

# МНОГОСКОРОСТНАЯ СУБПОЛОСНАЯ ОБРАБОТКА РЕЧЕВЫХ СИГНАЛОВ

**Чадюк П.В.**

г. Белгород, ФГАОУ ВО «Белгородский государственный национальный  
исследовательский университет»,  
05.13.01 – «Системный анализ, управление и обработка информации»

**Щепилова Д.В.**

г. Белгород, ФГАОУ ВО «Белгородский государственный национальный  
исследовательский университет»,  
05.13.17 – «Теоритические основы информатики»

**Аннотация.** В данной работе рассмотрены основы теории многоскоростной обработки и анализа речевых сигналов, кратко рассмотрены основные отличия вейвлет-фильтрации и субполосной оптимальной фильтрации. Приведены примеры того, как данный метод может быть использован при обработке речевых сигналов.

Речевые сообщения для человека, являются наиболее естественной и распространенной формой информационного обмена. В настоящее время наблюдается тенденция к увеличению доли речевых данных в компьютерных системах, что требует использования эффективных методов обработки, хранения и передачи по цифровым каналам связи.

При этом в компьютерных системах обработке подвергаются речевые сигналы, представляющие собой результаты регистрации электрических колебаний, полученные на выходе микрофонов. Речевые сообщения формируются под воздействием акустических колебаний, возбуждаемых речевым аппаратом человека, и представляют собой набор колебаний сформированных под воздействием различных звуков речи. Наборы дискретных отсчетов речевых сообщений принято называть речевыми данными.

Важной задачей является работа систем передачи речи в реальном масштабе времени. Для этого необходимо поддерживать высокую скорость обработки речевых сигналов на всех этапах: от регистрации до кодирования. Требовательными к производительности являются алгоритмы такие как: алгоритм шумоочистки сигнала, поиска пауз, сжатия данных, распознавания...

Так как звуки речи обладают свойством концентрации энергии в малой доле частотной полосы, то целесообразно проводить анализ и обработку только в том частотном диапазоне, где сосредоточена основная часть энергии. Для этого предлагается использовать многоскоростную обработку сигналов, которая предполагает, что в процессе линейного преобразования цифровых сигналов возможно изменение частоты дискретизации в сторону уменьшения или увеличения. То есть уменьшая частоту дискретизации можно уменьшить частотный диапазон сигнала и понизить требуемую скорость обработки.

Структурная схема многоскоростной обработки сигналов представлена на рисунке 1 [1]. На вход схемы поступает цифровой сигнал  $x$ , который проходит через два фильтра: нижних и верхних частот. Полученные таким образом частотные составляющие сигнала  $y_L$  и  $y_H$  прореживаются в два раза. Это позволяет обработать каждую частотную составляющую отдельно с два раза меньшей частотой дискретизации.

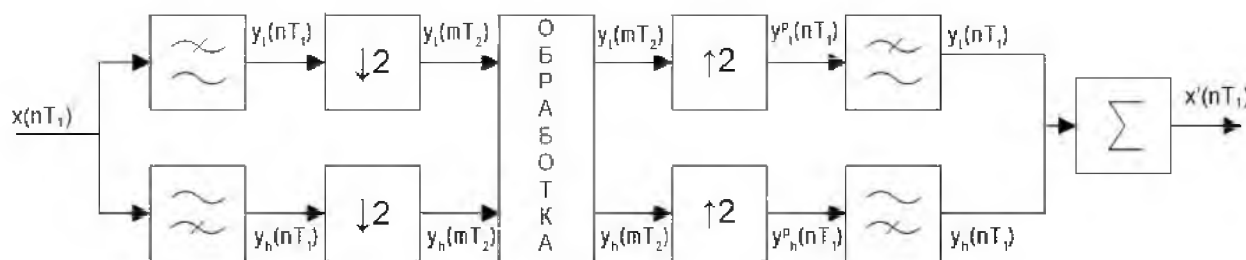


Рисунок 1 – Структурная схема многоскоростной обработки сигналов

Что бы синтезировать сигнал после анализа или обработки необходимо увеличить частоту дискретизации в два раза с помощью интерполяции. Для этого частотные составляющие расширяются в два раза дополняясь нулями ( $y_L^p, y_H^p$ ) с последующей фильтрацией их выходными фильтрами верхних и нижних частот соответственно. Затем интерполированные составляющие суммируются.

