

**ДВУХЭТАПНАЯ КАУЗАЛЬНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ОДНОРОДНОГО
ИЗОБРАЖЕНИЯ ПРИ НАЛИЧИИ КОРРЕЛИРОВАННОЙ ПОМЕХИ¹**

Ляшук А. Н.¹, аспирант; Хамула С. В.², к.т.н., доцент;

Жук С. Я.¹, д.т.н., профессор

Национальный технический университет Украины

"Киевский политехнический институт", г. Киев, Украина

oleksii.liashuk@gmail.com

2 Военно-дипломатическая академия имени Евгения Березняка,

г. Киев, Украина

**TWO-STAGE CAUSAL UNIFORM IMAGE FILTRATION WITH PRESENCE OF
CORRELATED NOISE**

Liashuk O. M.¹ Postgraduate Student; Khamula S. V.² PhD, Associate Professor; Zhuk

S. Ya.¹ Doctor of Engineering, Professor

¹National Technical University of Ukraine "Kiev Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine,

²Eugene Beresnyak Military-Diplomatic Academy, Kyiv, Ukraine

Вступление

Радиолокационное синтезирование апертуры (РСА) позволяет получать радиолокационные изображения поверхности Земли с детализацией, сравнимой с аэрофотоснимками. Однако качество исходных РСА-снимков является относительно невысоким вследствие присутствия специфического вида помех называемых спекл-шумом. Поэтому для предварительной обработки РСА-изображений используется фильтрация [1, 2]. Вместе с тем, при разработке методов фильтрации часто не учитывается пространственная коррелированность спекл-шума, имеющая место на практике. Это приводит к снижению эффективности подавления помех [3].

Оптимальные алгоритмы двумерной фильтрации помех на изображении требуют больших вычислительных затрат [4]. В работе предложен двухэтапный алгоритм фильтрации коррелированной помехи (КП) на однородном изображении, в котором на первом этапе выполняется совместная одномерная фильтрация изображения и КП по строкам и столбцам от их начала, а на втором – объединение полученных оценок изображения и КП в каждой точке. Предложенный алгоритм позволяет значительно сократить вычислительные затраты по сравнению с двумерными алгоритмами фильтрации, а также использовать преимущества вычислительной эффективности одномерных рекуррентных алгоритмов. При этом он обеспечивает эффективность подавления КП выше, чем одномерные алгоритмы при фильтрации вдоль

¹ <http://radap.kpi.ua/radiotechnique/article/view/1344>

строк или столбцов, а также двухэтапные алгоритмы, в которых не учитываются корреляционные свойства помехи.

Постановка задачи

Для описания изображения по строкам $n = \overline{1, N}$ и столбцам $m = \overline{1, M}$ используются марковские гауссовские модели в виде дискретных динамических систем:

$$X_n(k) = F_x^r X_n(k-1) + G_x^r \xi_n(k), k = \overline{1, M}; \quad (1)$$

$$X_m(l) = F_x^c X_m(l-1) + G_x^c \xi_m(l), l = \overline{1, N}, \quad (2)$$

где $X_n(k), X_m(k)$ – векторы состояния, содержащие отсчеты изображения; $F_x^r, G_x^r, F_x^c, G_x^c$ – известные матрицы; $\xi_n(k), \xi_m(l)$ – некоррелированные последовательности гауссовских векторов с нулевыми математическими ожиданиями и единичными корреляционными матрицами.

Коррелированная помеха по строкам и столбцам также описывается марковскими гауссовскими моделями в виде:

$$Z_n(k) = F_z^r Z_n(k-1) + G_z^r \Omega_n(k); \quad (3)$$

$$Z_m(l) = F_z^c Z_m(l-1) + G_z^c \Omega_m(l), \quad (4)$$

где $Z_n(k), Z_m(l)$ – векторы состояния, включающие отсчеты помехи; $F_z^r, G_z^r, F_z^c, G_z^c$ – известные матрицы; $\Omega_n(k), \Omega_m(l)$ – некоррелированные последовательности гауссовских векторов с нулевыми математическими ожиданиями и единичными корреляционными матрицами.

