

УДК 621.391.822 : 621.372.542

А. Ю. ХАРЬКОВ, В. В. ЛУКИН

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

АВТОМАТИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА ДИСПЕРСИИ АДДИТИВНЫХ ПОМЕХ ДЛЯ ИСКАЖЕННЫХ ШУМОМ СИГНАЛОВ В ОБЛАСТИ ДКП

Многие сигналы наблюдаются на фоне помех и для них желательно выполнять фильтрацию. Для большинства современных фильтров надо априорно знать или оценивать дисперсию помех. В статье анализируется возможность автоматически оценивать дисперсию с применением дискретного косинусного преобразования (ДКП) в нескольких блоках. Как при обработке данных в блоках, так и при последующей совместной обработке оценок предлагается использовать робастные оценки. Это позволяет уменьшить смещенность оценок и обеспечить их приемлемую точность. Анализ проведен для нескольких типичных тестовых сигналов и широких пределов изменения отношения сигнал-шум. Даны рекомендации по выбору метода обработки и его параметров.

Ключевые слова: автоматическая оценка, белый шум, дисперсия помех, ДКП, робастность, отношение сигнал-шум, тестовые сигналы.

Введение

В практике измерений изменяющихся во времени параметров, например, координат спутников, а также медицинских, телекоммуникационных и других сигналов приходится часто сталкиваться с ситуациями, когда информационное сообщение или сигнал искажены помехами (или измерения выполнены с ошибками) [1-3]. Одним из типичных способов подавления помех является фильтрация. Существует множество различных фильтров [2-4], включая неадаптивные [4, 5] и адаптивные [6] нелинейные фильтры, методы на основе вейвлетных [7] и дискретного косинусного преобразования (ДКП) [6, 8]. При этом, если импульсные помехи отсутствуют и сигнал искажен аддитивным белым шумом, то наилучшими являются методы фильтрации, которые используют априорную информацию о дисперсии или, что эквивалентно, среднеквадратическом отклонении (СКО) помех [5, 7, 8].

Дисперсия или СКО помех могут быть известны заранее, но на практике чаще бывает так, что их приходится оценивать [7, 9-11], причем делать это необходимо автоматически (без участия человека), быстро и по участку наблюдаемой смеси сигнала и шума сравнительно небольшой длительности (сотни или несколько тысяч отсчетов). Эти обстоятельства (присутствие сигнала и неизвестное заранее отношение сигнал-шум, ограниченные время накопления данных и их обработки) существенно снижают точность оценок и ограничивают круг методов, которые можно применять.

Естественно, что к методам автоматического оценивания дисперсии помех предъявляются и определенные требования по точности. Желательно, чтобы оценки были несмещенными и характеризовались дисперсией, близкой к предельно достижимой, причем для сигналов различного вида (заданного класса) и при различных отношениях сигнал-шум [9-11]. Сразу же отметим, что удовлетворить все перечисленные требования сложно, хотя к настоящему времени и разработаны различные группы методов.

Одна группа методов работает во временной области [11] и основывается на том факте, что часть локальных оценок, получаемых в скользящих окнах, является нормальными и они формируют максимум распределения, координата которого может служить оценкой дисперсии помех при условии, что используется робастный алгоритм оценки этой координаты. Недостатки метода состоят в следующем. Координата максимума может быть смещенной. Алгоритм ее оценивания может быть недостаточно быстрым (например, если используется мириадная оценка) [11]. Многие параметры метода выбираются эмпирически.

Вторая группа методов работает в спектральной области [9, 10, 12], где под спектральной областью может в каждом конкретном случае пониматься область какого-то ортогонального преобразования, например, вейвлетного или Хаара. При этом предполагается, что амплитуды большинства коэффициентов обусловлены шумом и связаны с его дисперсией, а меньшая часть коэффициентов (прежде всего, низкочастотных) имеет большие амплиту-

ды и обусловлена сигнальной составляющей. Тогда, если масштаб данных в спектральной области оценивается с использованием устойчивых (робастных) оценок, то можно ожидать, что оценки близки к истинному СКО помех. Иногда рассматривают только высокочастотные коэффициенты. Также стремятся использовать ортогональные преобразования, обладающие высокой способностью компактного представления. В этом смысле перспективным является использование ДКП, которое широко используется для решения аналогичной задачи оценки дисперсии помех на изображениях [13, 14], но не применяется при обработке одномерных сигналов.

Отметим, что возможны разные подходы к обработке – анализировать данные для всего сигнала или для некоторого числа блоков с последующей обработкой полученных оценок, используя усреднение или робастную обработку, без перекрытия блоков или с перекрытием и т.д. Поэтому *цель данной работы* – проанализировать возможные алгоритмы обработки для оценки дисперсии или СКО помех и дать рекомендации по выбору лучших из них.

Модель сигнала и помехи, критерии точности оценки

В качестве первого шага к решению рассматриваемой задачи рассмотрим простейшую модель дискретизированного во времени сигнала, искаженного аддитивным белым гауссовым шумом (АБГШ)

$$U_i = S_i + n_i, \quad (1)$$

где U_i и S_i – наблюдаемое и истинное значения сигнала в i -й момент времени, а n_i – значение помехи (шума) или ошибки измерения. Полагается, что $n_i, i = 1, \dots, I$ (I – общее число отсчетов анализируемого сигнала или его фрагмента) – случайный процесс, имеющий нулевое математическое ожидание и дисперсию σ^2 , которую и необходимо оценить (или можно оценивать СКО σ).

