{U}}_i \approx \mathbf{U}_{sampi}\,. \qquad (17)$$

Як міру якості оцінки ЗКМ $\hat{\mathbf{Ô}}^{-1}$ використовуємо критерій мінімуму СКВ. Використовуючи (14), (16) і ортонормальність власних векторів (11), (12) ми отримаємо:

$$\det\left\{\left(\hat{\mathbf{Ô}} - \hat{\mathbf{Ô}}_{sampi}\right)\left(\hat{\mathbf{Ô}} - \hat{\mathbf{Ô}}_{sampi}\right)^*\right\} = \sum_{i=1}^{m}(\hat{ŕ}_{\,i} - ©_{sampi}©^2.\,(18)$$

Мінімізуючи середнє (18) по всіх можливих значеннях $ŕ_{\,i}$ і використовуючи їхню незалежність отримаємо

$$\frac{d}{d\hat{ŕ}_{\,i}} \int_{ŕ_{\,0}©}^{\infty} \left(\hat{ŕ}_{\,i} - ©_i\right)^2 ©\!\left(ŕ_{\,samp\,i}\,|©_{\,i}\right)©\!\left(ŕ_{\,i}\right)©ŕ_{\,i} = ©. \quad (19)$$

для випадку $A_i \to \infty$

$$\hat{\Lambda}_i^{-1}\left(\Lambda_{samp\,i}\right) = \frac{\int_{\Lambda_0}^{\infty} \Lambda_i^{-1} p\left(\Lambda_{samp\,i}\,|\,\Lambda_i\right) p\left(\Lambda_i\right) d\Lambda_i}{\int_{\Lambda_0}^{\infty} p\left(\Lambda_{samp\,i}\,|\,\Lambda_i\right) p\left(\Lambda_i\right) d\Lambda_i}\,. \quad (20)$$

використаємо щільність аналогічну χ^2 (3)

$$p(\Lambda_{samp\,i}\,|\,\Lambda_i) = \frac{1}{\Lambda_i^{\nu}\tilde{A}(\nu)}\Lambda_{samp\,i}^{\nu-1} e^{-\Lambda_{samp\,i}/\Lambda_i}\,, \quad (21)$$

і підставляючи (16), (21) в (20), отримаємо співвідношення між оцінками власних чисел ЗКМ і вибіркової матриці $\hat{ŕ}_{\,i}^{-1} = ©\!\left(ŕ_{\,samp\,i}©\right)$, що залежить від шумового власного числа $ŕ_{\,0}$ й різниці $\nu - \eta$:

$$\hat{ŕ}_{\,i}^{-1} = ©_{samp\,i}^{-1}©\,\frac{ŕ\,\tilde{A}(ŕ_{\,samp\,i}|©_{\,0}, ©\text{-}\eta)}{ŕ\,\tilde{A}(ŕ_{\,samp\,i}|©_{\,0}, ©\text{-}\eta - 1)}\,. \qquad (22)$$

Приклад ПГ кривої перерахування наведений на рис. 4 (суцільна лінія).

Крива перерахування $\hat{ŕ}_{\,i}^{-1} = ©^{1}ŕ_{samp\,i}^{-1}©$, яка відповідає МП методу, наведена пунктирною лінією на рис. 4. Для порівняння на рис. 4, наведені приклади кривих перерахування також для методів ДР і ШМП.

Крива перерахування

$$\hat{ŕ}^{\,-1} = \left(\nu^{-1}\cdot ©_{samp\,i}© + \beta\right)^{-1}$$

для методу ДР [14 – 17] відповідає обертанню КМ після додавання матриці $\beta\mathbf{I}$ до $\hat{\mathbf{ŕ}}_{\,ML}\mathbf{i}$, де β – величина відносного рівня шуму.

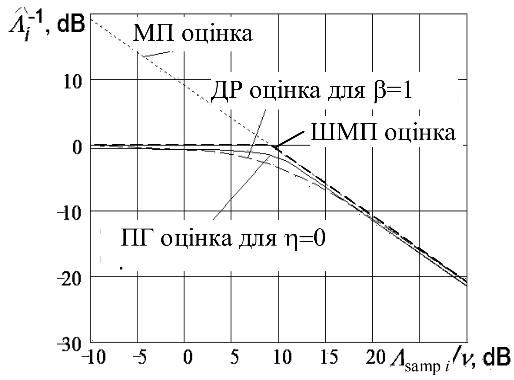

Рис. 4. Криві перерахунку $\Lambda_i^{-1} = f\left(\Lambda_{samp\,i}\right)$ для різних оцінок ЗКМ

Крива перерахування для іншого евристичного ШМП методу [18, 19] відповідає діагональної формі ВМ (10), і МП оцінці КМ (13). Оцінки власних чисел, що є меньшими за шумове власне число, заміняються останнім. Решта власних чисел не змінюється. Наша байєсівська ПГ крива повністю охоплює як ДР, так і ШМП евристичні криві, що коректують криву МП.

