

# § 5 КОМПЬЮТЕРНАЯ ГРАФИКА, ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ И РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

Кузьмин С.А.

## МНОГОШАГОВЫЕ АЛГОРИТМЫ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ: ПРИНЦИПЫ РАЗРАБОТКИ И ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ПРОГРЕССА

**Аннотация:** Рассматривается задача сегментации кадров видеопотока подходом «снизу-вверх», которую невозможно решить за один этап обработки из-за ошибок при бинаризации. Для приближения к требуемым показателям точности требуются дополнительные блоки обработки, после каждого из которых происходят сдвиги рабочей характеристики приёмника (ROC). Промежуточные положения смещаемой характеристики после каждого блока обработки характеризуются рабочими точками. Совокупность рабочих точек образует траекторию, по которой происходит движение к зоне требуемой точности. Таким образом, необходимо составить последовательность блоков обработки для достижения требуемых показателей точности. Разработанная классификация подходов к сегментации при анализе «снизу-вверх» позволила выявить наиболее эффективные блоки обработки. Создана система анализа видеоинформации, учитывающая большинство рекомендаций. Блок сегментации представлен семейством алгоритмов, позволяющим определять координаты объектов с требуемой точностью, в том числе с субпиксельной. Для описанной системы анализа видеоинформации показана её траектория и предложен критерий для выбора рабочих точек на этапе настройки. Рассмотренные в статье классификации подходов к сегментации, критерий выбора рабочих точек и способ визуализации могут быть использованы при разработке других систем анализа видеоинформации.

**Ключевые слова:** вейвлет преобразование, сегментация, пирамида изображений, ROC характеристика, критерий, визуализация, снизу-вверх, субпиксельная точность, классификация, видеоинформация

### Введение.

Задачей анализа видеоинформации является реализация сегментации – поиска различных объектов на в общем случае неоднородном фоне. Сегментация – преобразование множества пикселей во множество областей, представляющих различные семантически

значимые компоненты. В зависимости от наличия априорной информации и задачи (есть необходимость сопровождения или нет) реализуются различные подходы, показанные в таблице 1.

Подходы к анализу видеоинформации

Название подхода	Наличие априорной информации	Тип эталона	Память	Результат
Сверху-вниз	Эталон известен	Полный Нечеткий Усеченный	Нет	Опознанные объекты
Снизу-вверх	Эталон неизвестен	Без эталона	Нет	Обнаруженные интересные пиксели
Комбинированный (сначала снизу-вверх, потом сверху-вниз)	В первых кадрах после появления объекта неизвестен, для последующих – эталон генерируется	Генерируется полный	Есть	В первых кадрах после появления объекта обнаружение пикселей, в последующих – опознание объекта

Подход «снизу-вверх» реализуется при дефиците априорной информации о виде объектов, поэтому связан с поиском характерных пикселей и затем группировкой найденных пикселей в кластеры (объекты). Подход «сверху-вниз» реализуется при наличии априорной информации об искомым объектах, поэтому связан с корреляционно-экстремальным поиском. Комбинированный подход появился относительно недавно в работах сотрудников ИПМ им. М.В. Келдыша РАН и СПбГУАП [2, 3, 10].

К точности преобразования предъявляются требования в виде набора показателей (вероятность правильного обнаружения  $P_{по}$ , вероятность ложной тревоги  $P_{лт}$ ), по которым можно построить минимально приемлемую зависимость  $P_{по} = f(P_{лт})$ . Эта зависимость называется рабочей характеристикой приёмника (в англоязычной литературе используется термин ROC). В последние 50 лет был разработан ряд алгоритмов для случаев, когда известна априорная информация о распределениях яркости объекта и фона или их внешнем виде (изображения, двумерные или трехмерные модели). Поэтому основной задачей современного этапа является приближение к целевым показателям в условиях отсутствия априорной информации, наличия мешающих факторов, мультимодальной гистограммы кадров (светлый и темный фон, светлые и темные объекты, тени). Далее рассматривается один из подходов к построению алгоритмов сегментации в указанных условиях.

### Основы разработки алгоритмов анализа видеоинформации и визуализации приближения к требуемым показателям точности

Разработку алгоритма можно начать с анализа ожидаемого результата. Это бинарное (эталонное) изображение может нарисовать и человек-эксперт. Так как система анализа

видеоинформации работает без априорной информации, то она будет классифицировать пиксели, а затем из них собирать объекты (подход снизу-вверх). Поэтому дальнейшие рассуждения относительно характеристик алгоритма касаются вероятностей классификации пикселя.

Обычно закладываются величины допустимых отклонений результата работы системы обработки от эталонного бинарного изображения. Соотношение черных и белых пикселей в полученном и эталонном изображении определяет величины  $R_{ПО}$  и  $R_{ЛТ}$ . Таким образом, в верхнем левом углу ROC характеристики  $R_{ПО} = f(R_{ЛТ})$  образуется зона, которую можно назвать «зона требуемой точности». Через эту зону может проходить множество характеристик, любая из которых устроит разработчика. Удовлетворяющую разработчика характеристику можно назвать «целевая характеристика».

Обычные алгоритмы сегментации в условиях сложной гистограммы кадра имеют характеристики, значительно отличающиеся от целевых характеристик (рис. 1) из-за наличия ошибок в классификации пикселей.

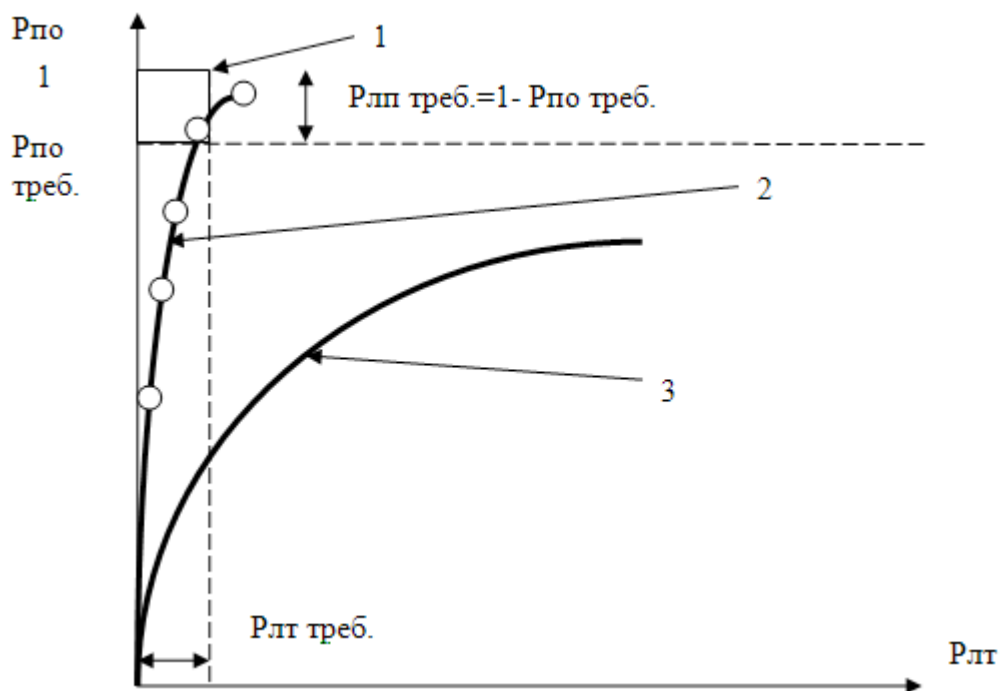


Рис.1. Пояснение к построению зоны требуемой точности (1), одной из множества целевых характеристик (2) и характеристики одного из реальных алгоритмов (3).

