

УДК 004.021

МЕТОДИКА СУБОПТИМАЛЬНОЙ ОЦЕНКИ РАБОТЫ АЛГОРИТМОВ ПОЛУЧЕНИЯ КОНТУРНОГО РИСУНКА ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.Е. Лаевский

Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники

E-mail: Viktor.E.Laevski@mail.ru

Рассмотрен субоптимальный метод для оценки качества работы алгоритмов оконтуривания изображений. Метод позволяет ввести вероятностный фактор в процесс тестирования алгоритмов оконтуривания, вплотную подойти к решению проблемы с объективной точки зрения, а также проводить факторный анализ работы алгоритмов оконтуривания без использования трудоёмких аналитических методов.

Ключевые слова:

Контурный рисунок изображения, субоптимальные оценки качества получения контурного препарата, безусловный критерий предпочтения, стохастическое моделирование.

Введение

В настоящее время большой круг научно-технических задач связан с использованием такой формы представления информации, как изображение. Изображения являются одновременно результатом и объектом исследований в космонавтике, геологии, картографии, биологии, медицине, навигации, дефектоскопии и во многих других областях человеческой деятельности.

Алгоритмы оконтуривания границ объектов на любых разновидностях двумерных сигналов являются необходимым инструментом для решения различных прикладных задач в области обработки изображений, связанных с их редактированием, анализом, синтезом, восстановлением или сжатием. Хотя в настоящий момент уже разработано большое число таких алгоритмов, возникают вопросы выбора и оптимизации, подбора параметров и адаптации алгоритмов к определённой предметной области. Возникают вопросы, связанные с субъективной и объективной оценкой качества выбранного алгоритма с целью получения удовлетворительного конечного результата [1, 2].

Существующие в настоящее время подходы к решению указанных задач проводятся с привлечением специалистов определённой предметной области. Полученные оценки, результаты и рекомендации зачастую носят субъективный характер [3, 4] и не могут быть использованы для решения задач в других предметных областях. Избежать этого можно с помощью введения показателей качества работы существующих алгоритмов обработки двумерных сигналов. В данной работе рассматриваются вопросы субоптимальной оценки качества получения контурных рисунков изображений. Для проведения оценок используются двумерные сигналы, аппроксимированные одноуровневыми марковскими полями [5]. В качестве шумовой составляющей могут использоваться различные виды аддитивных или мультипликативных помех.

Описание системы тестирования

На первом этапе проводится синтез одноуровневого двумерного марковского поля на основе определённого типа алфавита [5–7]. Полученное векторное описание непрерывных границ областей на основе марковского поля представляет собой не что иное, как совокупность координат, описывающих прохождение непрерывных контурных векторов. Описание совокупности границ (контурных векторов) включает в себя описание общего количества границ, их длины, координаты совокупностей точек отдельно взятой границы, и ряд других параметров, необходимых для проведения дальнейшего статистического анализа. Совокупность контурных векторов V передаётся из блока генератора марковского поля (ГМП) в блок формирования растрового изображения (БФРИ).

Блок БФРИ и операции, проводимые в нем, описаны в следующем пункте. Совокупность контурных векторов и ряд других параметров, полученных в процессе формирования, передаются в блок анализа данных (БАД), в котором они кодируются в качестве описания входных данных и используются для дальнейшего анализа результатов, полученных в процессе эксперимента. Совокупность контурных векторов V также передаётся в блок тестирования данных, в котором она используется для вычисления оценки величины схожести K_1' , оценки толщины получаемых линий K_2 , средней длины разрыва контурного рисунка K_3 , обобщённого количества операций K_4 и оценки сдвига контурного рисунка K_5 . В качестве пояснения можно использовать структурную схему блока ГМП приведённого ниже, рис. 1.

На втором этапе моделирования производится формирование растрового изображения в блоке БФРИ, рис. 2. Формирование производится на основании векторного описания марковского поля, получаемого из блока ГМП. Используя совокупность V , двумерное основополагающее векторное

