

# Применение дважды стохастических фильтров для оценки динамики изменения размеров объектов на последовательностях спутниковых изображений

В.Е. Дементьев<sup>1</sup>, Д.С. Кондратьев<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Ульяновский государственный технический университет, Северный Венец 32, Ульяновск, Россия, 432027

**Аннотация.** Важной задачей при обработке спутникового материала, является его тематическое картографирование - разделение на идентифицируемые области, содержащие однотипные по своим визуальным, корреляционным или текстурным характеристикам пиксели. Однако необходимым элементом системы обработки ДЗЗ являются инструменты, позволяющие выполнять прогноз состояния тех или иных объектов и формировать рекомендации для ответственных лиц. Данная работа направлена на разработку алгоритмов формирования прогноза относительно возможности опасного сближения различных природных и техногенных объектов. В качестве примера такого сближения может выступать постепенное зарастание лесом территории вдоль дорог или линий электропередач, или оползневые процессы, приводящие к разрушению различной инфраструктуры.

## 1. Введение

Одним из важных этапов обработки спутникового материала является его тематическое картографирование, то есть его разделение на идентифицируемые области, содержащие однотипные по своим визуальным, корреляционным или текстурным характеристикам пиксели. Использование стандартных алгоритмов сегментации [1-5] для тематического картографирования спутниковых снимков в большинстве случаев приводит к значительным ошибкам, связанным с двумя причинами. Во-первых, эти алгоритмы в большинстве своем не способны учесть многозональный характер ДЗЗ, то есть тот факт, что каждое спутниковое изображение содержит результаты регистрации земной поверхности в разных спектральных диапазонах. Во-вторых, существующие подходы не позволяют использовать для сегментации данные о наблюдаемой территории, полученные в предыдущие моменты времени.

Преодолеть указанные недостатки возможно с помощью использования нейросетевых процедур сегментации и классификации многомерных данных. В работе [6] представлен вариант модификации сверточной нейронной сети UNET с полносвязными слоями (FCN), в котором входной слой сети (состоящий по умолчанию из спектральных слоев многозонального изображения) был расширен тремя вспомогательными двумерными полутоновыми изображениями, полученными из исходного с помощью преобразований NDVI, EVI, SAVI и двумя двумерными массивами, представляющими собой результаты сегментации данной территории в предыдущий момент времени и один год назад. Использование сразу двух таких опорных разметок позволяет уменьшить погрешность классификации в случае быстрых

изменений местности в связи со сменой времени года и в случае отсутствия массива разметки в предыдущий момент времени в связи, например, с облачностью. Анализ качества такого алгоритма показывает точность обработки, сравнимую с результатами работы квалифицированного оператора. В настоящей работе рассматриваются процедуры постобработки результатов классификации, позволяющие уменьшить ошибку этой классификации и формировать на своей основе прогноз состояния тех или иных объектов.

## 2. Алгоритм обработки данных

Пусть имеется некоторый протяженный объект  $T_o$  (дорога, линия электропередач и т.д.), имеющий географическую привязку в абсолютных координатах. Выделим на этом протяженном объекте множество точек  $T_{oi} = (x_{oi}, y_{oi})$ , расстояние между которыми составляет  $\Delta_o$ . Предположим, что в некоторый момент времени  $t$  рядом с объектом располагается некоторая протяженная область  $G_R^t$ , определяемая множеством точек, каждая из которых соответствует пикселям в исходном растровом изображении. Для каждой из точек  $T_{oi}$  выполним построение перпендикуляра к отрезку  $[T_{oi}, T_{oi+1}]$ . Найдем точку  $T_{Ei}^t = (z_{Exi}^t, z_{Eyi}^t)$  пересечения этого перпендикуляра с областью  $G_R^t$ . Очевидно, что множество точек  $\{T_{Ei}^t, i=1, \dots, N_o\}$  описывают условную границу области  $G_R^t$  со стороны исходного протяженного объекта. Это позволяет использовать оценки координат точек  $\{T_{Ei}^t, i=1, \dots, N_o\}$ , полученные в разные моменты времени  $t=1, \dots, T$ , как источник информации о динамике области  $G_R^t$  в том числе с целью формирования прогноза о ее границах в будущие моменты времени  $t > T$ . Причем в силу погрешностей, возникающих при регистрации спутниковых изображений и их обработке, имеют место следующие соотношения:

$$z_{Exi}^t = x_{Ei}^t + n_{Exi}^t, z_{Eyi}^t = y_{Ei}^t + n_{Eyi}^t, i=1, \dots, N_o, t=1, \dots, T, \quad (1)$$

где  $n_{Exi}^t$  и  $n_{Eyi}^t$  – отсчеты белого шума с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma_n^2$ .