Для фильтрации используются фильтры с конечной импульсной характеристикой. Фильтры низких и высоких частот являются квадратурными зеркальными, то есть с амплитудно-частотными характеристиками симметричными половине частоты Найквиста. Набор фильтров ( $H, Gu\tilde{H}, \tilde{G}$ ) выполняет точное восстановление при любом входном сигнале тогда и только тогда, когда:

$$\begin{aligned}
 H(\omega)\tilde{H}^*(\omega) + G(\omega)\tilde{G}^*(\omega) &= 2, \\
 H(\omega)\tilde{H}^*(\omega + \pi) + G(\omega)\tilde{G}^*(\omega + \pi) &= 0.
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

Следствие:

$$G(\omega) = e^{-i\omega}\tilde{H}, \quad \tilde{G}(\omega) = e^{-i\omega}H^*(\omega + \pi).$$

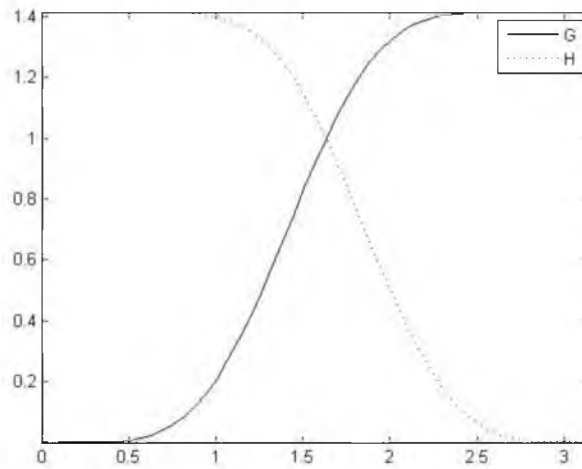


Рисунок 2 – Пример амплитудно-частотных характеристик квадратурно-зеркальных фильтров

Из рисунка 2 видно, что фильтры могут соответствовать условию (1) и при фильтрации захватывать энергию с соседнего частотного интервала, что сильно отразится на анализе. Сейчас широко для фильтрации применяются вейвлет-фильтры, использующие вейвлет-преобразование [2]. Вейвлет-преобразование представляет собой свертку вейвлет-функции с сигналом:

$$y(nT) = \sum_{k=1}^N x[(n-k)T]h(kT), \tag{2}$$

где  $h(kT)$  - импульсная характеристика фильтра,  $x$  - сигнал.

На рисунке 3 представлены некоторые семейства вейвлет функций.

