

## АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ МЕДИЦИНСКИХ ГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

**Введение.** Развитие и внедрение информационных технологий и компьютерной техники привело к появлению новых методов и средств диагностики и визуализации. У врача появились новые возможности целенаправленно воздействовать на процесс визуализации медицинского изображения для качественной диагностики. В настоящее время врачу, в зависимости от вида обследования, часто требуется самостоятельно определять алгоритм обработки изображений, а для этого ему необходимо предоставить инструментарий, позволяющий проводить такую обработку в минимально сжатые сроки.

Возможности современных компьютеров и графических средств визуализации позволяют удовлетворять практически любые запросы, связанные с обработкой медицинских изображений, а инструментарием для постановки диагноза может служить рабочая станция с программно-аппаратным обеспечением обработки и визуализации медицинских изображений [1].

**Основная часть.** Медицинские исследования на основе современных методов визуализации позволяют заглянуть внутрь объектов живого организма и диагностировать его состояние. Решение этой задачи предусматривает ряд этапов обработки изображения в целях анализа и распознавания объектов. Формирование изображений в различных устройствах и их дальнейшая передача по разным каналам провоцируют искажения, поэтому первым этапом обработки изображений является фильтрация или устранение низкочастотного шума. Этот этап позволяет отличить интересующие нас объекты от всех других и от фона. Анализ публикаций показывает, что наиболее эффективными в практическом плане являются модели аддитивного Гауссова и импульсного шума.

Аддитивный Гауссов шум характеризуется добавлением к каждому пикселю изображения значений из соответствующего нормального распределения с нулевым средним значением. Такой шум появляется в устройствах формирования цифровых изображений. Импульсный шум характеризуется заменой части пикселей значениями фиксированной или случайной величины. Этот шум связан с потерями при передаче изображений по каналам связи. В реальном изображении можно встретить как аддитивный, так и импульсный шум, такой шум называют комбинированным. Все виды фильтров можно разделить на классы: частотные, линейные, нелинейные, комбинированные, гибридные и адаптивные. Выбор фильтра зависит от характеристик изображения и шума [2].

Последующие за фильтрацией этапы предусматривают использование таких методов обработки изображений, как сегментация, выделение границ областей. Каждый метод обработки основывается на использовании некоторых числовых характеристик изображения и их функциональных особенностях [3].

Сегментация связана с разделением изображения на области, для которых выполняется определенный критерий однородности, например, выделение на изображении областей приблизительно одинаковой яркости. Понятие области изображения используется для определения связанной группы элементов изображения, имеющих определенный общий признак (свойство). Один из основных и простых способов — это построение сегментации с помощью порога. Порог — это признак (свойство), который помогает разделить искомый сигнал на классы. Операция порогового разделения заключается в сопоставлении значения яркости каждого пикселя изображения с заданным значением порога. Представим блок-схему алгоритма сегментации, основанного на разнице «нулевых» уровней вейвлет-преобразований (рисунок 1).

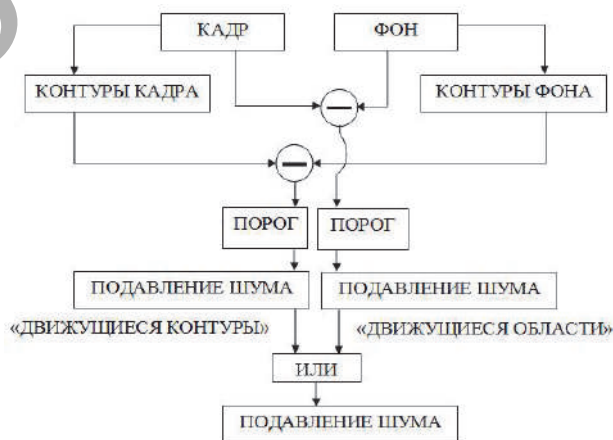


Рисунок 1 — Блок-схема алгоритма сегментации, основанного на разнице «нулевых» уровней вейвлет-преобразований

Выделение границ поиска основывается на алгоритмах, которые выделяют точки цифрового изображения, в которых резко изменяется яркость или есть другие виды неоднородностей. Основной целью обнаружения резких изменений яркости изображения является фиксация важных событий и изменений. Они могут отражать различные предположения о модели формирования изображения. Так, изменения в яркости изображения могут указывать на изменения глубины, изменения ориентации поверхностей, изменения в свойствах материала, различие в освещении [4].

