

ОБРАТНЫЕ ЗАДАЧИ ОПТИКИ АТМОСФЕРЫ И ОКЕАНА

УДК 551.521:535.651

К.Т. Протасов

ВОССТАНОВЛЕНИЕ УЧАСТКОВ ВИДЕОДАННЫХ, ЭКРАНИРОВАННЫХ ОБЛАКАМИ, В СТАТИСТИКЕ СПУТНИКОВЫХ НАБЛЮДЕНИЙ

Для восстановления участков аэрокосмических изображений подстилающей поверхности Земли, закрытой фрагментами облаков, имеющих высокую оптическую плотность, предложен алгоритм реконструкции экранированных участков видеоданных, основанный на статистическом подходе заполнения пропущенных компонент векторных наблюдений. Рассмотрены примеры восстановления видеоданных в условиях, когда имеется выборка изображений предшествующих наблюдений, полученная в условиях статистической однородности данных.

Общеизвестны затруднения, связанные с анализом аэрокосмической видеоинформации, полученной в условиях наблюдения, когда участки подстилающей поверхности Земли закрыты туманом или фрагментами облаков, имеющих высокую оптическую плотность. В этом случае применение стандартных подходов восстановления изображений с использованием, например, линейной модели, описывающей процесс переноса изображения через плотные рассеивающие среды и имеющей вид функционала свертки искомого изображения с функцией размытия точки, не позволяет получить сколько-нибудь удовлетворительные результаты.

Между тем в разделах математической статистики [1,2] развит аппарат восстановления пропущенных компонент и построения решающих правил статистического вывода при наблюдении векторных данных, когда в них имеются пропуски. Методы восстановления пропущенных значений основаны на использовании информации, закодированной в связях между компонентами вектора наблюдаемых данных, т.е. из контекста совместных связей, поэтому для решения указанной задачи широко используются подходы, основанные на оценивании неизвестных параметров статистических моделей [2].

Так, например, для целей восстановления дефектных строк растровых изображений и их «экономного» представления используются алгоритмы фильтрации [5]. Восстанавливающими свойствами обладают линейные модели описания данных в базисах линейно независимых функций, в простейшем случае это может быть тригонометрический базис Фурье, используемый для реставрации архивных фотографий [6].

Хотя с теоретической точки зрения выбор системы базисных функций не играет принципиальной роли для решения задачи восстановления пропущенных значений, однако, учитывая высокую размерность видеоданных и неустойчивость решения системы линейных уравнений, размерность которой определяется числом функций базисного пространства, становится понятным, что успех решения задачи целиком определяется аппроксимирующими свойствами выбранного базиса описывать наблюдаемый ансамбль изображений сравнительно небольшим числом базисных функций.

Рассмотрим в общем виде задачу восстановления фрагментов векторных полей, являющихся моделями многокомпонентных аэрокосмических изображений. Будем полагать, что случайное векторное центрированное относительно математического ожидания $\mu(\mathbf{u})$ поле $\xi(\mathbf{u}) = (\xi^1(\mathbf{u}), \dots, \xi^s(\mathbf{u}))^T$ векторного аргумента $\mathbf{u} = (u^1, \dots, u^v)^T$ (s, v – размерности векторной функции $\xi(\cdot)$ и векторного аргумента соответственно; T – знак транспонирования) представлено в области определения

$$D = \{\mathbf{u}: u_a^i \leq u^i \leq u_b^i, \quad i = 1, \dots, v\},$$

где $\{u_a^i\}$, $\{u_b^i\}$ – границы многомерного квадрата, совокупностью реализаций $\xi_1(\mathbf{u})$, ..., $\xi_N(\mathbf{u})$ объема N .