Предположим, что граница области  $G_R^t$  может перемещаться неравномерно. Так, например, область оврага или обрыва может годами увеличиваться на несколько десятков сантиметров, а в определенный момент приобрести динамику в сотни раз большую указанных значений. Тогда будем использовать следующие дважды стохастические (ДС) модели [3] для требующих оценки неизвестных координат:

$$x_{Ei}^t = 2x_{Ei}^{t-1} - x_{Ei}^{t-2} + a_{Exi}^t (x_{Ei}^{t-1} - x_{Ei}^{t-2}), \quad y_{Ei}^t = 2y_{Ei}^{t-1} - y_{Ei}^{t-2} + a_{Eyi}^t (y_{Ei}^{t-1} - y_{Ei}^{t-2}), \quad (2)$$

$a_{Exi}^t = r_{ax} a_{Exi}^{t-1} + \xi_{axi}^t$ ,  $a_{Eyi}^t = r_{ay} a_{Eyi}^{t-1} + \xi_{ayi}^t$ , где  $r_{ax}$ ,  $r_{ay}$  – скалярные параметры, определяющие потенциал изменения ускорений  $a_{Exi}^t$  и  $a_{Eyi}^t$ ;  $\xi_{axi}^t$ ,  $\xi_{ayi}^t$  – независимые нормальные случайные величины с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma_\xi^2$ . Обозначим через  $v_{Exi}^t = x_{Ei}^t - x_{Ei}^{t-1}$ ,  $v_{Eyi}^t = y_{Ei}^t - y_{Ei}^{t-1}$ , а через  $\bar{X}_{Ei}^t = (x_{Ei}^t \quad v_{Exi}^t \quad a_{Exi}^t)$ ,  $\bar{Y}_{Ei}^t = (y_{Ei}^t \quad v_{Eyi}^t \quad a_{Eyi}^t)$ . Тогда модель (2) можно переписать в виде:

$$\bar{X}_{Ei}^t = \phi_{Exi}^t (\bar{X}_{Ei}^{t-1}) + \bar{\xi}_{xi}^t, \quad \bar{Y}_{Ei}^t = \phi_{Eyi}^t (\bar{X}_{Ei}^{t-1}) + \bar{\xi}_{yi}^t, \quad (3)$$

$$\text{где } \phi_{Exi}^t (\bar{X}_{Ei}^{t-1}) = \begin{pmatrix} x_{Ei}^{t-1} & v_{Exi}^t & 0 \\ 0 & v_{Exi}^{t-1} (1 + a_{Exi}^t) & 0 \\ 0 & 0 & a_{Exi}^{t-1} r_{ax} \end{pmatrix}, \quad \phi_{Eyi}^t (\bar{Y}_{Ei}^{t-1}) = \begin{pmatrix} y_{Ei}^{t-1} & v_{Eyi}^t & 0 \\ 0 & v_{Eyi}^{t-1} (1 + a_{Eyi}^t) & 0 \\ 0 & 0 & a_{Eyi}^{t-1} r_{ay} \end{pmatrix}, \quad \bar{\xi}_{xi}^t = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \xi_{axi}^t \end{pmatrix}, \quad \bar{\xi}_{yi}^t = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \xi_{ayi}^t \end{pmatrix}.$$

Полученные обозначения позволяют применять для фильтрации наблюдений и построения прогнозов поведения области  $R_0$  относительно объекта  $T_o$  ДС нелинейную фильтрацию. При этом введем  $\bar{X}_{\Delta Ei}^t = \phi_{Exi}^t(\bar{X}_{Ei}^{t-1})$  и  $\bar{Y}_{Ei}^t = \phi_{Eyi}^t(\bar{Y}_{Ei}^{t-1})$  – экстраполированные прогнозы координат точки  $T_{Ei}$  в момент времени  $t$  по предыдущим наблюдениям  $z_{Exi}^{t-1}$  и  $z_{Eyi}^{t-1}$ . Ковариационные матрицы ошибок такой экстраполяции составят:

$$P_{\Delta xi}^t = \phi_{Exi}^t{}'(\bar{X}_{Ei}^{t-1})P_x^{t-1}\phi_{Exi}^t{}'(\bar{X}_{Ei}^{t-1})^T + V_{x_{\Delta i}}^t, P_{\Delta yi}^t = \phi_{Eyi}^t{}'(\bar{Y}_{Ei}^{t-1})P_y^{t-1}\phi_{Eyi}^t{}'(\bar{Y}_{Ei}^{t-1})^T + V_{y_{\Delta i}}^t, \quad (4)$$

