

УДК 621.3:681.34

А.А. ЗЕЛЕНСКИЙ, С.К. АБРАМОВ, В.В. ЛУКИН

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина

ПРОБЛЕМЫ И МЕТОДЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ПОМЕХ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Анализируются известные методы оценивания характеристик помех на изображениях, основанные на определении моды закона распределения оценок локальной дисперсии, полученных в блоках по всему анализируемому изображению. Сформулированы основные проблемы и трудности, возникающие при автоматическом оценивании характеристик помех вслепую, в частности на текстурных изображениях и изображениях с эффектами насыщения. Перечислены основные факторы, влияющие на точность оценок. Намечены пути разрешения этих проблем. Приведены примеры применения разработанных методов и обсуждаются направления дальнейших исследований.

Ключевые слова: характеристики помех, изображения, автоматическое оценивание.

Введение

В настоящее время системы формирования изображений (СФИ) широко используются в самых разнообразных областях: радиолокации, дистанционном зондировании, картографировании, метеорологии, медицине, робототехнике, неразрушающем контроле, следящих и геоинформационных системах, повседневной жизни и т.д. Однако далеко не всегда качество формируемых изображений удовлетворяет конечных пользователей. Причины этого различны – недостаточная разрешающая способность СФИ, помехи и шумы в каналах распространения сигналов, в том числе обусловленные влиянием атмосферы, смаз или дефокусировка [1] и т.п. Причем именно помехи и шумы в каналах распространения, как отмечают большинство исследователей, во многих приложениях является основным фактором, снижающим качество формируемых изображений [2]. Именно с этим связан неослабевающий интерес исследователей к разработке эффективных методов обработки изображений, адаптивных к характеристикам помех [2, 3], что особенно важно при сжатии [4] и решении задач тематической обработки изображений – сегментации [5], обнаружении границ и распознавании объектов [2], интерпретации и классификации [6] и т.п. Естественно, что качественное решение задач адаптивной обработки изображений невозможно без решения задачи автоматического оценивания характеристик помех.

Часто предполагают, что тип и характеристики помех заранее известны. Для многих приложений это действительно так. Например, для систем с синтезированной апертурой (РСА) при известном количестве взглядов обычно полагают, что помехи являются мультипликативными с законом распределе-

ния, зависящим от количества взглядов [7]. Однако даже в этом сравнительно простом случае возможны отклонения характеристик помех на реальных изображениях от предсказанных теоретически [8].

Еще сложнее ситуация для изображений, формируемых другими типами систем и устройств. В частности, во многих фундаментальных работах и публикациях авторы полагают, что помехи на оптических изображениях являются гауссовыми с нулевым средним, стационарными и пространственно-некоррелированными [2]. Вместе с тем, некоторые из этих предположений справедливы далеко не всегда [9]. Имеются и такие изображения, для которых создание адекватных моделей помех продолжается до сих пор. Такими изображениями, в частности, являются данные гиперспектрального дистанционного зондирования (ДЗ) с авиационных и космических носителей [10]. Даже для изображений, получаемых современными цифровыми фотоаппаратами, с которыми многие имеют дело чуть ли не ежедневно, ситуация с типом помех также далеко не ясна.

Есть несколько основных причин, по которым сложно предсказать тип помех. Это, в первую очередь, наличие нескольких независимых источников помех, внутренних (связанных с самой СФИ) и внешних (связанных с атмосферой, условиями получения изображения и т.д.) [9, 10]. Но не менее сложно заранее предсказать статистические характеристики помех, хотя бы дисперсию, не говоря уже о получении точных оценок вида и других характеристик закона распределения. Даже для одной и той же СФИ, работающей в изменяющихся условиях (дальности до зондируемой сцены или объекта, условий освещенности, длины волны) характеристики помех на получаемых изображениях могут существенно варьироваться.

Естественно, при отсутствии каких-либо временных ограничений характеристики помех определенного типа изображений могут определяться квалифицированным оператором (экспертом) в интерактивном режиме с помощью комплекса тестов с использованием развитого специализированного программно-алгоритмического обеспечения (например, пакета ENVI). Однако все чаще возникают практические ситуации, когда временные рамки, отводимые не только на оценивание характеристик помех, но и на обработку (фильтрацию, сжатие, классификацию) изображений в целом, весьма ограничены. Примером может быть использование данных ДЗ для контроля катастроф и чрезвычайных ситуаций [11]. Кроме того, число каналов современных средств ДЗ имеет порядок сотен и даже может превышать тысячу [12, 13], причем потенциально можно формировать десятки и сотни таких изображений в сутки [14]. Наконец, есть практические ситуации, например, первичная обработка данных ДЗ на борту космических аппаратов, когда привлечение человека для обработки в интерактивном режиме невозможно в принципе.

Таким образом, становится очевидной актуальность разработки высокоэффективных методов и средств автоматического определения типа и характеристик помех. Такую обработку чаще всего называют обработкой вслепую (в англоязычной литературе используется термин *blind processing*) [15]. Причем решение этой задачи может проводиться в два этапа. Сначала можно определить тип помех (помехи на изображении относят к определенному классу [16, 17]), а затем уже определить характеристики помех для данного класса. Такой подход несколько упрощает задачу оценивания характеристик помех, если предположить, что определение типа помех выполнено правильно. Тем не менее, задача автоматического определения характеристик заданного типа помех является сложной и сама по себе.

Постановка задачи исследования

Цель статьи – проанализировать существующие подходы и методы решения задачи автоматического определения типа и характеристик помех вслепую, исследовать точностные характеристики, достоинства и недостатки этих методов, сформулировать требования к их основным показателям и указать принципиальные проблемы на пути развития и совершенствования существующих групп методов.

1. Требования к методам автоматического определения характеристик помех

Будем исходить из того, что тип помех определен правильно. В частности, одна из наиболее со-

временных и функционально мощных систем автоматического определения типа помех [16], разработанная и успешно протестированная [18] нашими французскими коллегами из университета г. Ренн, позволяет распознавать 12 ситуаций: аддитивный, мультипликативный, импульсный шум, смаз и их разнообразные комбинации. На настоящий момент система еще далека от совершенства и желательна ее доработка, например в плане обеспечения возможности идентификации сигнально-зависимых помех (Пуассоновского шума или шума зернистости). Тем не менее, даже 12 распознаваемых ситуаций – достаточно широкое поле деятельности для рассмотрения соответствующих методов последующего определения характеристик помех и искажений.