С учетом ограничений, накладываемых на поле, вводимых в [3, 4] и выполняемых для физически реализуемых полей, в пространстве реализаций процесса можно построить ортонормированный базис и векторное поле представить следующим образом:

$$\xi(\mathbf{u}) = \lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^k X^i \Phi_i(\mathbf{u}), \quad (1)$$

где предел понимается с учетом сходимости в среднеквадратическом смысле; $\{\Phi_i(\mathbf{u})\}_1^k$ – случайные векторные базисные функции векторного аргумента. Случайные коэффициенты $\{X^i\}_1^k$ определяются из условий минимума среднеквадратического отклонения

$$\varepsilon_k^2 = M \left\| \xi(\mathbf{u}) - \sum_{i=1}^k X^i \Phi_i(\mathbf{u}) \right\|^2, \quad (2)$$

где M – знак оператора математического ожидания; $\| \cdot \|$ – евклидова норма в пространстве наблюдений; k – число выбранных базисных функций. Если на базисные функции $\{\Phi_i(\mathbf{u})\}_1^k$ наложить условие ортонормированности

$$(\Phi_i, \Phi_j) = \int_D \Phi_i^T(\mathbf{u}) \Phi_j(\mathbf{u}) d^N \mathbf{u} = \delta_{ij}, \quad (3)$$

где δ_{ij} , $j = 1, \dots, k$ – символ Кронекера; $d^N \mathbf{u} = du^1 \times \dots \times du^N$, а (\cdot, \cdot) – знак скалярного произведения, то коэффициенты представления $\{X^i\}_1^k$, минимизирующие (2), будут иметь вид

$$X^i = (\xi, \Phi_i) = \int_D \xi^T(\mathbf{u}) \Phi_i(\mathbf{u}) d^N \mathbf{u}, \quad i = 1, \dots, k. \quad (4)$$

Теперь предположим, что очередная наблюдаемая реализация имеет «пропущенные» значения на некоторых связных подмножествах области D . Эти «пропущенные» значения порождены экранирующим влиянием разорванной облачности. Совокупность всех фрагментов области D , где значения реализации $\xi(\mathbf{u})$ не определены, обозначим через E , $E \subset D$.

Следует заметить, что среднеквадратическая ошибка ε_k^2 (2) представления этой некомплектной (если пользоваться статистической терминологией [1, 2]) реализации не определена, так как $\xi(\mathbf{u})$ имеет неизвестные значения в области $E \subset D$, в то время как базисные функции $\{\Phi_i(\mathbf{u})\}_1^k$ определены во всей области D .

Идея восстановления пропущенных значений заключается в том, чтобы каким-либо образом доопределить реализацию $\xi(\mathbf{u})$ на E и найти коэффициенты $\{X^i\}_1^k$, минимизирующие ε_k^2 . В связи со сказанным в области E неопределенные части реализации $\xi(\mathbf{u})$ доопределим линейной комбинацией некоторых (пока неизвестных) коэффициентов и базисных функций $\{\Phi_i(\mathbf{u})\}_1^k$. Неизвестные коэффициенты этих линейных комбинаций, естественно, выбрать теми же, что и в модели (1), другими словами, введем модифицированную реализацию следующего вида:

$$\zeta(\mathbf{u}) = \begin{cases} \xi(\mathbf{u}), & \mathbf{u} = D \setminus E, \\ \sum_{j=1}^k X^j \Phi_j(\mathbf{u}), & \mathbf{u} \in E, \end{cases} \quad (5)$$

и эта добавка $\sum_{j=1}^k X^j \Phi_j(\mathbf{u})$ к наблюдаемой реализации $\xi(\mathbf{u})$ для области экранирования E не увеличивает ошибку аппроксимации ε_k^2 , так как входит в обе части разности в выражении (2).

