

С. К. АБРАМОВ, В. В. АБРАМОВА, С. С. КРИВЕНКО, В. В. ЛУКИН

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

АНАЛИЗ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФИЛЬТРАЦИИ ОДНОМЕРНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ДИСКРЕТНОГО КОСИНУСНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Проанализированы эффективность и целесообразность применения фильтрации на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) одномерных сигналов, искаженных белым гауссовым шумом с заранее известной или априорно оцененной дисперсией. Показано, что эффективность изменяется в широких пределах в зависимости от отношения сигнал-шум на входе и степени сложности обрабатываемого сигнала. Предложен способ прогнозирования эффективности фильтрации в соответствии с традиционными количественными критериями – отношением среднеквадратической ошибки на выходе фильтра к дисперсии аддитивного шума и улучшением отношения сигнал-шум благодаря фильтрации. Прогнозирование выполняется на основе зависимостей, полученных в результате регрессионного анализа. Эти зависимости можно описать простыми функциями нескольких типов, параметры которых определены в результате вписывания методом наименьших квадратов. Показано, что для достаточно точного прогнозирования можно предварительно (до начала фильтрации) оценивать всего один статистический параметр, вычисляемый в ДКП-области, причем этот параметр можно рассчитывать в относительно небольшом количестве неперекрывающихся или частично перекрывающихся блоков стандартного размера (например, 32 отсчета). Проанализированы вариации оценок критериев эффективности для набора реализаций, изучены факторы, влияющие на точность прогнозирования. Показано, что можно очень быстро выполнять прогнозирование эффективности фильтрации для нескольких возможных значений параметра ДКП-фильтра, используемого при расчете порога, и рекомендовать наилучшее из них к практическому использованию. Пример использования такой процедуры адаптации параметра фильтра приведен для ЭКГ-сигнала, который не использовался в ходе определения регрессионных зависимостей. В результате адаптации можно заметно повысить эффективность фильтрации – выигрыш может достигать 0,5-1 дБ. Достоинством разработанных процедур адаптации и прогнозирования является их универсальность – применимость для разных типов сигналов и отношений сигнал-шум.

Ключевые слова: эффективность фильтрации; прогнозирование; ДКП фильтр; аддитивные помехи; оптимизация

Введение

Сигналы, снятые с различных датчиков или принятые по каналам связи, несут разнообразную информацию об объектах и процессах [1-3]. В большинстве практических ситуаций эти сигналы регистрируются на фоне помех, наличие которых ограничивает возможности методов последующей обработки сигналов и извлечения из них полезной информации [4-6]. В связи с этим для подавления помех часто используют фильтры, предполагая, что их применение позволяет повысить качество сигналов или точность оценки их параметров [5, 7, 8].

Выбор подходящего типа фильтра и его параметров зависит от многих аспектов: особенностей сигнальной составляющей (есть ли в ней резкие изменения, известен ли ее спектр и т.п.), свойств помех (гауссовы или нет, стационарные или нет, изве-

стен ли их спектр и параметры, можно ли их оценить по наблюдаемой смеси сигнальной составляющей и помехи), отношения сигнал-шум, приоритета требований к фильтру, быстродействия, возможности программной или аппаратной реализации [5, 9, 10]. К настоящему моменту времени разработано множество фильтров, относящихся к разным группам (семействам): линейные неадаптивные и адаптивные [1, 4], нелинейные неадаптивные и адаптивные [5, 9], на основе ортогональных преобразований [6, 7], гибридные и многоэтапные [10, 11] и многие другие. При этом, естественно, возникают вопросы: какой фильтр применять и какие параметры фильтра устанавливать (для большинства фильтров есть параметры, устанавливаемые пользователем – пороги, размеры скользящих окон или блоков и т.д.) [5, 9, 10]. Кроме того, возникает вопрос – а целесообразно ли в данной конкретной ситуации применять фильтрацию? Ведь известно, что наряду с полезным эф-

фектом подавления помех любой фильтр почти всегда (за исключением экзотических ситуаций стабильных точек некоторых нелинейных фильтров) вносит некоторые искажения в сигнальную составляющую, которые, безусловно, не являются полезными.

Потенциальная эффективность подавления помех может быть предсказана для фильтра Винера [4], если известны спектры сигнальной составляющей и помех. Однако, что, по крайней мере, касается сигнальной составляющей, то на практике ее спектр часто неизвестен. Можно предсказать потенциальную эффективность подавления помех для некоторых простейших неадаптивных фильтров и несложных участков сигнальной составляющей, но не для всего сигнала, особенно если в нем есть особые точки (например, скачки или разрывы производных). Поэтому задача предсказания эффективности фильтрации не является тривиальной для большинства типов фильтров.

В последние годы определенные успехи в предсказании эффективности фильтрации были достигнуты в области обработки изображений [12-14]. Сначала в [12] для методов нелокальной фильтрации была оценена потенциальная эффективность фильтрации при наличии истинного изображения, а в [14] было показано, как достичь этого при отсутствии истинного изображения. Однако у подхода [12, 14] есть два существенных недостатка. Первый – оценивается потенциальная эффективность фильтрации, а не реальная (показано, что реальная приближается к потенциальной для текстурных изображений, которые обрабатывать сложнее всего [13]). Второй недостаток – расчет потенциальной эффективности занимает много времени, а использование предсказания эффективности фильтрации обычно целесообразно при условии, что для предсказания нужно на порядок меньше времени, чем на саму фильтрацию [13].

Иной подход был предложен в работах [13, 15, 16]. Сначала в нашей работе [15] для двух фильтров на основе ДКП было показано, что даже использование одного входного параметра, который очень легко рассчитать, позволяет достаточно точно предсказывать отношение среднеквадратической ошибки на выходе фильтра к дисперсии аддитивного белого гауссова шума на входе. Позже в работах [13, 16] было показано, что можно прогнозировать разные метрики эффективности фильтрации (в том числе визуального качества [17]) для достаточно широкого круга фильтров, в том числе и не на основе ДКП. Для повышения точности прогнозирования можно использовать несколько входных параметров [13, 16].

Применимость подхода [13, 15, 16] к обработке одномерных процессов была недавно продемонстрирована в работе [18]. Вместе с тем, под вопросом остается универсальность подхода и выбор параметров фильтра. В связи с этим целью данной работы является анализ возможности прогнозирования эффективности фильтрации одномерных процессов на основе ДКП и возможностей оптимизации (выбора наилучших) параметров фильтра.