Решение этой проблемы – для обнаружения объектов надо создать многошаговый алгоритм обработки видеоинформации, стремящийся в итоге (не на каждом шаге) приблизить ROC характеристику к одной из целевых характеристик. Отказ от приближения на каждом шаге расширяет арсенал используемых алгоритмов. В ходе прохождения блоков происходит смещение итоговой характеристики. Характеристики после каждого блока можно назвать «промежуточные характеристики». Выбор точки на характеристиках

производится с помощью критериев. Выбранные критерием точки на характеристиках можно назвать «рабочие точки». Эти точки, измеряемые после каждого блока обработки, можно отобразить в пространстве  $P_{\text{ПО}} = f(P_{\text{ЛТ}})$  в виде «траектории рабочих точек». На рис. 2 приведен пример такого графика: объединение с помощью операции ИЛИ двух алгоритмов сегментации приводит к увеличению  $P_{\text{ПО}}$  и  $P_{\text{ЛТ}}$ , в дальнейшем реализуется уменьшение  $P_{\text{ЛТ}}$  с одновременным повышением  $P_{\text{ПО}}$ .

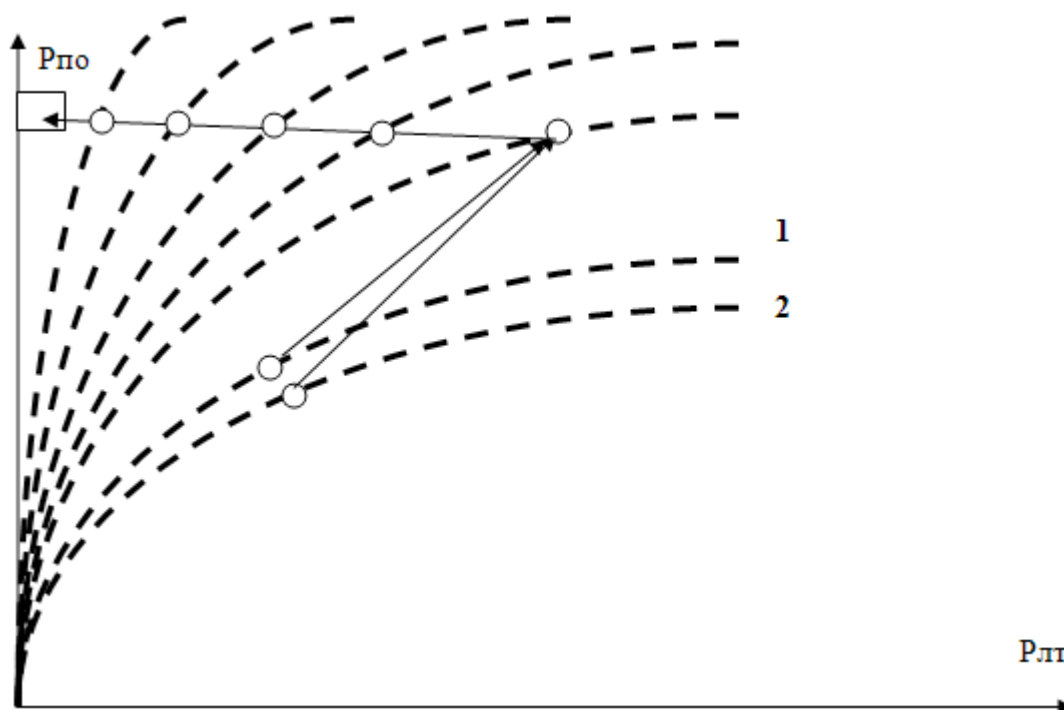


Рис.2. Траектория рабочих точек, реализуемая в описываемом далее в статье семействе алгоритмов сегментации. Цифрами обозначены характеристики двух объединяемых алгоритмов сегментации.

### Критерии для выбора рабочих точек

Вероятности неправильных решений  $P_{\text{ЛТ}}$  и  $P_{\text{ЛП}} = 1 - P_{\text{ПО}}$  называют рисками. Для приближения к зоне требуемой точности в ходе обработки необходимо минимизировать комбинацию рисков – критерий. Комбинация рисков определяет рабочую точку на ROC.

На практике априорные вероятности сигналов типа «объект» и «фон» неизвестны. В этом случае на этапе настройки системы (задания последовательности блоков для обеспечения требуемой траектории) используются комбинации рисков, измеренные в ходе сравнения с эталонным бинарным изображением. Используется критерий среднего риска для выявления оптимального порога  $T$ :  $T = \arg \min(R_{\text{ЛТ}} * P_{\text{ЛТ}} + R_{\text{ЛП}} * P_{\text{ЛП}})$ . Штрафы  $R_{\text{ЛТ}}$ ,  $R_{\text{ЛП}}$ , – это весовые коэффициенты потерь из-за ошибочных решений. Альтернативой является критерий равенства рисков (Equal Error Rate):  $T = \arg(P_{\text{ЛТ}} = P_{\text{ЛП}})$  На практике его сложно применять, т.к. обычно проводится лишь несколько измерений при разных порогах и точку пересечения зависимостей  $P_{\text{ЛТ}} = f(T)$  и  $P_{\text{ЛП}} = f(T)$  мож-

но определить лишь на глаз. Возможно ослабление критерия – предлагаемый критерий минимума модуля разности рисков  $T = \arg \min(|P_{ЛТ} - P_{ЛП}|)$ . Возможен и вариант со штрафами  $T = \arg \min(|R_{ЛТ} * P_{ЛТ} - R_{ЛП} * P_{ЛП}|)$ . Сравнение критериев показано на рис. 3 и 4. На рис. 4 желтая точка – выбор критерия минимума модуля разности рисков, зеленая точка – выбор критерия среднего риска.