Запишем выражение (4) для коэффициентов представления, разделив область интегрирования D на непересекающиеся подобласть $D \setminus E$, в которой модифицированное наблюдение $\zeta(\mathbf{u})$

имеет вид истинного наблюдения $\xi(\mathbf{u})$, и подобласть E , где $\zeta(\mathbf{u})$ имеет вид аппроксимации $\sum_{j=1}^k X^j \Phi_j(\mathbf{u})$ восстанавливаемого поля на E , тогда выражение для коэффициентов X^j (4) будет иметь следующие составляющие:

$$X^i = \int_{DE} \xi^T(\mathbf{u}) \Phi_i(\mathbf{u}) d^N \mathbf{u} + \int_E \sum_{j=1}^k X^j \Phi_j^T(\mathbf{u}) \Phi_i(\mathbf{u}) d^N \mathbf{u}. \quad (6)$$

Введем обозначения

$$A = (a_{ji}), \quad a_{ji} = \int_E \Phi_j^T(\mathbf{u}) \Phi_i(\mathbf{u}) d^N \mathbf{u}, \quad (j, i = 1, \dots, k),$$

$$\mathbf{b} = (b^1 \dots b^k)^T, \quad b_i = \int_{DE} \xi^T(\mathbf{u}) \Phi_i(\mathbf{u}) d^N \mathbf{u}, \quad (i = 1, \dots, k),$$

$$\mathbf{x} = (X^1 \dots X^k)^T, \quad I = \text{diag}(1, \dots, 1) - \text{единичная } k \times k \text{ матрица.}$$

Тогда из выражения (6) получим уравнение для нахождения неизвестных компонент вектора \mathbf{x} , а именно

$$(I - A)\mathbf{x} = \mathbf{b}, \quad (7)$$

решая которое одним из известных методов, получим искомые коэффициенты $\{X^j\}_1^k$. Найденными коэффициентами можно воспользоваться для восстановления значений наблюдаемой реализации $\xi(\mathbf{u})$ с помощью модели (1) либо восстанавливая модифицированную реализацию в выражении (5) лишь на участках затенения.

Следует отметить, что базис $\{\Phi_i(\mathbf{u})\}_1^k$ ортонормированных функций был взят произвольно, однако качество аппроксимации и точность восстановления реализаций существенно возрастут, если в качестве такового будет выбран базис Карунена–Лоэва (КЛ), приспособленный для описания случайного процесса наилучшим образом в среднеквадратическом смысле и обеспечивающий при фиксированном числе k базисных функций минимум ошибки аппроксимации ϵ_k^2 [3,4] по сравнению с другими базисами.

Алгоритм построения такого базиса по выборке комплектных реализаций $\xi_1(\mathbf{u}), \dots, \xi_N(\mathbf{u})$ и других адаптивных базисов подробно изложен в [4]. Рассмотрим вопросы построения такого базиса, когда сами реализации $\xi_1(\mathbf{u}), \dots, \xi_N(\mathbf{u})$, используемые для построения базиса, имеют «пропущенные» значения в подобластях D , обозначаемых E_1, \dots, E_N соответственно.

На первом шаге выберем некоторый базис $\{\Psi_i(\mathbf{u})\}_1^k$ и, восстановив пропущенные значения реализаций, как это было описано выше, получим скорректированный набор изображений $\{\zeta_i^0(\mathbf{u})\}_1^N$, в которых пропущенные значения исходных видеоданных в $\xi_1(\mathbf{u}), \dots, \xi_N(\mathbf{u})$ на участках затенения облаками E_1, \dots, E_N доопределены модификациями (5). Имея в распоряжении восстановленные данные нулевого приближения $\{\zeta_i^0(\mathbf{u})\}_1^N$, можно построить базис КЛ $\{\Phi_i^1(\mathbf{u})\}_1^k$ первого приближения и в этом базисе решать задачу восстановления реализаций базисобразующей выборки с использованием модели (5).

Для исключения вырожденности матрицы A в (7), которая приводит к сингулярным решениям, следует использовать скользящий режим коррекции и построения базиса, заключающийся в том, что при восстановлении очередной i -й реализации $\xi_i(\mathbf{u})$ ее модифицированный аналог исключается из выборки $\{\zeta_i^0(\mathbf{u})\}_1^N$ и базис КЛ первого приближения $\{\Phi_i^1(\mathbf{u})\}_1^k$ строится по выборке $\zeta_i^0(\mathbf{u}), \dots, \zeta_{i-1}^0(\mathbf{u}), \zeta_{i+1}^0(\mathbf{u}), \dots, \zeta_N^0(\mathbf{u})$ объема $N - 1, i = 1, \dots, N$.