Одномерная фильтрация на основе ДКП и критерии ее эффективности

Напомним некоторые основные моменты одномерной фильтрации на основе ДКП. Пусть $S(i), i=1, \dots, I$ – сигнальная составляющая, которую надо оценить (i – индекс отсчета, I – общее число отсчетов) по наблюдаемой реализации $S_n(i) = S(i) + n(i), i=1, \dots, I$, где $n(i)$ – шум в i -м отсчете, полагаемый аддитивным, белым и гауссовым с нулевым средним и заранее известной или точно оцененной дисперсией σ^2 . Задача оценивания решается путем получения оценки $S_f(i), i=1, \dots, I$ на выходе фильтра, которая должна быть как можно более близкой к $S(i), i=1, \dots, I$ в соответствии с используемым критерием, в качестве которого наиболее часто используется среднеквадратическая ошибка (mean square error (MSE)), которая для эффективного фильтра должна быть существенно меньше σ^2 .

Одномерная фильтрация на основе ДКП выполняется следующим образом. Данные обрабатываются в блоках, где в блок входят значения $S_n^{bl}(l) = \{S_n(l+j-1)\}, j=1, \dots, N$, N – размер блока, обычно выбираемый равным степени двух) и $l=1, \dots, I-N+1$ (ниже будет рассматриваться вариант ДКП-фильтра с так называемым полным перекрытием, который является наиболее эффективным в плане подавления помех), l – индекс крайнего левого (начального) отсчета, входящего в блок. Для каждого блока выполняется прямое ДКП и в результате получают ДКП-коэффициенты $D(k), k=1, \dots, N$, где $D(1)$ связано со средним в блоке и в дальнейшей пороговой обработке не участвует. Простая жесткая (грубая) пороговая обработка выполняется в соответствии с алгоритмом

$$D_{thr}(k) = \begin{cases} D(k), & \text{если } |D(k)| > T \\ 0, & \text{если } |D(k)| \leq T \end{cases}, k=2, \dots, N,$$

где T - пороговое значение, которое в общем случае задается равным $\beta\sigma$ (β – выбираемый коэффициент, который по умолчанию обычно устанавливается равным 2,7). После такой пороговой обработки применяют обратное ДКП к $D_{thr}(k), k=1, \dots, N$ и получают отфильтрованные значения для данного блока $S_f^{bl}(1) = \{S_f(1+j-1)\}, j=1, \dots, N$. Как можно видеть, для каждого отсчета может быть от одного (для первого и последнего отсчетов) до N отфильтрованных значений, принадлежащих перекрывающимся блокам. Существуют разные варианты их обработки [19]. Однако более сложные варианты не обеспечивают существенного выигрыша по эффективности, поэтому остановимся на простейшем варианте усреднения полученных оценок.

Эффективность работы фильтра на основе ДКП в плане подавления помех, очевидно, зависит от многих факторов [10, 19]: свойств сигнальной составляющей, параметров фильтра (N, β), интенсивности помех (вернее, отношения сигнал-шум на входе):

$$SNR = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^I \frac{[S(i) - S_{mean}(i)]^2}{I-1}, \quad (1)$$

где $S_{mean}(i) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I S(i)$. Количественно эффективность фильтрации можно характеризовать либо отношением MSE/σ^2 , где

$$MSE = \sum_{i=1}^I \frac{[S(i) - S_f(i)]^2}{I-1}, \quad (2)$$

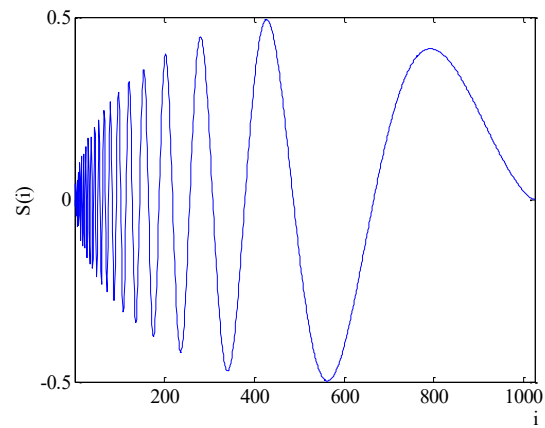
либо улучшением отношения сигнал-шум (в дБ):

$$ISNR = 10 \log_{10}(\sigma^2 / MSE). \quad (3)$$

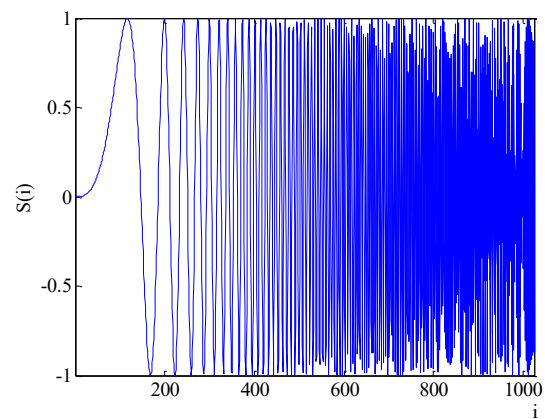
Как следует из теории и экспериментальных исследований [10-12], лучшая эффективность в смысле меньших значений MSE/σ^2 или, что эквивалентно, больших значений $ISNR$ имеет место для более гладких сигналов (примеры достаточно гладкого и сложных сигналов приведены на рис. 1) или меньших значений входных SNR . Вопрос в том, можно ли это предсказать до начала фильтрации.

Проиллюстрируем влияние параметров фильтра и свойств сигнала и помехи на эффективность обработки. Размер блока изменять не будем – здесь и ниже приведены результаты для $N=32$ (хотя для $N=64$ и $N=128$ часто возможно получить лучшие результаты). На рис. 2 приведены зависимости $ISNR$ от β для четырех разных случаев: сложного

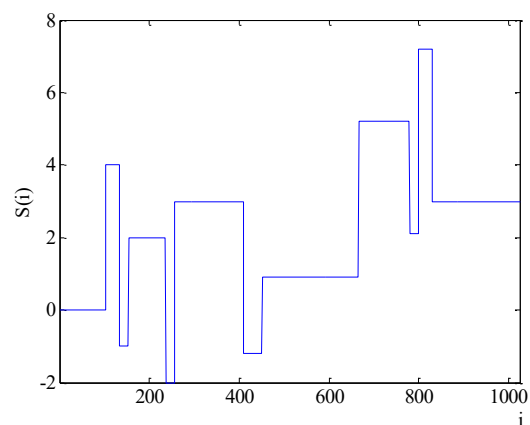
сигнала и слабых помех (Quadchirp, $SNR=18$), относительно гладкого сигнала и слабых помех (Doppler, $SNR=18$), относительно простого сигнала и двух уровней помех (Doppler, $SNR=1$ и $SNR=18$) и относительно сложного сигнала и очень слабых помех (Blocks, $SNR=100$).