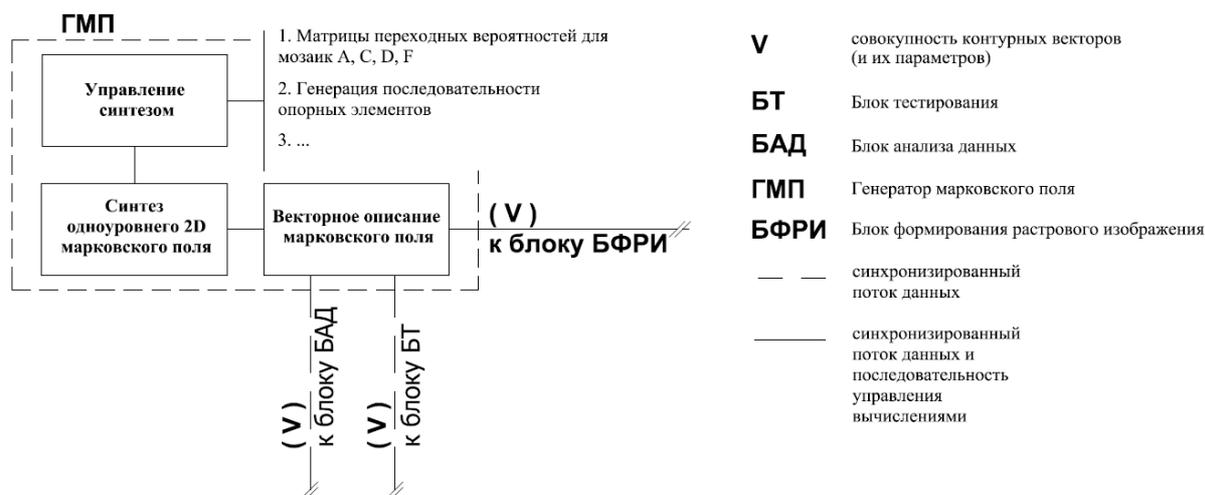


Рис. 1. Структурная схема блока ГМП. Показаны синхронные потоки данных и последовательность управления вычислениями

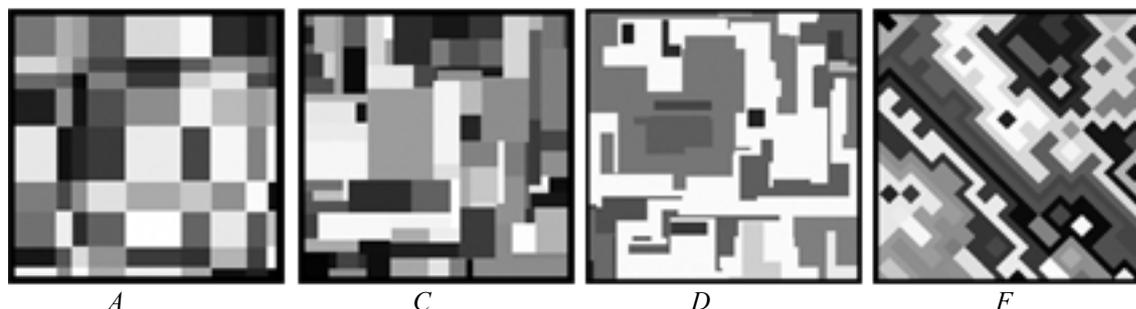


Рис. 2. Растровые изображения, полученные на основе различных морфологий мозаик

поле, информацию о типе (модели) границ и ряд другой необходимой информации, получаем растровое изображение определенного, априорного заданного типа.

Сложность этапа получения растрового изображения (в общем виде $V_A \rightarrow R_A$) заключается в следующем: необходимо обеспечить заполнение полученных областей случайными градациями чёрного, при этом следует исключить возможность заполнения прилегающих друг к другу областей с одинаковыми яркостями. В противном случае это приводит

к автоматической потере границы до этапа проведения оконтуривания.

В блоке БФРИ, рис. 3, производится зашумление растрового изображения априорно заданным типом (аддитивный гаусовский шум, мультипликативный импульсный шум, или др.) шумовой составляющей. Для проведения этого этапа задаётся закон распределения шумовой составляющей, определяются его параметры (математическое ожидание, среднеквадратическое отклонение, и др.), производится формирование ряда двумерных