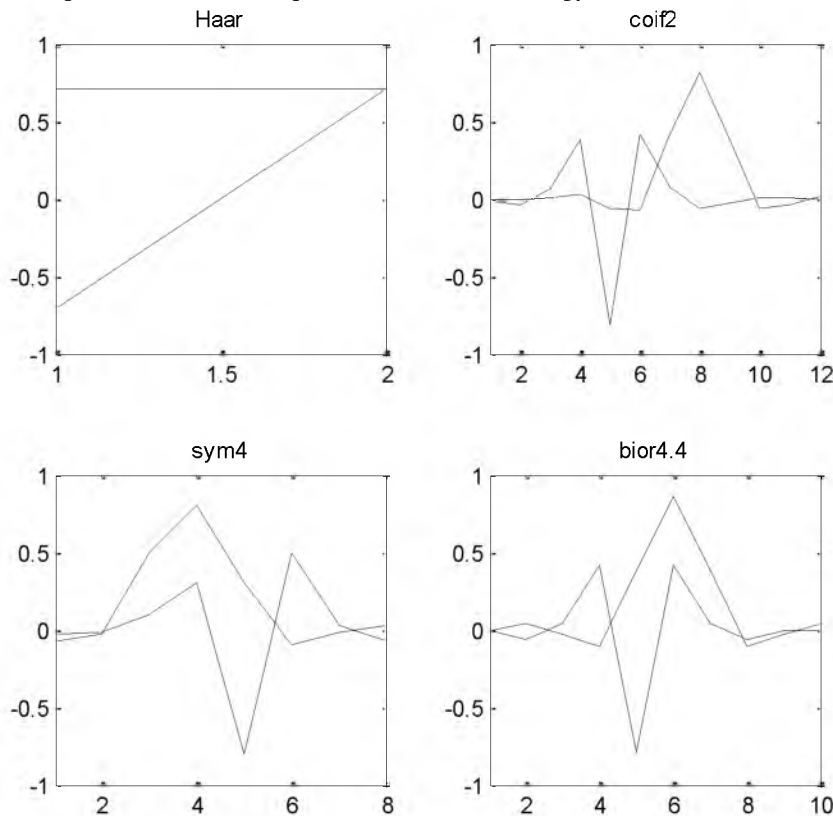


Рисунок 3 – Семейства вейвлет функций (Хаара, койфлет, симплет и Биортогональный вейвлеты): сплошная линия – импульсная характеристика низкочастотного фильтра, пунктирная – высокочастотного

Разложение сигнала на две составляющие не дает много информации, но каждую из полученных составляющих можно разложить ещё на две. Такое разложение называют многоуровневым. Так же можно использовать банк из  $M$  фильтров с последующим прореживанием в  $M$  раз. Пример анализа гармонического сигнала частотой 200Гц (частота дискретизации 8кГц) представлен на рисунке 4.