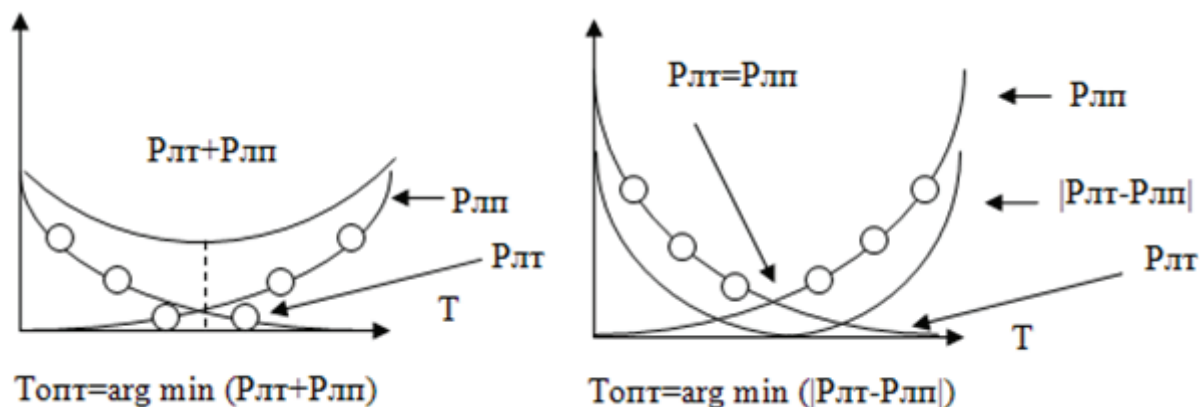
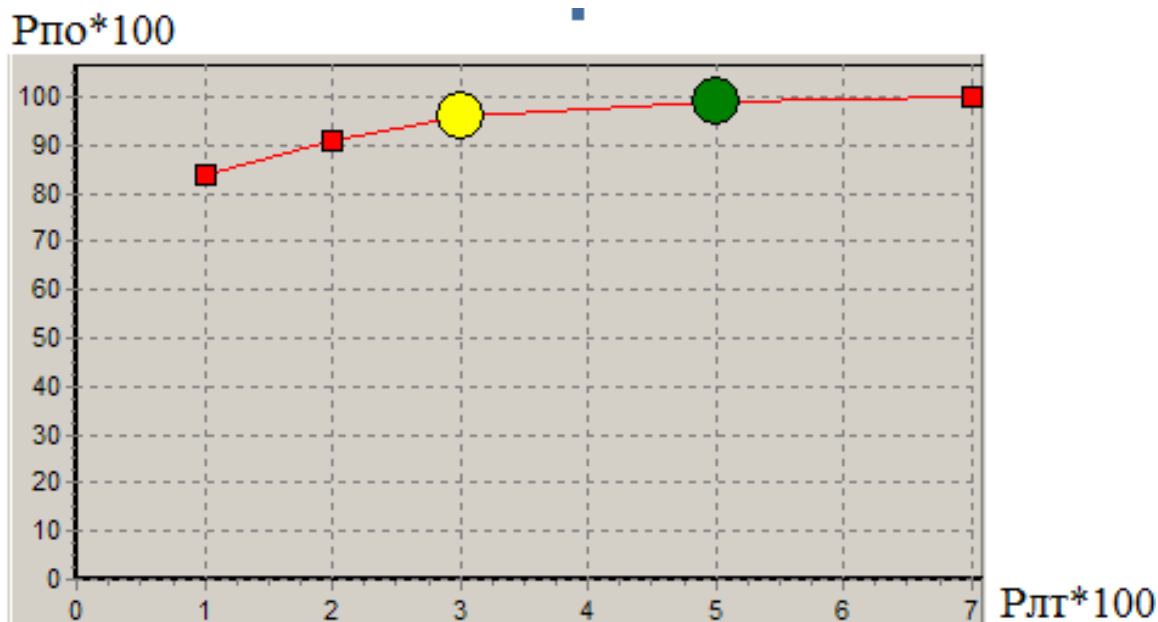


Рис.3. Критерии: слева критерий среднего риска, справа критерий равенства рисков и критерий минимума модуля разности рисков.

На основании рис. 4 и предшествующей информации можно сформулировать следующие выводы: 1) критерий минимума модуля разности рисков дает рабочую точку, при которой риски примерно равны. Эта рабочая точка ближе к зоне требуемой точности, чем рабочая точка критерия среднего риска; 2) критерий среднего риска выбирает рабочую точку, значительно отличающуюся от выбранной критерием минимума модуля разности рисков. Равенство рисков не гарантируется.



$R_{лг} + R_{лп}, |R_{лг} - R_{лп}|$

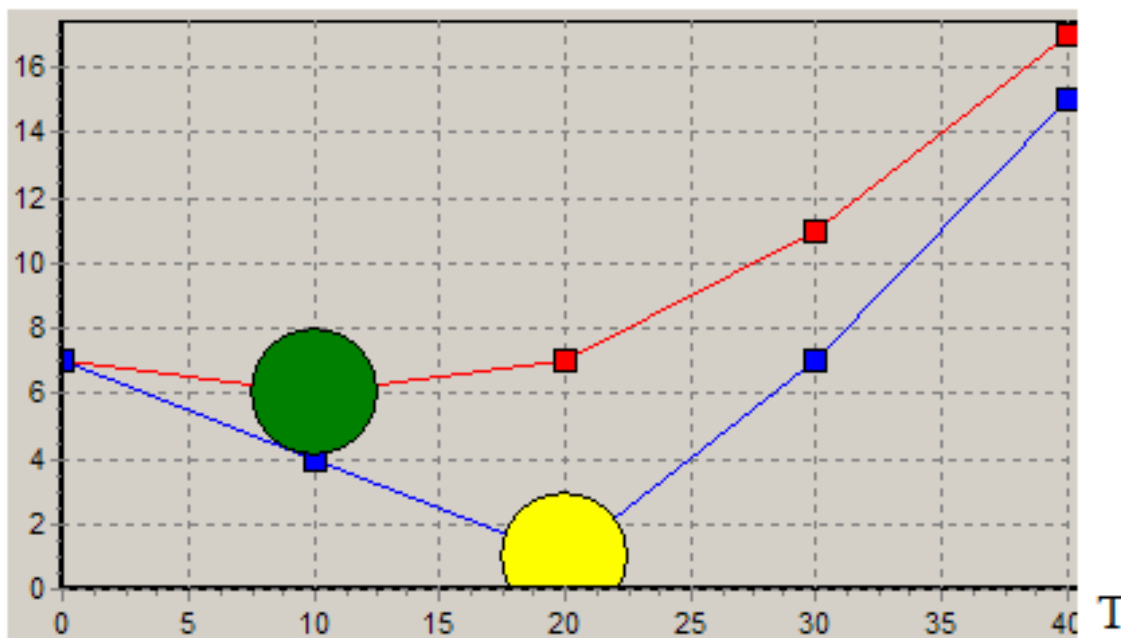


Рис.4. Вверху показан участок ROC и рабочие точки, выбранные критериями среднего риска и минимума модуля разности рисков. Внизу показаны графики значений этих критериев (верхняя зависимость – критерий среднего риска, нижняя зависимость – минимум модуля разности рисков) в зависимости от порога бинаризации и рабочие точки.

**Подходы к сегментации видеоинформации**

За последние годы задача сегментации была проанализирована с разных точек зрения (таблица 2).

Таблица 2

Подходы к сегментации при анализе «снизу-вверх»

Что на входе алгоритма	Что должно быть на выходе алгоритма	Рекомендации по обработке (рек.)
Гистограмма (многомодальная)	Составляющие светлых и тёмных объектов	1а) убрать составляющие светлого и тёмного фона; 1б) убрать составляющую теней.
Спектр (после вейвлет преобразования)	Высокочастотные компоненты, соответствующие внешним контурам объектов	2а) убрать низкие частоты кадра; 2б) убрать частоты, соответствующие высоким частотам фона.