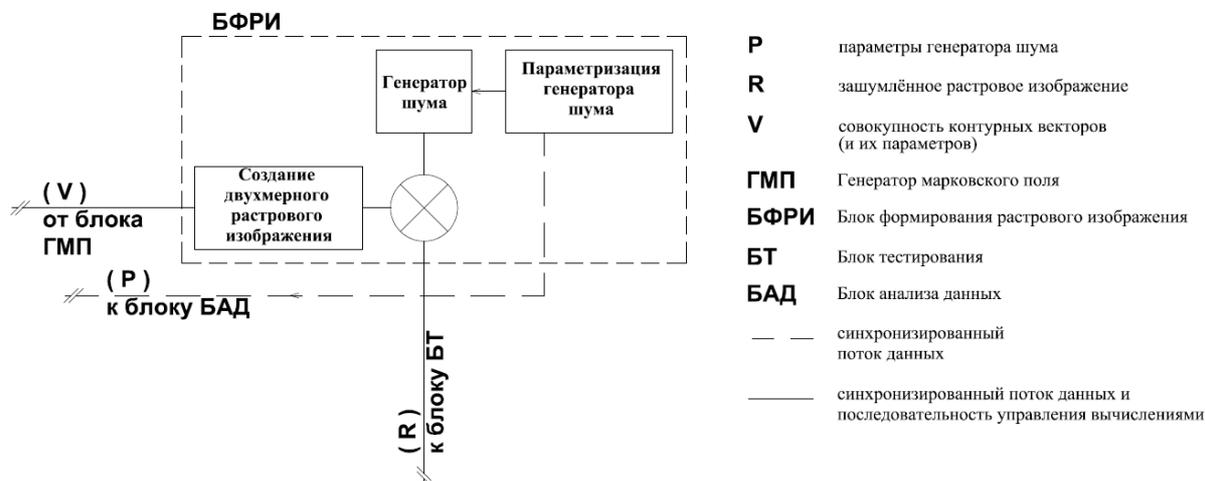


Рис. 3. Структурная схема блока БФРИ

реализаций шумовой составляющей изображения, каждая из которых является основополагающей для дальнейшего формирования изображений с различным отношением сигнал/шум. Выходными параметрами этого блока являются, зашумлённые растровые изображения (R_{i+N}) (где « N » обозначает шумовую составляющую сигнала), параметры сгенерированной шумовой составляющей, тип шумовой составляющей, параметры реализации заполнения областей, тип выбранной границы области.

Формирующие параметры генератора шума передаются в блок БАД с целью проведения дальнейшего анализа полученных результатов. Сформированная серия модельных изображений передается в блок тестирования (БТ) для дальнейшего тестирования операторов оконтуривания, рис. 4.

На третьем этапе, в блоке БТ результирующая серия изображений подвергается обработке различными типами контурных детекторов с целью получения растрового изображения контуров и необходимых экспериментальных данных по запланированному ходу эксперимента. Возможна вариация входных параметров контурных детекторов в соответствии с условиями/требованиями проведения запланированного эксперимента. На основе априорно известной совокупности контурных векторов, получаемых в блоке ГМП, производится вычисление показателей качества детектирования, накопление необходимой статистики поведения контурных детекторов в определённых условиях. Как упоминалось выше, блок тестирования получает из

блока БФРИ совокупность растровых зашумлённых изображений. В процессе проведения эксперимента к блоку БАД происходит передача значений показателей качества детектирования, параметров детектора, полученных контурных рисунков изображений и ряда других параметров, необходимых для проведения дальнейших вычислений.

В ходе проведения четвёртого этапа, в блоке анализа данных (БАД) производится верификация данных, получаемых из блоков ГМП, БФРИ и БТ, рис. 5. Для проведения дальнейшего анализа данных, возможности их структурирования, формируется БАД с результатами экспериментов. Производится статистическая обработка результатов, расчёт доверительных интервалов, осуществляется факторный анализ проведённого эксперимента. В заключение формируется визуализация необходимых результатов с целью их дальнейшей презентации, рис. 6.

Результаты моделирования

Рассмотрим эффективность применения системы оценки работы алгоритмов получения контурного рисунка на ряде примеров. На рис. 7 приведены результаты работы алгоритмов «Canny», «Magg» и «Shen» с использованием растровых изображений мозаик с морфологией «D» и «F». Расчёты были проведены для различных отношений сигнал/шум. Формирование границ в блоке БФРИ производилось на основе использования идеальной модели границы типа «СТУПЕНЬКА».