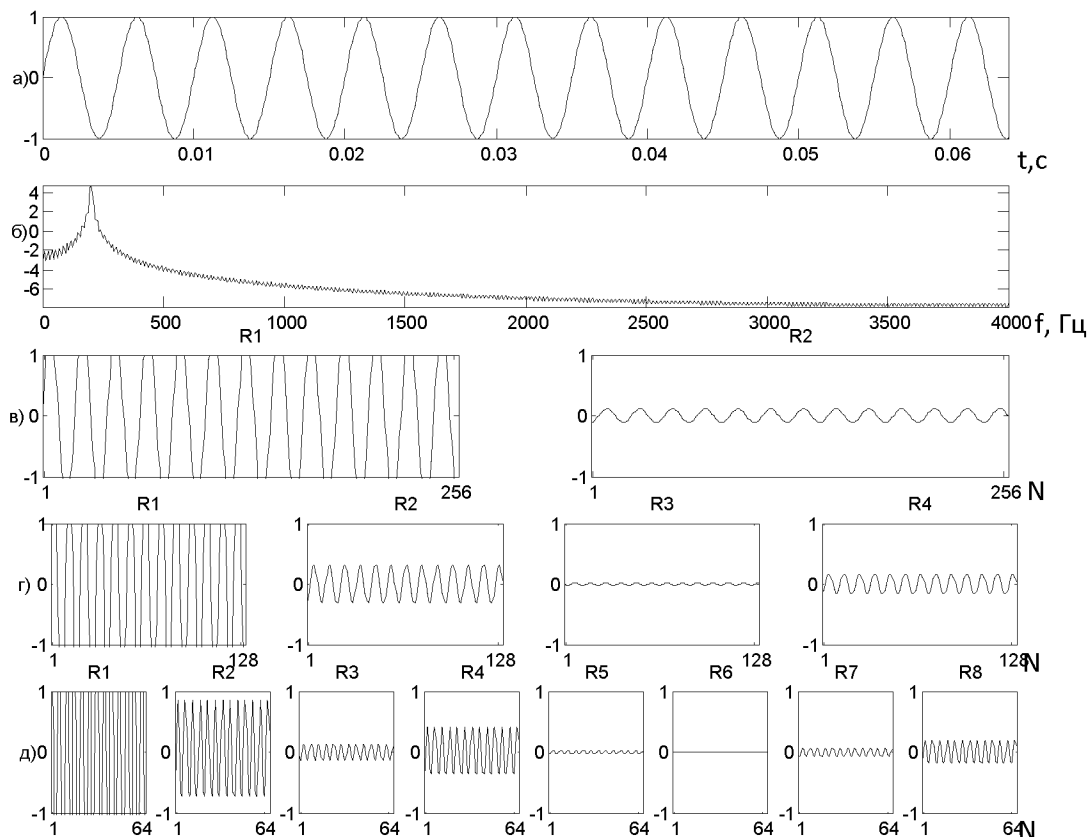


Рисунок 4 – Анализ гармонического сигнала с помощью многоскоростной обработки с вейвлет-фильтром: а) гармонический сигнал; б) Спектр гармонического сигнала (логарифмический масштаб); в) Разложение сигнала на две составляющие; г) Разложение сигнала на четыре составляющие; д) Разложение сигнала на восемь составляющих

На рисунке 4 видно, что недостатком вейвлет-фильтров является, то что в сигнале после фильтрации присутствуют энергии из соседних частотных интервалов. Поэтому целесообразно использование субполосного метода фильтрации, оптимально учитывающего свойство сосредоточенности энергии речевых сигналов в требуемой полосе частот.

Субполосный оптимальный метод для анализа сигнала использует специально сформированную матрицу – субполосную  $A = \{a_{ik}\}$  [3,4]. Элементы, которой вычисляются следующим образом.

$$a_{ik} = \begin{cases} \frac{\sin[\nu_2(i-k)] - \sin[\nu_1(i-k)]}{\pi(i-k)}, & i \neq k \\ \frac{\nu_2 - \nu_1}{\pi}, & i = k \end{cases},$$

где  $i, k = 1, \dots, N$ ;  $0 \leq \nu \leq \pi$ ,  $\nu_1 < \nu_2$ .

Входной сигнал делится на временные окна длиной  $N$  (кратной степени двойки). Далее с каждым окном проводятся следующие операции.

Вычисляются две субполосные квадратные матрицы  $A$  и  $B$ . Границы интервалов  $\nu_1$  и  $\nu_2$ , для которых  $(0, \frac{\pi}{2})$  и  $(\frac{\pi}{2}, \pi)$  соответственно.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2N} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & \dots & a_{3N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & a_{N2} & a_{N3} & \dots & a_{NN} \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} & \dots & b_{1N} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & \dots & b_{2N} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} & \dots & b_{3N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{N1} & b_{N2} & b_{N3} & \dots & b_{NN} \end{bmatrix}.$$

Так как после фильтрации необходимо осуществить прореживание, субполосные матрицы прореживаются по столбцам в два раза.

$$A_P = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{13} & a_{15} & \dots & a_{1N-1} \\ a_{21} & a_{23} & a_{25} & \dots & a_{2N-1} \\ a_{31} & a_{33} & a_{35} & \dots & a_{3N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & a_{N3} & a_{N5} & \dots & a_{NN-1} \end{bmatrix}; \quad B_P = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{13} & b_{15} & \dots & b_{1N-1} \\ b_{21} & b_{23} & b_{25} & \dots & b_{2N-1} \\ b_{31} & b_{33} & b_{35} & \dots & b_{3N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{N1} & b_{N3} & b_{N5} & \dots & b_{NN-1} \end{bmatrix}.$$

Матрицы  $A_P$  и  $B_P$  имеют размерность  $N \times \frac{N}{2}$ , поэтому для удобства вычисления, хранения и вывода информации можно объединить полученные матрицы в одну матрицу субполосного разделения на две частотные составляющие:

$$A_R = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{13} & a_{15} & \dots & a_{1N-1} & b_{11} & b_{13} & b_{15} & \dots & b_{1N-1} \\ a_{21} & a_{23} & a_{25} & \dots & a_{2N-1} & b_{21} & b_{23} & b_{25} & \dots & b_{2N-1} \\ a_{31} & a_{33} & a_{35} & \dots & a_{3N-1} & b_{31} & b_{33} & b_{35} & \dots & b_{3N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & a_{N3} & a_{N5} & \dots & a_{NN-1} & b_{N1} & b_{N3} & b_{N5} & \dots & b_{NN-1} \end{bmatrix}.$$

В итоге для нахождения частотных составляющих исходный сигнал  $\vec{x}$  умножается на матрицу  $A_R$ :

$$\vec{y} = \vec{x} \cdot A_R.$$

Полученный вектор  $y$  в первой половине отсчетов содержит низкочастотную составляющую исходного сигнала, а во второй высокочастотную составляющую.

$$\vec{y} = [y_{L1} \quad \dots \quad y_{LN} \quad y_{H1} \quad \dots \quad y_{HN}]$$

Для восстановления необходимо выполнить обратную операцию - интерполировать составляющие и объединить их.