Изображение	Бинарное изображение с выделенными объектами, подобное изображению, которое создал бы человек-эксперт	3а) определение изменений яркости в пространстве; 3б) ввести дополнительную информацию для отбора объектов (площади, формы объектов и т.п.).
Видеопоток, т.е. трехмерный массив пикселей $I(x,y,T)$	Набор бинарных изображений с выделенными объектами, подобных изображениям, созданным экспертом	4а) разделить объекты и фон путем обнаружения изменений во времени; 4б) блоки обработки должны адаптироваться к условиям наблюдения.
Характеристика детектора (например, $P_{по} = f(P_{лт})$ )	Требуемая характеристика детектора	5а) объединение решений детекторов; 5б) коррекция выходного изображения.

Основной вывод из анализа различных подходов – надо использовать как можно больше рекомендаций при построении блока сегментации. Таким образом необходимо реализовать объединение результатов детектирования нескольких признаков и многошаговое уточнение классов пикселей, что в итоге обеспечит малое количество ошибок.

### Система анализа видеоинформации

Блок-схема алгоритма работы системы анализа видеоинформации представлена на рис. 5. При её разработке использовано большинство рекомендаций из таблицы 2. Блок «Сегментация» описан в следующем разделе. В ходе разметки пиксели объединяются в области и получают числовые идентификаторы – метки своих областей.

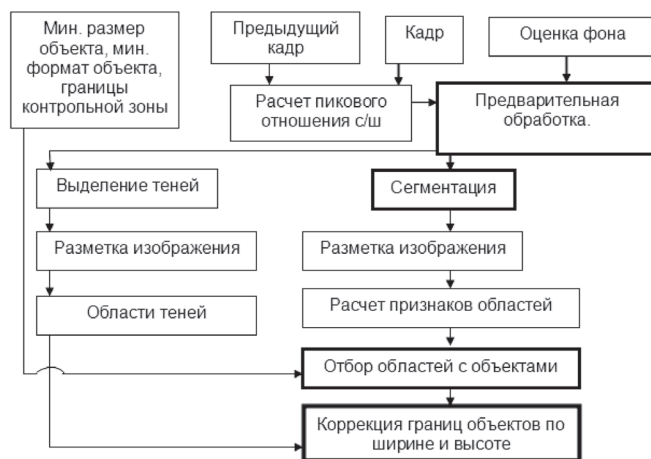


Рис. 5. Последовательность операций при сегментации текущего кадра. Адаптивные блоки (рекомендация 4б) выделены жирными границами



### Семейство алгоритмов сегментации с регулируемой точностью

В 1980-е годы появилось популярное направление расчета пирамид изображений – набора изображений, уменьшающихся от исходного разрешения до более низких [1, 13]. На самой маленькой версии изображения вычисляли признаки и находили кандидаты в объекты, затем на изображении с более высоким разрешением уточняли координаты и классы объектов и продолжая действовать таким же образом поднимались до исходного разрешения. Это было актуально из-за низкой скорости вычислений даже на небольших изображениях. Сейчас размеры изображений стремительно растут, а также в СПбГУАП активно развивается направление видеопанорам, поэтому скорость вычислений по-прежнему является большой точкой и понижение разрешения актуально в случае обработки изображений больших площадей. В то же время в случае наблюдения удаленных движущихся объектов может понадобиться точность измерения координат меньше, чем один пиксель. Таким образом необходимо реализовать получение различных уровней пирамиды изображений (рис.6).

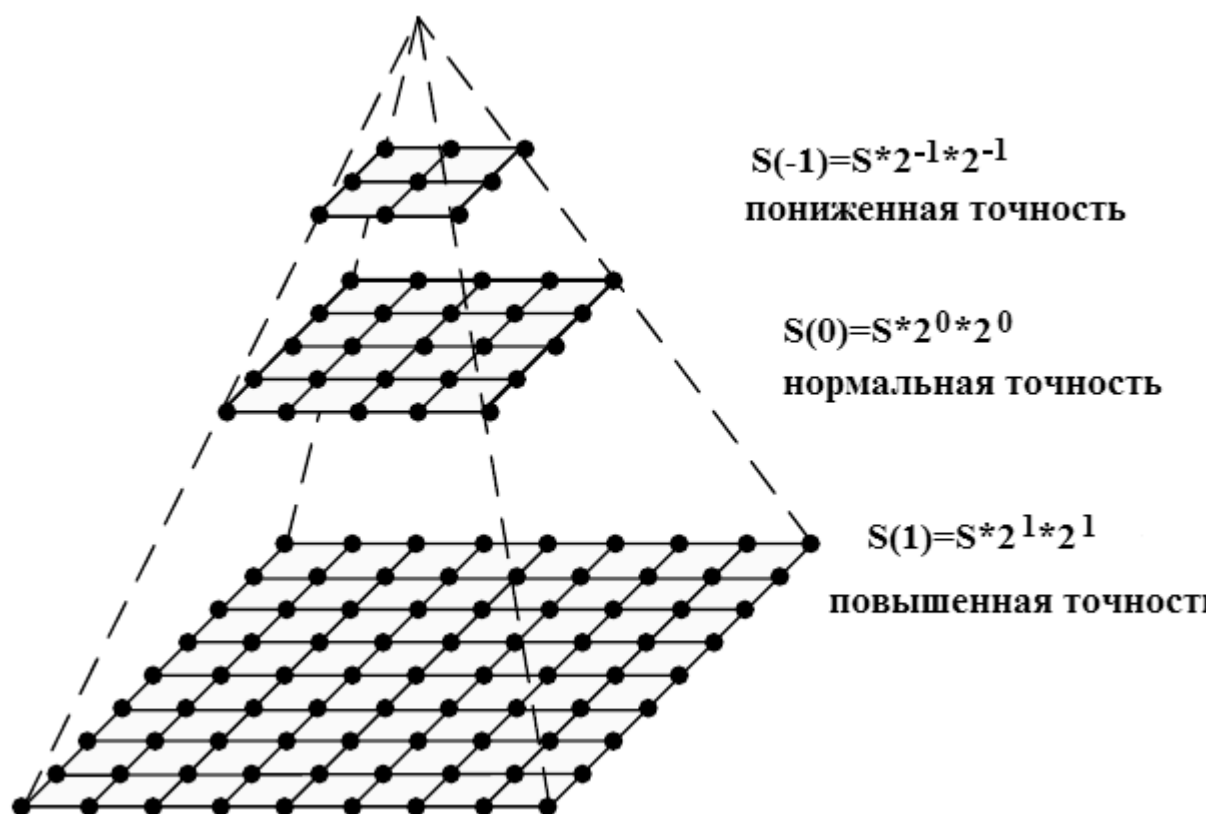


Рис. 6. Трёхуровневая пирамида изображений..

В теории рассматриваются разные способы вычисления сглаженной (Гауссиан[13], фильтр Габора[12], среднее, минимальное или максимальное значение, полусумма ми-



нимального и максимального значений, медиана участка изображения предыдущего уровня пирамиды[1], морфологическая операция «размыкание» (чередование базовых операций «эрозия» и «наращивание»), вейвлет-преобразование [11]) и прореженной [9] версии изображения.