Напомним, что метод оценки дисперсии шума должен успешно работать для разных сигналов и для разных уровней помех (отношений сигнал-шум). Остановимся сначала на выборе тестовых сигналов. Практически стандартом в анализе эффективности одномерных фильтров стало использование тестовых сигналов Blocks, Bumps, Heavy sine и Doppler [15] (см. примеры двух из них на рис. 1). Достоинства этих сигналов заключаются в следующем. Во-первых, они в совокупности содержат широкое разнообразие фрагментов, которые могут встретиться на практике. Во-вторых, есть программные средства

для генерирования этих сигналов, причем с разным числом отсчетов I и сохранением мощности сигнала. В-третьих, легко достигаются различные отношения сигнал-шум, задаваемые в программе, при этом это отношение можно изменять как за счет изменения дисперсии помех, так и энергии сигнала.

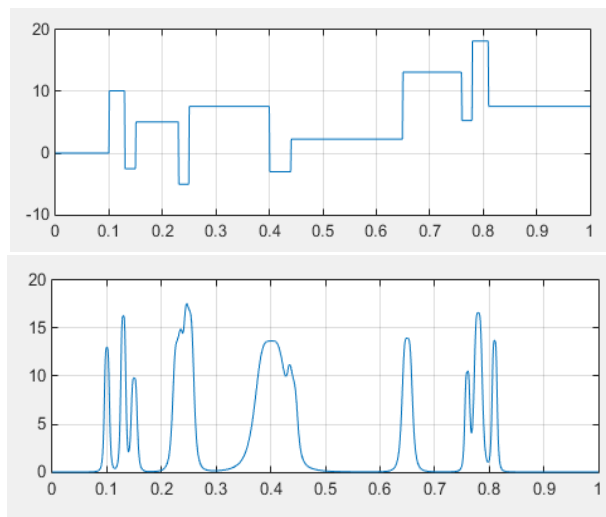


Рис. 1. Примеры тестовых сигналов Blocks и Bumps

Обычно считается, что если метод обработки хорошо работает на всех четырех тестовых сигналах и при разных отношениях сигнал-шум, то его можно рекомендовать к практическому использованию. Кроме того, сравнительный анализ работоспособности метода на разных тестовых сигналах часто позволяет выявить недостатки метода и, по возможности, устранить их.

Поскольку оценивается статистический параметр, то очевидно, что характеризовать оценки необходимо, как минимум, математическим ожиданием и дисперсией оценок. Ниже будем рассматривать оценки СКО $\hat{\sigma}$ и использовать математическое ожидание $M_{\hat{\sigma}}$ и дисперсию $D_{\hat{\sigma}}$ этих оценок, рассчитанные для достаточно большого числа реализаций шума. Для хорошего метода оценки СКО значения $M_{\hat{\sigma}}$ и $D_{\hat{\sigma}}$ должны быть как можно ближе к нулю.

Анализируемые методы и алгоритмы оценки СКО помех

Основой оценки СКО в спектральной области являются робастные оценки масштаба данных $M_{\hat{\sigma}}$ и дисперсия $T_{\text{rob}}(\vec{W})$, где \vec{W} – вектор коэффициентов используемого ортогонального преобразования. При этом обычно учитывают два момента. Во-первых, из рассмотрения исключают коэффициент, отвечаю-

щий за средний уровень (постоянную составляющую), поскольку он никак не связан с СКО помех. Во-вторых, в качестве робастной оценки масштаба используют $k \times \text{med}(|W_n|, n = 1, \dots, N)$, где k - поправочный коэффициент, W_n - n -й спектральный коэффициент в выборке анализируемых спектральных коэффициентов, N - количество элементов в этой выборке (которое обычно меньше I). При этом учитывают, что спектральные коэффициенты имеют среднее значение, примерно равное нулю, а используемое ортогональное преобразование может иметь разные нормировки (используемая нормировка влияет на k).

Как было указано во введении, предполагается, что сигнал или его фрагмент длительностью I отсчетов, можно разбить на интервалы, причем результаты анализа на интервалах могут обрабатываться различными способами. Поэтому нами в ходе исследований были рассмотрены следующие восемь способов (алгоритмов) обработки:

- 1) Медиана модулей 1023-х ДКП-коэффициентов, домноженная на 1,483;
- 2) Полусумма медиан модулей 511-ти ДКП-коэффициентов в двух блоках размером 512 отсчетов, домноженная на 1,483;
- 3) Среднее медиан модулей 255 ДКП-коэффициентов в четырех блоках размером 256 отсчетов, домноженное на 1,483;
- 4) Медиана медиан модулей 255 ДКП-коэффициентов в четырех блоках размером 256 отсчетов, домноженная на 1,483;
- 5) Среднее медиан модулей 127 ДКП-коэффициентов в восьми блоках размером 128 отсчетов, домноженное на 1,483;
- 6) Медиана медиан модулей 127 ДКП-коэффициентов в восьми блоках размером 128 отсчетов, домноженная на 1,483;
- 7) Среднее медиан модулей 63 ДКП-коэффициентов в 16 блоках размером 64 отсчетов, домноженное на 1,483;
- 8) Медиана медиан модулей 63 ДКП-коэффициентов в 16 блоках размером 64 отсчетов, домноженная на 1,483.

Как видно, поправочный коэффициент k везде равен 1,483; в любом блоке независимо от его размера локальная оценка использует медиану ДКП-коэффициентов, различие для способов состоит в размере блока и методике формирования итоговой оценки (среднее или медиана локальных оценок).

Чтобы понять, с чем связаны особенности локальных оценок, приведем результаты предварительного анализа. На рис. 2 для сигнала Blocks, искаженного АБГШ с СКО, равным единице, приведены оценки в 16 неперекрывающихся блоках. Гра-

ницы блоков показаны вертикальными линиями на верхнем рисунке. Там же цифрой указан индекс блока.