Первым действием вычисляется обратная матрица матрице субполосного разложения:

$$C = A_R^{-1}$$

Далее нечетные строки матрицы  $C$  заполним нулями:

$$C_{ij} = 0, \text{ где } i = 1..N, j = 1,3,5..N-1.$$

И добавим единицы для использования исходных значений в интерполяции:

$$c_{ij} = \begin{cases} c_{ij}, \text{ при } j \neq i \cdot 2 - 1 \text{ и } j \neq i \cdot 2 - 1 + \frac{N}{2}, \\ 1, \text{ при } j = i \cdot 2 - 1 \text{ или } j = i \cdot 2 - 1 + \frac{N}{2}, \end{cases}$$

где  $i = 1..N/2; j = 1..N$ .

То есть матрица  $C$  примет вид:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & \dots & c_{2\frac{N}{2}} & c_{2(\frac{N}{2}+1)} & c_{2(\frac{N}{2}+2)} & c_{2(\frac{N}{2}+3)} & \dots & c_{2N} \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N1} & c_{N2} & c_{N3} & \dots & c_{N\frac{N}{2}} & c_{N(\frac{N}{2}+1)} & c_{N(\frac{N}{2}+2)} & c_{N(\frac{N}{2}+3)} & \dots & c_{NN} \end{bmatrix}$$

Затем вектор строка, содержащий две составляющие сигнала, умножается на субполосную матрицу восстановления  $C$ .