Уравнения наблюдения по строкам и столбцам при наличии КП (3), (4) соответственно имеют вид:

$$y_n(k) = H_x^r(k) X_n(k) + H_z^r(k) Z_n(k) + v_n(k); \quad (5)$$

$$y_m(l) = H_x^c(l) X_m(l) + H_z^c(l) Z_m(l) + v_m(l), \quad (6)$$

где $y_n(k), y_m(l)$ – отсчеты наблюдений по строкам и столбцам соответственно; $H_x^r(k), H_x^c(k), H_z^r(k), H_z^c(k)$ – известные матрицы; $v_n(k), v_m(k)$ – некоррелированные последовательности гауссовских величин с нулевыми математическими ожиданиями и одинаковыми дисперсиями σ_v^2 .

Уравнения наблюдения (5), (6) помимо КП также содержат некоррелированный шум, который обусловлен внутренними шумами аппаратуры. При этом мощность некоррелированного шума значительно меньше мощности КП.

Необходимо разработать алгоритм каузальной двухэтапной совместной фильтрации однородных изображений при наличии КП, который позволяет повысить эффективность обработки по сравнению с одномерными методами при незначительном увеличении вычислительных затрат.

Разработка алгоритма совместной фильтрации изображения и коррелированной помехи по строкам и столбцам на первом этапе

На первом этапе решается задача совместной одномерной фильтрации изображения и КП по строкам и столбцам. Следуя методике [5], для ее решения вводятся в рассмотрение расширенные векторы состояния $[X_n(k), Z_n(k)]^T$, $[X_m(l), Z_m(l)]^T$, включающие отсчеты изображения и КП по строкам и столбцам соответственно. При этом модель процесса, подлежащего фильтрации по строке имеет вид:

$$\begin{bmatrix} X_n(k) \\ Z_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_n(k-1) \\ Z_n(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_x^r & 0 \\ 0 & G_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_n(k) \\ \Omega_n(k) \end{bmatrix}; \quad (7)$$

$$y_n(k) = [H_x^r \ H_z^r] \cdot \begin{bmatrix} X_n(k) \\ Z_n(k) \end{bmatrix} + v_n(k). \quad (8)$$

Математическая модель изображения и КП по столбцам, представленная в виде объединенной дискретной динамической системы, описывается уравнениями аналогичными (7), (8).

Уравнения (7), (8) описывают модель расширенного процесса $[X_n(k), Z_n(k)]^T$ и механизм его наблюдения на фоне некоррелированной помехи $v_n(k)$. На основе полученной модели расширенного процесса совместная одномерная фильтрация изображения и КП по строкам и столбцам может быть выполнена с помощью алгоритма калмановской фильтрации [5].

Совместная фильтрация расширенного процесса $[X_n(k), Z_n(k)]^T$ по наблюдениям $y_n(k)$ вдоль n -й строки описывается уравнениями:

$$\begin{bmatrix} Z_n^*(k) \\ Z_n^*(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{X}_n(k-1) \\ \hat{Z}_n(k-1) \end{bmatrix}; \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} P_{xn}^*(k) \Lambda_n^*(k) \\ \Lambda_n^{*T}(k) P_{zn}^*(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{P}_{xn}(k-1) \hat{\Lambda}_n(k-1) \\ \hat{\Lambda}_n^T(k-1) \hat{P}_{zn}(k-1) \end{bmatrix}^* \quad (10)$$

$$* \begin{bmatrix} F_x^r & 0 \\ 0 & F_z^r \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} G_x^r G_x^{rT} & 0 \\ 0 & G_z^r G_z^{rT} \end{bmatrix};$$