В данной работе используются вейвлеты. В 2006, 2007 и 2013 годах были разработаны идейно близкие способы локализации объектов с пониженной [5], нормальной [4] и повышенной (субпиксельной) [6] точностью. Основная идея при классификации пикселей заключается в объединении детекторов изменяющихся участков кадра («движущихся областей») и смещающихся контуров объектов («движущихся контуров») с помощью операции «ИЛИ».

Первый разработанный алгоритм представлен на рис. 7.

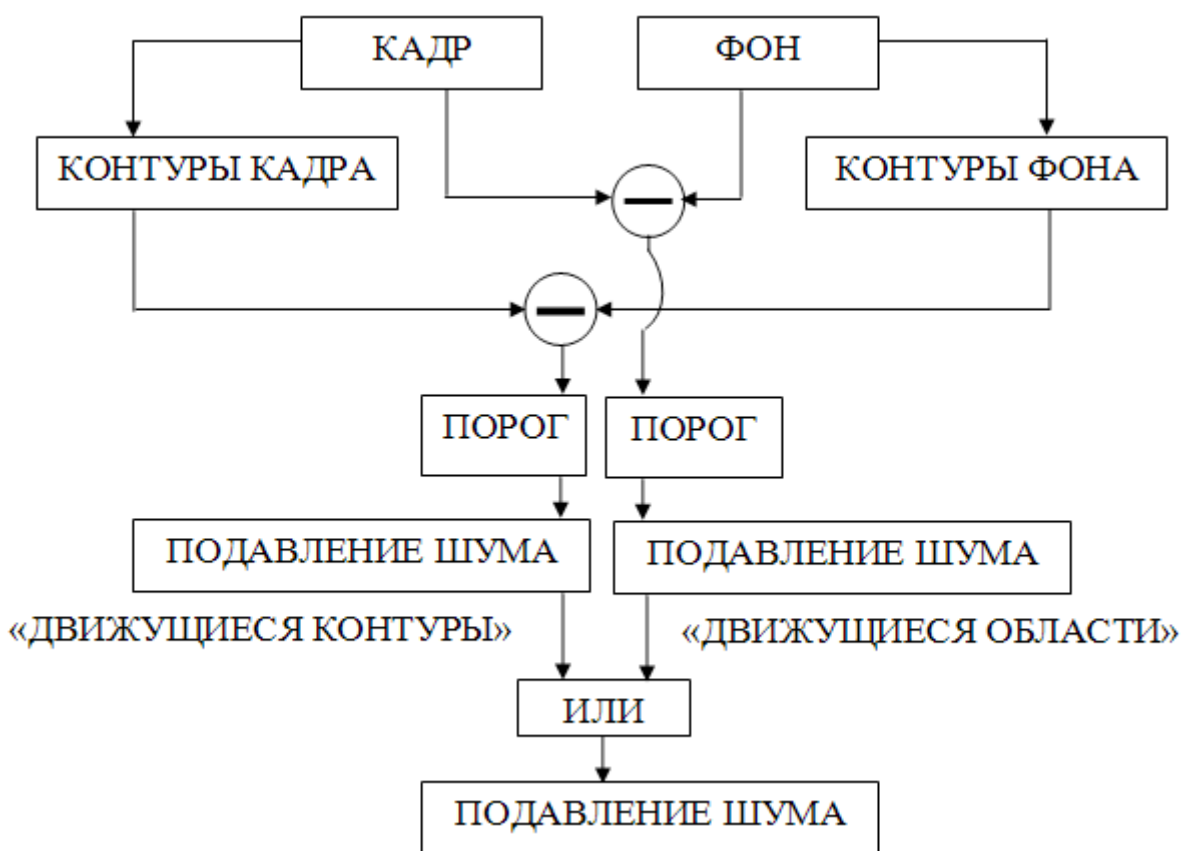


Рис.7. Блок-схема алгоритма сегментации, основанного на разнице «нулевых» уровней вейвлет-преобразований

В алгоритме нет изменения площади яркостной составляющей кадра, поэтому можно говорить, что он связан с «нулевым уровнем» вейвлет-преобразования:  $S' = S * 2^0 * 2^0$ . Вейвлет-преобразование имитируется путем вычисления высокочастотной составляющей (ВЧ) фильтром Превитт и предположением, что текущий кадр был сглажен низкочастотным (НЧ) фильтром. Разностные кадры бинаризируются и объединяются с помощью операции «ИЛИ».

Второй разработанный алгоритм основан на настоящем вейвлет преобразовании с помощью вейвлета Хаара (выбор обоснован в [7]). После прямого двумерного дискретного вейвлет преобразования (ДВП) изображения кадра три ВЧ диапазона объединяются суммированием амплитуд трансформант с проверкой переполнения разрядной сетки:

$$H(x, y) = \min(LH(x, y) + HL(x, y) + HH(x, y), 255)$$

Аналогичные операции производятся для изображения оценки фона (рис. 8).

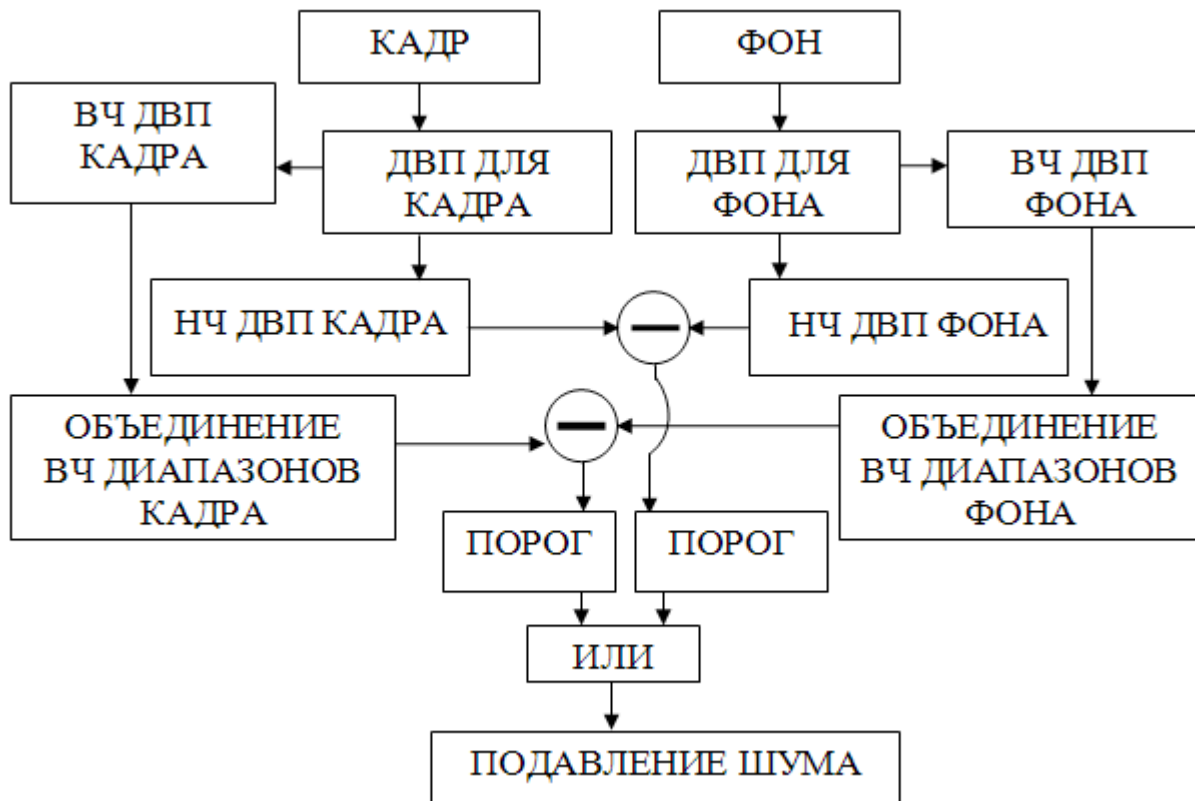


Рис.8. Блок-схема алгоритма сегментации, основанного на разнице первых «отрицательных» уровней вейвлет преобразований