Восстановив таким образом каждое из изображений $\{\xi_i(\mathbf{u})\}_1^N$ и получив их модификации $\{z_i^1(\mathbf{u})\}$, на основе этих данных строим базис второго приближения $\{\Phi_i^2(\mathbf{u})\}_1^k$.

Продолжая этот итеративный процесс построения очередного базиса и восстановления реализаций, наконец, на некотором m -м шаге получим набор базисных функций $\{\Phi_i^m(\mathbf{u})\}_1^k$, с помощью которого уже окончательно скорректируем изображения $\{\xi_i(\mathbf{u})\}_1^N$, преобразуя их в набор $\{\zeta_i^m(\mathbf{u})\}_1^N$, причем среднеквадратическая ошибка аппроксимации составит

$$\varepsilon_k^2(m) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left| \left| \zeta_j^m(\mathbf{u}) - \sum X_j^i \Phi_i^m(\mathbf{u}) \right| \right|^2.$$

Критерием остановки этого процесса служит величина приращения ошибки на очередном шаге итерации, и если $\varepsilon_k(m-1) - \varepsilon_k(m) \leq \varepsilon$, где ε – априорно заданная величина, то коррекция базиса прекращается, полученный базис $\{\Phi_i^m(\mathbf{u})\}_1^k$ используется для восстановления вновь наблюдаемых видеоданных.

Сходимость в среднеквадратическом смысле описанной процедуры восстановления базиса и реализаций следует из сходимости монотонно убывающих ограниченных последовательностей.

Следует отметить, что для решения задачи восстановления участков видеоданных, скрытых облаками, для построения адаптивных базисов [4] естественно воспользоваться априорной информацией в следующем виде:

- ландшафтных карт отражательной способности местности, на основании которых можно генерировать модельные изображения подстилающей поверхности выбранного региона;
- статистики спутниковых изображений сверхвысокого разрешения СВЧ-диапазона, по которым можно синтезировать оптические изображения в масштабе наблюдаемых данных;
- выборки спутниковых изображений станции периодического обзора местности, полученных на этапах предшествующих наблюдений с учетом сезонной стационарности обстановки.

Последний вариант мы и приведем в качестве примера работы алгоритма. Будем рассматривать упрощенный вариант геометрии спутниковых наблюдений, не учитывающий тени облаков, боковой подсвет и высоту солнца и другие мешающие эффекты, считая, что их влияние в период накопления выборки данных не нарушает статистическую однородность наблюдений.

Для иллюстрации работы алгоритма восстановления участков видеоданных, затененных облаками, были сгенерированы линейно независимые реализации изображений. Основой для получения статистики изображений одного и того же участка подстилающей поверхности Земли были взяты три космических снимка спутника «Ресурс» следующих диапазонов длин волн: I канал – 0,5–0,6 мкм; II канал – 0,6–0,7 мкм; III канал – 0,8–0,9 мкм, оцифрованные на 256 уровней значений яркостей.

Фрагменты изображений 256×256 отсчетов, обозначаемые $\xi_1(x, y)$, $\xi_2(x, y)$, $\xi_3(x, y)$ по каждому диапазону, соответственно, служили исходной информацией для формирования статистики изображений. Очередное моделируемое изображение $\xi(x, y)$ выборочного ансамбля генерировалось с использованием линейной комбинации трех исходных изображений, а именно

$$\xi(x, y) = \alpha \xi_1(x, y) + \beta \xi_2(x, y) + \gamma \xi_3(x, y), \quad (9)$$

где α , β , γ задавались датчиком случайных чисел с равномерным распределением и последующей нормировкой, так что $\alpha + \beta + \gamma = 1$.

Для получения статистики линейно независимых изображений использовалось нелинейное преобразование и эквализации в (9). Таким образом, была получена выборка из 25 изображений, являющаяся моделью результатов спутниковых наблюдений станцией периодического обзора одного и того же участка подстилающей поверхности Земли из космоса.