Сформулируем сначала требования к определению дисперсии помех как основного статистического параметра аддитивных и мультипликативных помех. Это прежде всего:

- 1) обеспечение несмещенности или, по крайней мере, приемлемо малой смещенности оценок (в частности, давать оценку, близкую к нулю, для изображений без помех, например, синтезированных);
- 2) обеспечение дисперсии оценки дисперсии помех, близкой к потенциально достижимой;
- 3) обеспечение возможности применения для широкого диапазона изменения дисперсии помех;
- 4) обеспечение возможности применения к любым изображениям независимо от их свойств (процентного содержания локально однородных и неоднородных участков), причем как для пространственно-некоррелированных, так и коррелированных помех с неизвестными пространственно-корреляционными свойствами;
- 5) обеспечение приемлемой вычислительной сложности алгоритма или времени, необходимого на получение оценки.

Требования 1) и 2) относятся к точности методов, остальные характеризуют их робастность и практическую применимость. Точность оценок дисперсии аддитивных помех $\hat{\sigma}_n^2$ или оценок относительной дисперсии мультипликативных помех $\hat{\sigma}_\mu^2$ можно характеризовать различными показателями. Прежде всего, это смещенности $\Delta_n = \langle \hat{\sigma}_n^2 - \sigma_{n\text{тр}}^2 \rangle$ и $\Delta_\mu = \langle \hat{\sigma}_\mu^2 - \sigma_{\mu\text{тр}}^2 \rangle$, где $\sigma_{n\text{тр}}^2$ и $\sigma_{\mu\text{тр}}^2$ – истинные значения дисперсий аддитивных и мультипликативных помех, $\langle \cdot \rangle$ означает усреднение по ансамблю реализаций помех. Следовательно, смещенности, а также другие приводимые ниже показатели точности могут быть определены путем численного моделирования, при котором имеется исходное (незашумлен-

ное) изображение, к нему добавляются помехи заданного вида с известными дисперсиями $\sigma_{n\text{tr}}^2$ или $\sigma_{\mu\text{tr}}^2$, затем применяют исследуемый метод автоматического определения дисперсии помех и рассчитывают показатели точности.

Кроме смещенностей, аналогично получают дисперсии оценок дисперсии $\theta_n^2 = \left\langle \left(\hat{\sigma}_n^2 - \langle \hat{\sigma}_n^2 \rangle \right)^2 \right\rangle$ и $\theta_\mu^2 = \left\langle \left(\hat{\sigma}_\mu^2 - \langle \hat{\sigma}_\mu^2 \rangle \right)^2 \right\rangle$; приведенные ошибки $\delta_n^2 = \Delta_n^2 + \theta_n^2$ и $\delta_\mu^2 = \Delta_\mu^2 + \theta_\mu^2$; относительные погрешности $\varepsilon_n = \delta_n / \sigma_{n\text{tr}}^2$ и $\varepsilon_\mu = \delta_\mu / \sigma_{\mu\text{tr}}^2$.

Теоретический предел определения дисперсии аддитивных помех зависит от их плотности распределения вероятности (ПРВ) и размера изображения, выражаемого общим числом пикселей N_{im} , а также от вида двумерной корреляционной функции помех [18]. При гауссовых пространственно некоррелированных помехах предельное значение $\varepsilon_n = \sqrt{2 / N_{\text{im}}}$. Следовательно, при анализе изображений малого размера или при попытках оценить характеристики помех путем анализа небольших фрагментов больших изображений не следует ожидать высокой точности получаемых оценок. В связи с этим возникает еще один вопрос – какую точность можно считать приемлемой на практике? Ответы на него были даны в наших работах [19, 20], подготовленных в соавторстве с коллегами из Финляндии (Технологический университет г. Тампере). В частности, было показано, что как при фильтрации изображений, так и при обнаружении границ и мало-размерных объектов с использованием оценок дисперсии помех вместо их истинных значений оценки, лежащие в пределах:

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_n^2 &\in \left[0, 9\sigma_{n\text{tr}}^2; 1, 2\sigma_{n\text{tr}}^2 \right]; \\ \hat{\sigma}_\mu^2 &\in \left[0, 9\sigma_{\mu\text{tr}}^2; 1, 2\sigma_{\mu\text{tr}}^2 \right] \end{aligned} \quad (1)$$

обеспечивают незначительные отличия в эффективности обработки. Следовательно, предполагая гауссов закон распределения оценок дисперсии помех при условии их несмещенности, на практике необходимо обеспечить значения ε_n и ε_μ порядка 0,04. Очевидно, что при $N_{\text{im}} < 1200$ это требование является невыполнимым даже теоретически. Кроме того, значения $\Delta_n / \sigma_{n\text{tr}}^2$ и $\Delta_\mu / \sigma_{\mu\text{tr}}^2$ могут быть ненулевыми, но в любом случае они должны иметь порядок сотых. Как будет показано ниже, эти условия являются достаточно жесткими и их удастся выпол-

нить далеко не всегда даже для наиболее эффективных из существующих на данный момент методов автоматического определения дисперсии помех.

2. Обзор известных методов автоматического оценивания дисперсии помех

Многими исследователями отмечалось [19 – 23], что информационная составляющая изображений в любом случае оказывает негативное влияние на точность оценивания дисперсии помех. Действительно, если бы для анализируемого изображения удалось хорошо разделить информационную составляющую и помехи, то задача оценивания характеристик помех существенно бы облегчилась, а задача фильтрации вообще была бы фактически решена. Но статистические и пространственно-корреляционные (спектральные) свойства информационной составляющей и помех не настолько существенно различаются между собой, чтобы это было легко сделать. Поэтому фактически все методы основаны на попытках тем или иным способом использовать предполагаемые различия в глобальных (для всего изображения) или локальных статистических или пространственно-спектральных свойствах информационной составляющей и помех, чтобы решить задачу оценивания характеристик помех.