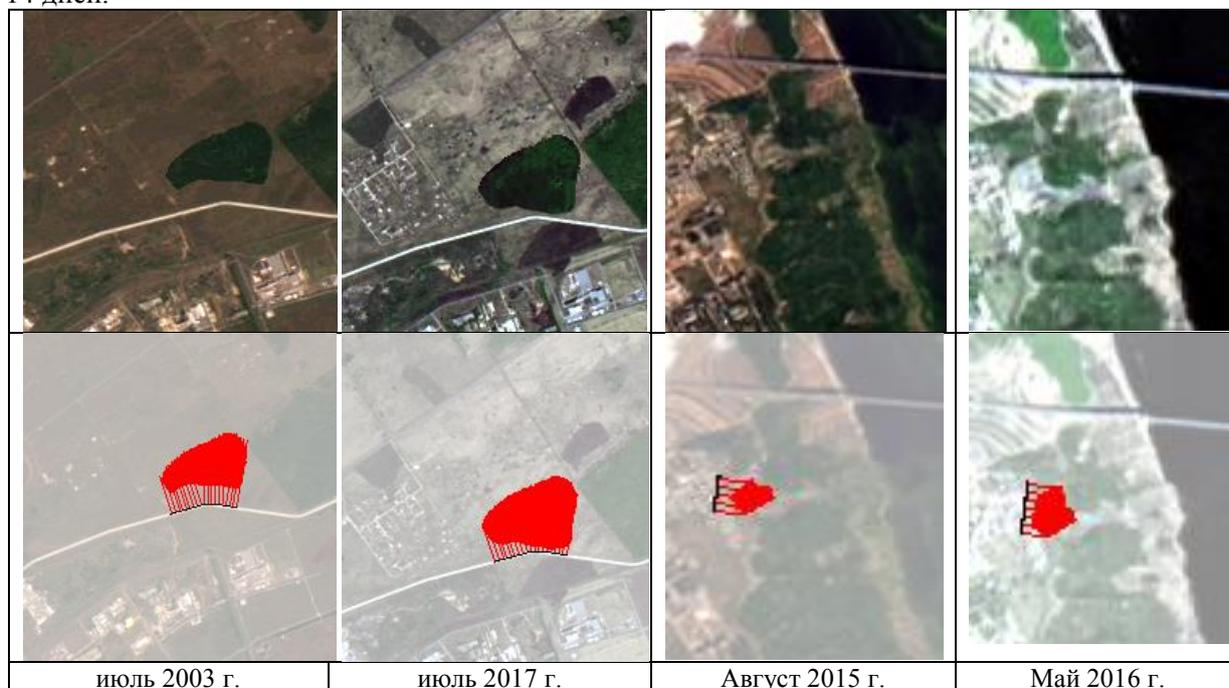
где  $P_x^{t-1}$ ,  $P_y^{t-1}$  – ковариационные матрицы ошибок фильтрации в момент времени  $(t-1)$ ,  $V_{x_{\Delta i}}^t = M\{\bar{\xi}_{xi}^t\bar{\xi}_{xi}^{tT}\}$ ,  $V_{y_{\Delta i}}^t = M\{\bar{\xi}_{yi}^t\bar{\xi}_{yi}^{tT}\}$ .

Тогда можно записать следующие соотношения для ДС координатных фильтров:

$$\hat{X}_{Ei}^t = \hat{X}_{\Delta Ei}^t + B_{xi}^t(z_{Exi}^t - \hat{x}_{\Delta Ei}^t), \hat{Y}_{Ei}^t = \hat{Y}_{\Delta Ei}^t + B_{yi}^t(z_{Eyi}^t - \hat{y}_{\Delta Ei}^t),$$

где  $\hat{x}_{\Delta Ei}^t, \hat{y}_{\Delta Ei}^t$  – первые элементы векторов  $\hat{X}_{\Delta Ei}^t$  и  $\hat{Y}_{\Delta Ei}^t$ ;  $B_{xi}^t = P_{\Delta xi}^t C_x^T D_{xi}^{t-1}$ ;  $B_{yi}^t = P_{\Delta yi}^t C_y^T D_{yi}^{t-1}$ ;  $D_{xi}^t = C_x P_{\Delta xi}^t C_x^T + \sigma_n^2$ ;  $D_{yi}^t = C_y P_{\Delta yi}^t C_y^T + \sigma_n^2$ ;  $C_x = C_y = (1 \ 0 \ 0)$ ;  $P_{xi}^t = (E - B_{xi}^t)P_{\Delta xi}^t$ ,  $P_{yi}^t = (E - B_{yi}^t)P_{\Delta yi}^t$  – ковариационные матрицы ошибки фильтрации.