В качестве моделей облаков были взяты фрагменты плоскости с границами в виде эллипсов со случайно варьируемыми параметрами расположения центров, ориентацией и размерами осей. Процент закрытия изображения этими облаками-экранами составил в среднем 10,5%. За критерий качества восстановления изображений был принят следующий квадратичный критерий интегрального типа:

$$\varepsilon = \sqrt{\int_D [\xi(x, y) - \hat{\xi}(x, y)]^2 dx dy / \int_D [\xi(x, y)]^2 dx dy} \cdot 100\%, \quad (10)$$

где $\xi(x, y)$ – исходное «чистое» (комплектное) изображение; $\hat{\xi}(x, y)$ – восстановленное изображение из $\xi_0(x, y)$; $\xi_0(x, y)$ – изображение $\xi(x, y)$ с «наложенными» облаками.

Первая серия экспериментов основана на использовании базиса КЛ, построенного по выборке из 12 комплектных изображений. Аппроксимационные свойства полученного базиса

КЛ характеризует спектр собственных значений, представленный на рис. 1, *а* (кривая 1), где λ определяет дисперсионный вклад каждой базисной функции, а на рис. 1, *б* (кривая 1) приведена ошибка аппроксимации ансамбля реализаций набором базисных функций.

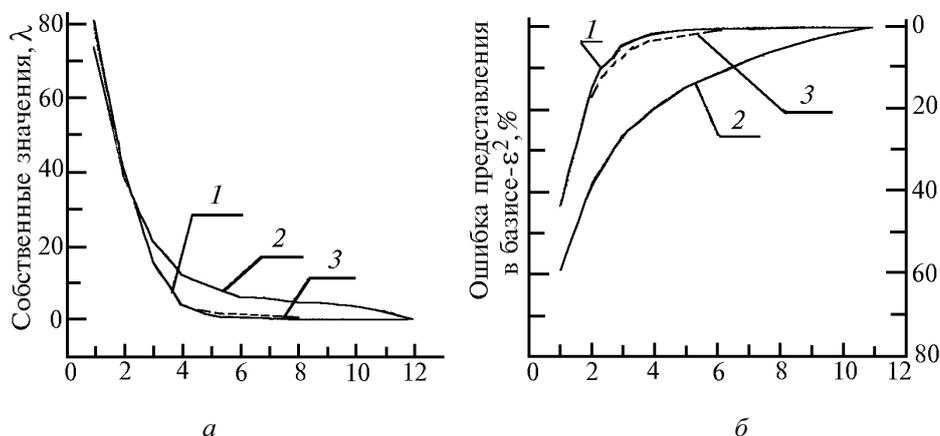


Рис. 1. Аппроксимирующие характеристики полученных базисов: *а* – спектры собственных значений, *б* – ошибка аппроксимации в базисе КЛ

Оцениваемое по выборке математическое ожидание и первые три базисные функции (имеющие вид изображений) базиса КЛ, полученные в этом эксперименте, иллюстрирует рис. 2, *а*.