$$\begin{bmatrix} \hat{X}_n(k) \\ \hat{Z}_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_n^*(k) \\ Z_n^*(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_x^r(k) \\ K_z^r(k) \end{bmatrix} (y_n(k) - H_x^r X_n^*(k) - H_z^r Z_n^*(k)); \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} K_x(k) \\ K_z(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{xn}^*(k) & \Lambda_n^*(k) \\ \Lambda_n^{*T}(k) & P_{zn}^*(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_x^r & H_z^r \end{bmatrix}^T D_n^{-1}(k); \quad (12)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{P}_{xn}(k) & \hat{\Lambda}_n(k) \\ \hat{\Lambda}_n^T(k) & \hat{P}_{zn}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{xn}^*(k) & \Lambda_n^*(k) \\ \Lambda_n^{*T}(k) & P_{zn}^*(k) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_x^r(k) \\ K_z^r(k) \end{bmatrix}^* \tag{13}$$

$$* \left| \begin{matrix} H_x^r & H_z^r \\ \hline P_{xn}^*(k) & \Lambda_n^*(k) \\ \Lambda_n^{*T}(k) & P_{zn}^*(k) \end{matrix} \right|,$$

где $X_n^*(k)$, $Z_n^*(k)$, $\hat{X}_n(k)$, $\hat{Z}_n(k)$ – векторы прогноза и оценки векторов $X_n(k)$ и $Z_n(k)$ соответственно; $P_{xn}^*(k)$, $P_{zn}^*(k)$, $\hat{P}_{xn}(k)$, $\hat{P}_{zn}(k)$ – корреляционные матрицы ошибок прогноза и оценки векторов $X_n(k)$ и $Z_n(k)$; $\Lambda_n^*(k)$, $\hat{\Lambda}_n(k)$ – матрицы взаимной корреляции ошибок прогноза и оценки векторов $X_n(k)$, $Z_n(k)$; $K_x(k)$, $K_z(k)$ – матричные коэффициенты усиления каналов фильтрации изображения и помехи; $D_n(k)$ – матрица, определяемая по формуле:

$$D_n(k) = H_x^r P_{xn}^*(k) H_x^{rT} + 2H_x^r \Lambda_n^* H_z^{rT} + H_z^r P_{zn}^*(k) H_z^{rT} + \sigma_0^2; \tag{14}$$

Для выполнения алгоритма (9)-(15) задаются начальные условия: $\hat{X}_n(0)$, $\hat{P}_{xn}(0)$, $\hat{Z}_n(0)$, $\hat{P}_{zn}(0)$, $\hat{\Lambda}_n(0)$.

Ошибки прогноза и фильтрации векторов состояния $X_n(k)$ и $Z_n(k)$ моделей изображения (1) и КП (3) на каждом такте являются коррелированными. Устройство, реализующее алгоритм (9)-(13) имеет два канала фильтрации векторов состояния $X_n(k)$ и $Z_n(k)$, которые являются взаимосвязанными.

Разработка алгоритма объединения полученных по строкам и столбцам оценок изображения и коррелированной помехи на втором этапе

Как следует из анализа алгоритмов обработки первого этапа, ошибки прогноза и фильтрации отсчетов изображения и КП в каждой точке (n, m) являются коррелированными. Это обусловлено тем, что их оценки определяются совместно с использованием одного и того же измерения. Поэтому целесообразно выполнить совместное уточнение оценок отсчетов изображения и КП на втором этапе.

Поскольку объединяемые на втором этапе результаты фильтрации первого этапа относятся к одной и той же точке, ее координаты в них в дальнейшем не указываются с целью сокращения объема обозначений.

Для синтеза алгоритма объединения полученных по строкам и столбцам оценок изображения и КП на втором этапе введем в рассмотрение расширенный вектор $u = [x, z]^T$, включающий значения отсчетов изображения x и КП z в данной точке. При этом задача оценивания на втором этапе рассматривается, как задача фильтрации вектора u по наблюдениям y при наличии некоррелированной помехи v .

Наиболее полное решение задачи оптимальной фильтрации заключается

в вычислении апостериорной плотности вероятности фильтруемого процесса. Поэтому вначале рассмотрим алгоритм объединения результатов одномерной оптимальной фильтрации в общем случае с использованием законов распределения вероятностей. Ограничимся случаем, при котором в результирующих оценках изображения x и КП z учитываются наблюдение y в рассматриваемой точке (n, m) , а также наблюдения вдоль n -й строки и m -го столбца до текущей точки, представленные в виде векторов Y_n, Y_m .