В качестве иллюстрации такой методики на рисунках ниже представлены серии фрагментов спутниковых изображений лесного массива в Чердаклинском районе Ульяновской области за период 2001-2017 гг. и разрез Милановского на берегу р. Волга в северной части г. Ульяновска за период 2013-2017 гг. (рисунок 1) При этом удобства восприятия и получения цветного изображения выполнено совмещение видимых спектральных диапазонов и наложение фрагмента сегментированного изображения и нормалей к контролируемому объекту. В первом случае количество обрабатываемых многозональных изображений составило 42 снимка, во втором 32 снимка. Минимальный временной интервал получения спутниковой информации – 14 дней.



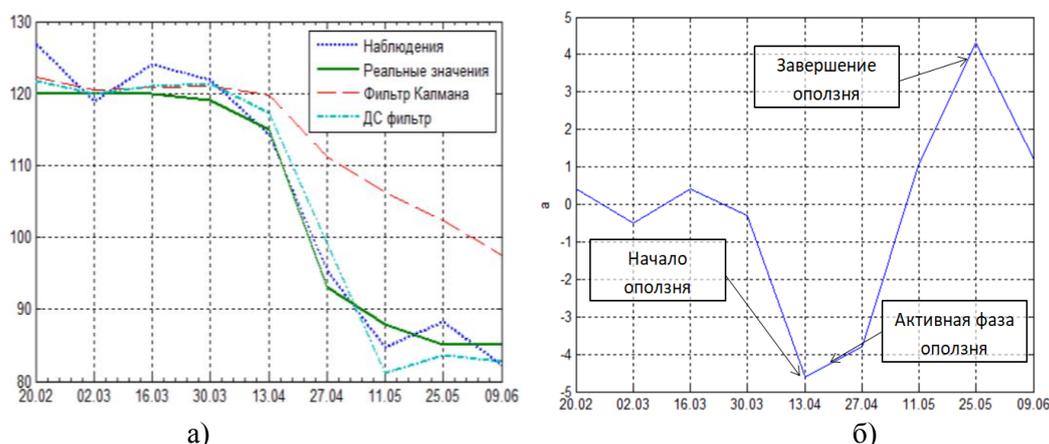
**Рисунок 1.** Фрагменты спутниковых изображений лесного массива и разреза Милановского результаты обработки этих изображений.

Указанные выше группы многозональных изображений были разделены на обучающую и тестовую выборки. Обучающие выборки использовались для уточнения параметров фильтрации, в частности для оценки параметров  $\gamma_{ax}$  и  $\sigma_{\xi}^2$ . Тестовая часть выборки была обработана тремя алгоритмами, позволяющими выполнять прогноз расстояний  $x_{ri}^{t+1}$  по предыдущим наблюдениям. Первый алгоритм (I) состоит в построении простого прогноза  $\hat{x}_{ri}^{t+1} = 2z_{ri}^t - z_{ri}^{t-1}$ . Второй алгоритм (II) предполагает построения экстраполированного прогноза  $\hat{x}_{Эri}^{t+1}$  по результатам линейной калмановской фильтрации наблюдений  $z_{ri}^t$ . Третий алгоритм (III) состоит в описанной выше ДС фильтрации совокупности наблюдений  $z_{ri}^t$  и построения вектора  $\bar{X}_{ЭEi}^{t+1}$ . Ниже представлены зависимости средних ошибок прогнозирования от вида объекта и времен съемки.