$$\vec{x}' = \vec{y} \cdot C^T$$

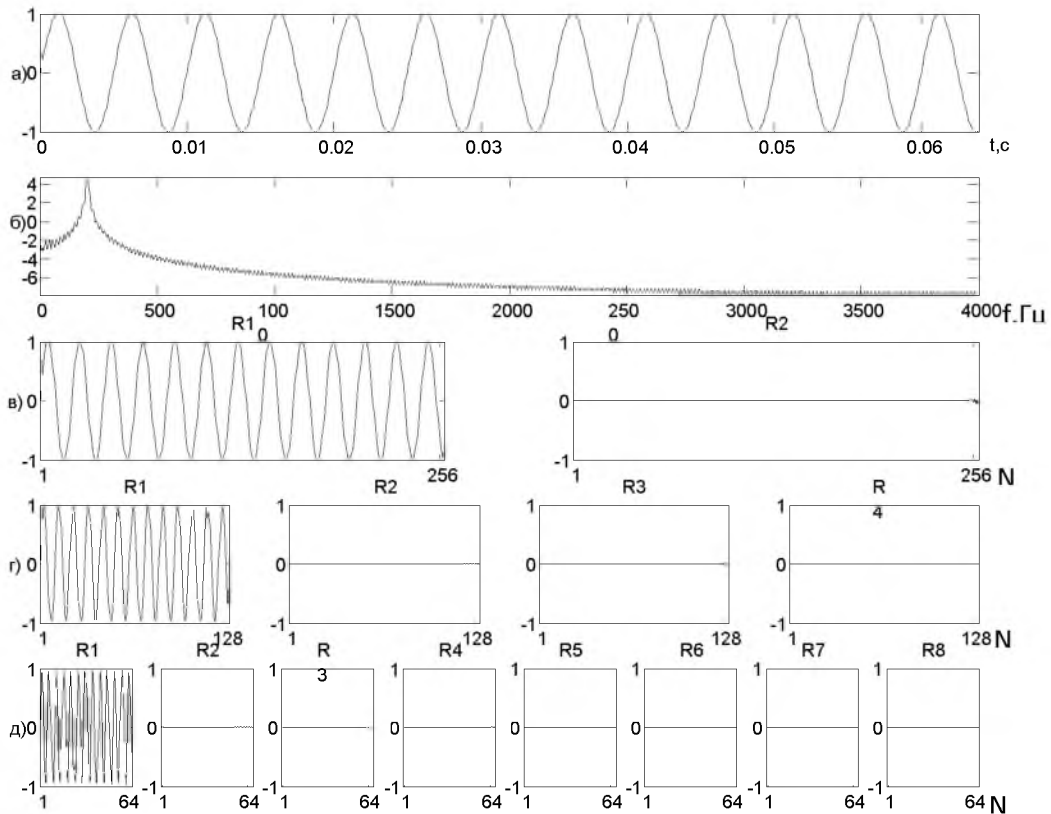


Рисунок 5 – Анализ гармонического сигнала с помощью многоскоростной обработки с оптимальным субполосным фильтром: а) гармонический сигнал; б) Спектр гармонического сигнала (логарифмический масштаб); в) Разложение сигнала на две составляющие; г) Разложение сигнала на четыре составляющие; д) Разложение сигнала на восемь составляющих

На рисунке 5 видно, что энергия анализируемого сигнала, сосредоточена только в одном из частотных интервалов. Таким образом можно сжать сигнал сохраняя информацию только из интервалов содержащие значительную долю энергии. Очистить сигнал от шумов можно подавив в составляющих сигналы содержащие мало энергии. Анализ речевого сигнала приведен на рисунке 6.

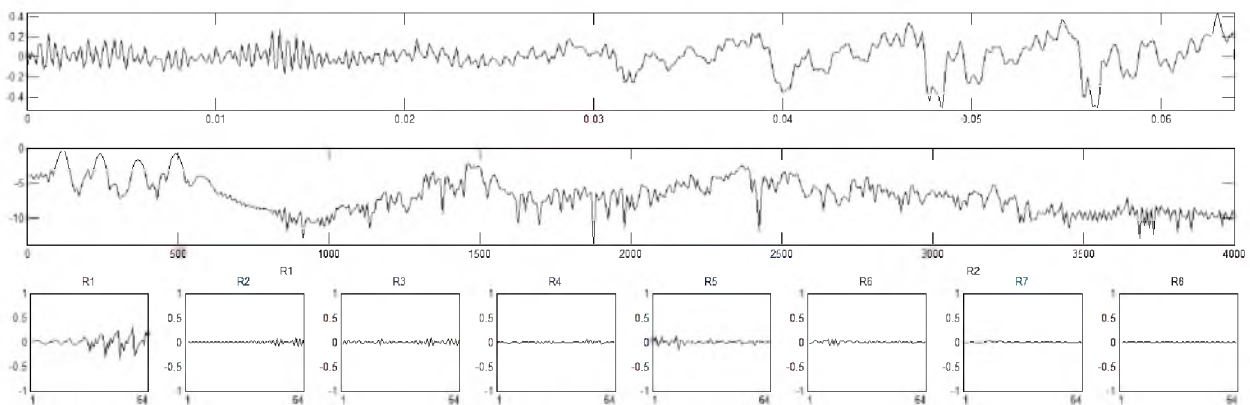


Рисунок 6 – Анализ речевого сигнала с помощью многоскоростной обработки с оптимальным субполосным фильтром

Многоскоростная обработка сигналов обладает рядом преимуществ перед классическими методами обработки: банком фильтров, Фурье анализом. Однако при многоскоростной обработке с помощью вейвлет фильтров наблюдается просачивание энергии из соседних частотных интервалов, что затрудняет анализ данных. Поэтому, предлагается использовать многоскоростную обработку с оптимальным субполосным фильтром, который позволяет выполнять обработку сигналов с минимальными показателями просачивания энергии через границы частотных интервалов.