Затем следует попарное вычисление разниц НЧ и объединенных ВЧ составляющих. Объединение бинаризованных разностных изображений производится также с помощью операции «ИЛИ» (рис. 9).

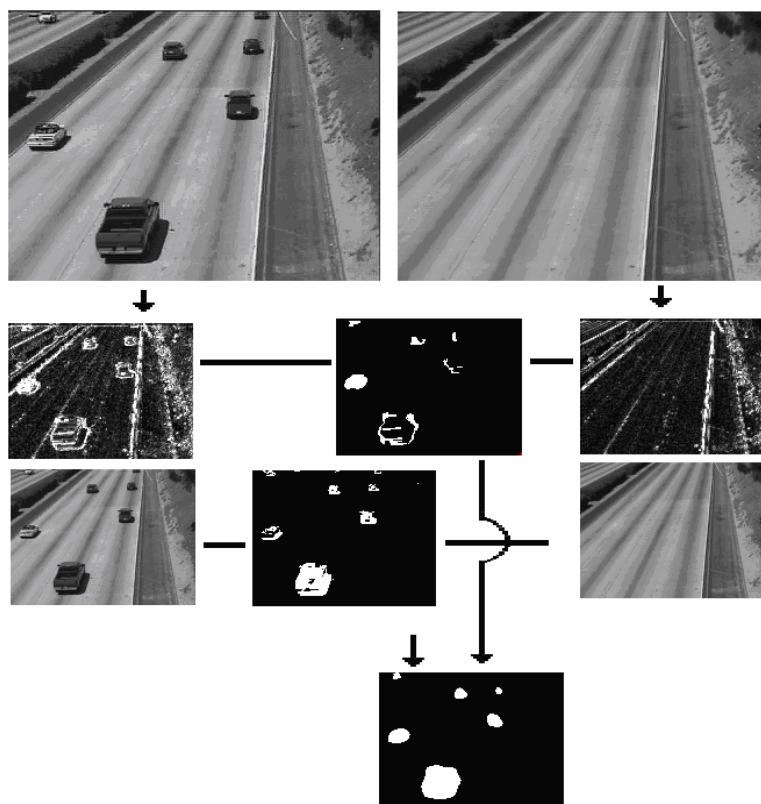


Рис. 9. Демонстрация работы этапов сегментации объектов (интенсивность высокочастотных компонент ДВП кадра и фона была увеличена в 11 раз в демонстрационных целях).

Размеры получаемых изображений в 4 раза меньше, чем исходных, то есть можно сказать, что речь идет о первом отрицательном уровне разложения:

$$S' = S * 2^{-1} * 2^{-1}.$$

Более глубокие «отрицательные уровни» разложения получаются применением вейвлет преобразования к НЧ составляющей ДВП, а затем осуществлением объединения ВЧ диапазонов.

Третий алгоритм позволяет проводить сегментацию на увеличенной площади изображения, т.е. реализовать субпиксельную точность определения координат объектов. Первые работы в направлении повышения разрешения изображений с помощью вейвлет-преобразования были сделаны в начале 2000-х годов [14, 15]. Однако следует учесть, что существующие подходы к увеличению изображений с помощью вейвлетов очень сильно отличаются как по подходу к исходным данным, так и по их обработке [14-16]. Поэтому подробная схема получения увеличенного изображения и сегментации представлена на рис. 10.