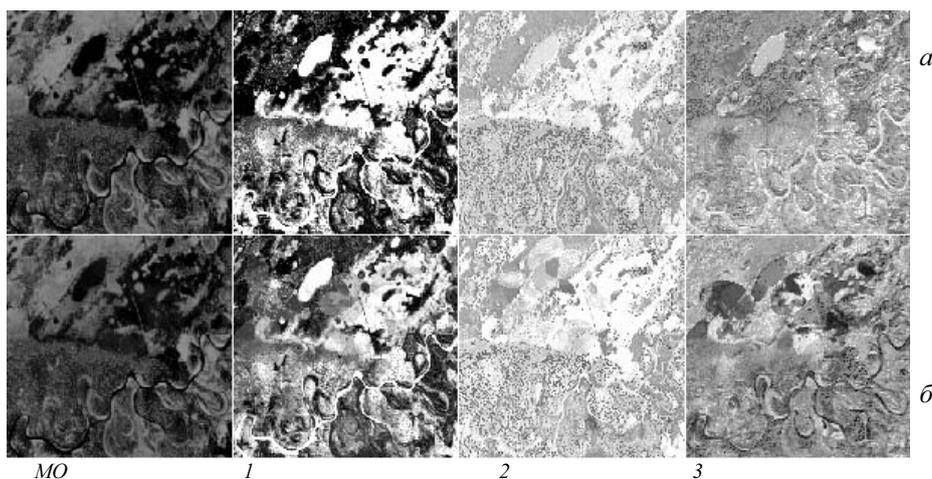


Рис. 2. Математическое ожидание (МО) и три первые базисные функции КЛ (1, 2, 3)

Затем с использованием построенного базиса решалась задача восстановления 10 изображений с фрагментами облаков. На рис. 3, *а* представлены четыре из этих изображений с облаками, а на рис. 3, *б* – их восстановленные варианты.

Качество восстановления изображений по отношению к исходным «чистым» изображениям, оцениваемое по критерию (10), в этом случае было равно $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (0,53 \pm 0,13)\%$, где $\mu[\]$ – математическое ожидание; $\sigma[\]$ – среднее квадратическое отклонение ошибки ε восстановления, оцениваемые по 10 изображениям.

Если в критерии (10) интегрирование вести лишь по области, непосредственно занимаемой облаками, то значение точности будет $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (1,6 \pm 0,45)\%$. В то же время отличие комплектных данных от изображения в виде математического ожидания, изображенного на рис. 2, *а*, составило $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (11,8 \pm 2,5)\%$. Если заменить средними значениями лишь облачные участки данных, то $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (12,1 \pm 1,5)\%$.

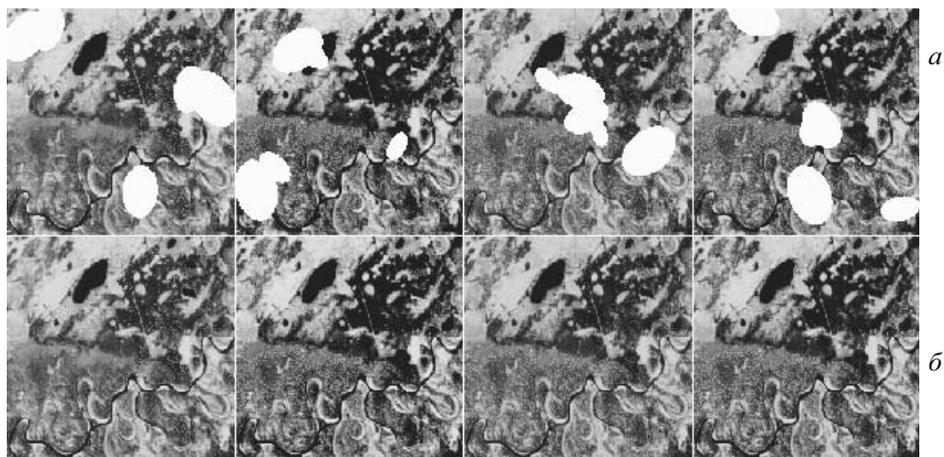


Рис. 3

Вторая серия экспериментов относится к случаю, когда базис КЛ восстанавливается по изображениям с облаками. На первом шаге итерационного процесса построения базиса закрытые облаками участки видеоданных, используемых для построения этого базиса, были заменены средними значениями яркостей, подсчитанными по пространству «открытых» участков соответствующих изображений.