Здесь необходимо отметить, что в последнее время наметился подход к совместному оцениванию параметров изображений и помех методом максимального правдоподобия [24, 25], который обеспечивает более высокую точность, чем квазиоптимальные и эмпирические методы [19 – 23, 26 – 30], но требует больших вычислительных затрат и, соответственно, обладает низким быстродействием. Есть основания надеяться, что направление исследований [24, 25], выполняемых доцентом нашего факультета М.Л. Уссом, приведет к разработке квазиоптимальных методов оценивания с существенно более высоким быстродействием.

Упомянутые различия свойств информационной составляющей и помех имеют место как в пространственной области (в исходном изображении), так и в спектральной (в области глобальных или локальных спектров, полученных с использованием тех или иных ортогональных преобразований). Поэтому сначала остановимся на группе наибольшей по количеству предложенных на данный момент методов оценивания дисперсии помех в пространственной области [8, 18, 21, 23, 26 – 30]. Как видно из дат и названий этих публикаций, интерес к автоматическому оцениванию возник во второй половине 90-х годов прошлого столетия и, в основном, применительно к радиолокационным изображениям.

Базовая идея этих методов состоит в том, что на подавляющем большинстве изображений есть однородные участки, для которых локальные оценки дисперсии

$$\hat{\sigma}_{n \text{ lock}}^2 = \frac{1}{|G_k| - 1} \sum_{i,j \in G_k} (I_{ij}^n - \bar{I}_{\text{lock}})^2, \quad k = 1, \dots, K_{\text{бл}}; \quad (2)$$

$$\hat{\sigma}_{\mu \text{ lock}}^2 = \frac{1}{|G_k| - 1} \sum_{i,j \in G_k} (I_{ij}^n - \bar{I}_{\text{lock}})^2 / \bar{I}_{\text{lock}}^2, \quad (3)$$

являются нормальными, то есть достаточно близкими к истинным значениям. Здесь I_{ij}^n – ij -й отсчет зашумленного изображения; \bar{I}_k – локальное среднее для k -го участка; G_k определяет набор пикселей, принадлежащих k -му локальному участку; $|G_k|$ – его площадь, выраженная числом пикселей; $K_{\text{бл}}$ – общее количество блоков на изображении.

Далее задачи состоят в том, чтобы либо каким-то образом автоматически найти на анализируемом изображении такие участки, либо «отделить» нормальные оценки, получаемые на однородных участках, от аномальных, получаемых на неоднородных участках, либо минимизировать влияние аномальных оценок дисперсии на конечную оценку.

Для решения этих задач предложены различные подходы, большинство из них в той или иной степени связаны с робастным оцениванием [31, 32]: использованием устойчивого вписывания модельных кривых [9, 28, 29] или применением устойчивых оценок [26, 27, 30, 33 – 35]. Для пояснения приведем два примера. На рис. 1 показана скаттерограмма оценок

$$\hat{\sigma}_{\text{lock}}^2 = \frac{1}{|G_k| - 1} \sum_{i,j \in G_k} (I_{ij}^n - \bar{I}_{\text{lock}})^2$$

(отложены по вертикальной оси) в зависимости от значения \bar{I}_{lock}^2 (по горизонтальной оси) для случая мультипликативных помех. Здесь необходимо отметить, что на практике в связи со сложностью выявления однородных участков при априорно неизвестной дисперсии помех используют участки (блоки) фиксированного размера $N_{\text{бл}}$ (5×5 , 7×7 , 9×9), общее количество которых $K_{\text{бл}}$ зависит от размера изображения и того, используются ли перекрывающиеся или неперекрывающиеся блоки. Нормальные оценки формируют кластеры, через центры которых необходимо вписать модельную кривую (в данном случае прямую, проходящую через начало координат, тангенс угла наклона которой является оценкой $\hat{\sigma}_{\mu}^2$). Аномальные локальные оценки расположены случайным образом далеко от центров кластеров.

На рис. 2 приведена гистограмма локальных оценок для изображения, искаженного аддитивными

помехами с дисперсией $\sigma_n^2 = 10$. Нормальные оценки формируют моду распределения, координата которой может служить оценкой $\hat{\sigma}_{\mu}^2$, а аномальные оценки формируют длинный правосторонний хвост распределения. Таким образом, для получения оценок $\hat{\sigma}_{\mu}^2$ должны использоваться методы определения координаты моды таких распределений, что для теории робастного оценивания параметров сдвига распределений не является типичной задачей (более характерной является задача определения параметра сдвига распределений, симметричных относительно математического ожидания или центра распределения для ПРВ с тяжелыми хвостами [36]).

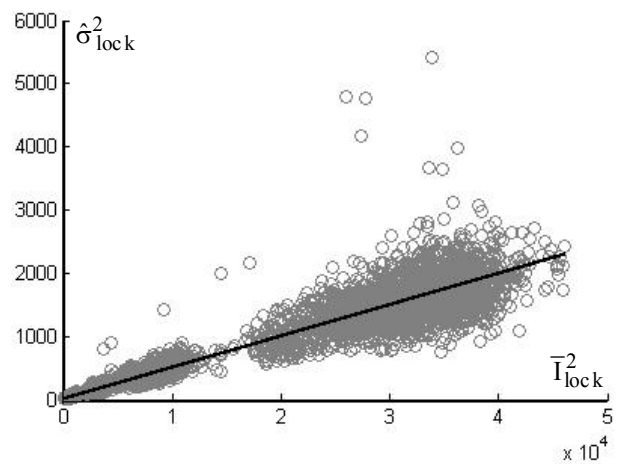


Рис. 1. Скаттерограмма локальных оценок ($N_{\text{бл}}=7 \times 7$) для мультипликативных помех и прямая, вписанная робастным способом, тангенс угла наклона которой определяет относительную дисперсию помех