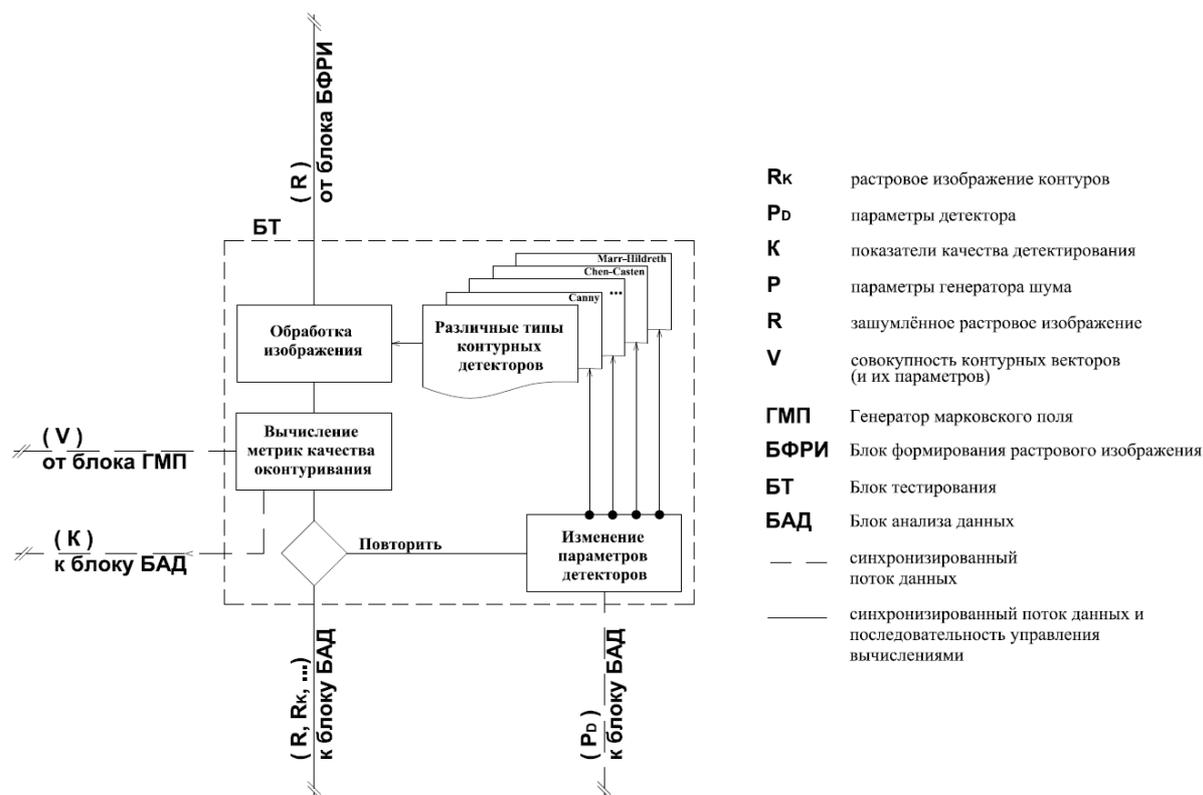


Рис. 4. Структурная схема блока тестирования

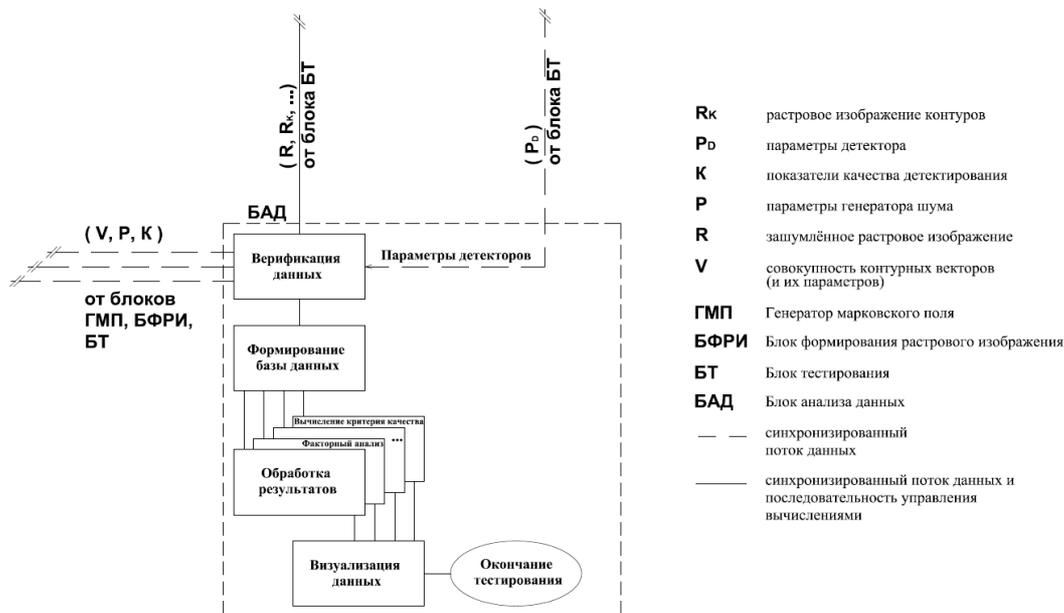


Рис. 5. Структурная схема блока анализа данных

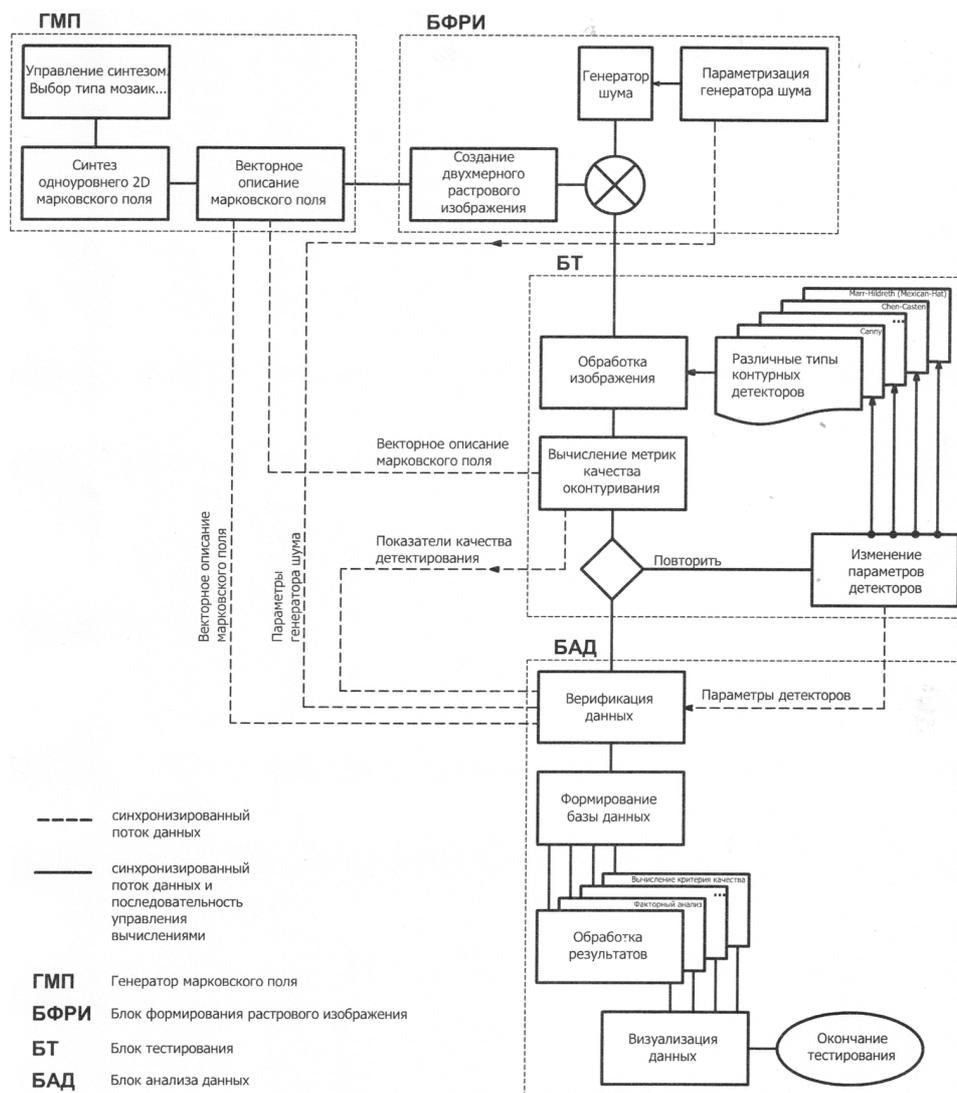


Рис. 6. Обобщённая структурная схема программного комплекса