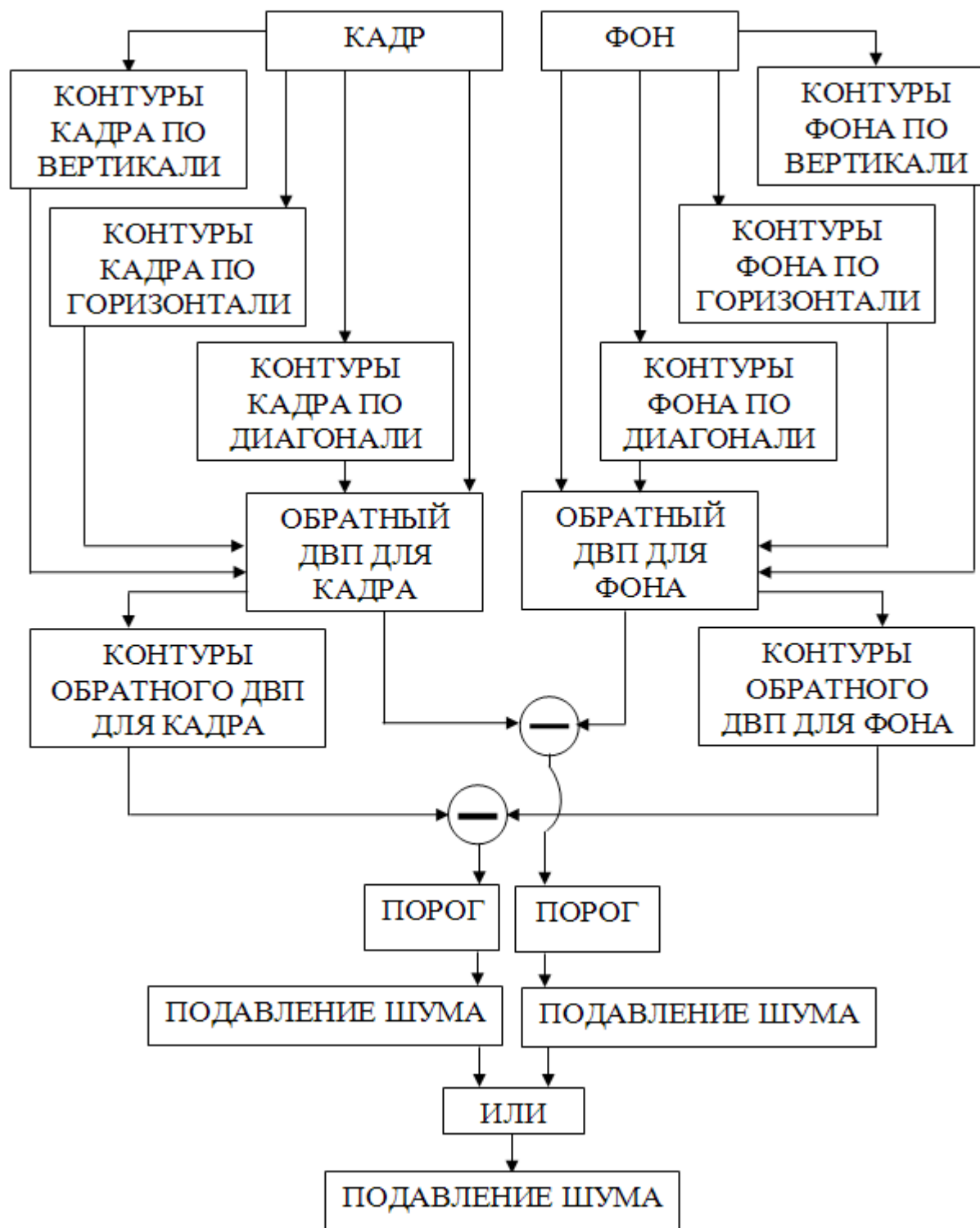


Рис.10. Блок-схема алгоритма обнаружения, основанного на разнице первых «положительных» уровней вейвлет преобразований

Размеры получаемых изображений в 4 раза больше, чем исходных, то есть речь идет о первом положительном уровне разложения:  $S' = S * 2^1 * 2^1$  (такие обозначения введены из-за специфики процесса вычисления двумерного ДВП, каждый уровень которого выполняется в два этапа - сначала по горизонтали, а затем по вертикали). Следующие «положительные уровни» получаются тем же способом – вычисление контуров изображения в трех направлениях, выполнение обратного вейвлет преобразования.

Различие между алгоритмами семейства в спектральной области приводит к отличающимся ROC. При вычислении отрицательных уровней контуры ослабляются, что приводит к потере высоких и ослаблению средних частот. При вычислении положительных уровней контуры растягиваются, что снижает их крутизну и сдвигает высокие частоты в область средних частот. По наличию высоких и средних частот, необходимых для расчета «движущихся контуров», можно расположить эффективность алгоритмов в следующем порядке: нулевой, положительные, отрицательные. Это предположение подтверждается результатами эксперимента (рис. 11).

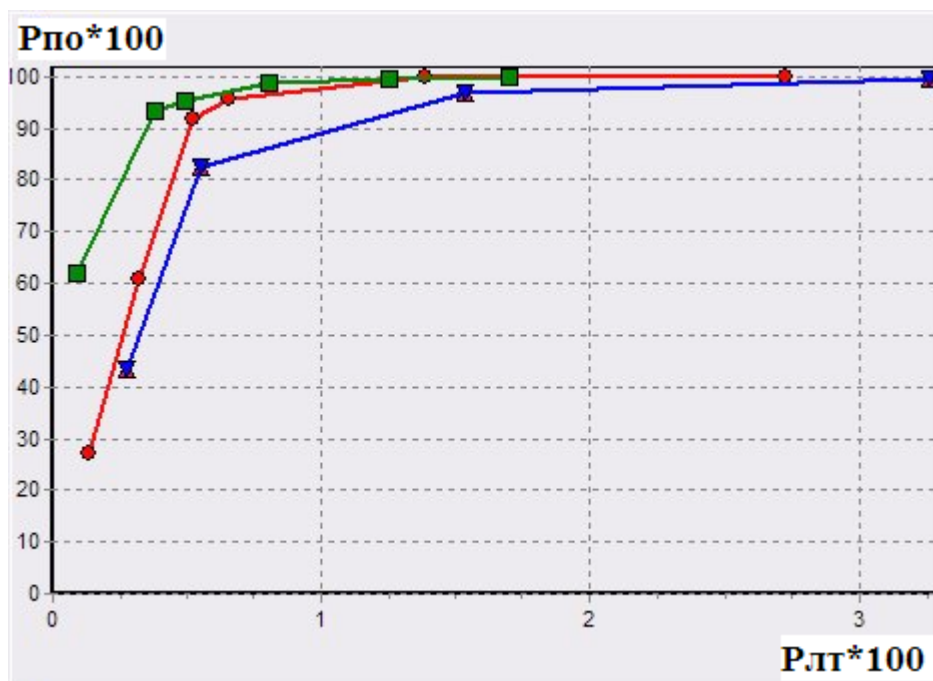


Рис. 11. Графики  $P_{ПО} = f(P_{ЛТ})$  для разных уровней семейства алгоритмов. Методы сегментации: зеленый – «нулевой», красный – «плюс первый», синий – «минус первый». Значения вероятностей показаны в процентах

### Заключение

Особенностью разработанного семейства алгоритмов сегментации являются необычная траектория движения к целевым показателям, получающая после объединения алгоритмов с помощью операции «ИЛИ». Нестандартной она является, т.к. наиболее распространены подходы объединения с помощью операции «И» или построенные на определенных правилах («2 из 3» и др.). Алгоритмы сегментации, построенные на операции

«ИЛИ», в результате объединения получают высокую вероятность ложных тревог и высокую вероятность правильного обнаружения. Таким образом, разработчик, реализующий операцию «ИЛИ» должен разработать алгоритмы подавления шумов, чтобы приблизиться к зоне требуемой точности. В данной системе это реализовано с помощью комбинаций детекторов импульсного шума и фильтров на основе порядковой статистики [8].

По проведенным исследованиям сделаны следующие выводы:

- 1) разработана классификация подходов к анализу видеоинформации;
- 2) предложен критерий минимума модуля разности рисков;
- 3) разработана классификация подходов к сегментации при анализе «снизу-вверх» и составлен список рекомендуемых операций обработки;
- 4) понятия «зона требуемой точности», «промежуточные характеристики», «рабочие точки», «траектория рабочих точек» и связанная с ними методика визуализации эффективности различных этапов в процессе многошаговой сегментации изображений чрезвычайно полезны для разработчиков систем анализа видеоинформации.

### **Библиография :**

1. Александров В.В., Горский Н.Д. Представление и обработка изображений. Рекурсивный подход. Л.: Наука, 1985. 192 с.
2. Амирханов С.Г., Обухова Н.А. Метод автоматической сегментации и сопровождения объектов на основе корреляционного совмещения и поля векторов движения// Материалы 6-ой МК «Телевидение: передача и обработка изображений». – СПб, 2008. С. 48-51.
3. Богуславский, А.А. Методы программирования систем технического зрения реального времени: автореф. дис. на соиск. ученой степ. доктора физико-матем. наук: 05.13.11: защищена 14.11.2006/ А.А. Богуславский; Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН. – Москва, 2006. – 36 с.
4. Кузьмин С.А. Обнаружение движущихся визуальных объектов на основе выделения областей и контуров, не принадлежащих фону// Молодые ученые-промышленности Северо-Западного региона: Материалы конференций политехнического симпозиума. Декабрь 2006 года. СПб.: Изд-во Политехн. ун-та, 2006. С. 56.
5. Кузьмин С.А. Обнаружение визуальных объектов с использованием вейвлет-преобразования и оценивания фона//Системы управления и информационные технологии, 2.1(28), 2007. С. 158-162.
6. Кузьмин С. А. Сегментация последовательностей изображений с регулируемой точностью и визуализация эффективности// Технические науки — от теории к практике. № 8 (21): сборник статей по материалам XXV международной научно-практической конференции. — Новосибирск: Изд. «СибАК», 2013. С. 44-54.
7. Кузьмин С.А. Исследование точности сегментации подвижных объектов с использованием вейвлетов семейства Добеши// Научная сессия ГУАП: Сб. докл.: В 3 ч. Ч.II. Технические науки /СПбГУАП. СПб., 2008. С. 32-35.
8. Кузьмин С. А. Исследование комбинации детектора импульсного шума в бинарных изображениях и процентильных фильтров// «Естественные и математические науки в современном мире»: материалы IX международной заочной научно-практической конференции. (19 августа 2013 г.) — Новосибирск: Изд. «СибАК», 2013. С. 34-44.