а



б



в

Рис. 1. Примеры тестовых сигналов разной сложности: Doppler (а), Quadchirp (б) и Blocks (в)

Отличия состоят в двух аспектах. Во-первых, положения максимумов зависимостей разное – по

мере возрастания интенсивности помех и уменьшения сложности сигнальной составляющей аргумент максимума смещается в сторону больших значений (см. рис. 2). При этом оптимальное значение β может заметно отличаться от рекомендуемого ($\beta=2,7$) – оно может быть порядка 3,5. Во-вторых, значения ISNR в точках максимумов существенно отличаются. Если для тестового сигнала Doppler и SNR=18 максимальное значение ISNR составляет 5,19 дБ, то для сигнала Blocks при SNR=100 положительный эффект от фильтрации мал и целесообразность применения фильтра не очевидна (ISNR в точке максимума едва превышает 1 дБ). В то же время для сигнала Doppler при SNR=1 максимальное значение ISNR составляет 9,61 дБ, то есть положительный эффект является большим и, безусловно, применять фильтрацию следует.

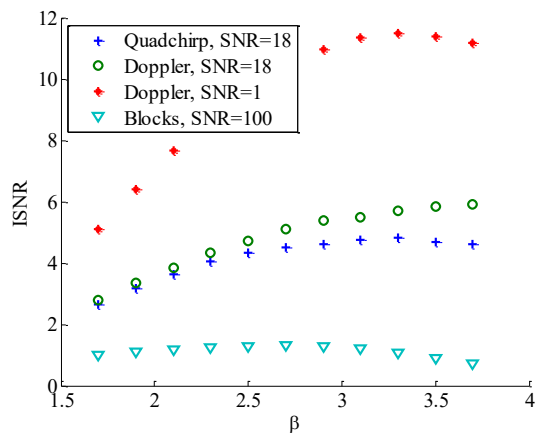


Рис. 2. Зависимости ISNR от β для трех разных случаев

Таким образом, на практике возможны ситуации, когда можно наблюдаемый сигнал не фильтровать и сэкономить время и ресурсы. Кроме того, определенные возможности повышения эффективности фильтрации заложены в выборе (оптимизации, адаптации) параметров фильтра в зависимости от конкретной ситуации.

Применение набора тестовых сигналов для получения скаттерограмм и их обработки

Прежде всего, напомним требования к прогнозированию эффективности. Важнейшие из них состоят в следующем:

- процесс обработки данных должен занимать гораздо меньше времени, чем сама фильтрация (в противном случае, ни о какой потенциальной экономии времени и ресурсов говорить не приходится);

- прогноз эффективности (оценка используемого показателя эффективности) должен быть достаточно точным, чтобы принять обоснованное решение относительно того, применять фильтрацию или нет, или какие значения параметров фильтров устанавливать, негативный эффект от неправильно принятого решения не должен быть катастрофическим (должен быть приемлемым);

- метод прогнозирования должен быть применим к разным типам сигналов и отношениям сигнал-шум, то есть быть достаточно универсальным.

Предложенная в [13, 15, 16, 18] методика прогнозирования эффективности фильтрации основывается на следующих исходных предположениях:

- существует один или несколько входных параметров, которые способны охарактеризовать степень сложности изображения и/или уровень помех, то есть «описать» степень сложности реализации эффективной фильтрации для конкретного сигнала; при этом эти входные параметры вычисляются легко и быстро [15, 16];

- существует один или несколько выходных параметров (индикаторов, критериев), способных адекватно характеризовать эффективность фильтрации (два из них рассмотрены в предыдущем подразделе) [16, 18];

- существует достаточно жесткая связь между выходным (выходными) и входным (входными) параметрами, позволяющая прогнозировать (оценивать) выходные параметры по входным, причем эта связь (зависимость, аппроксимация) получена заранее и описывается относительно простыми выражениями или же может быть использована другим способом (например, подавая входные параметры на вход нейронной сети [16]).

Опыт работ [15, 16] показывает, что в качестве входного (входных) параметров могут успешно использоваться различные статистики ДКП-коэффициентов, рассчитанные в некотором количестве блоков. Следовательно, можно предположить, что на точность прогнозирования влияют количество этих статистик, их информативности, точность их расчета и т.д. [18]. Ниже анализ проведен для всего одной такой статистики, которая хорошо показала себя при прогнозировании эффективности фильтрации для изображений [16]. Это вероятность $P_{0,5\sigma}$ того, что абсолютные значения ДКП-коэффициентов в блоках не превосходят $0,5\sigma$, причем коэффициент $D(1)$ не учитывается. Эта вероятность потенциально изменяется от нуля до примерно 0,38 (случай, когда на входе наблюдается некоррелированный гауссов шум, то есть сигнал отсутствует или отношение сигнал-шум очень мало). Гарантировать то, что $P_{0,5\sigma}$ является наилучшим входным параметром,

невозможно. Для определения наилучшего входного параметра (или наилучшего набора входных параметров) необходимо проведение дополнительных исследований. Наша задача состоит лишь в том, чтобы показать принципиальную возможность использования входных параметров такого типа для прогнозирования. Отметим, что $P_{0.5\sigma}$ возрастает при уменьшении отношения сигнал-шум (см. анализ данных на рис. 3 ниже) и при упрощении структуры сигнальной составляющей. Если для входного отношения сигнал-шум, равного 100, ISNR составляет порядка 2 дБ, то для входного отношения сигнал-шум, равного 1, ISNR приближается к 9 дБ для более сложного тестового сигнала “Blocks” (данные на рис. 3, а), содержащего разрывы, и примерно равен 11 дБ для более простого сигнала “Heavy Sine” (данные на рис. 3, б).