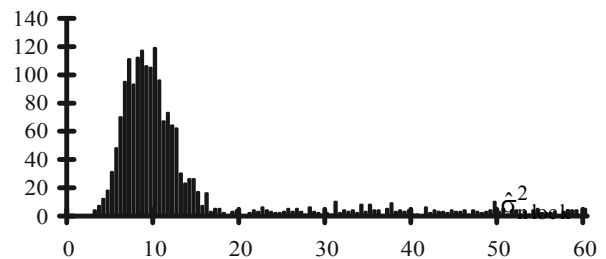


Рис. 2. Фрагмент гистограммы локальных оценок $\hat{\sigma}_{n \text{ lock}}^2$ ($N_{\text{бл}}=5 \times 5$) для аддитивных помех ($\sigma_n^2 = 10$)

К настоящему времени разработаны эффективные методы повышения точности оценивания координаты моды распределения локальных оценок. Они основываются на использовании мириадной оценки с адаптивно выбираемым параметром $K_{\text{муд}}$ [27], применении бутстреппирования [33], интерквантильных расстояний [34, 35], выбора размера блока (7×7 или 9×9 [35]) с целью обеспечения слабой за-

висимости точности оценивания от пространственно-корреляционных свойств помех, использовании предварительной сегментации изображений с целью устранения значительной части аномальных оценок локальной дисперсии [18, 35]. При этом методы на основе бутстреппирования [33] и интерквантильных расстояний [34, 35] позволяют оценить относительное количество нормальных оценок локальной дисперсии $p = K_{\hat{\sigma}_n^2} / K_{\hat{\sigma}_n^2}$ и определить благодаря этому, является ли данное изображение текстурным или нет (для текстурных изображений значение $p < 0,2$). Особенностью предложенной нашими французскими коллегами предварительной сегментации [37] является то, что метод работоспособен при отсутствии априорной информации о типе и характеристиках помех, что делает его привлекательным именно для рассматриваемого приложения.

Для большинства изображений наиболее развитый метод [35] при стандартном 8-битном представлении и характерных дисперсиях σ_n^2 порядка 50...200 или $\sigma_\mu^2 > 0,005$ обеспечивает приемлемую точность оценивания, если $p \geq 0,2$ и изображение содержит десятки тысяч пикселей. Общие закономерности состоят в следующем [35]:

1) точность, которую будем характеризовать наиболее общими показателями ε_n или ε_μ , повышается при увеличении p , N_{im} и $K_{\hat{\sigma}_n^2}$; первые два параметра не зависят от пользователя, а $K_{\hat{\sigma}_n^2}$ может быть увеличен благодаря использованию перекрывающихся блоков, если позволяют временные ограничения;

2) для изображений с N_{im} порядка сотен тысяч пикселей большой вклад в $\delta_n^2 = \Delta_n^2 + \theta_n^2$ и $\delta_\mu^2 = \Delta_\mu^2 + \theta_\mu^2$ вносят первые слагаемые, поэтому относительные погрешности ε_n и ε_μ определяются, прежде всего, смещенностью оценок; следовательно, основное внимание необходимо уделять уменьшению абсолютных значений смещенности;

3) смещенности, как правило, являются положительными, то есть оценки дисперсии оказываются завышенными; это вызвано влиянием информационной составляющей обрабатываемых изображений;

4) чем меньше значения σ_n^2 или σ_μ^2 , тем ниже точность их оценивания (больше значения ε_n или ε_μ соответственно), что также обусловлено более высоким негативным влиянием информационной составляющей изображений;

5) для тестовых незашумленных изображений, которые в мировой практике тестирования и срав-

нительного анализа эффективности обработки используются в качестве эталонов (Lena, Barbara, Peppers, Goldhill, Boat, Baboon), получаемые оценки $\hat{\sigma}_n^2$ имеют порядок от 3 до 10 (за исключением тестового изображения Baboon, для которого оценка $\hat{\sigma}_n^2$ равна 25), что одновременно свидетельствует о присутствии небольшого шума на этих тестовых изображениях, отсутствии на них идеально однородных участков и принципиальных ограничениях точности методов автоматического оценивания характеристик помех в пространственной области при малом уровне помех, особенно для текстурных изображений.

Вторая группа методов оценивает дисперсию помех путем обработки данных в спектральной области, причем могут использоваться как дискретное косинусное преобразование (ДКП) [38, 39], так и дискретное вейвлетное преобразование (ДВП) [22]. Предположение, на котором базируется эта группа методов, заключается в следующем – после выполнения ортогонального преобразования информационная составляющая сосредоточена, в основном, в «низкочастотных» компонентах спектра, а шум «растекается» по всем компонентам спектра. Тогда путем анализа амплитуд «высокочастотных» компонент, в частности, части наименьших из них, можно получить достаточно точные оценки $\hat{\sigma}_n^2$, поскольку статистика амплитуд этих компонент в основном связана с дисперсией помех [40].

Достоинства этих методов состоят в том, что они обеспечивают более точное оценивание дисперсии помех для текстурных изображений и при малых значениях σ_n^2 . Недостатки же заключаются в следующем:

1) методы работоспособны лишь при пространственно-некоррелированных помехах; если же помехи оказываются пространственно-коррелированными, то значения ε_n могут достигать 0,7 [35], что недопустимо;

2) в принципе, при определенных условиях (использовании гомоморфных преобразований логарифмического вида и значениях $\sigma_\mu^2 < 0,03$) методы применимы и для оценивания дисперсии мультипликативных помех; но на практике не всегда можно гарантировать, что $\sigma_\mu^2 < 0,03$, поэтому не приходится говорить о достаточной универсальности этого подхода.

Таким образом, даже для относительно простых помеховых ситуаций (чисто аддитивных и чисто мультипликативных помех) существуют определенные ограничения точности и применимости известных методов автоматического оценивания помех. Рассмотрим специфические практические си-

туации, для которых точность этих методов оказывается неприемлемой. Кроме того, проанализируем более сложные помеховые ситуации и возникающие для них проблемы.