При разработке процедуры второго этапа используется свойство условной независимости отсчетов изображения x и КП z по строке и по столбцу [6]. Следуя методике, приведенной в [7], можно показать, что апостериорная плотность вероятности $p(u/Y)$ вектора u можно представить в виде:

$$p(u/Y) = \frac{p(y/Y_n)P(Y_n)P(Y_m)}{P(Y)} \cdot \frac{p(u/Y_n, y)p(u/Y_m)}{p(u)}, \quad (15)$$

где $p(u/Y_n, y), p(u/Y_m)$ – апостериорные распределения вектора u , полученные на первом этапе при фильтрации вдоль строки и столбца; $p(u)$ – априорная плотность вероятности вектора u ; $p(y/Y_n), P(Y_n), P(Y_m), P(Y)$ – соответствующие распределения наблюдений, играющие роль нормирующих множителей.

Для случая гауссовских однородных изображений и КП распределения $p(u|Y_n, y) = N(\hat{u}_n, \hat{P}_n)$, $p(u|Y_m) = N(u_m^*, P_m^*)$, $p(u) = N(\bar{u}, \bar{P})$ является гауссовскими. Входящие в них математические ожидания и корреляционные матрицы имеют вид:

$$\hat{u}_n = \begin{vmatrix} \hat{x}_n \\ \hat{z}_n \end{vmatrix}; \quad \hat{P}_n = \begin{vmatrix} \hat{\sigma}_{nx}^2 & \hat{\sigma}_{nxz}^2 \\ \hat{\sigma}_{nxz}^2 & \hat{\sigma}_{nz}^2 \end{vmatrix}; \quad u_m^* = \begin{vmatrix} x_m^* \\ z_m^* \end{vmatrix}; \quad P_m^* = \begin{vmatrix} \sigma_{mx}^{*2} & \sigma_{mxz}^{*2} \\ \sigma_{mxz}^{*2} & \sigma_{mz}^{*2} \end{vmatrix};$$

$$\bar{u} = \begin{vmatrix} \bar{x} \\ \bar{z} \end{vmatrix}; \quad \bar{P} = \begin{vmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_z^2 \end{vmatrix}.$$

Компоненты вектора \hat{u}_n и матрицы \hat{P}_n определяются при фильтрации вдоль n -й строки, а u_m^* и P_m^* – вдоль m -го столбца на первом этапе.

При условии, что распределения $p(u|Y_n, y)$, $p(u|Y_m)$, $p(u)$ являются гауссовскими, апостериорная плотность вероятности $p(u/Y) = N(\bar{u}, \bar{P})$ также является гауссовской. Следуя методике, приведенной в [5, 7], можно показать, что вычисление математического ожидания \bar{u} и корреляционной матрицы \bar{P} апостериорной плотности вероятности $p(u/Y)$ для текущей обрабатываемой точки выполняется с помощью выражений:

$$\tilde{K} = \hat{P}_n (P_m^* + \hat{P}_n)^{-1}; \quad (16)$$

$$\tilde{P} = \hat{P}_n - \tilde{K} \hat{P}_n; \quad (17)$$

$$\tilde{u} = \hat{u}_n + \tilde{K} (u_m^* - \hat{u}_n); \quad (18)$$

$$\check{K} = \tilde{P} (\tilde{P} - \bar{P})^{-1}; \quad (19)$$

$$\check{P} = \tilde{P} - \check{K} \tilde{P}; \quad (20)$$

$$\check{u} = \tilde{u} + \check{K} (\bar{u} - \tilde{u}). \quad (21)$$

Двухэтапный алгоритм фильтрации (9)-(13), (16)-(21) относится к классу каузальных, поскольку при объединении на втором этапе используются результаты фильтрации первого этапа, выполняемые вдоль строк и столбцов по полученным наблюдениям до текущего отсчета включительно.