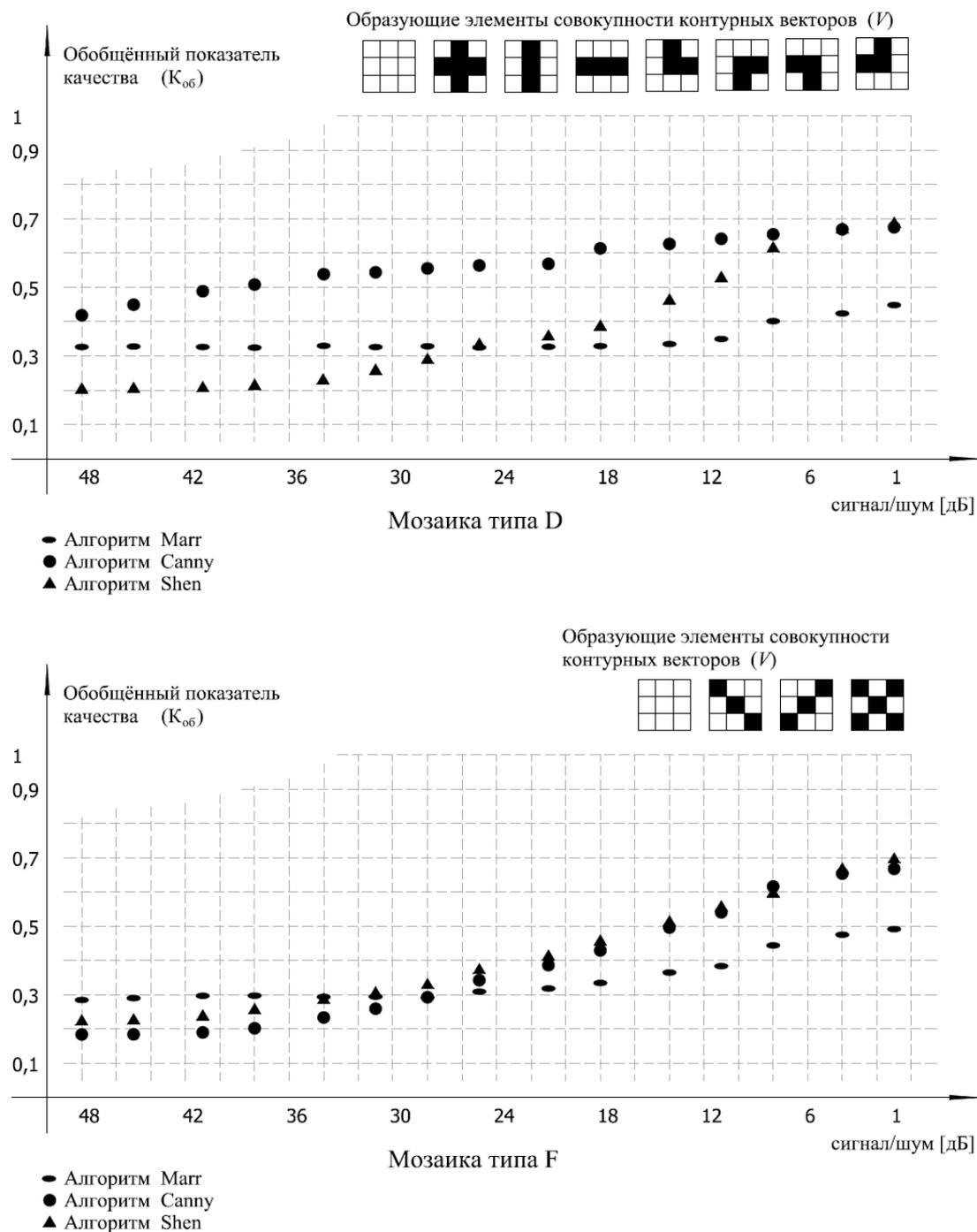


Рис. 7. Оценки обобщённых показателей качества для мозаик типа «D» и «F»

Заключение

Описанная методика позволяет проводить субъективную, объективную оценку качества работы алгоритмов, выявить тенденции поведения алгоритмов оконтуривания, дать совокупность рекомендаций по использованию конкретного алгоритма в определённых условиях, получить оценки их входных параметров, вплотную подойти к решению вопроса факторного анализа алгоритмов оконтуривания: какие элементы контурного ри-