В идеальном случае результатом выделения границ является набор связанных кривых, обозначающих границы объектов, граней и оттисков на поверхности, а также кривые, которые отображают изменения положения поверхностей. Таким образом, применение фильтра выделения границ к изображению может существенно уменьшить количество обрабатываемых данных из-за того, что отфильтрованная часть изображения считается менее значимой, а наиболее важные структурные свойства изображения сохраняются. Однако не всегда возможно выделить границы в картинах реального мира средней сложности. Границы, выделенные из таких изображений, часто имеют недостатки: фрагментированность (кривые границ не соединены между собой), отсутствие границ или наличие ложных, не соответствующих исследуемому объекту, границ [5].

Методы выделения границ можно разделить на две категории: методы, основанные на поиске максимумов, и методы, основанные на поиске нулей. Методы, основанные на поиске максимумов, выделяют границы с помощью вычисления «силы края», обычно выражения первой производной, такого как величина градиента, и затем поиска локальных максимумов «силы края», используя предполагаемое направление границы, обычно перпендикуляр к вектору градиента. Методы, основанные на поиске нулей, ищут пересечения оси абсцисс выражения второй производной, обычно нули лапласиана или нули нелинейного дифференциального выражения.

Для того чтобы оценить величину градиента изображения или его сглаженной версии, можно применить различные операторы градиента. Простейший подход — использовать центральные разности:

$$L_x(x, y) = -1/2 \times L(x-1, y) + 0 \times L(x, y) + 1/2 \times L(x+1, y),$$

$$L_y(x, y) = -1/2 \times L(x, y-1) + 0 \times L(x, y) + 1/2 \times L(x, y+1),$$

соответствующие применению следующих фильтров к изображению:

$$L_x = \begin{bmatrix} -1/2 & 0 & 1/2 \end{bmatrix} \times L \text{ and } L_y = \begin{bmatrix} +1/2 \\ 0 \\ -1/2 \end{bmatrix} \times L.$$

Оператор Собеля основывается на следующих фильтрах:

$$L_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \times L \text{ and } L_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \times L.$$

Получив такие оценки, мы можем вычислить величину градиента следующим образом:

$$|\nabla L| = \sqrt{L_x^2 + L_y^2},$$

а направление градиента вычисляется так:

$$\theta = \text{atan2}(L_y, L_x).$$

В ходе проведения анализа было решено разработать программно-алгоритмическое обеспечение для обработки медицинских изображений.

**Заключение.** Были рассмотрены следующие основные этапы обработки графических медицинских изображений: 1) модели устранения шумов с изображений и виды фильтров, применяемых для их устранения; 2) сегментация изображения; 3) способы выделения границ областей.

В результате была выявлена необходимость разработки программного обеспечения для обработки медицинских графических изображений, которое позволит более точно анализировать результаты компьютерной томографии, флюорографии и других видов медицинских исследований. Это позволит диагностировать различные виды заболеваний с более высокой степенью точности и объективности.

## Список цитируемых источников

1. Павлидис, Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений / Т. Павлидис. — М. : Радио и связь, 1986. — 399 с.
2. Кудрявцев, Л. В. Краткий курс математического анализа / Л. В. Кудрявцев. — М. : Наука, 1989. — 736 с.
3. Анисимов, Б. В. Распознавание и цифровая обработка изображений / Б. В. Анисимов, В. Д. Курганов, В. К. Злобин. — М. : Высш. шк., 1983. — 295 с.
4. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. — М. : Техносфера, 2005. — 1007 с.
5. Неймарк, Ю. И. Многомерная геометрия и распознавание образов / Ю. И. Неймарк. — М. : МАТЕМАТИКА, 1996. — 123 с.