3. Перспективные направления исследований и проблемы автоматического оценивания характеристик помех

Очевидно, что оценки $\hat{\sigma}_n^2$ для группы методов автоматического оценивания в пространственной области могут существенно отличаться от σ_n^2 , если не выполняются предположения, положенные в основу этих методов. Приведем примеры изображений, для которых $\hat{\sigma}_n^2$ и σ_n^2 могут отличаться в разы даже при σ_n^2 порядка десятков. На рис. 3 приведено цветное тестовое изображение из базы изображений фирмы Кодак, которое также использовалось при создании базы искаженных изображений TID2008 [45]. В каждой из цветовых компонент изображения на рис. 3 значения дисперсий сгенерированных пространственно-некоррелированных помех $\sigma_n^2 = 65$. При этом полученные методом [34] оценки дисперсии равны 185, 253 и 223 соответственно для красной, зеленой и синей компонент. Визуальный анализ этого изображения показывает, что оно является текстурным и для него практически отсутствуют участки, которые можно было бы считать однородными. На рис. 4 для зеленой компоненты приведена гистограмма локальных оценок, полученная в блоках 5×5 пикселей.

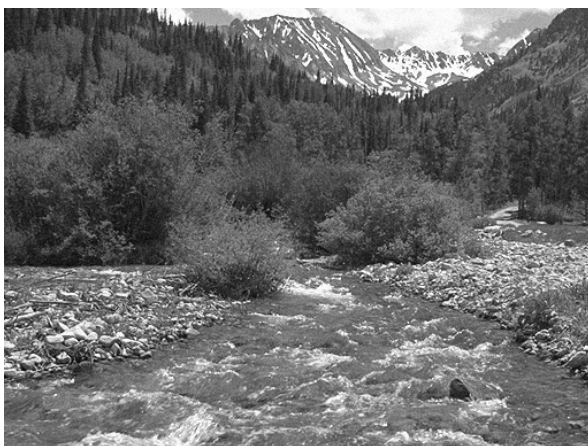


Рис. 3. Тестовое изображение, зашумленное пространственно-некоррелированным гауссовским шумом с дисперсией $\sigma_n^2 = 65$

Координата максимума этой гистограммы примерно равна 210, то есть сам алгоритм оценивания

работает правильно, но не выполняется заложенное в основу подхода предположение о том, что именно нормальные оценки дисперсии формируют его моду. Пример другого изображения, для которого методами автоматического оценивания в пространственной области не удастся получить достоверные оценки $\hat{\sigma}_n^2$, показан на рис. 5. Это изображение также является текстурным. Для обоих приведенных примеров имеет место соотношение $\hat{\sigma}_n^2 \gg \sigma_n^2$. Поэтому желательной является разработка методов, которые бы позволили автоматически выявить такие текстурные изображения до применения к ним методов автоматического оценивания дисперсии помех. Если это удастся, то появится возможность применения тех методов, которые менее чувствительны к текстурности изображения.

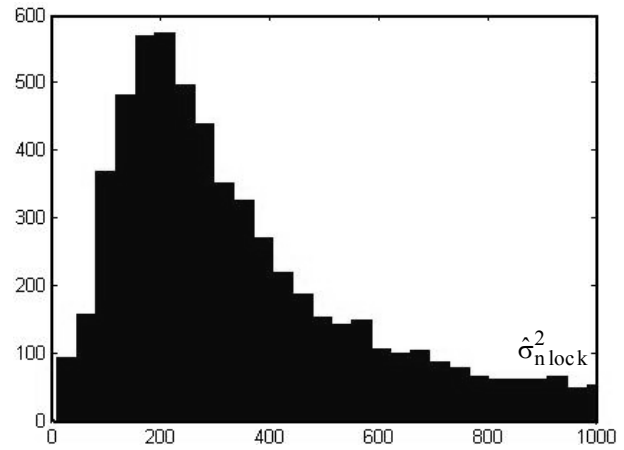


Рис. 4. Фрагмент гистограммы локальных оценок дисперсии в блоках $N_{bl}=5 \times 5$ для зеленой компоненты изображения на рис. 3



Рис. 5. Пример текстурного изображения

Приведенные на рис. 3 и 5 изображения являются не единственным типом изображений, для которых методы автоматического оценивания дисперсии помех в пространственной области дают существенно искаженные оценки. Получаемые оценки $\hat{\sigma}_n^2$ могут быть и заметно меньше истинных значений дисперсии помех. Одно из изображений (из тех же баз фирмы Кодак и TID2008) приведено на рис. 6. Для дисперсии $\sigma_n^2 = 65$ пространственно-некоррелированных помех полученные методом [34] оценки дисперсии равны 20, 21 и 68 соответственно для красной, зеленой и синей компонент.



Рис. 6. Тестовое изображение с эффектом насыщения (клиппирования)

Очевидно, что оценки для красной и зеленой компонент являются неточными (заниженными). Причина состоит в следующем. В верхней части этого изображения есть большой квазиоднородный участок, соответствующий небу. Для этого участка средние значения пикселей в красной и зеленой компонентах исходного цветного изображений $\{I_{ij}^r, i=1, \dots, I; j=1, \dots, J\}$ одинаковы и равны 251,8. При генерировании помех $\{n_{ij}, i=1, \dots, I, j=1, \dots, J\}$ с $\sigma_n^2 = 65$ в результате формирования зашумленного изображения $\{I_{ij}^n = I_{ij}^r + n_{ij}, i=1, \dots, I, j=1, \dots, J\}$ существенная часть значений I_{ij}^n оказываются больше 255, предельного значения при 8-битном представлении данных. Если $I_{ij}^n > 255$, то в формируемом изображении происходит присвоение $I_{ij}^n = 255$ с целью сохранения зашумленных изображений в стандартном формате (bmp). В результате реальная дисперсия помех для указанных участков оказывается меньше 65, причем вследствие значительного числа блоков, лежащих на этих участках, соответст-

вующие локальные оценки формируют моду распределения (см. гистограмму на рис. 7). Таким образом, собственно алгоритм оценивания работает корректно, но вновь выполняются не все основные предположения, лежащие в основе метода. Отметим, что описанные выше эффекты «насыщения» или «клиппирования» имеют место и в практике работы цифровых фотоаппаратов и других СФИ при неправильном выборе динамического диапазона представления данных. Поэтому специальной задачей является выявление изображений, для которых имеют место эффекты «клиппирования» до выполнения автоматического оценивания дисперсии и принятие соответствующих мер для устранения влияния этих эффектов на конечный результат [34].