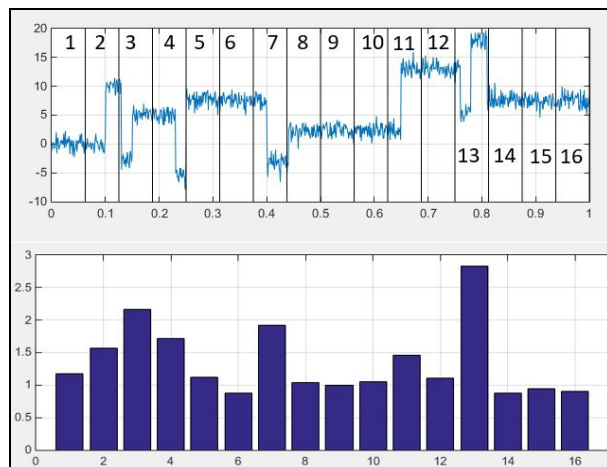


Рис. 2. Тестовый сигнал Blocks с шумом и границами блоков (верхний рисунок) и оценки СКО $\hat{\sigma}$ в блоках (нижний рисунок)

Из совместного анализа данных на верхнем и нижнем рисунках на рис. 2 с привлечением незашумленного тестового сигнала на рис. 1 хорошо видно, что локальные оценки существенно отличаются от единицы на участках, где присутствуют скачки сигнальной составляющей (например, блоки 2, 3, 4, 7, 11, 13). На остальных же интервалах оценки близки к единице (немного больше или немного меньше). Таким образом, можно предположить, что именно «динамика» сигнальной составляющей приводит к получению «завышенных» или аномальных локальных оценок.

Рассмотрим второй пример. На рис. 3 приведены данные для тестового сигнала Bumps (см. рис. 1, снизу), искаженного аддитивным белым гауссовым шумом с такой же СКО=1. Границы интервалов также отмечены вертикальными линиями.

Анализ подтверждает, что наибольшие локальные оценки СКО $\hat{\sigma}$ в блоках получены для блоков с большой динамикой сигнальной составляющей.

Поясним причину, почему «динамика» сигнала влияет на локальные оценки. На рис. 4 приведены гистограммы коэффициентов для интервала с постоянным уровнем сигнальной составляющей (блок 6, рис. 4, б) и с резким изменением (скачком) сигнальной составляющей (блок 2, рис. 4, а). Для шестого блока наблюдается практически гауссов закон распределения ДКП-коэффициентов с максимальными абсолютными значениями, не превышающими 3 (то есть 3σ). Для второго блока закон распределения явно негауссов, причем наблюдаются значения ДКП-коэффициентов, которые по модулю явно пре-

восходят 3σ . Эти значения обусловлены именно сигнальной составляющей и их присутствие в выборке приводит к тому, что локальные оценки СКО $\hat{\sigma}$ в блоках оказываются существенно завышенными, несмотря на то, что используется устойчивая оценка масштаба, робастная к «выбросам» (в данном случае большим по модулю значениям ДКП-коэффициентов).

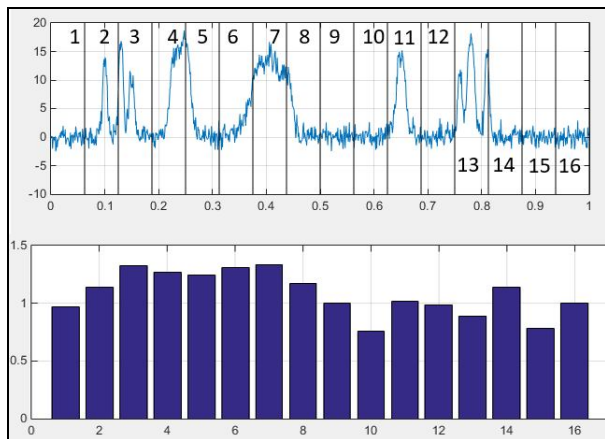


Рис. 3. Тестовый сигнал Vumps с шумом и границами блоков (верхний рисунок) и оценки СКО $\hat{\sigma}$ в блоках (нижний рисунок)

Это свидетельствует о том, что устойчивость оценок желательно обеспечивать как на этапе получения локальных оценок, так и на этапе их совместной обработки.

Анализ точности оценок для разных способов обработки

Приведем некоторые результаты численного моделирования. В таблице 1 даны значения M_σ и D_σ для тестового сигнала Blocks и отношения сигнал-шум, равного 5. Хорошо видно, что все оценки являются смещенными, причем для первых семи способов смещенность велика. Лишь для 8-го способа смещенность, равная $\Delta = M_\sigma - 1$, относительно мала. Второй вывод – смещенность оценок гораздо больше, чем $\sqrt{D_\sigma}$, то есть смещенность вносит основной вклад в приведенную ошибку и именно ее желательно уменьшать.

Еще более интересны результаты для отношения сигнал-шум, равного 30 (см. данные в табл. 2). Вследствие влияния сигнальной составляющей значения M_σ для первых семи способов в разы больше, чем истинное значение СКО. И лишь для восьмого способа оценку можно условно считать приемлемой. Дисперсия оценок также возросла (сравните

соответствующие друг-другу значения в таблицах 1 и 2). Тем не менее, негативный вклад смещенности существенно выше, чем флуктуаций оценок от одной реализации к другой.