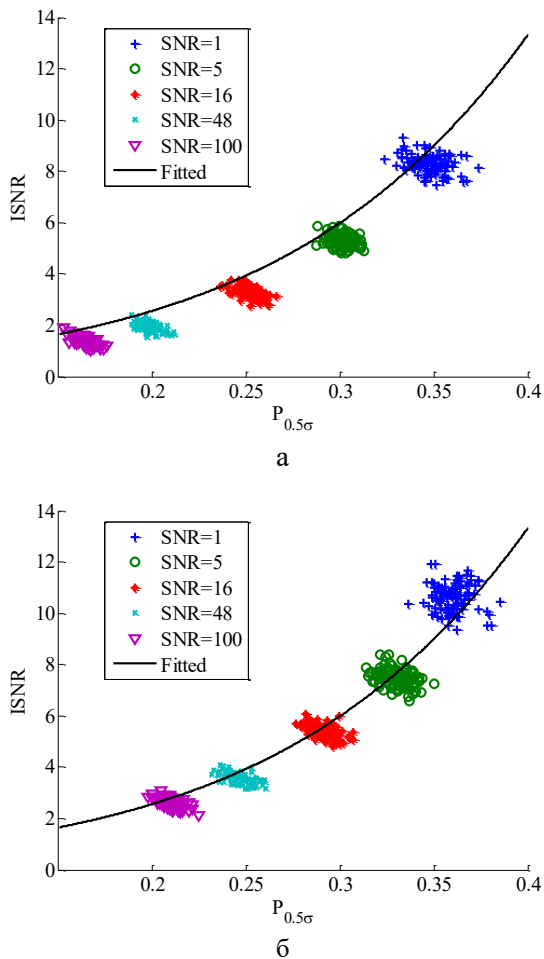


Рис. 3. Скаттерограммы значений ISNR от $P_{0.5\sigma}$ для пяти отношений сигнал-шум на входе для 100 реализаций шума для тестового сигнала “Blocks” (а) и “Heavy Sine” (б), $\beta=2,7$

Специфика скаттерограмм, показанных на рис. 3, состоит в том, что они получены только для

одного тестового сигнала, но для разных реализаций помех. Эти данные позволяют получить представление о ряде важных моментов – насколько сильно варьируются от одной реализации к другой оценки $P_{0.5\sigma}$ (эти оценки получены для всех возможных положений блоков, $I=1024$); насколько изменчивы показатели эффективности фильтрации в зависимости от реализации шума. Вывод таков, что оценки $P_{0.5\sigma}$ при $I=1024$ могут отличаться от среднего на несколько сотых, а значения ISNR – до 1 дБ. Более детальный анализ представлен в работе [18]. Вместе с тем, оценки $P_{0.5\sigma}$ и значения ISNR образуют кластеры относительно небольших размеров, и, если прогноз примерно совпадает с центром кластера, то такая точность прогнозирования может считаться удовлетворительной.

Приведенные на рис. 3 скаттерограммы отражают некоторые общие закономерности, но возникает вопрос – насколько близки результаты для разных тестовых сигналов и разных отношений сигнал-шум. В связи с этим были получены объединенные скаттерограммы для шести тестовых сигналов с существенно разными свойствами: упомянутых ранее Doppler и Quadchirp (см. рис. 2), Blocks и Heavy Sine, а также Bumps и Mishmash (все доступны для генерирования в системе Matlab®). Входные отношения сигнал-шум варьировались от 1 (очень низкое) до 100 (очень высокое) таким образом, чтобы, по возможности, покрыть широкий диапазон значений $P_{0.5\sigma}$. Примеры полученных скаттерограмм для случая использования $\beta=2,3$ показаны на рис. 4, а для случая $\beta=3,0$ – на рис. 5.

Приведенные на рис. 4 и 5 результаты показывают, что точки скаттерограмм лежат компактно вдоль вписанных кривых. Это означает, что аппроксимация и, соответственно, прогнозирование справедливы для разных сигналов и разных отношений сигнал-шум.

Вместе с тем, имеется и специфика. В частности, для тестового сигнала Mishmash, имеющего сложную структуру, при больших отношениях сигнал-шум наблюдаются значения $P_{0.5\sigma}$ порядка 0,1 (см. рис. 4 и 5), при которых эффективность фильтрации крайне низкая – ISNR меньше 1 дБ (см. рис. 4, б и 5, б), отношение MSE/σ^2 порядка 0,9). При этом низкая эффективность фильтрации имеет место как для $\beta=2,3$ (см. рис. 4), так и для $\beta=3,0$ (см. рис. 5). Данные, приведенные в работе [18], показывают, что и при $\beta=2,7$ эффективность фильтрации низка, то есть дело не в выборе оптимального значения параметра фильтра, а в том, что на данном этапе обеспечить высокую эффективность фильтрации для такого сигнала невозможно.

Если же $P_{0.5\sigma}$ лежит в пределах от 0,2 до 0,38 (особенно для $P_{0.5\sigma} \geq 0,3$), то параметр β может заметно повлиять на эффективность фильтрации. Соответствующие возможности адаптации рассмотрены в следующем подразделе.

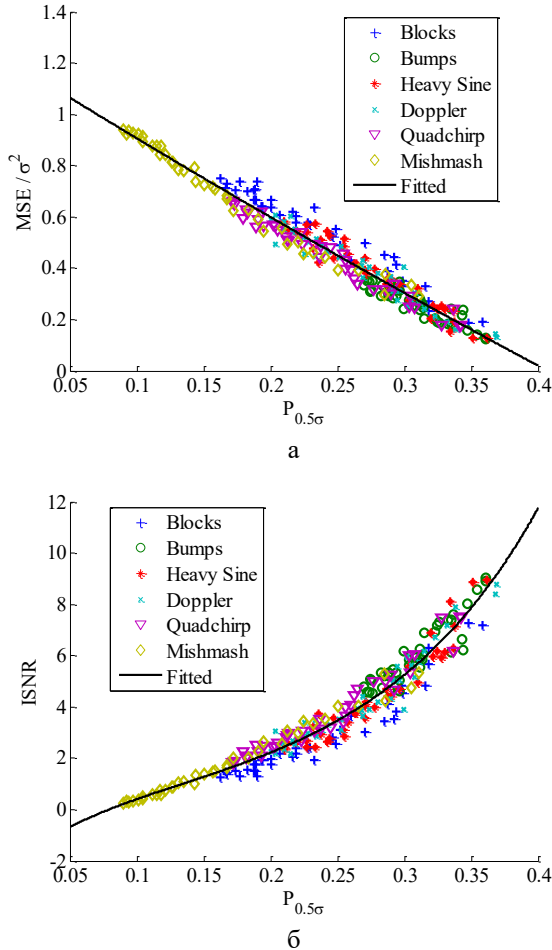


Рис. 4. Скаттерограммы для $\beta=2,3$, полученные для шести тестовых сигналов при широком диапазоне изменения входного SNR и вписанная кривая (Fitted)

В заключение, отметим несколько важных моментов. Визуальный анализ скаттерограмм указывает на то, что зависимости имеют относительно простой характер и могут быть аппроксимированы несложными функциями нескольких типов. Пример рассмотрен в работе [18], где показано, что примерно одинаковое качество вписывания достигается для полиномов второй и третьей степени, суммы двух экспонент с весами и степенной функции. Значения \bar{R}^2 [20] имеют порядок 0,92 (что считается хорошим показателем при решении задач регрессии), а значения среднеквадратических отклонений разброса точек скаттерограмм относительно вписанной кривой имеют порядок 0,053 для MSE/σ^2 и 0,69 для ISNR. Кстати, кривые, вписанные для всех 6 тестовых изображений (суммы двух экспонент с весами) приведены на рис. 3. Очевидно, что вписывание практически идеально для центров кластеров для тестового сигнала Heavy Sine, а центры кластеров для тестового сигнала Blocks расположены немного ниже вписанной кривой, то есть предсказание эффективности фильтрации для этого тестового сигнала окажется, в среднем, несколько «завышенным».