УДК 004.896

А. А. Цуканов, И. А. Камленок

Учреждение образования «Барановичский государственный университет» Барановичи

## СОВРЕМЕННЫЕ ПРОБЛЕМЫ РОБОТОТЕХНИКИ

**Введение.** Робототехника в современном мире является достаточно важной его частью. Совершенствованию которой уделяется особое внимание ввиду пользы, которую она приносит человечеству. Промышленность, медицина, военно-промышленный комплекс, сельское хозяйство — лишь немногие примеры сфер, где робототехнические механизмы нашли обширное применение. Однако робототехническая отрасль, несмотря на все достижения, не является совершенной и имеет массу проблем самого разного плана [2].

**Основная часть.** Как считают специалисты компании Google, выделяются такие современные проблемы робототехники: необходимость поиска путей предотвращения негативных последствий действия машин (чтобы машины в процессе деятельности самостоятельно избегали ломать что-либо); вероятность мошенничества со стороны робототехнических машин (касается наделенных искусственным интеллектом (далее — ИИ)) или ненадлежащего выполнения ими поставленных задач; определение оптимальной степени надзора за роботами (ИИ должен действовать достаточно самостоятельно и не злоупотреблять человеческим вниманием); вопросы безопасной деятельности машин (обучение предотвращать действия, если они заведомо причинят ущерб); создание возможностей для функционирования в новой среде с принципиально иными условиями (ИИ робототехники должен действовать исходя из актуальных данных и условий) [2].

Хоть мы и называем роботов умными, в действительности этого самого ума им и не хватает. Сейчас они способны выполнять лишь определенные действия, запрограммированные их создателями, и крайне не самостоятельны. Да, они могут, скажем, убрать со стола посуду и отвезти ее в посудомойку. И они будут это делать до тех пор, пока не случится нечто непредвиденное, например, незапланированная преграда на пути. Или столкновение с агрессивным клиентом, если речь идет о роботах-уборщиках в отелях (подобных, кстати, тестируют в японском ANA Crowne Plaza Nagita). Гостиничный персонал обычно обучают тому, как вести себя в подобных ситуациях. Плюс люди сами способны ориентироваться. Робот пока таким талантом не обладает. В этом же и одна из причин того, что на данный момент роботы не востребованы на рынке (за исключением промышленных моделей, чат-ботов и др.).

Самый мощный на сегодня ИИ — IBM Watson. Эта система способна понимать человеческую речь, отвечать на вопросы, даже самые сложные, на основе анализа огромных пластов информации в своей базе данных. Watson уже используют для диагностики заболеваний, а также для обучения студентов. Но проблема в том, что ответы, предоставляемые системой, очень специфичны. Система мыслит теми категориями, которые она «вычитала» в своей базе данных, и не воспринимает малейшие отклонения, что во многих случаях может быть критично. Но все же Watson учится на ошибках и со временем действительно способен стать сверхинтеллектом [3].

Проблема стабилизации положения воздушных аппаратов, качки судов, стабилизации и повышения безопасности автотранспорта, особенно двухколесного, чрезвычайно актуальна на современном уровне развития техники [1].

Также проблема перемещения шагом не решена для широкого класса устройств повышенной проходимости, использующих принцип ходьбы для перемещения. По мнению ведущих университетов и компаний-аналитиков США, выраженных в отчете A Roadmap for US Robotics 2016, «чтобы оптимизировать автоматизацию процессов логистических цепочек в мире, роботы должны иметь подвижность, соответствующую уровню человека: роботы должны уметь преодолевать лестницы, эскалаторы, дверные проемы, бордюры, обломки бетона, непредсказуемую среду и двигаться так же, как люди. Такой тип расширенной мобильности возможен для роботов, снабженных ногами».

Следующая проблема — передвижение по сильно пересеченной местности в условиях низкой или отсутствующей гравитации. Существующие роверы, работающие на Марсе и на Луне, не могут преодолевать сильно пересеченную, каменистую, скалистую и холмистую местности, сейчас для подобных задач требуется астронавт.

В целом рынок отечественной робототехники пока сильно отстает от мирового, и это системный вопрос. По данным НАУРР, Россия потребляет 0,25% мирового рынка промышленных роботов, которые появляются на