Результаты экспериментальных исследований

Анализ двухэтапного алгоритма обработки (9)-(13), (16)-(21) выполнен на модельном примере с помощью статистического моделирования. Изображение и КП имеют соответственно разделимую экспоненциальную корреляционную функцию и гауссоидальную корреляционную функцию, которые описываются выражениями [8]:

$$R_x(n, m) = \sigma_x^2 \exp\{-(\rho_1 |n| + \rho_2 |m|)\}; \quad (22)$$

$$R_z(n, m) = \sigma_z^2 \exp\{-(\beta_x^2 n^2 + \beta_y^2 m^2)\}, \quad (23)$$

где σ_x^2, σ_z^2 – дисперсии изображения и КП, $\rho_x, \rho_y, \beta_x, \beta_y$ – заданные коэффициенты, определяющие корреляционные свойства изображения и КП.

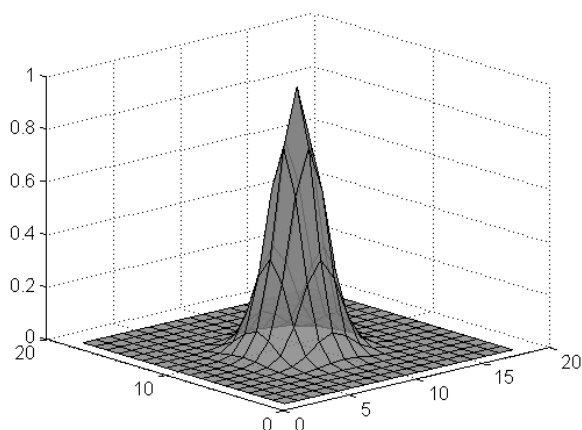


Рис. 1а

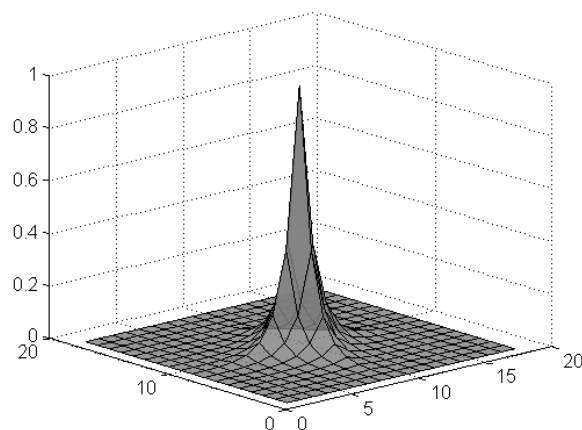


Рис. 1б

На рис. 1 показан вид корреляционных функций (22, 23) при $\sigma_x^2 = \sigma_z^2 = 1$, $\beta_x = \beta_y = 0.5$ и $\rho_x = \rho_y = 0.95$. При соответствующем выборе параметров, корреляционная функция (23) близка к корреляционной функции спекл-шума [9].

Для описания изображения и КП вдоль строк и столбцов использовались авторегрессионные модели в виде (1), (2) первого и девятого порядка соответственно. Их параметры были определены на основе метода линейного предсказания по заданным корреляционным функциям.

На рис. 2-6 представлены соответственно реализации изображения, КП, искаженного изображения, а также отфильтрованные двухэтапным алгоритмом (9)-(13), (16)-(21) реализации изображения и коррелированной помехи.