Таблица 1

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Blocks и отношения сигнал-шум, равного 5, для восьми способов их получения

№ способа	M_σ	D_σ
1	1,517	0,0035
2	1,491	0,0026
3	1,466	0,0024
4	1,460	0,0036
5	1,401	0,002
6	1,433	0,0072
7	1,381	0,0023
8	1,172	0,0045

Таблица 2

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Blocks и отношения сигнал-шум, равного 30, для восьми способов их получения

№ способа	M_σ	D_σ
1	5,630	0,0129
2	5,643	0,0100
3	5,320	0,0098
4	5,308	0,0132
5	4,859	0,0100
6	5,685	0,0362
7	4,322	0,0050
8	1,188	0,0064

Рассмотрим теперь результаты для других тестовых сигналов. В таблице 3 приведены данные для тестового сигнала Vumps при отношении сигнал-шум, равном 5. Смещенность оценок в этом случае – одного порядка для всех восьми способов, хотя она несколько меньше для методов 4, 6 и 8 (в сравнении со способами 3, 5 и 7 соответственно). Напомним, что для способов 4, 6 и 8 выполняется обработка локальных оценок на основе медианы. При этом значения D_σ в целом, меньше для способов оценки на основе усреднения локальных оценок (способы 3, 5 и 7). Тем не менее, смещенность оценок остается основным фактором, вносящим вклад в приведенную точность ($\Delta^2 + D_\sigma$).

Результаты для большего отношения сигнал-шум представлены в таблице 4. Очевидно, что смещенность возросла, значения D_σ также увеличились (сравните с соответствующими значениями в

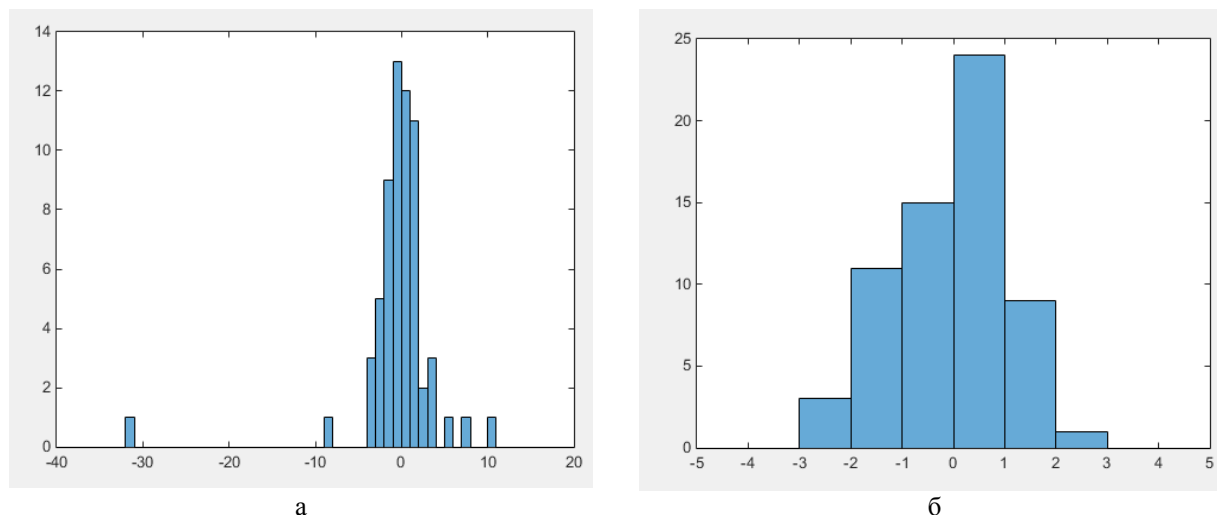


Рис. 4. Гистограммы распределений ДКП-коэффициентов во втором (а) и шестом (б) блоках для зашумленного тестового сигнала Blocks (см. рис. 2)

табл. 3). Но при этом все равно ошибки оказались для почти всех способов меньше, чем для тестового сигнала Blocks (сравните с соответствующими значениями в табл. 2). Следовательно, точность существенно зависит от свойств тестового сигнала.

Таблица 3

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Vumps и отношения сигнал-шум, равного 5, для восьми способов их получения

№ способа	M_{σ}	D_{σ}
1	1,201	0,0022
2	1,202	0,0017
3	1,185	0,0019
4	1,183	0,0027
5	1,161	0,0019
6	1,153	0,0030
7	1,149	0,0017
8	1,129	0,0034

Таблица 4

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Vumps и отношения сигнал-шум, равного 30, для восьми способов их получения

№ способа	M_{σ}	D_{σ}
1	1,497	0,0025
2	1,528	0,0028
3	1,436	0,0029
4	1,427	0,0036
5	1,439	0,0029
6	1,344	0,0059
7	1,426	0,0028
8	1,278	0,0061

Подтвердим это данными для двух других тестовых сигналов. Результаты для тестового сигнала Heavy sine представлены в таблицах 5 и 6.

Как следует из анализа данных в табл. 5, для всех способов получены примерно одинаково точные оценки – для способов, характеризующихся незначительной смещенностью оценок, наблюдаются несколько меньшие значения D_{σ} . Однако смещенность по-прежнему имеет преобладающий вклад в ошибки оценок.

Таблица 5

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Heavy sine и отношения сигнал-шум, равного 5, для восьми способов их получения

№ способа	M_{σ}	D_{σ}
1	1,059	0,0012
2	1,062	0,0012
3	1,059	0,0015
4	1,058	0,0018
5	1,061	0,0014
6	1,056	0,0021
7	1,050	0,0015
8	1,043	0,0018

При большом отношении сигнал-шум (см. данные в табл. 6) смещенность оценок для всех способов заметно возросла. При этом наименее смещенные оценки имеют место для шестого и восьмого способов. Но для них наблюдаются достаточно большие значения D_{σ} .

Данные для тестового сигнала Doppler представлены в таблицах 7 и 8. Выводы практически

совпадают с выводами по данным для тестового сигнала Heavy sine.