Рис. 5. Скаттерограммы для $\beta=3,0$, полученные для шести тестовых сигналов при широком диапазоне изменения входного SNR и вписанная кривая (Fitted)

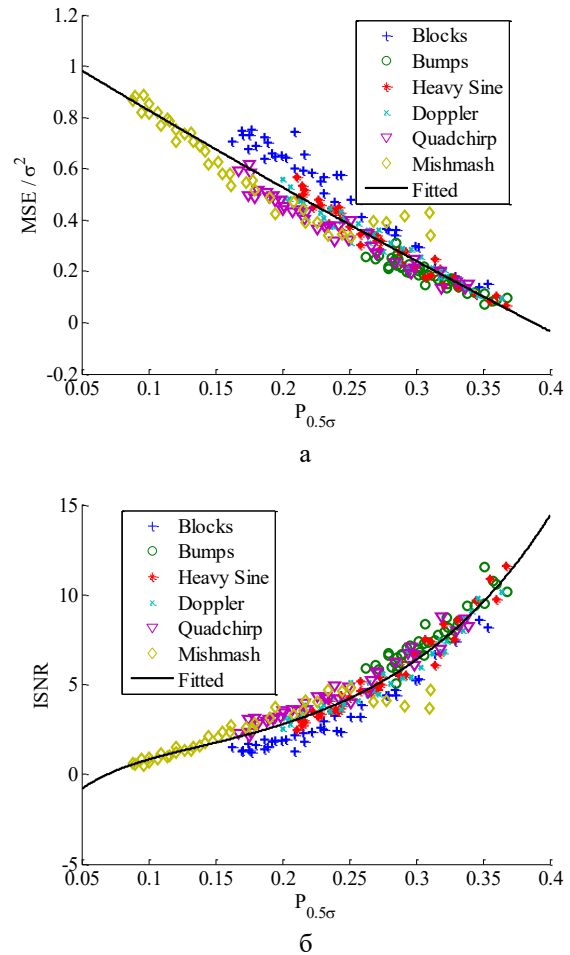


Рис. 5. Скаттерограммы для $\beta=3,0$, полученные для шести тестовых сигналов при широком диапазоне изменения входного SNR и вписанная кривая (Fitted)

Анализ возможностей прогнозирования эффективности фильтрации

В работе [18] рассмотрен еще один аспект прогнозирования. Показано, что точность прогнозирования практически не ухудшается, если $P_{0.5\sigma}$ рассчитывать не для всех возможных положений блоков, а для случая половинного перекрытия. Это означает, что можно анализировать блоки, для которых индексы крайнего левого отсчета равны 1, 17, 33 и т.д. (при $N=32$). Тогда таких положений блоков будет примерно в 16 раз меньше, чем положений

блоков, используемых при фильтрации с полным перекрытием.

Учтем также тот факт, что при прогнозировании ДКП в блоках надо выполнять один раз, а при фильтрации дважды. Тогда затраты на ДКП при прогнозировании меньше примерно в 32 раза. Расчет $P_{0,5\sigma}$ путем сравнения модулей ДКП с порогом $0,5\sigma$ также является несложной операцией, как и подстановка полученной оценки $P_{0,5\sigma}$ в аппроксимирующую формулу. Таким образом, прогнозирование занимает, как минимум, на порядок меньше времени, чем ДКП-фильтрация с полным перекрытием блоков и, соответственно, одно из требований к прогнозированию выполнено.

Если заранее получены аппроксимационные зависимости для нескольких значений β , то прогноз для каждого из них может быть легко получен, учитывая тот факт, что входным параметром является одно и то же значение $P_{0,5\sigma}$.

На рис. 6 показаны вписанные кривые ISNR от $P_{0,5\sigma}$ для трех значений β (2,3; 2,7 и 3,0). Хорошо видно, что для малых значений $P_{0,5\sigma}$ значения этих кривых мало отличаются, то есть выигрыш благодаря адаптивному выбору β небольшой. Более того, при $P_{0,5\sigma} \leq 0,15$ применение фильтрации, на наш взгляд, не имеет смысла, поскольку ISNR не превышает 1 дБ. При $P_{0,5\sigma} > 0,15$ применять фильтрацию целесообразно. Более того, при $P_{0,5\sigma} \geq 0,3$ может быть полезным выбор $\beta=3,0$ или даже немного больше вместо обычно рекомендуемого $\beta=2,7$.

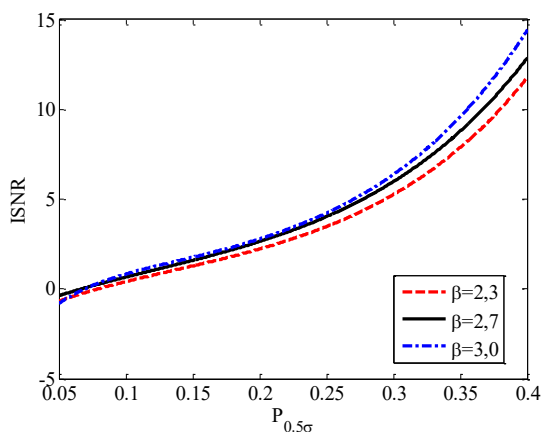


Рис. 6. Аппроксимации зависимости ISNR от $P_{0,5\sigma}$ для трех значений β (2,3; 2,7 и 3,0)

Выражения для аппроксимирующих кривых для $\beta=2,3$, $\beta=2,7$ и $\beta=3,0$, соответственно, таковы:

$$ISNR = 0,48 \cdot e^{8,01P_{0,5\sigma}} - 2,96 \cdot e^{-15,03P_{0,5\sigma}}, \quad (4)$$

$$ISNR = -2,54 \cdot e^{-13,66P_{0,5\sigma}} + 0,61 \cdot e^{7,62P_{0,5\sigma}}, \quad (5)$$

$$ISNR = 0,55 \cdot e^{8,18P_{0,5\sigma}} - 6,64 \cdot e^{-27,8P_{0,5\sigma}}. \quad (6)$$

Естественно, что такие зависимости могут быть получены для большего числа значений β и более широкого диапазона их возможного изменения. Вместе с тем, учитывая возможные ошибки оценки $P_{0,5\sigma}$ (см. данные на рис. 3) и характер зависимости ISNR от β , использование слишком большого числа возможных значений β , для которых проводится прогнозирование, кажется нецелесообразным. Например, по аналогии с данными на рис. 2 можно использовать 11 значений от 1,7 до 3,7 с шагом 0,2.