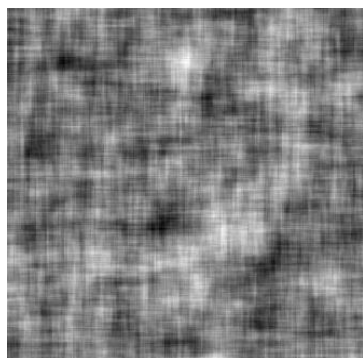


Рис. 2

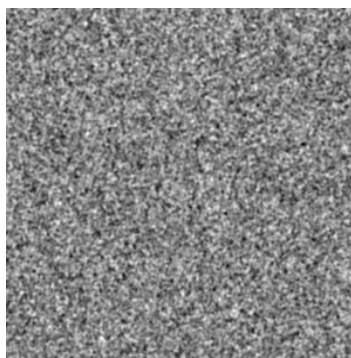


Рис. 3



Рис. 4

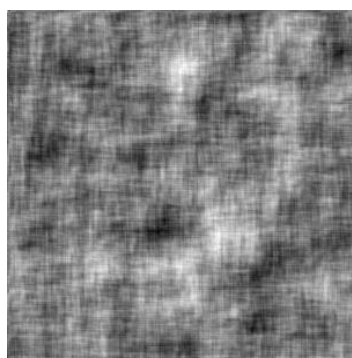


Рис. 5

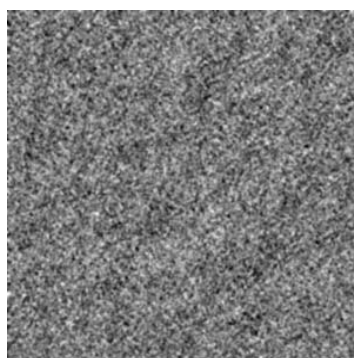


Рис. 6

Входное отношение сигнал-шум (ОСШ) равно 0 дБ. Применение разработанного алгоритма позволило повысить ОСШ до 4.7 дБ. При этом объединение данных на втором этапе позволило получить выигрыш в 1 дБ дополнительно к выигрышу, полученному на первом этапе при фильтрации только по строкам. Для рассмотренного примера также был применен двухэтапный алгоритм фильтрации изображения на фоне дискретного белого шума с той же дисперсией помехи [10]. По сравнению с ним, разработанный алгоритм обеспечил ОСШ на 1.6 дБ больше, за счет учета корреляционных свойств помехи.

Выводы

В разработанном двухэтапном алгоритме фильтрации КП на однородном изображении, на первом этапе выполняется совместная одномерная фильтрация изображения и КП по строкам и столбцам от их начала (9)-(13). При

этом ошибки прогноза и фильтрации отсчетов изображения и КП в каждой точке являются коррелированными. На втором этапе выполняется объединение полученных оценок изображения и КП в каждой точке (17)-(27). Полученный алгоритм относится к классу каузальных, поскольку в определяемых на втором этапе оценках учитываются наблюдения по строке и столбцу до текущего отсчета включительно.

Для рассмотренного примера применение разработанного алгоритма позволило повысить ОСШ на 4.7 дБ. При этом алгоритм объединения данных на втором этапе обеспечивает выигрыш в 1 дБ дополнительно к выигрышу, полученному на первом этапе при фильтрации только по строкам. По сравнению с двухэтапным алгоритмом фильтрации изображения на фоне дискретного белого шума с той же дисперсией помехи, разработанный алгоритм обеспечил ОСШ больше на 1.6 дБ.

Предложенный алгоритм позволяет значительно сократить вычислительные затраты по сравнению с двумерными алгоритмами фильтрации, а также использовать преимущества вычислительной эффективности одномерных рекуррентных алгоритмов.

Перечень ссылок

1. Argenti F. Speckle removal from SAR images in the undecimated wavelet domain / F. Argenti, L. Alparone // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2002. – vol. 40, no. 11. – pp 2363-2374.
2. Solbo S. A stationary wavelet-domain Wiener filter for correlated speckle / S. Solbo, T. Eltoft // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2008. – Vol. 46, No. 4. – pp 1219-1230.
3. Абрамов С. К. Эффективность фильтрации однозглядовых РСА-изображений при пространственно-коррелированных помехах / С. К. Абрамов, Р. А. Кожемякин, С. С. Кривенко, Н. Н. Пономаренко, В. В. Лукин // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. - 2012. – № 3. – с. 18-25. - Режим доступа: http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2012_3_5
4. Грузман И. С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. пособие / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин, А.А. Спектор. – Новосибирск. : Изд-во НГТУ, 2003. – 352 с.
5. Жук С. Я. Методы оптимизации дискретных динамических систем со случайной структурой / С. Я. Жук. – К. : НТУУ «КПИ», 2008. – 232с.
6. Грузман И. С. Двухэтапная фильтрация изображений на основе использования ограниченных данных / И. С. Грузман, В. И. Микерин, А. А. Спектор // Радиотехника и электроника. – 1995. – Вып. 5. – С. 817-822.
7. Вишневый С. В. Двухэтапная совместная каузальная фильтрация и сегментация неоднородных изображений / С. В. Вишневый, С. Я. Жук // Известия высших учебных заведений. Радиоэлектроника. – 2011. – Т. 54, № 1. – С. 46-53. – Режим доступа: <http://radio.kpi.ua/article/view/S0021347011010067>
8. Глазов Г. Н. Моделирование дискретных гауссовых случайных полей. В кн. «Интеллектуальные системы в управлении, конструировании и образовании». Вып. 2 / Г. Н. Глазов, А. Г. Костевич. ; под ред. А. А. Шелупанова. – Томск: STT, 2002. – С. 19-27. Режим доступа: http://micran.ru/sites/micran_ru/data/UserFile/File/Publ/2002/Modelling.pdf
9. Абрамова В. В. Проблемы оценивания дисперсии пространственно-коррелирован-