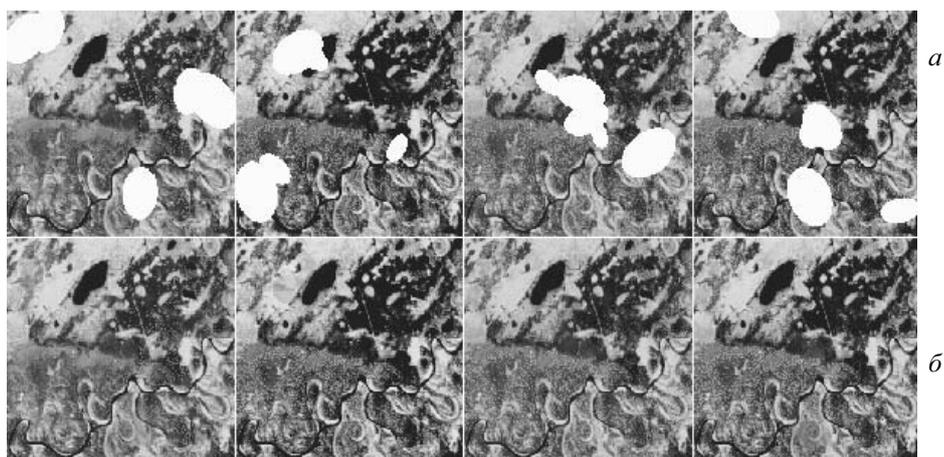


Рис. 4

Спектр собственных значений базиса первого приближения приведен на рис. 1, *a* (кривая 2), а качество аппроксимации ансамбля наблюдений в этом базисе – на рис. 1, *б* (кривая 2). Качество восстановления 10 изображений в данном случае было $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (2,1 \pm 0,6)\%$, а с учетом интегрирования в (10) по области облаков $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (6,5 \pm 2,0)\%$.

Оценочные математическое ожидание и первые три базисные функции этого варианта приведены на рис. 2, *б*, а четыре изображения с облаками и их восстановленные варианты – на рис. 4, *a* и *б* соответственно. Далее в режиме скользящего восстановления, когда очередное изображение из базисоформирующих данных восстанавливается в базисе первого приближения, были восстановлены все изображения, используемые для построения базиса.

После восстановления реализаций был построен базис КЛ второго приближения. Спектр собственных значений этого базиса приведен на рис. 1, *a* (кривая 3), а ошибка аппроксимации в этом базисе – на рис. 1, *б* (кривая 3); поведение кривых свидетельствует о возрастании роли первых базисных функций и собственных значений. Качество восстанавливаемых 10 изображений в этом случае возросло, и $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (0,96 \pm 0,36)\%$. Видоизмененный вышеупомянутый критерий качества при этом имел следующее значение: $\mu[\varepsilon] \pm \sigma[\varepsilon] = (2,97 \pm 1,1)\%$. Предва-

рительные эксперименты по восстановлению видеоданных свидетельствуют о высокой эффективности предлагаемого подхода.

В заключение автор выражает благодарность д.ф.-м.н. В.В. Белову за поддержку этой работы, а также с.н.с. Иститута экологии природных комплексов В.И Хамарину за любезно предоставленные видеоданные.

1. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных: Справ. изд. / С.А. Айвазян и др. М.: Финансы и статистика, 1983. 471 с.
2. Литтл Р. Дж. А., Рубин Д. Б. Статистический анализ данных с пропусками / Пер. с англ. М.: Финансы и статистика, 1990. 336 с.
3. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Т. 1. / Пер. с англ. М.: Сов. радио, 1972. 744 с.
4. Протасов К. Т. // Оптика атмосферы. 1990. Т. 3. N 1, С. 51 – 55.
5. Виттих В.А., Сергеев В.В., Сойфер В.А. Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований. М.: Наука, 1982. 214 с.
6. Морозов В.А., Поспелов В.В. Цифровая обработка сигналов: Тексты лекций / Под ред. О.Б. Арушаняна. М.: Из-во Моск. ун-та, 1986. 81 с.

Институт оптики атмосферы СО РАН,
г. Томск

Поступила в редакцию
2 июня 1995 г.

K. T. Protasov. Reconstruction of Videodata Fragments Shield by Clouds by the Method of Space Observation Statistics.

An algorithm, based on statistical completing of the missed components of vector observations, is proposed to reconstruct the fragments of aerospace images of the Earth' underlying surface shield by clouds of high optical density. The examples are presented of the videodata reconstructed in the case, when a sample of images of preobservations is in hand obtained under condition of the data statistical inhomogeneity.