Таблица 6

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Heavy sine и отношения сигнал-шум, равного 30, для восьми способов их получения

№ способа	M_{σ}	D_{σ}
1	1,408	0,0021
2	1,463	0,0022
3	1,403	0,0028
4	1,396	0,0040
5	1,371	0,0028
6	1,136	0,0033
7	1,331	0,0022
8	1,124	0,0031

Таблица 7

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Doppler и отношения сигнал-шум, равного 5, для восьми способов их получения

№ способа	M_{σ}	D_{σ}
1	1,333	0,0028
2	1,238	0,0020
3	1,191	0,0020
4	1,084	0,0018
5	1,170	0,0018
6	1,092	0,0027
7	1,126	0,0016
8	1,092	0,0018

Таблица 8

Характеристики точности оценок для тестового сигнала Doppler и отношения сигнал-шум, равного 30, для восьми способов их получения

№ способа	M_{σ}	D_{σ}
1	2,884	0,0070
2	2,389	0,0054
3	2,101	0,0036
4	1,191	0,0040
5	1,917	0,0043
6	1,175	0,0030
7	1,654	0,0029
8	1,207	0,0030

Систематизируя полученные результаты, можно указать на следующие тенденции:

- оценки оказываются смещенными для всех способов обработки, но наименьшая смещенность оценок имеет место для восьмого способа, для которого используются наименьший (из исследованных)

размер блока, робастные оценки масштаба при обработке данных на каждом интервале и робастная обработка полученных локальных оценок;

- влияние смещенности на приведенную погрешность $\Delta^2 + D_{\sigma}$ является превалирующим, но ситуация может измениться при другой длительности обрабатываемого сигнала (при меньшем I, для сигналов с меньшей динамикой и при меньшем отношении сигнал-шум);

- задача обеспечения высокой точности автоматической оценки СКО становится особо сложной при большом (порядка десятков) отношении сигнал-шум, когда влияние спектральных компонент сигнальной составляющей заметно возрастает); об этом свидетельствуют данные, приведенные на рис. 5-8, где показаны зависимости M_{σ} и D_{σ} от отношения сигнал-шум для двух тестовых сигналов.

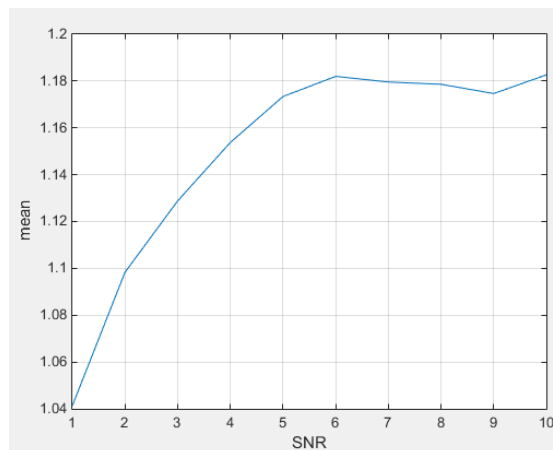


Рис. 5. Зависимость M_{σ} от отношения сигнал-шум (signal-to-noise ratio – SNR) для тестового сигнала Blocks, восьмой способ обработки

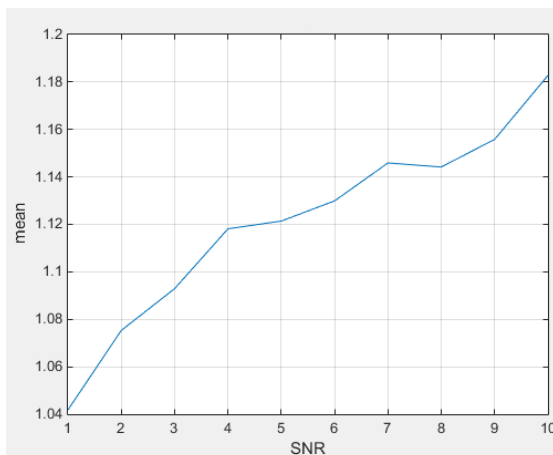


Рис. 6. Зависимость M_{σ} от отношения сигнал-шум (signal-to-noise ratio – SNR) для тестового сигнала Bumps, восьмой способ обработки

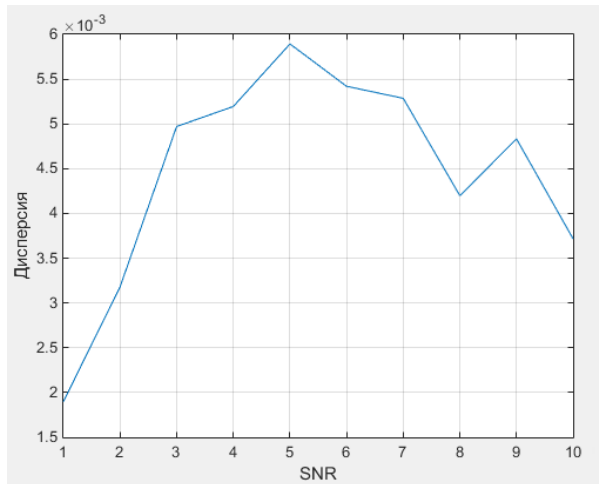


Рис. 7. Зависимость D_{σ} от отношения сигнал-шум (signal-to-noise ratio – SNR) для тестового сигнала Blocks, восьмой способ обработки