ного шума в спектральній області і один із можливих шляхів їх рішення / В. В. Абрамова, В. В. Лукин, С. К. Абрамов, К. Д. Абрамов, Е. О. Колганова // Системи обробки інформації. – 2012. – № 7. – С. 34-39.

10. Вишневы С.В. Двухэтапная каузальная фильтрация цифровых полутоновых изображений / С.В. Вишневы, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. – 2010. – № 41. – с. 60-64.

References

1. Fabrizio Argenti, Luciano Alparone (2002) Speckle removal from SAR images in the undecimated wavelet domain, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 40, No. 11, pp 2363 - 2374. doi: 10.1109/tgrs.2002.805083.

2. Solbo S. and Eltoft T. (2008) A Stationary Wavelet-Domain Wiener Filter for Correlated Speckle, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 46, No. 4, pp. 1219-1230. doi: 10.1109/tgrs.2007.912718

3. Abramov S. K., Kozhemiakin R. O., Krivenko S. S., Ponomarenko N. N., Lukin V. V. (2012) Efficiency Filtering of Single-Look Sar-Images with Spatially Correlated Speckle. *Radioelektronni i komp'yuterni sistemi*, No 3, pp. 18-25. (in Russian)

4. Gruzman I.S., Kirichuk V.S., Kosykh V.P., Peretyagin G.I. and Spektor A.A. (2002) *Tsifrovaya obrabotka izobrazhenii v informatsionnykh sistemakh* [Digital image processing in information systems]. Novosibirsk, NGTU Publ., 352 p.

5. Zhuk S.Ya. (2008) *Metody optimizatsii diskretnykh dinamicheskikh sistem so sluchainoi strukturoi* [Methods of optimization of discrete dynamical systems with random structure], Kiev, NTUU «KPI», 232 p.

6. Gruzman I.S., Mikerin V. I. and Spektor A. A. (1995) Dvukhetapnaya fil'tratsiya izobrazhenii na osnove ispol'zovaniya ogranichennykh dannykh [Two-stage filtering of images on the basis of limited data]. *Radiotekhnika i elektronika*, Iss. 5, pp. 817-822.

7. Vishnevyy S. V. and Zhuk S. Ya. (2011) Two-stage mutual causal filtration and segmentation of heterogeneous images, *Radioelectronics and Communications Systems*, Vol. 54, No. 1, pp. 37-44. doi: 10.3103/S0735272711010067

8. Glazov G. N. and Kostevich A. G. (2002) *Modelirovanie diskretnykh gaussovykh sluchainykh polei* [Simulation of discrete Gaussian random fields], pp. 19-27.

9. Abramova V. V., Lukin V. V., Abramov S. K., Abramov K. D. and Kolganova E. O. (2012) Problems of spatially correlated noise variance evaluation in spectral domain and one of their possible solutions. *Systemy obrobky informatsii*, No 7(105), pp. 34-39. (in Russian).