сунка детектируются наиболее правильно, и при каких типах границ, какой оператор оконтуривания даёт лучшие результаты, и при каких параметрах, выяснить чувствительность самих контурных детекторов к изменениям входных параметров, проводить учёт типичных шумовых составляющих определённой предметной области. Комплекс программ внедрён и успешно используется на предприятии «RAUSCH GmbH & Co. Electronic-Maschinenbau», г. Friedrichshafen (Германия).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Abdou I.E., Pratt W.K. Quantitative Design and Evaluation of Enhancement/Thresholding Edge Detectors // Proc. IEEE. – 1979. – V. 67. – P. 753–763.
2. Ramesh V., Haralick R.M., Performance Characterization of Edge Detectors // SPIE Applications of Artificial Intelligence X: Machine Vision and Robotics. – 1992. – V. 1. – P. 252–266.
3. Jiang X.Y., Hoover A., Jean-Baptiste G., Goldgof D., Bowyer K., Bunke H. A methodology for Evaluating Edge Detection Techniques for Range Images // Proc. ASIAN Conf. Computer Vision. – 1995. – P. 415–419.
4. Kanungo T., Jaisimha M.Y., Palmer J., Haralick R.M. A Methodology for Quantitative Performance Evaluation of Detection Algorithms // IEEE Trans. Image Processing. – 1995. – V. 4. – P. 1667–1674.
5. Лаевский В.Е. Алгоритм построения одноуровневых марковских полей // Известия Томского политехнического университета. – 2006. – Т. 309. – № 8. – С. 32–36.
6. Буймов А.Г., Ильин С.П. Мозаичное изображение с управляемой корреляцией // Автометрия. – 1987. – № 5. – С. 30–35.
7. Сергеев В.В., Сойфер В.А. Имитационная модель изображения и метод сжатия данных. Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований. – М.: Наука, 1978. – С. 76–78.

Поступила 21.04.2009 г.

УДК 004.932; 004.8

НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННЫЙ СПОСОБ УЛУЧШЕНИЯ ВИЗУАЛЬНОГО КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ю.Р. Цой, В.Г. Спицын

Томский политехнический университет

E-mail: yurytsoy@gmail.com

Рассматривается улучшение визуального качества изображений с использованием нейроэволюционного подхода. Представлена формула для оценки визуального качества изображений, а также формулы для быстрого вычисления приближенных локальных среднего и дисперсии изображения, позволяющие уменьшить вычислительную сложность процедуры вычисления на порядок при сохранении приемлемой точности. Описан трехэтапный способ улучшения изображений, приведено сравнение результатов его работы с результатами известных методов, показавшее эффективность предлагаемого подхода.

Ключевые слова:

Улучшение качества изображений, оценка качества изображений, нейроэволюционный подход.

Обработка изображений является сложной задачей ввиду проблемы объективной оценки качества изображений, вычислительных затрат и др. Из-за огромного количества практических областей и, следовательно, разнообразия требований, предъявляемых к качеству изображений, основная цель: создание универсального алгоритма, либо подхода к улучшению качества изображений, – представляется недостижимой. Данный факт является одним из основных мотивов для исследователей к созданию новых способов обработки изображений. К настоящему времени предложено множество подходов к улучшению качества изображений [1–3]. Некоторые из них весьма просты (например, гамма-коррекция [1]), в то время как другие достаточно сложны (к примеру, алгоритм Multi-Scale Retinex [3], использующий модель цветовосприятия человека [4]).

В общем случае проблема попиксельной обработки изображений может быть представлена в виде проблемы поиска следующей функции (или ее параметров):

$$I^* = T(I, \Omega), \quad (1)$$

где I и I^* – интенсивность пикселей до и после обработки соответственно; Ω – вектор параметров, определяющих локальные и/или глобальные ха-

рактеристики каждого пикселя обрабатываемого изображения.

В данной статье предлагается способ улучшения качества изображений посредством аппроксимации функции T на основании ее некоторых общих свойств. Функция T аппроксимируется с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС), которые обучаются с использованием эволюционного алгоритма (нейроэволюционный (НЭ) подход [5]) для попиксельной обработки изображений.

Общие положения рассматриваемого способа нейросетевой обработки изображений

Будем рассматривать локально-адаптивный подход к обработке изображений. Особенность подхода заключается в независимой обработке каждого пикселя, исходя из имеющегося набора его локальных и глобальных характеристик (например, локальная и глобальная средняя интенсивность) [6]. Будем использовать ИНС для попиксельной обработки яркостной составляющей изображений.

В отличие от известных подходов, где изображение поступает для обработки на вход ИНС «целиком» (неокогнитрон [7], сети Хопфилда [8] и др.), в предлагаемом способе обработки изображений ИНС обучается обработке одного пикселя. Таким