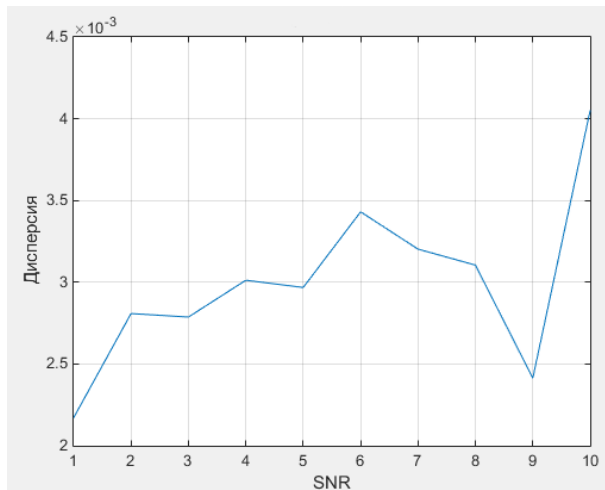


Рис. 8. Зависимость D_{σ} от отношения сигнал-шум (signal-to-noise ratio – SNR) для тестового сигнала Bumps, восьмой способ обработки

Некоторые аспекты обработки и повышения точности оценок

В статьях, посвященных автоматической оценке дисперсии помех для одномерных сигналов [10, 11], не конкретизируются требования к точности. Но эти требования конкретизируются для методов автоматической оценки дисперсии помех на изображениях [12-14]. Поэтому будем в первом приближении считать, что при обработке одномерных сигналов требования аналогичны, то есть желательно, чтобы $(\Delta^2 + D_{\sigma})^{0.5} / \sigma < 0,1$.

Учитывая тот факт, что превалирующее влияние на точность оказывает смещенность оценок, можно (с учетом того, что в наших экспериментах

$\sigma = 1$) условие переписать как $\Delta < 0,1$ или $M_{\sigma} < 1,1$. Как следует из анализа данных в таблицах 1-8, это условие никогда не выполняется для тестовых сигналов Blocks и Bumps и далеко не всегда выполняется для тестовых сигналов Heavy sine и Doppler (оно выполняется лишь для некоторых, наиболее устойчивых способов обработки и при малом отношении сигнал-шум). При этом предложенный выше способ 8 обеспечивает практически такую же точность, как и комбинированный метод [11], работающий во временной области. При этом быстродействие нашего метода выше – при реализации восьмого, наиболее затратного способа обработки, на Матлабе и его реализации на ноутбуке с процессором Intel Pentium B960 с тактовой частотой 2.2 ГГц и оперативной памятью 4 ГБ, получение оценки составляет 0.45 с. С учетом программных методов ускорения следует ожидать, что обработку для выборки данных 1024 отсчета можно выполнять за сотые доли секунды, то есть возможна обработка ЭКГ и речевых сигналов (не исключено, что и сигналов с частотой дискретизации 44 кГц) в реальном времени.

Примем во внимание указанную выше тенденцию к обеспечению более высокой точности при меньшем размере блоков. Рассмотрим еще два способа обработки: способ 9 - медиана медиан модулей 31 ДКП-коэффициента в 32 блоках размером 32 отсчетов, домноженная на 1,483 и способ 10 - медиана медиан модулей 15 ДКП-коэффициентов в 64 блоках размером 16 отсчетов, домноженная на 1,483. Полученные результаты сведены в таблицы 9 и 10. Анализ значений M_{σ} (табл. 9) показывает, что способы обеспечивают результаты, которые в среднем даже лучше, чем для восьмого способа.

Таблица 9

Значения M_{σ} оценок СКО для четырёх тестовых сигналов и трёх отношений сигнал-шум для девятого и десятого способов их получения

SNR	N	Тип сигнала			
		blocks	bumps	heavy sine	doppler
5	32	1,099	1,055	1,062	1,064
	64	1,118	1,095	1,053	1,103
10	32	1,112	1,188	1,0881	1,127
	64	1,117	1,173	1,073	1,181
30	32	1,093	1,280	1,070	1,123
	64	1,059	1,264	1,162	1,208

С точки зрения значений D_{σ} (см. табл. 10), оба способа обеспечивают примерно ту же точность, что

и другие способы. Таким образом, можно считать, что для рассматриваемого числа отсчетов сигнала использование блоков размером 32 отсчета является хорошим практическим решением.

Таблица 10

Значения D_{σ} оценок СКО для четырёх тестовых сигналов и трёх отношений сигнал-шум для девятого и десятого способов их получения

SNR	N	Тип сигнала			
		blocks	bumps	heavy sine	doppler
5	32	0,0025	0,0027	0,0023	0,0026
	64	0,0025	0,0029	0,0021	0,0017
30	32	0,0030	0,0063	0,0027	0,0033
	64	0,0030	0,0032	0,0032	0,0029

Можно ожидать, что точность может быть дополнительно повышена разными способами, в частности, благодаря использованию более робастных локальных оценок масштаба. Не исключено, что из рассмотрения следует исключить некоторое количество низкочастотных компонент ортогонального преобразования.

Заключение

Проанализированы 10 способов получения автоматической оценки дисперсии или СКО аддитивных помех в результате обработки смеси сигнала и помехи на основе ДКП и робастного оценивания. Исследование проведено для четырех разных тестовых сигналов и широкого диапазона отношений сигнал-шум.

Показано, что отношение сигнал-шум оказывает существенное влияние на точность оценок, причем при большом отношении оценки оказываются существенно завышенными. Особенно сложно оценивать СКО помех для сигналов со сложной динамикой – наличием разрывов или скачков, быстроизменяющимися участками сигнала, пикообразными экстремумами и т.д. В таких условиях лучшие результаты демонстрируют способы обработки, для которых сигнал разделен на большое количество интервалов, а совместная обработка локальных оценок осуществляется с использованием устойчивых оценок.

Результаты проведенного исследования не отвечают на некоторые вопросы, возникшие как следствие проведенного анализа. В частности, имеет ли смысл использовать перекрывающиеся интервалы? Какие робастные оценки масштаба целесообразно применять в блоках? Получению ответов на эти вопросы будут посвящены дальнейшие исследования.