Проиллюстрируем работу предложенного подхода. Прежде всего, отметим, что нами рассматривается сигнал, которого не было среди набора тестовых сигналов, использованных для получения скаттерограмм и аппроксимирующих зависимостей. Это электрокардиографический (ЭКГ) сигнал длительностью 2048 отсчетов, показанный на рис. 7, а.

На рис. 7, б показана ЭКГ, искаженная аддитивным белым гауссовым шумом (SNR=10), который, очевидно, существенно искажает сигнал. Значение $P_{0,5\sigma}$ равно 0,34, то есть имеет место ситуация, когда применение фильтрации целесообразно. При этом прогнозы ISNR для трех значений β (2,3; 2,7 и 3,0) соответственно равны 7,25 дБ; 8,12 дБ и 8,82 дБ, а реально полученные значения ISNR соответственно равны 7,51 дБ, 8,46 дБ и 9,02 дБ. Таким, образом, во-первых, можно констатировать высокую точность прогнозирования параметра ISNR. Во-вторых, имеет смысл осуществлять фильтрацию с $\beta=3,0$. На рис. 7, в и 7, г приведены результаты обработки при β , равном соответственно 2,3 и 3,0, подтверждающие этот вывод (шум подавлен более эффективно, а информационные признаки сигнала сохранены).

Заключение

Проанализирована эффективность обработки и целесообразность применения одномерной фильтрации процессов с использованием ДКП-фильтра с полным перекрытием блоков размером $N=32$. Показано, что в некоторых случаях применение фильтрации не имеет особого смысла, зато в других случаях положительный эффект может быть большим. Такие ситуации могут быть идентифицированы до начала фильтрации, используя простую и обладающую вы-

соким быстродействием операцию расчета статистического параметра $P_{0.5\sigma}$, а также заранее полученные аппроксимации.

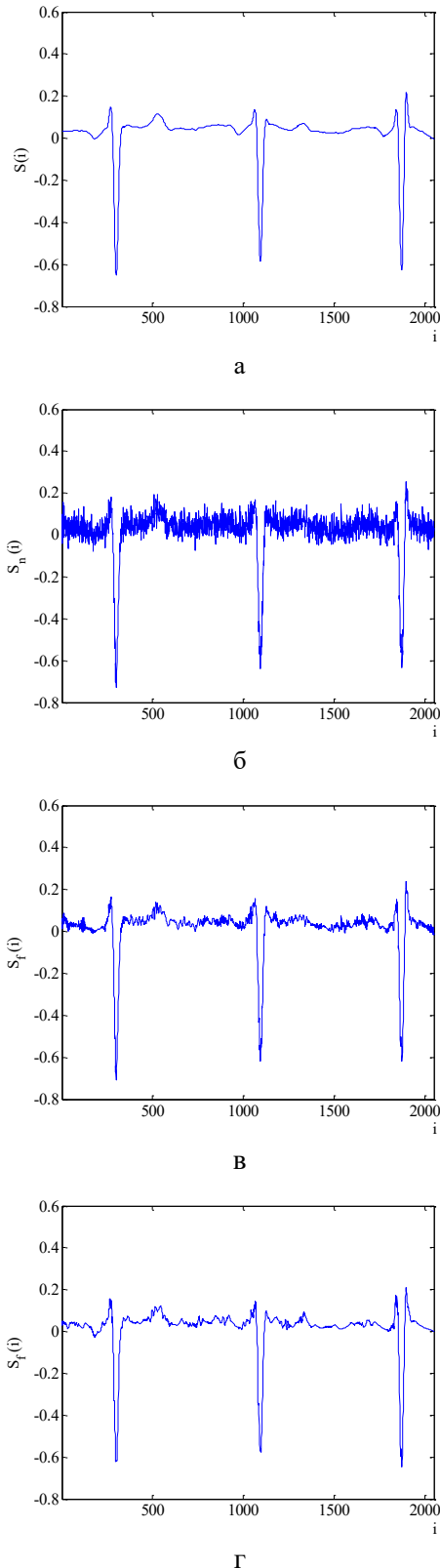


Рис. 7. ЭКГ сигнал без помех (а), искаженный белым шумом при входном SNR=10 (б), обработанный ДКП-фильтром с $\beta=2,3$ (в) и $\beta=3,0$ (г)

Более того, можно также установить параметр β ДКП-фильтра, определяющий эффективность фильтрации, и таким образом адаптировать обработку к конкретному сигналу и уровню помех. Показано, что, будучи «обученным» на одном наборе тестовых сигналов, подход хорошо работает для другого (медицинского) сигнала, что свидетельствует о его универсальности.

Литература

1. *Speech and Audio Signal Processing: Processing and Perception of Speech and Music, 2-nd edition*[Text] / B. Gold, D. Ellis, N. Morgan, H. Bourlard, E. Fosler-Lussier. – Wiley-Interscience, 2011. – 688 p.
2. Viunytskyi, O. *Signal processing techniques for fetal electrocardiogram extraction and analysis* [Text] / O. Viunytskyi, V. Shulgin // *Proc. of 2017 IEEE 37th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), Kiev, Ukraine.* – 2017. – P. 325-328.
3. Епифанов, С. В. *Синтез и анализ перспективной САУ ГТД* [Текст] / С. В. Епифанов, Е. А. Кононыхин // *Авиационно-космическая техника и технология.* – 2013. – № 10 (107). – С. 83-87.
4. *Least-Mean-Square Adaptive Filters* [Text] / S. Haykin, B. Widrow. – Wiley-Interscience, 2003. – 497 p.
5. *Fundamentals of nonlinear digital filtering* [Text] / J. Astola, P. Kuosmanen. – CRC Press LLC, 1997. – 288 p.
6. Gotchev, A. *Improving the transform domain ECG denoising performance by applying interbeat and intra-beat decorrelating transforms* [Text] / A. Gotchev, N. Nikolaev, K. Egiazarian // *Proc. of ISCAS 2001, Sydney, NSW.* – 2001. – Vol. 2. – P. 17-20.
7. Donoho, D. L. *Adapting to unknown smoothness by wavelet shrinkage* [Text] / D. L. Donoho, I. M. Johnstone // *J. of American Statistical Association.* – 1995. – Vol. 90, no. 11. – P. 1200-1224.
8. Abosekeen, A. *Improving the RISS/GNSS Land-Vehicles Integrated Navigation System Using Magnetic Azimuth Updates* [Text] / A. Abosekeen, A. Nouredin, M. J. Korenberg // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.* – 2019. – P. 1-14.
9. *Locally Adaptive Processing of 1-D Signals Using Z-parameter and Filter Banks* [Text] / V. V. Lukin, A. A. Zelensky, N. O. Tulyakova, V. P. Melnik, S. Peltonen, P. Kuosmanen // *Proc. of NORSIG2000, Kolmarden, Sweden.* – 2000. – P. 195-198.
10. *Adaptive DCT-based 1-D filtering of Poisson and mixed Poisson and impulsive noise* [Text] / V. V. Lukin, D. V. Fevraleev, S. K. Abramov, S. Peltonen, J. Astola // *CDROM Proceedings of LNLA, Switzerland.* – 2008. – P. 1-8.