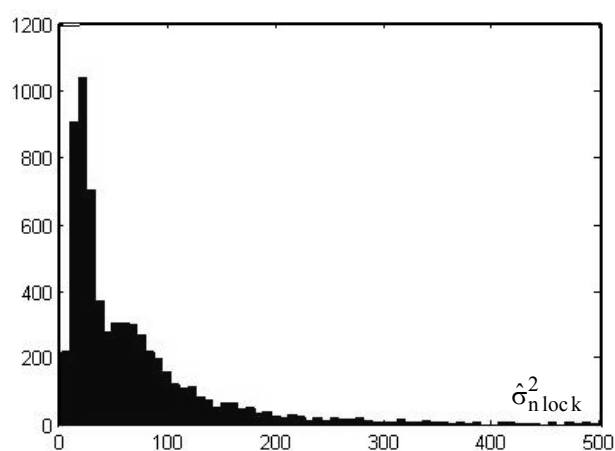


Рис. 7. Гистограмма локальных оценок дисперсии в блоках $N_{bl}=5 \times 5$ для зеленой компоненты изображения на рис. 6

Кроме указанных выше частных задач, есть и более важные задачи проблемного характера. Прежде всего, это оценивание не только дисперсии помех, но и других статистических и пространственно-корреляционных характеристик. Большой объем информации о ПРВ помех, а также получение точных оценок двумерной автокорреляционной функции помех безусловно могут способствовать повышению эффективности обработки изображений. Понятно, что для решения этих задач желательно выделять однородные участки изображений, знать тип помех и иметь «хорошие» оценки его дисперсии. В этом плане перспективными представляются исследования, начальные результаты которых изложены в работах [42, 43].

Еще одной проблемой является автоматическое оценивание вероятности появления импульсных помех P_{imp} . Априорное знание P_{imp} позволяет выбрать соответствующие параметры фильтров для их устранения [44]. Если же помехи являются смешанными, то есть, например, присутствуют и аддитив-

ный, и импульсный шум, то должны использоваться устойчивые методы оценивания дисперсии аддитивных помех [44]. Случай автоматического оценивания P_{imp} и дисперсии аддитивных помех к настоящему времени рассмотрен недостаточно.

При одновременном воздействии мультипликативных и аддитивных помех можно применять автоматическое оценивание их характеристики на основе устойчивого вписывания прямых, не проходящих через начало координат [43] (см. пример на рис. 8). Однако для этих методов также нерешенным остается ряд задач – как учесть различный размер кластеров и точности получаемых для них оценок, существуют ли изображения, для которых метод неприменим и т.д. Наконец, развитием этого подхода может быть оценивание зависимости (в общем случае нелинейной) локальной дисперсии от локального среднего, что необходимо для определения характеристик сигнально-зависимых помех.

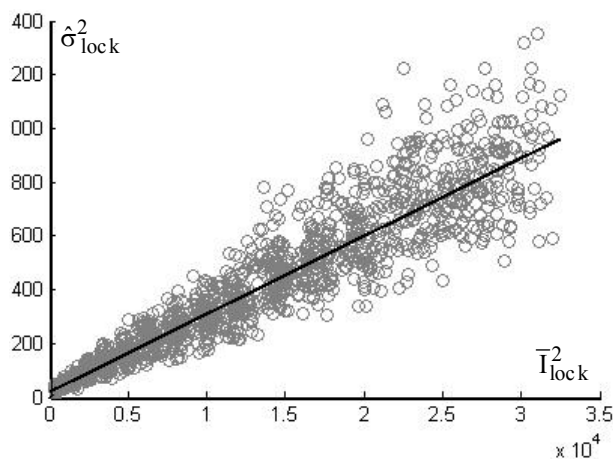


Рис. 8. Пример вписывания прямой по scatterграмме локальных оценок дисперсии при воздействии аддитивного и мультипликативного шума

Заключение

Приведенный выше обзор результатов исследований методов автоматического оценивания характеристик помех показывает, что для ряда достаточно простых ситуаций возможно получение оценок с приемлемой точностью. Вместе с тем, даже для таких ситуаций существуют изображения, для которых получаемые оценки значительно отличаются от истинных значений параметров помех. Для более сложных помеховых ситуаций (смешанных помех, негауссовых распределений, коррелированного шума) имеются лишь первичные проработки, которые, с одной стороны, свидетельствуют о потенциальной возможности автоматического оценивания характеристик помех, а, с другой стороны,

указывают на широкий спектр направлений дальнейших исследований.

Литература

1. *Digital Image Restoration (Springer Series in Information Sciences, Vol. 23)*; ed. by A.K. Katsaggelos. – Berlin: Springer-Verlag, 1991. – 243 p.
2. *Plataniotis K.N. Color Image Processing and Applications / K.N. Plataniotis, A.N. Venetsanopoulos.* – New York: Springer-Verlag, 2000. – 355 p.
3. *Nonlinear Signal and Image Processing: Theory, Methods, and Applications (Electrical Engineering & Applied Signal Processing Series)*; ed. by K. Barner and G. Arce. – Boca Raton: CRC Press, 2003. – 560 p.
4. *Al-Shaykh O.K. Lossy Compression of Noisy Images / O.K. Al-Shaykh, R.M. Mersereau // IEEE Transactions on Image Processing.* – 1998. – Vol. 7, No. 12. – P. 1641-1652.
5. *Zhang Y.J. Image Segmentation / Y.J. Zhang.* – Marrickville (Australia): Science Press, 2001. – 320 p.
6. *Hoffman R. Interpreting Remote Sensing Imagery: Human Factors / R. Hoffman, A. Markman.* – Boca Raton: CRC Press, 2001. – 304 p.
7. *Improved Sigma Filter for Speckle Filtering of SAR Imagery / J.-S. Lee, J.-H. Wen, T.L. Ainsworth, K.-S. Chen, A.J. Chen // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* – 2009. – Vol. 47, No. 1. – P. 202-213.
8. *Foucher S. Maximum Likelihood Estimation of the Number of Looks in SAR Images / S. Foucher, J.-M. Boucher, G.B. Benie // Microwaves, Radar and Wireless Communication: Proc. of 13th International Conference, Wroclaw (Poland), 22-24 May 2000.* – Vol. 2. – P. 657-660.
9. *Foi A. Pointwise Shape-Adaptive DCT Image Filtering and Signal-Dependent Noise Estimation: Thesis for the degree of Doctor of Technology; defended 5.12.2007 / Foi Alessandro.* – Tampere (Finland): Tampere University of Technology, 2007. – 195 p.
10. *Noise Modelling and Estimation of Hyperspectral Data from Airborne Imaging Spectrometers / B. Aiazzi, L. Alparone, A. Barducci, S. Baronti, P. Marcoionni, I. Pippi, M. Selva // Annals of Geophysics.* – 2006. – Vol. 49, No. 1. – P. 1-9.
11. *Abadpour A. Fast Registration of Remotely Sensed Images for Earthquake Damage Estimation / A. Abadpour, S. Kasaei, M. Amiri // EURASIP Journal on Applied Signal Processing.* – 2006. – Vol. 2006, Article ID 76462. – 10 p.
12. *Hyperspectral Data Exploitation: Theory and Applications*; ed. by Chein-I Chang. – New York: Wiley-Interscience, 2007. – 440 p.
13. *Toivanen P. Correlation-based band-ordering heuristic for lossless compression of hyperspectral sonder data / P. Toivanen, O. Kubasova, J. Mielikainen // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters.* – 2005. – Vol. 2, No. 1. – P. 50-54.
14. *Christophe E. Quality criteria benchmark for hyperspectral imagery / E. Christophe, D. Leger,*