Литература

1. Устойчивые статистические методы оценки данных [Текст] / под ред. Р. Л. Лонера и Г. Н. Уилкинсона : пер. с англ. под ред. Н. Г. Волкова. – М. : Машиностроение, 1984. – 230 с.
2. Марчук, В. И. Методы выделения полезной составляющей при априорной неопределенности и ограниченном объеме результатов измерений [Текст] : монография / В. И. Марчук, И. С. Шрайфельд. – Шахты : Изд-во ЮРГУЭС, 2008. – 163 с.
3. Корнильев, Э. А. Устойчивые алгоритмы в автоматизированных системах обработки информации [Текст] / Э. А. Корнильев, И. Г. Прокопенко, В. М. Чуприн. – К. : Техника, 1989. – 224 с.
4. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений [Текст] / Т. С. Хуанг [и др.]. – М. : Радио и связь, 1984. – 224 с.
5. Модифицированный сигма-фильтр для обработки одномерных информационных сигналов [Текст] / С. К. Абрамов, Ю. А. Литвяк, В. В. Лукин, А. Ю. Проскурин // Системы обработки информации. – X. : НАНУ, ПАНР, ХВУ. – 2002. – № 2(18). – С. 103-112.
6. Обработка случайных сигналов и процессов [Текст] : учеб. пособие / А. Н. Беседин, А. А. Зеленский, Г. П. Кулемин, В. В. Лукин. – X. : Нац. Аэрокосм. Ун-т «Харьк. Авиаци. Ин-т», 2005. – 469 с.
7. Donoho, D. L. Adapting to unknown smoothness by wavelet shrinkage [Text] / D. L. Donoho, I. M. Johnstone // Journal of American Statistical Association. – 1995. – Vol. 90, No. 11. – P. 1200-1224.
8. Adaptive DCT-based 1-D filtering of Poisson and mixed Poisson and impulsive noise [Электронный ресурс] / V. V. Lukin, D. V. Fevraleev, S. K. Abramov, S. Peltonen, J. Astola // Proceedings of LNLA, Switzerland, August 2008. – 8 p. – 1 электрон. опт. диск (CD-ROM).
9. Wavelet domain Wiener filtering for ECG denoising using improved signal estimate [Текст] / N. Nikolaev, Z. Nikolov, A. Gotchev, K. Egiazarian // Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process, Jun. 2000. – Vol. 6. – P. 3578–3581.
10. Adaptive Wavelet Wiener Filtering of ECG Signals [Text] / L. Smital, M. Vitek, J. Kozumplik, I. Provaznik // IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Febr. 2013. – Vol. 60, No. 2. – P. 437-445.
11. Абрамов, С. К. Автоматическое оценивание дисперсии ошибок измерений при обработке одномерных информационных сигналов [Текст] / С. К. Абрамов, А. А. Зеленский, В. В. Лукин // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2003. – № 1(1). – С. 5-11.

12. Beheshti, S. Noise Variance in Signal Denoising [Text] / S. Beheshti, M. A. Dahleh // *Proceedings of ICASSP*. – 2013. – Vol. 6. – P. 185-188.

13. Blind evaluation of additive noise variance in textured images by nonlinear processing of block DCT coefficients [Text] / N. N. Ponomarenko, V. V. Lukin, S. K. Abramov, K. O. Egiazarian, J. T. Astola // *Proceedings of International Conference "Image Processing: Algorithms and Systems II"*, Santa Clara, CA, USA, SPIE. – 2003. – Vol. 5014. – P. 178-189.

14. Abramova, V. V. A Blind Method for Additive Noise Variance Evaluation Based on Homogeneous Region Detection Using the Fourth Central Moment Analysis [Text] / V. V. Abramova // *Telecommunications and radio Engineering*. – 2015. – Vol. 74, No. 18. – P. 1651-1669.

15. Donoho, D. L. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [Text] / D. L. Donoho, I. M. Johnstone // *Biometrika*. – 1994. – Vol. 81. – P. 425-455.

References

1. Lonera, R. L., Uilkinsona, G. N. *Ustoichivye statisticheskie metody otsenki dannykh* [Stable statistical methods of data evaluation]. Moscow, Mechanical engineering Publ., 1984. 230 p.

2. Marchuk, V. I., Shraifel', I. S. *Metody vydeleniya poleznoi sostav-lyayushchei pri apriornoi neopredelennosti i ograni-chennom ob"eme rezul'tatov izmerenii. Monografiya* [Methods for distinguishing a useful component with a priori uncertainty and a limited volume of measurement results]. Shakhty, Russia, YuRGUES Publ., 2008. 163 p.

3. Kornil'ev, E.A., Prokopenko, I.G., Chuprin, V.M. *Ustoichivye algoritmy v avtomatizirovannykh sistemakh obrabotki informatsii* [Stable algorithms in automated systems of information processing]. Kiev, Equipment Publ., 1989. 224 p.

4. Khuang, T.S., Eklund, Dzh.O., Nussbaumer G.Dzh. i dr. *Bystrye algoritmy v tsifrovoi obrabotke izobrazhenii* [Fast algorithms in digital image processing]. Moscow, Radio and Communications Publ., 1984. 224 p.

5. Abramov, S. K., Litvyak, Yu. A., Lukin, V. V., Proskurin, A.Yu. *Modifitsirovannyi sigma-fil'tr dlya obra-botki odnomernykh informatsionnykh signalov* [Modified sigma filter for processing one-dimensional information signals]. *Sistemy obrabotki informatsii - Information processing systems*, Khar'kov, NANU, PANR, KhVU, 2002, vol. 2(18), pp. 103-112.

6. Besedin, A. N., Zelenskii, A. A., Kulemin, G. P., Lukin, V.V. *Obrabotka sluchainykh signalov i protsessov* [Processing of random signals and processes]. Tutorial, Khar'kov, Nat. Aerosp. Un-ty «Khar'k. Aviats. In-t» Publ., 2005. 469 p.