9. Малашкевич И.А., Малашкевич В.Б. Эффективный алгоритм децимации данных // NB: Кибернетика и программирование.-2013.-5.-С. 1-6. DOI: 10.7256/2306-4196.2013.5.9697. URL: [http://www.e-notabene.ru/kp/article\\_9697.html](http://www.e-notabene.ru/kp/article_9697.html)
10. Мотыко А.А. Обработка и анализ видеоданных в системах мониторинга движущихся объектов: автореф. дис. на соиск. ученой степ. канд. техн. наук: 05.13.01: защищена 22.05.2012 / А. А. Мотыко. – СПб., 2012. – 20 с.
11. Харатишвили Н.Г., Чхеидзе И.М. Морфологические построения в кодировании изображений. Тбилиси: Грузинский технический университет, 2009. 144 с.
12. Чочиа П.А. Пирамидальный алгоритм сегментации изображений // Информационные процессы, Том 10, No 1, 2010. С. 23–35.
13. P. J. Burt and E. H. Adelson, The Laplacian pyramid as a compact image code. IEEE Transactions on Communications, vol. 31, no. 4, pp. 532-540, April 1983.
14. N. Nguyen and P. Milanfar. A wavelet-based interpolation-restoration method for superresolution (wavelet super-resolution). IEEE Transactions on Circuits, Systems, and Signal Processing, Vol. 19, No. 4, 2000, pp. 321-338.
15. M.A. Shcherbakov, W.Y. Schegolev. A Wavelet-based Technique for Image Refinement. EUSIPCO-2000, Tampere, pp.1737-1739
16. Zhen Xie, A Wavelet Based Algorithm for Image Super-Resolution/ Master of Science thesis. – USA, Atlanta GA: Emory University, December 2007.

### References:

1. Aleksandrov V.V., Gorskii N.D. Predstavlenie i obrabotka izobrazhenii. Rekursivnyi podkhod. L.: Nauka, 1985. 192 s.
2. Amirkhanov S.G., Obukhova N.A. Metod avtomaticheskoi segmentatsii i soprovozhdeniya ob'ektov na osnove korrelyatsionnogo sovmeshcheniya i polya vektorov dvizheniya// Materialy 6-oi MK «Televidenie: peredacha i obrabotka izobrazhenii». – SPb, 2008. S. 48-51.
3. Boguslavskii, A.A. Metody programmirovaniya sistem tekhnicheskogo zreniya real'nogo vremeni: avtoref. dis. na soisk. uchenoi step. doktora fiziko-matem. nauk: 05.13.11: zashchishchena 14.11.2006/ A.A. Boguslavskii; Institut prikladnoi matematiki im. M.V. Keldysha RAN. – Moskva, 2006. – 36 с.
4. Kuz'min S.A. Obnaruzhenie dvizhushchikhsya vizual'nykh ob'ektov na osnove vydeleniya oblastei i konturov, ne prinadlezhashchikh fonu// Molodye uchenye-promyshlennosti Severo-Zapadnogo regiona: Materialy konferentsii politekhnicheskogo simpoziuma. Dekabr' 2006 goda. SPb.: Izd-vo Politekhn. un-ta, 2006. S. 56.
5. Kuz'min S.A. Obnaruzhenie vizual'nykh ob'ektov s ispol'zovaniem veivlet-preobrazovaniya i otsenivaniya fona// Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii, 2.1(28), 2007. S. 158-162.
6. Kuz'min S. A. Segmentatsiya posledovatel'nostei izobrazhenii s reguliruemoi tochnost'yu i vizualizatsiya effektivnosti// Tekhnicheskie nauki — ot teorii k praktike. № 8 (21): sbornik statei po materialam XXV mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii. — Novosibirsk: Izd. «SibAK», 2013. С. 44-54.
7. Kuz'min S.A. Issledovanie tochnosti segmentatsii podvizhnykh ob'ektov s ispol'zovaniem veivletov semeistva Dobeshi// Nauchnaya sessiya GUAP: Sb. dokl.: V 3 ch. Ch.II. Tekhnicheskie nauki /SPbGUAP. SPb., 2008. S. 32-35.



8. Kuz'min S. A. Issledovanie kombinatsii detektora impul'snogo shuma v binarnykh izobrazheniyakh i protsentil'nykh fil'trov // «Estestvennye i matematicheskie nauki v sovremennom mire»: materialy IX mezhdunarodnoi zaochnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii. (19 avgusta 2013 g.) — Novosibirsk: Izd. «SibAK», 2013. С. 34-44.
9. Malashkevich I.A., Malashkevich V.B. Effektivnyi algoritm detsimatsii dannykh // NB: Kibernetika i programmirovaniye.-2013.-5.-С. 1-6. DOI: 10.7256/2306-4196.2013.5.9697. URL: [http://www.e-notabene.ru/kp/article\\_9697.html](http://www.e-notabene.ru/kp/article_9697.html)
10. Motyko A.A. Obrabotka i analiz videodannykh v sistemakh monitoringa dvizhushchikhsya ob'ektov: avtoref. dis. na soisk. uchenoi step. kand. tekhn. nauk: 05.13.01: zashchishchena 22.05.2012 / A. A. Motyko. — SPb., 2012. — 20 s.
11. Kharatishvili N.G., Chkheidze I.M. Morfologicheskie postroeniya v kodirovani izobrazhenii. Tbilisi: Gruzinskii tekhnicheskii universitet, 2009. 144 s.
12. Chochia P.A. Piramidal'nyi algoritm segmentatsii izobrazhenii // Informatsionnye protsessy, Tom 10, No 1, 2010. S. 23–35.
13. P. J. Burt and E. H. Adelson, The Laplacian pyramid as a compact image code. IEEE Transactions on Communications, vol. 31, no. 4, pp. 532-540, April 1983.
14. N. Nguyen and P. Milanfar. A wavelet-based interpolation-restoration method for superresolution (wavelet super-resolution). IEEE Transactions on Circuits, Systems, and Signal Processing, Vol. 19, No. 4, 2000, pp. 321-338.
15. M.A. Shcherbakov, W.Y. Schegolev. A Wavelet-based Technique for Image Refinement. EUSIPCO-2000, Tampere, pp.1737-1739.
16. Zhen Xie, A Wavelet Based Algorithm for Image Super-Resolution/ Master of Science thesis. — USA, Atlanta GA: Emory University, December 2007. 63 p.