C. Mailhes // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2005. – Vol. 43, No. 9. – P. 2103-2114.

15. *Blind Image Deconvolution. Theory and Applications*; ed. by P. Campisi and K. Egiazarian. – Boca Raton: CRC Press, 2007. – 472 p.

16. *Application to Multispectral Images of a Blind Identification System for Blur, Additive, Multiplicative and Impulse Noises* / M.-P. Carton-Vandecandelaere, B. Vozel, L. Klaine, K. Chehdi // *EUSIPCO: Proc. of Int. conf., Toulouse (France), 3-6 Sept. 2002.* – Vol. III. – P. 283-286.

17. Yixin Chen. *An automated technique for image noise identification using a simple pattern classification approach* / Chen Yixin, M. Das // *Midwest Symposium on Circuits and Systems: Proc. of 50th IEEE Int. Symp., 5-7 Aug. 2007.* – P. 819-822.

18. *Methods for blind evaluation of noise variance in multichannel optical and radar images* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, N.N. Ponomarenko, B. Vozel, K. Chehdi // *Telecommunications and Radioengineering*. – 2006. – Vol. 65, No. 6. – P. 509-537.

19. *Influence of multiplicative noise variance evaluation accuracy on MM-band SLAR image filtering efficiency* / S.K. Abramov, V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, K.O. Egiazarian, O.B. Pogrebnyak // *Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves: Proc. of the Fifth International Kharkov Symposium, Kharkov (Ukraine), 21-26 June 2004.* – Vol. 1. – P. 250-252.

20. *Local Activity Indicators: Analysis and Application to Hard-Switching Adaptive Filtering of Images* / V.P. Melnik, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, J.T. Astola, P. Kuosmanen // *Optical Engineering Journal*. – 2001. – No. 8. – P. 1441-1455.

21. Rank K. *Estimation of Image Noise Variance* / K. Rank, M. Lendl, R. Unbehauen // *IEE Vision, Image and Signal Processing*. – 1999. – Vol. 146, No. 2. – P. 80-84.

22. Sendur L. *Bivariate shrinkage with local variance estimation* / L. Sendur, I.W. Selesnick // *IEEE Signal Processing Letters*. – 2002. – Vol. 9, No. 12. – P. 438-441.

23. *Estimation of Noise from Magnitude MR Images* / J. Sijbers, A.J. den Dekker, M. Verhoye, J. Van Audekerke, D. Van Dyck // *Magnetic Resonance Imaging*. – 1999. – Vol. 17. – P. 1533-1539.

24. *Joint Estimation of Multiplicative and Impulsive Noise Parameters in Remote Sensing images with Fractal Structure* / M. Uss, V. Lukin, S. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi // *ICASSP: Proc. of Int. conf., Honolulu (USA), 15-20 April 2007.* – Vol. 1. – P. 581-584.

25. *Joint Estimation of Additive and Impulsive Noise Parameters in Remote sensing Images with Fractal Structure* / M. Uss, V. Lukin, I. Baryshev, B. Vozel, K. Chehdi // *Modern Problems of Radioengineering, Telecommunications and Computer Science: Proc. of Intern. conf. TCSET, Lviv-Slavsko (Ukraine), 21-25 Feb., 2006.* – P. 232-235.

26. Abramov S.K. *Multiplicative Noise Variance Evaluation in MM-band Radar Images Using Myriad*

Estimation / S.K. Abramov, V.V. Lukin, A.A. Zelensky // *Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves: Proc. of Fourth Int. Kharkov Symp., Kharkov (Ukraine), 4-9 June 2001.* – Vol. 1. – P. 429-431.

27. *Blind evaluation of noise variance in images using myriad operation* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, A.A. Zelensky, J. Astola // *Image Processing: Algorithms and Systems: Proc. of IS&T/SPIE Int. conf., San Jose (CA, USA), 21-23 Jan. 2002.* – SPIE Vol. 4667. – P. 192-203.

28. Ramponi G. *Automatic Estimation of the Noise Variance in SAR Images for Use in Speckle Filtering* / G. Ramponi, R. D'Alvise // *Nonlinear Signal and Image Processing: IEEE-EURASIP Int. workshop, Antalya (Turkey), 20-23 June 1999.* – Vol. 2. – P. 835-838.

29. Aiazzi B. *Reliably Estimating the Speckle Noise from SAR Data* / B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti // *IGARSS: Proc. of Int. symp., Hamburg (Germany), 28 June – 2 July 1999.* – P. 1546-1548.