Благодарности: Исследования частично финансировались в рамках гранта РФФИ №15-01-01463

### Список использованной литературы

1. Сергиенко, А. Б. Цифровая обработка сигналов: учебное пособие. / А. Б. Сергиенко – 3-е изд – СПб.: БХВ-Петербург, 2011.
2. Смоленцев, Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. / Н.К. Смоленцев – М.: ДМК Пресс, 2005.
3. Жилияков, Е.Г. Новый метод оптимальной линейной фильтрации для обработки речевых данных на ЭВМ / Е.Г. Жилияков, С.П. Белов, Е.И. Прохоренко // «Вопросы радиоэлектроники», сер. ЭВТ, 2008, вып. 1
4. Жилияков, Е.Г. Вариационные методы анализа на основе частотных представлений. / Е.Г. Жилияков, С.П. Белов, А.А. Черноморец // «Вопросы радиоэлектроники», сер. ЭВТ, 2010, вып. 1

## ОБЛАЧНЫЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ: СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

Шалыгина А. В.

г. Орел, Орловский Юридический институт МВД России имени В. В. Лукьянова,  
40.05.01 – «Правовое обеспечение национальной безопасности»

**Аннотация.** В настоящей статье рассмотрено состояние облачных технологий на современном этапе, а также выделены их основные характеристики. Отмечены возможные тенденции в развитии облачных вычислений как в сфере гражданского общества, так и в госсекторе.

Первым идею облачных вычислений выдвинул Джон Маккарти, когда в 1960 году сказал, что вычисления будут производиться с помощью общенародных утилит [1]. А в 70-х годах прошлого столетия появились такие концепции, которые можно считать прародителями современных облачных сервисов. Их разработчики предложили такую модель обработки информации, где она производится не на компьютере пользователя, а на удаленных серверах. Но тогда эта идея оказалась трудно реализуемой из-за отсутствия глобальной сети, и всерьез ею заинтересовались в 2006 году, когда компания Amazon представила своим клиентам разветвленную систему веб-сервисов. Согласно данной версии в это время широкое распространение получил непосредственно термин cloud computing.

Облачные вычисления являются моделью удобного сетевого доступа к общему объему конфигурируемых вычислительных ресурсов, которые предоставляются и освобождаются с минимальными затратами по управлению и обращению к провайдеру [2]. Облачные вычисления обладают следующими характеристиками:

1. Самообслуживание (вычислительные ресурсы предоставляются по требованию пользователя);
2. Объединение ресурсов (необходимые пользователям ресурсы агрегируются провайдером в единый объем);
3. Динамичность (объем выделяемых ресурсов не постоянен и в зависимости от потребности может гибко изменяться);
4. Учет потребления (производится подсчет объема потребленных услуг) [3].

Основной целью создания облачной инфраструктуры является удобное и независимое от места нахождения пользователя обеспечение доступности к удаленным информационным ресурсам.

Существует четыре основных вида облачных вычислений. К первому относятся частные облака (Private cloud). Они являются внутренними облачными службами предприятия и находятся в пределах корпоративной сети.

Предприятие само занимается созданием облачного ресурса, закупкой и размещением сетевого оборудования, поэтому стоимость такого информационно-телекоммуникационного обеспечения может быть высокой и, соответственно, нерациональной. Но преимуществом частных облаков является возможность создания облачного ресурса только в соответствии со своими потребностями, отвечающими внутренней политике информационной безопасности.

Общедоступные или публичные облака (Publiccloud) находятся за пределами корпоративной сети и предоставляются клиентам третьей стороной. Основная их задача – обеспечение потребителей легкодоступными ИТ-элементами. Поставщик облачных услуг принимает на себя обязанности по их созданию, управлению, предоставлению и обслуживанию, а клиенты платят только за использование ресурсов. Однако потребители не контролируют структуру ресурса, процессы и, следовательно, безопасность предоставляемых услуг. Частным случаем является облачное хранилище данных (англ. cloudstorage) - модель онлайн-хранилища, в котором данные хранятся на пространственно-распределённых серверах, предоставляемых в пользование клиентам [4]. Облако для клиента здесь представляет собой виртуальное дисковое пространство.

Общественные облака (Communitycloud) – виртуальные вычислительные мощности, дисковые пространства и другие ИТ-ресурсы, выделяемые определенной группе клиентов, объединенных решением общих задач [5].