11. Astola, J. *Local Approximation Techniques in Signal and Image Processing [Text]* / J. Astola, V. Katkovnik, K. Egiazarian. - SPIE Press Monograph, 2006. - vol. PM157. - 576 p.

12. Chatterjee, P. *Is Denoising Dead? [Text]* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing*. - April 2010. - vol. 19, no. 4. - P. 895-911.

13. *Is Texture Denoising Efficiency Predictable? [Text]* / O. Rubel, V. Lukin, S. Abramov, B. Vozel, O. Pogrebnyak, K. Egiazarian // *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. - 2018. - Vol. 32, no. 1. - 32 p.

14. Chatterjee, P. *Practical Bounds on Image Denoising: From estimation to information [Text]* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing*. - May 2011. - vol. 20, no. 5. - P. 1221-1233.

15. *Prediction of filtering efficiency for DCT-based image denoising [Text]* / S. Abramov, S. Krivenko, A. Roenko, V. Lukin, I. Djurovic, M. Chobanu // *2nd Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*. - Budva, Montenegro, 2013. - P. 97-100.

16. Rubel, O. *An Improved Prediction of DCT-Based Filters Using Regression Analysis [Text]* / O. Rubel, V. Lukin // *Information and Telecommunications Sciences, Kiev, Ukraine*. - 2014. - Vol. 5, no. 1. - P. 30-41.

17. *Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [Text]* / Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, E. Simoncelli // *IEEE Transactions on Image Processing*. - 2004. - Vol. 13, no. 4. - P. 600-612.

18. *Prediction of Signal Denoising Efficiency for DCT-based Filter [Text]* / S. Abramov, V. Abramova, V. Lukin, K. Egiazarian // *Telecommunication and radio Engineering*. - 2019. - 14 p.

19. Oktem, R. *Signal and image denoising in transform domain and wavelet shrinkage: A comparative study [Text]* / R. Oktem, L. Yaroslavsky, K. Egiazarian // *Proceedings of 9th European Signal Processing Conference*. - 1998. - P. 2269-2272.

20. *An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models* / C. Cameron, A. Windmeijer, A. G. Frank, H. Gramajo, D. E. Cane, C. Khosla // *J. of Econometrics*. - 1997. - Vol. 77(2). - 16 p.

References

1. Gold, B., Ellis, D., Morgan, N., Bourlard, H., Fosler-Lussier, E. *Speech and Audio Signal Processing: Processing and Perception of Speech and Music*, 2-nd edition. USA, Wiley-Interscience. 688 p.

2. Viunytskyi, O., Shulgin, V. Signal processing techniques for fetal electrocardiogram extraction and

analysis. *Proc. of 2017 IEEE 37th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)*, Kiev, Ukraine, 2017, pp. 325-328.

3. Epifanov, S. V., Kononyhin, E. A. Sintez i analiz perspektivnoj SAU GTD [Synthesis and analysis of promising self-propelled guns GTE]. *Aviacijno-kosmichna tehnika i tehnologija - Aerospace technic and technology*, no. 10 (107), 2013, pp. 83-87.

4. Haykin, S., Widrow, B. *Least-Mean-Square Adaptive Filters*. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience, 2003. 497 p.

5. Astola, J., Kuosmanen, P. *Fundamentals of non-linear digital filtering*. Boca Raton (USA), CRC Press LLC, 1997. 288 p.

6. Gotchev, A., Nikolaev, N., Egiazarian, K. Improving the transform domain ECG denoising performance by applying interbeat and intra-beat decorrelating transforms. *Proc. of ISCAS 2001*, Sydney, NSW, vol. 2, 2001, pp. 17-20.

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

8. Abosekeen, A., Noureldin, A., Korenberg, M.J., Improving the RISS/GNSS Land-Vehicles Integrated Navigation System Using Magnetic Azimuth Updates. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, pp. 1-14.

9. Lukin, V. V., Zelensky, A. A., Tulyakova, N. O., Melnik, V. P., Peltonen, S., Kuosmanen, P. Locally Adaptive Processing of 1-D Signals Using Z-parameter and Filter Banks. *Proc. of NORISIG2000*, Kolmarden, Sweden, 2000, pp. 195-198.

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

11. Astola, J., Katkovnik, V., Egiazarian, K. *Local Approximation Techniques in Signal and Image Processing*. SPIE Press Monograph, vol. PM157, 2006. 576 p.

12. Chatterjee, P., Milanfar, P. *Is Denoising Dead? IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 4, 2010, pp. 895-911.

13. Rubel, O., Lukin, V., Abramov, S., Vozel, B., Pogrebnyak, O., Egiazarian, K. *Is Texture Denoising Efficiency Predictable? International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 32, no. 1, 2018. 32 p.

14. Chatterjee, P., Milanfar, P. *Practical Bounds on Image Denoising: From estimation to information*. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 5, 2011, pp. 1221-1233.

15. Abramov, S., Krivenko, S., Roenko, A., Lukin, V., Djurovic, I., Chobanu, M. *Prediction of filtering*

efficiency for DCT-based image denoising. *2nd Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, Budva, Montenegro, 2013, pp. 97-100.

16. Rubel, O., Lukin, V. An Improved Prediction of DCT-Based Filters Using Regression Analysis. *Information and Telecommunications Sciences*, Kiev, Ukraine, vol. 5, no. 1, 2014, pp. 30-41.

17. Wang, Z., Bovik, A., Sheikh, H., Simoncelli, E. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, 2004, pp. 600–612.

18. Abramov, S., Abramova, V., Lukin, V., Egiazarian, K. Prediction of Signal Denoising Efficiency

for DCT-based Filter. *Telecommunication and radio Engineering*, 2019. 14 p.

19. Oktem, R., Yaroslavsky, L., Egiazarian, K. Signal and image denoising in transform domain and wavelet shrinkage: A comparative study. *In Proceedings of 9th European Signal Processing Conference*, 1998, pp. 2269-2272.