Висновок

Виключення байєсівського підходу з математичної статистики утруднило розвиток стійкої теорії ПРХТ й АПЧО. Тому з'явився ряд евристичних корекцій деяких аспектів цих теорій.

Представляється більше раціональним почати розробку узагальненої байєсівської теорії, яка б приводила до алгоритмів обробки, що не потребують корекцій у швидко мінливих умовах.

Апріорна статистична модель ПП обґрунтована як модель Парето-Гаусівського процесу, що належить до СИВП. Перевага ПГ процесу полягає в його простоті й сумісності із проблемами ПРХТ-АПЧО.

Байєсівська ПГ крива перерахування вибіркових власних чисел у їхні інверсні оцінки повністю охоплює евристичні корекції ДР і БМП.

Основна мета статті досягнута: увагу до байєсівської теорії ПРХТ й АПЧО притягнуто. Показано, що метод МП не завжди може застосовуватися до вирішення задач ПРХТ й АПЧО.

Проте, стаття не повністю задовольняє авторів, оскільки нами поки не отримане байєсівське ПГ рішення для порога ПРХТ при багатоканальній АПЧО. Ми сподіваємося, що ця стаття буде першим кроком на шляху колективного пошуку такого рішення.

Список літератури

1. *Fisher R.A. On the Mathematical Foundations of Theoretical Statistics / R.A. Fisher // Phil. Trans. Royal Soc. – 1922. – A222. – P. 318-330.*
2. *Neyman J.T. Two Breakthroughs in the Theory of Statistical Decision Making / J.T. Neyman // Review de l'Inst Intern de Stat. – 1962. – No 1. – P. 30-34.*

3. deGroot M.H. Optimal Statistical Decisions / M.H. deGroot. – N.Y., McGraw Hill Company.– 1970. – 272 p.

4. Математический энциклопедический словарь / Советская єнциклопедия; науч ред. Ю.В. Прохоров. – М., 1988. – 485 с.

5. Corado V.A. Optimum Detection of Signals with Random Parameters against the Background of Noise of Unknown Intensity under Condition of Constant False Alarm Probability / V.A Corado // Radio Engineering and Electronic Physics. – 1968. – v. 13, No. 6. – P. 969-972.

6. Hansen V.G. Constant False Alarm Processing in the Search Radar / V.G. Hansen// Proceedings of International conference Radar-73, London. – 1973. – P. 176-179.

7. Kelly E.J. An adaptive detection algorithm / E.J. Kelly // IEEE Trans., AES-22. – 1986. – No. 1. – P. 122-133.

8. Robey F.C. A CFAR Adaptive Matched Filter Detection / F.C. Robey, D.R. Fuhrmann, E.J. Kelly, M. Nitzberg // IEEE Trans. AES-28. – 1992. – No. 1. – P. 208-216.

9. Haimovich A.C. The Eigencanceler: Adaptive Radar by Eigenanalisis Method / A.C. Haimovich // IEEE Trans. AES – 32. – 1996. – No. 2. – P. 532-542.

10. Goldstein J.S. Multistage Partially Adaptive STAP CFAR Detection Algorithm / J.S. Goldstein, I.S. Reed, P.A. Zulch // IEEE Trans. AES-35. – 1999. – No. 2. – P. 645-661.

11. Capraro G.K. Knowledge -Based Radar Signal and Data Processing / G. Capraro, A. Farina, H. Griffits, M. Wicks // IEEE Signal Processing Magazine. – 2006. – No. 1. – P. 18-25.

12. Melwin.W. Knowledge Aided Signal Processing / W.H. Melwin, J. Guercy // IEEE Trans. AES-42. – 2006. – No. 3. – P. 983-996.

13. Blunt S.T. STAP using Knowledge Aided Covariance Estimation and the Fracta Algorithm / S, Blunt K. Gerlach, M. Rangswamy // IEEE Trans. AES-42. – 2006. – No. 3. – P. 1043-1057.

14. Abramovich Yu.I. A Controlled Method for Adaptive Filter Optimization using the Criterion of Maximum SNR / Yu.I. Abramovich // Radio Engineering and Electronic Physics. – 1981. – V. 26, no. 3. – P. 87-95.

15. Abramovich Yu.I. An Analysis of Effectiveness of Adaptive Maximization of the Signal-to-Noise Ratio which Utilizes the Inversion of the Estimated Correlation Matrix / Yu.I. Abramovich, A.S. Nevrev // Radio Engineering and Electronic Physics. – 1981. – V. 26, no. 3. – P. 67-74.