7. Donoho, D. L., Johnstone, I. M. Adapting to unknown smoothness by wavelet shrinkage. *Journal of American Statistical Association*, 1995, vol. 90, no. 11, pp. 1200-1224.

8. Lukin, V. V., Fevralev, D. V., Abramov, S. K., Peltonen, S., Astola, J. Adaptive DCT-based 1-D filtering of Poisson and mixed Poisson and impulsive noise. *Proceedings of LNLA*, CD-ROM, Switzerland, August 2008. 8 p.

9. Nikolaev, N., Nikolov, Z., Gotchev, A., Egiazarian, K. Wavelet domain Wiener filtering for ECG denoising using improved signal estimate. *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process*, Jun. 2000, vol. 6, pp. 3578–3581.

10. Smital, L., Vitek, M., Kozumplik, J., Provaznik, I. Adaptive Wavelet Wiener Filtering of ECG Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, no. 2, Febr. 2013, pp. 437-445.

11. Abramov, S. K., Zelenskii, A. A., Lukin, V. V. *Avtomaticheskoe otsenivanie dispersii oshibok izmerenii pri obrabotke odnomernykh informatsionnykh signalov* [Automatic estimation of variance of measurement errors when processing one-dimensional information signals]. *Collection of scientific articles "Radio-electronic and computer systems"*, Khar'kov, National Aerospace University, vol. 1, 2003, pp. 5-11.

12. Beheshti, S., Dahleh, M. A. Noise Variance in Signal Denoising. *Proceedings of ICASSP*, vol. 6, 2013, pp. 185-188.

13. Ponomarenko, N. N., Lukin, V. V., Abramov, S. K., Egiazarian, K. O., Astola, J. T. Blind evaluation of additive noise variance in textured images by nonlinear processing of block DCT coefficients. *Proceedings of International Conference "Image Processing: Algorithms and Systems II"*, Santa Clara, CA, USA, SPIE vol. 5014, 2003, pp. 178-189.

14. Abramova, V. V. A Blind Method for Additive Noise Variance Evaluation Based on Homogeneous Region Detection Using the Fourth Central Moment Analysis. *Telecommunications and Radio Engineering*, vol. 74, no. 18, 2015, pp. 1651-1669.

15. Donoho, D. L., Johnstone, I. M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika*, vol. 81, 1994, pp. 425-455.

АВТОМАТИЧНА ОЦІНКА ДИСПЕРСІЇ АДИТИВНИХ ЗАВАД ДЛЯ ВИКРИВЛЕНИХ ШУМОМ СИГНАЛІВ В ОБЛАСТІ ДКП

А. Ю. Харьков, В. В. Лукін

Багато сигналів спостерігаються на фоні завад й для них бажано виконати фільтрацію. Для більшості сучасних фільтрів треба апіорно знати чи оцінити дисперсію завад. В статті аналізується можливість автоматично оцінювати дисперсію із застосуванням дискретного косинусного перетворення (ДКП) у кількох блоках. Як під час обробки даних у блоках, так і при наступній спільній обробці оцінок пропонується використовувати стійкі оцінки. Це дозволяє зменшити зміщеність оцінок та забезпечити їх задовільну точність. Аналіз проведено для кількох типових тестових сигналів та широких меж варіації відношення сигнал-шум. Надано рекомендації.

Ключові слова: автоматична оцінка, дисперсія завад, ДКП, стійкість, відношення сигнал-шум, тестові сигнали.

BLIND ESTIMATION OF ADDITIVE NOISE VARIANCE FOR NOISY SIGNALS IN DCT DOMAIN

A. Yu. Kharkov, V. V. Lukin

In many practical situations, signals are corrupted by noise and it is desired to apply filtering to remove it. For most of modern filters, it is needed to know noise variance a priori or to pre-estimate it in a blind manner in the presence of signal component. Requirements to methods of blind estimation are formulated and it is shown that it is difficult to satisfy these requirements. Based on the used model of additive white Gaussian model, a method operating in DCT domain is considered and thoroughly studied. The choice of test signals is motivated. Local estimates obtained on blocks of different size are studied and it is demonstrated that these local estimates, although based on robust estimates of data scale, can be sufficiently influence by signal component that leads to a certain percentage of large amplitude DCT coefficients in data sample. It is then shown that such abnormal local estimates have to be rejected (or their influence on the final estimate should be minimized). This is done by robust processing of local estimates. It is established that block size considerably influences accuracy characterized by bias of estimates and their variance. The role of bias is dominant – noise standard deviation is overestimated - and the main task is to decrease it. According to experiments carried out for ten variants (parameter sets) of estimation method, the best results are, on the average, obtained if block size is equal to 32 and local estimates are processed using sample median. Computational efficiency is analyzed and it is shown that processing can be done quite quickly. This allows expecting real-time implementation for such applications as electrocardiogram and speech processing.

Key words: blind estimation, noise variance, DCT, robustness, signal-to-noise ratio, test signals.

Харьков Артем Юрьевич – студент каф. информационно-коммуникационных технологий им. А.А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: serwak96@gmail.com.

Лукін Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., заведующий каф. информационно-коммуникационных технологий им. А.А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: lukin@ai.kharkov.com.

Kharkov Artem Yurevich – student of Dept. of Information and communication technologies named after A.A. Zelensky, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkov, Ukraine, e-mail: serwak96@gmail.com.

Lukin Vladimir Vasilyevich – Doctor of Technical Science, Professor, Head of Dept. of Information and communication technologies named after A.A. Zelensky, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkov, Ukraine, e-mail: lukin@ai.kharkov.com.