**Таблица 1.** Зависимости средних ошибок прогнозирования от вида объекта и времен съемки.

	Средняя ошибка алгоритма I	Средняя ошибка алгоритма II.	Средняя ошибка алгоритма III.
Снимок лесного массива. Октябрь 2014 г.	6.7 м.	2.7 м.	2.6 м.
Снимок лесного массива. Май 2015 г.	10.7 м.	3.9 м.	3.7 м.
Снимок лесного массива. Июнь 2016 г.	6.2 м.	3.6 м.	3.3 м.
Снимок разреза Милановского. Май 2014	7.1 м.	3.8 м.	3.6 м.
Снимок разреза Милановского. Май 2015	7.3 м.	3.9 м.	3.8 м.
Снимок разреза Милановского. Май 2016	6.9 м.	3.9 м.	3.7 м.
Снимок разреза Милановского. Апрель 2016 Начало оползневых процессов.	12.4 м.	8.9 м.	7.8 м.
Снимок разреза Милановского. Апрель 2016. Продолжение оползневых процессов.	30.7 м.	32.8 м.	12.6 м.
Снимок разреза Милановского. Май 2016 Прекращение оползневых процессов	20.3 м.	18.1 м.	17.3 м.
Снимок разреза Милановского. Май 2016	18.9 м.	11.8 м.	13.1 м.

В среднем ДС фильтр обеспечивает точность прогноза на 6% выше, чем в случае использования калмановского фильтра и на 58% выше, чем в случае простых линейных прогнозов. Это связано с возможностью оценивания ДС фильтром в том числе динамики изменения координат и скорости границ контролируемой области. При этом очень важно, что ДС фильтр позволяет быстрее отреагировать на резкое изменение скорости определяющих поведение объекта процессов. В качестве иллюстрации приведем поведение оценок расстояния от разреза до одной из контролируемых точек (рисунок 2а) и оценки параметра  $\hat{a}_i^t$  (рисунок 2б).



**Рисунок 2.** Зависимость результатов фильтрации от времени съемки.

Прямой анализ приведенных результатов в сравнении с данными объективного контроля (сплошная линия) свидетельствует о превосходстве ДС фильтра по точности фильтрации над обычным калмановским линейным фильтром. При этом наиболее характерно это превосходство проявляется в случае резкого изменения скорости протекания обрушения породы (и соответственно уменьшения расстояния между разрезом и контролируемой точкой). Это изменение соответствует существенному изменению оценки параметра  $\hat{a}^t$ , что позволяет только по характеру зависимости этой оценки от времени съемки судить о значительных изменениях в состоянии области разреза.

### 3. Заключение

Таким образом, в настоящей работе предложен алгоритм постобработки результатов тематического картографирования спутниковых изображений на основе дважды стохастической нелинейной фильтрации. Показано, что подобный подход превосходит по точности линейные аналоги и позволяет на своей основе формировать прогнозы состояния контролируемых объектов в предстоящие моменты времени.

### 4. Литература

- [1] Васильев, К.К. Оптимальная обработка сигналов в дискретном времени: учебное пособие / Васильев К.К. – Москва: Радиотехника, 2016. – 282 с.
- [2] Krasheninnikov, V. Multidimensional image models and processing / V. Krasheninnikov, K. Vasil'ev // Intelligent Systems Reference Library. – 2018. – Vol. 135. – P. 11-64.
- [3] Васильев, К.К. Представление и обработка спутниковых многозональных изображений / К.К. Васильев, В.Е. Дементьев. – Ульяновск: Издательство Ульяновского государственного технического университета, 2017. – 247 с.
- [4] Фурсов, В.А. Тематическая классификация гиперспектральных изображений по показателю сопряжённости / В.А. Фурсов, С.А. Бибиков, О.А. Байда // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 1. – С. 154-158.
- [5] Зимичев, Е.А. Пространственная классификация гиперспектральных изображений с использованием метода кластеризации k-means++ / Е.А. Зимичев, Н.Л. Казанский, П. Г. Серафимович // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 2. – С. 281-286.
- [6] Дементьев, В.Е. Применение сверточных нейронных сетей для тематического картографирования последовательностей спутниковых многозональных изображений / В.Е. Дементьев, Д.С. Кондратьев, А.Г. Френкель // Радиотехника. – 2018. – Т. 6. – С. 29-32.

### Благодарности

Результаты получены при поддержке грантов РФФИ №16-41-732027 и №18-47-730009.

## Application twice stochastic filters to estimate the dynamics of changes in the size of objects on satellite images sequences

V.E. Dementiev<sup>1</sup>, D.S. Kondratev<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Ulyanovsk State Technical University, Severny Venets street 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

**Abstract.** An important task in the processing of satellite material is its thematic mapping - division into identifiable areas containing pixels of the same type in their visual, correlation or texture characteristics. However, a necessary element of the remote sensing system is tools that allow you to perform a forecast of the state of certain objects and form recommendations for responsible persons. This work is aimed at the development of forecasting algorithms for the possibilities of various natural dangerous convergence and man-made objects. As examples of this kind, the possible consequences associated with the destruction of various infrastructures can be illustrated.