16. Carlson B.D. Covariance Matrix Estimation Errors and Diagonal Loading in Adaptive Arrays / B.D. Carlson // IEEE Trans. AES - 24, 1988, No. 4. – P. 397-401.

17. Abramovich Yu.I. Modified GLRT and AMF Framework for Adaptive Detectors / Yu.I. Abramovich, N.K. Spencer, A.I. Gorokhov // IEEE Trans. AES-4. – 2007. – No. 3. – P. 1017-1051.

18. Steiner M. Fast-Converging Maximum-likelihood Interference Cancellation / M. Steiner, K. Gerlach // Proc. of Int. IEEE conference RADARCON 98, Dallas. – 1998. – P. 117-122.

19. Gerlach K. Outlier Resistant Matched Filtering / K. Gerlach // IEEE Trans. AES-38. – 2002. – No. 3. – P. 885-901.

20. Conte E. Adaptive matched Filter Detection in Spherically Invariant Noise / E. Conte, M. Lops, G. Ricci // IEEE Signal Processing Letters. – 1996. – V. 3, no. 8. – P. 248-250.

21. Bilingsley J. Statistical Analisis of Measured Radar Ground Clatter Data / J. Bilingsley, A. Farina, F. Gini, L. Verrazzani // IEEE Trans. AES-35, 1999, No. 2. – P. 579-593.

22. Shnidman D. Generalized Radar Clutter Model / D. Shnidman // IEEE Trans. AES-35. – 1999. – No. 3. – P. 857-865.

23. Gini F. Vector Subspace Detection in Compound Gaussian Clutter / F. Gini, A. Farina, M. Montanari // IEEE Trans. AES-38. – 2002. – No. 4. – P. 1295-1305.

24. Conte E. Statistical Analysis of Real Clatter in Different Resolution / E. Conte, A. De Mayo, C. Galdi // IEEE Trans. AES-40. – 2004. – No. 3. – P. 903-918.

25. Srinivasan R. Importance Sampling for Characterizing STAP Detectors / R. Srinivasan, M. Rangaswami // IEEE Trans. AES-43. – 2007. – No. 1. – P. 273-285.

26. Shirman Y. Bayessian Regularization in the theory of adaptation to the additive Interference / Y. Shirman, V. Orlenko // Intrnaiational Radioelectronic's Forum-2005. Kharkov. Ukraine, Vol. 2.

27. Orlenko V.M. Bayessian Regularization in the Theory of STAP / V.M. Orlenko, Y.D. Shirman // Proc. of European Microwave Association. – 2007. – V. 3, issue 1. – P. 16-21.

28. Радиоэлектронные системы: Основы построения и теория. Справочник. Второе издание / Радиотехника; науч. ред. Я.Д. Ширман. –М., 2007. – 805 с.

29. Ширман Я.Д. Байесовская статистика в математике и радиоэлектронике / Я.Д. Ширман, В.М. Орленко // Успехи современной радиоэлектроники. – 2007. – № 5. – С. 56-66.

Надійшла до редколегії 23.04.2009

Рецензент: д-р техн. наук, ст. наук. співр. С.П. Лещенко, Харківський університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків.

ЭВОЛЮЦИЯ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ И КОРРЕКЦИИ ТЕОРИЙ СТАБИЛИЗАЦИИ ЛОЖНЫХ ТРЕВОГ И АДАПТИВНОЙ ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННОЙ ОБРАБОТКИ

Я.Д. Ширман, В.М. Орленко

В статье начато создание обобщенной байесовской теории, которая обеспечивает алгоритмы обработки для быстроменяющихся условий. В статье рассматриваются варианты расчета вероятностей ложных тревог в устройствах их стабилизации с использованием байесовского подхода. Для этого обосновывается новая Парето-Гауссовская априорная модель полной помехи. Начато ее исследование в теориях стабилизации постоянного уровня ложных тревог и адаптивной пространственно-временной обработки.

Ключевые слова: *адаптивная пространственно-временная обработка, стабилизация постоянного уровня ложных тревог, ограниченный уровень ложных тревог.*

EVOLUTION OF MATHEMATICAL STATISTICS AND CORRECTIONS TO THE THEORIES OF CONSTANT FALSE ALARM RATE AND SPACE-TIME ADAPTIVE PROCESSING

Ya.D. Shirman, V.M. Orlenko

In the artical, the generalized Bayessian theory, providing the processing algorithms for fast varying conditions is begun to be created. In the paper we consider variants of calculating the false alarm probabilities for the devices of their stabilization. For this purpose, the new Pareto – Gaussian a priory model of total interference intensity is therefore reasoned. Investigation of its use in CFAR and STAP theories is begun.

Keywords: *space time adaptive processing, constant falls alarm rate, limited falls alarm rate.*