30. *Airborne Multichannel Remote Sensing Data Processing Techniques and Software* / A. Zelensky, V. Melnik, V. Lukin et al // *Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition ERIM: Proc. of Int. conf., San Francisco (USA), 24-27 June 1996.* – Vol. 3. – P. 151-160.

31. Хьюбер Дж.П. *Робастність в статистиці: пер. с англ. / Дж.П. Хьюбер.* – М.: Мир, 1984. – 304 с.

32. Qjidaa H. *Robust line fitting in a noisy image by the method of moments* / H. Qjidaa, L. Radouane // *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 1999. – No. 11. – P. 1216-1223.

33. *A method for blind automatic evaluation of noise variance in images based on bootstrap and myriad operations* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi // *SPIE/EUROPTO Symp. On Satellite Remote Sensing: Proc. of Int. symp., Bruges (Belgium), 19-20 Sept 2005.* – SPIE Vol. 5982. – P. 299-310.

34. *Use of minimal inter-quantile distance estimation in image processing* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, A.A. Zelensky, J.T. Astola // *SPIE Conference on Mathematics of Data/Image Pattern Recognition, Compression, and Encryption with Applications: Proc. of IX Int. conf., San Diego (USA), 31 July – 4 August 2006.* – SPIE Vol. 6315. – P. 631500.1 – 631500.12.

35. *Segmentation-based method for blind evaluation of noise variance in images* / V. Lukin, S. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // *SPIE Journal on Applied Remote Sensing*. – 2008. – Vol. 2. – 15 p.

36. Роечко А.А. *Муриадная оценка параметра сдвига и особенности ее применения для процессов с САС распределением* / А.А. Роечко, В.В. Лукин, С.К. Абрамов // *Системи управління, навігації та зв'язку*. – 2008. – Вип. 4 (8). – С. 178-185.

37. Klaine L. *Unsupervised Variational Classification Through Image Multi-Thresholding* / L. Klaine, B. Vozel, K. Chehdi // *13th EUSIPCO Conference: Proc. of the Int. conf., Antalya (Turkey), 4-8 Sept. 2005.* – P. 4-7.

38. *Blind evaluation of additive noise variance in textured images by nonlinear processing of block DCT coefficients* / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, S.K. Abramov, K.O. Egiazarian, J.T. Astola // *Image Processing: Algorithms and Systems II: Proc. of Int. conf., Santa Clara (USA), 21-23 Jan. 2003.* – SPIE Vol. 5014. – P. 178-189.

39. *Automatic approaches to on-land/on-board filtering and lossy compression of AVIRIS images* / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, M.S. Zriakhov, A. Kaarna, J. Astola // *IGARSS: Proc. of Int. conf., Boston (USA), 7-11 July 2008.* – Vol. III. – P. 254-257.

40. Chang S. *Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression* / S. Chang, B. Yu, M. Vetterli // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2000. – Vol. 9. – P. 1522-1531.

41. Foi A. *Practical Denoising of Clipped or Overexposed Noisy Images* / A. Foi // *EUSIPCO [Электронный ресурс]: Proc. of Int. conf., Lausanne (Switzerland), 25-29 August 2008.* – 5 p. 1 электрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.

42. *Adaptive DCT-based filtering of images cor-*

rupted by spatially correlated noise / V. Lukin, N. Ponomarenko, K. Egiazarian, J. Astola // *SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VI: Proc. of Int. conf., San Jose (USA), 28-29 Jan. 2008.* – Vol. 6812. – P. 68120O.1 – 68120O.12.

43. *Filtering of radar images based on blind evaluation of noise characteristics* / V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, S.K. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // *Image and Signal Processing for Remote Sensing XIV: Proc. of Int. conf., Cardiff (UK), 15-18 Sept 2008.* – SPIE Vol. 7109. – P. 71090O.1-71090O.12.

44. *Two-stage Methods for Mixed Noise Removal* / V.V. Lukin, P.T. Koivisto, N.N. Ponomarenko, S.K. Abramov, J.T. Astola // *EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP) [Электронный ресурс]: Proc. of Int. conf., Sapporo (Japan), 18-20 May 2005.* – 6 p. 1 электрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.

45. *Персональная страница Пономаренко Н.Н. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ponomarenko.info/>*

Поступила в редакцию 15.04.2009

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. каф. 501 В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

ПРОБЛЕМИ І МЕТОДИ АВТОМАТИЧНОГО ВИЗНАЧЕННЯ ХАРАКТЕРИСТИК ЗАВАД НА ЗОБРАЖЕННЯХ

О.О. Зеленський, С.К. Абрамов, В.В. Лукін

Аналізуються відомі методи оцінювання характеристик завад на зображеннях, що базуються на визначенні моди закону розподілу оцінок локальної дисперсії, які отримані в блоках по всьому аналізованому зображенню. Сформульовані основні проблеми і труднощі, які виникають при автоматичному оцінюванні характеристик завад всліпу, зокрема на текстурних зображеннях і зображеннях з ефектами насичення. Перелічені фактори, що впливають на точність оцінок. Окреслені шляхи вирішення цих проблем. Наведені приклади застосування розроблених методів і обговорюються напрямки подальших досліджень.

Ключові слова: характеристики завад, зображення, автоматичне оцінювання.

PROBLEMS AND METHODS OF BLIND NOISE CHARACTERISTICS EVALUATION ON IMAGES

A.A. Zelensky, S.K. Abramov, V.V. Lukin

Known methods for blind noise characteristic evaluation for images that are based on distribution mode finding of the sample of local variance estimations obtained in blocks tessellating entire image are analyzed. The main problems (including cases of processing textured images and images with clipping effects) and difficulties of blind estimation of these parameters are formulated and main factors influencing the accuracy of these methods are pointed. The main approaches to solve these problems are specified. Some examples of the use of the designed methods are given and main directions for further research are discussed.

Key words: noise characteristics, images, blind evaluation.

Зеленський Александр Алексеевич – д-р техн. наук, проф., зав. каф. 504, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: zelensky@xai.kharkov.ua.

Абрамов Сергей Клавдиевич – канд. техн. наук, доц. каф. 504, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: ask379@mail.ru.

Лукін Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., проф. каф. 504, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: lukin@xai.kharkov.ua.