20. Cameron, C., Windmeijer, A., Frank, A. G., Gramajo, H., Cane, D. E., Khosla, C. An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models. *J. of Econometrics*, no. 77(2), 1997. 16 p.

Поступила в редакцію 12.09.2019, рассмотрена на редколлегии 23.09.2019

АНАЛІЗ І ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ФІЛЬТРАЦІЇ ОДНОВИМІРНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ ДИСКРЕТНОГО КОСИНУСНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ

С. К. Абрамов, В. В. Абрамова, С. С. Кривенко, В. В. Лукін

Проаналізовано ефективність і доцільність застосування фільтрації на основі дискретно-косинусного перетворення (ДКП) одновимірних сигналів, спотворених білим гаусовим шумом із заздалегідь відомою або апріорно оціненою дисперсією. Показано, що ефективність змінюється в широких межах в залежності від відношення сигнал-шум на вході та ступеня складності сигналу, що оброблюється. Запропоновано спосіб прогнозування ефективності фільтрації відповідно до традиційних кількісних критеріїв – відношення середньоквадратичної похибки на виході фільтру до дисперсії шуму та покращення відношення сигнал-шум завдяки фільтрації. Прогнозування виконується на основі залежностей, що отримані в результаті регресійного аналізу. Ці залежності можна описати простими функціями кількох типів, параметри яких визначені в результаті вписування методом найменших квадратів. Показано, що для досить точного прогнозування можна попередньо (до початку фільтрації) оцінювати всього один статистичний параметр, причому цей параметр можна розраховувати у відносно невеликій кількості блоків стандартного розміру (наприклад, 32 відліків), що не перекриваються, або блоків стандартного розміру, що частково перекриваються. Проаналізовано варіації оцінок критеріїв ефективності для набору реалізацій, вивчені фактори, що впливають на точність прогнозування. Показано, що можна дуже швидко виконувати прогнозування ефективності фільтрації для кількох можливих значень параметру ДКП-фільтру, що використовуються для розрахунку порогу, й рекомендувати найкраще з них до практичного використання. Наведено приклад використання такої процедури адаптації параметру фільтру для ЕКГ-сигналу, який не застосовувався на етапі отримання регресійних залежностей. В результаті адаптації можна помітно підвищити ефективність фільтрації – вигреш може сягати 0,5-1 дБ. Перевагою процедур адаптації та прогнозування є їх універсальність – їх можна застосовувати для різних типів сигналів та відношень сигнал-шум.

Ключові слова: ефективність фільтрації; прогнозування; ДКП фільтр; адитивні завади; оптимізація.

ANALYSIS AND FORECASTING OF ONE-DIMENSIONAL SIGNALS FILTRATION EFFICIENCY BASED ON DISCRETE COSINUS CONVERSION

S. K. Abramov, V. V. Abramova, S. S. Krivenko, V. V. Lukin

The article deals with the analysis of the efficiency and expedience of applying filtering based on the discrete cosine transform (DCT) for one-dimensional signals distorted by white Gaussian noise with a known or a priori estimated variance. It is shown that efficiency varies in wide limits depending upon the input ratio of signal-to-noise and degree of processed signal complexity. It is offered a method for predicting filtering efficiency according to the traditional quantitative criteria as the ratio of mean square error to the variance of additive noise and improvement of the signal-to-noise ratio. Forecasting is performed based on dependences obtained by regression analysis. These dependencies can be described by simple functions of several types parameters of which are determined as the result of least mean square fitting. It is shown that for sufficiently accurate prediction, only one statistical parameter calculated in the DCT domain can be preliminarily evaluated (before filtering), and this parameter can be calculated in a relatively small number of non-overlapping or partially overlapping blocks of standard size (for example, 32 sam-

ples). It is analyzed the variations of efficiency criteria variations for a set of realizations; it is studied factors that influence prediction accuracy. It is demonstrated that it is possible to carry out the forecasting of filtering efficiency for several possible values of the DCT-filter parameter used for threshold setting and, then, to recommend the best value for practical use. An example of using such an adaptation procedure for the filter parameter setting for processing the ECG signal that has not been used in the determination of regression dependences is given. As a result of adaptation, the efficiency of filtering can be essentially increased – benefit can reach 0.5-1 dB. An advantage of the proposed procedures of adaptation and prediction is their universality – they can be applied for different types of signals and different ratios of signal-to-noise.

Keywords: denoising efficiency; forecasting; DCT filter; additive noise; optimization.

Абрамов Сергей Клавдиевич – канд. техн. наук, доцент, доцент каф. информационно-коммуникационных технологий им. А. А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.

Абрамова Виктория Валерьевна – канд. техн. наук, доцент каф. информационно-коммуникационных технологий им. А. А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.

Кривенко Сергей Станиславович – канд. техн. наук, ст. науч. сотр. каф. информационно-коммуникационных технологий им. А. А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», г. Харьков, Украина.

Лукин Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., зав. каф. информационно-коммуникационных технологий им. А. А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.

Abramov Sergey Klavdievich – Candidate of Technical Science, Associate Professor of Dept. of Information-communication technologies named after A. A. Zelensky, National Aerospace University “Kharkov Aviation Institute”, Kharkov, Ukraine, e-mail: s.abramov@khai.edu, ORCID Author ID: 0000-0002-8295-9439, Scopus Author ID: 7005979784, ResearchGate: Sergey_Abramov2.

Abramova Victoriya Valerievna – PhD, Associate Professor of Information-communication technologies named after A. A. Zelensky Chair, National Aerospace University “Kharkov Aviation Institute”, Kharkov, Ukraine, e-mail: v.abramova@khai.edu, ORCID Author ID: 0000-0001-5802-5858, Scopus Author ID: 55225531900, ResearchGate: Victoriya_Abramova.

Krivenko Sergey Stanislavovich – PhD, Senior Researcher of Dept. of Information and communication technologies named after A.A. Zelensky, National Aerospace University “Kharkov Aviation Institute”, Kharkiv, Ukraine, e-mail: krivenkos@ieee.org, Scopus Author ID: 24344247200, ORCID Author ID: 0000-0001-6027-5442, ResearchGate: Sergey_Krivenko2.

Lukin Vladimir Vasilyevich – Doctor of Technical Science, Professor, Head of Dept. of Information and communication technologies named after A.A. Zelensky, National Aerospace University “Kharkov Aviation Institute”, Kharkov, Ukraine, e-mail: lukin@ai.kharkov.com, Scopus Author ID: 7102438809, ORCID Author ID: 0000-0002-1443-9685, ResearchGate: Vladimir_Lukin2.