10. Vishnevyy, S. V. and Zhuk, S. Ya. (2010) Two-stage causal filtering of digital grayscale images. *Visn. NTUU KPI, Ser. Radiotekh. radioaparaturbuduv.*, no. 41, pp. 60-64. (in Russian)

Ляшук О. М., Жук С. Я. Двоетапна каузальна фільтрація однорідного зображення при наявності корельованої завади. У роботі синтезований двоетапний алгоритм фільтрації корельованої завади (КЗ) на однорідному зображенні, в якому на першому етапі виконується спільна одномірна фільтрація зображення і КЗ по рядках і стовпцях, а на другому - об'єднання отриманих оцінок зображення і КЗ в кожній точці. Даний алгоритм дозволяє істотно зменшити обчислювальні витрати в порівнянні з оптимальним двовимірним алгоритмом і забезпечити при цьому прийнятні точності характеристики, які вище, ніж у одновимірних алгоритмів фільтрації.

Ключові слова: однорідне зображення, фільтрація зображення, об'єднання оцінок, апостериорна цілність ймовірності, випадкове поле, корельована завада.

Ляшук А. Н., Жук С. Я. *Двухэтапная каузальная фильтрация однородного изображения при наличии коррелированной помехи.* В работе синтезирован двухэтапный алгоритм фильтрации КП на однородном изображении, в котором на первом этапе выполняется совместная одномерная фильтрация изображения и КП по строкам и столбцам, а на втором – объединение полученных оценок изображения и КП в каждой точке. Данный алгоритм позволяет существенно уменьшить вычислительные затраты по сравнению с оптимальным двумерным алгоритмом и обеспечить при этом приемлемые точностные характеристики, которые выше, чем у одномерных алгоритмов фильтрации.

Ключевые слова: однородное изображение, фильтрация изображения, объединение оценок, апостериорная плотность вероятности, случайное поле, коррелированная помеха.

Liashuk O. M., Zhuk S. Ya. Two-stage causal unifrom image filtration with presence of correlated noise

Introduction. Quality of raw single SAR images is low due to the presence of a specific type of noise in the form of speckle noise. Therefore it is necessary to use filtering for SAR images preprocessing. However, the developed filters often ignore spatial correlation of speckle which occurs in practice. This reduces the efficiency of noise suppression. Optimal two-dimensional noise filtering algorithms require large computational costs. In this paper we propose a two-step algorithm for filtering the correlated noise which can significantly reduce the computational costs compared to the two-dimensional filtering algorithms. Proposed algorithm also have computational efficiency of one-dimensional recurrence algorithms.

Theoretical results. For the description of an image and the correlated noise (CN) by rows and columns Gaussian Markov models in the form of discrete dynamical systems are used. The joint one-dimensional algorithm for image and noise filtration by rows and columns is used in the first step. It was created on the basis of Kalman filtering apparatus by combining models' state vectors of the images and CN. Prediction and filtering errors in image and CN are correlated at each point. The algorithm obtained with the use of conditional independence of properties for images and CN pixels by row and column is executed in the second phase. An expression for the a posteriori probability density of the image and CN samples, as well as an algorithm for computing its expectation and the correlation matrix are given. The two-stage filtering algorithm belongs to a class of causal because the second stage of the filtration uses results from first stage for combining. First stage is executed by the rows and columns on the received observations up to current sample with inclusion.

Experimental results. In the example image and CN have separable exponential and gaussian correlation functions respectively. The application of the developed algorithm has allowed to increase the SNR by 4.7 dB. The data fusion algorithm in the second stage provides a gain of 1 dB in addition to the gain obtained in the first stage by filtering only by rows. The developed algorithm provided gain of 1.6 dB SNR compared to the two-step filtering algorithm for discrete white noise with the same noise variance.

Conclusions. The two-step algorithm for filtering CN on the uniform image was obtained. Developed algorithm has the first stage where joint one-dimensional filtering of the image and CN is performed by the rows and columns. The second stage is the union of the estimates derived from image and CP at each point. This algorithm significantly reduces computation cost compared to an optimal two-dimensional algorithm and thus ensure acceptable accuracy characteristics that are higher than that of one-dimensional filtering algorithms.

Keywords: uniform image, image filtration, combine estimates, a posteriori probability density, random field, correlated noise.