

Применение деревьев решений для сегментации изображений глазного дна

А.С. Широканев^{1,2}, Н.С. Демин^{1,2}, Н.Ю. Ильясова^{1,2}, Р.А. Парингер^{1,2},
А.В. Золотарев³

¹Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

²Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

³ГБУЗ СОКОБ имени Т.И. Ерошевского, Запорожская 26, Самара, Россия, 443066

Аннотация. Проведено исследование эффективности отбора признаков с использованием деревьев решений. Более ранние работы позволили выявить наиболее информативные текстурные признаки с использованием технологии отбора признаков. Эта технология позволила нам проанализировать информативность признаков в различных цветовых подпространствах и с различным размером окон. Текстурные признаки были рассчитаны с использованием библиотеки MaZda. Анализ информативности результирующего пространства признаков и выбор наиболее эффективных признаков проводился с использованием дискриминантного анализа. Необходимый минимальный размер окна фрагментации квадратной формы и мера сходства выбирались из критерия минимума ошибки кластеризации среди всех наименьших размеров окон. Предложенная технология позволила не только выделить информативные признаки в конкретных цветовых пространствах, но и выявить наиболее информативное цветовое подпространство. С использованием деревьев решений были отобраны новые информативные признаки, обеспечивающие более высокую точность. Для размерности окна 12 деревьев решений, использующие более 6 текстурных признаков, обеспечивают точность выше 98%.

1. Введение

Сахарный диабет (СД) – одна из наиболее значимых медицинских проблем современного мира. Наиболее тяжелыми осложнениями СД являются диабетическая ретинопатия и диабетический макулярный отек (рисунок 1). Впервые эффективность лазерокоагуляции в лечении макулярного отека была доказана в масштабном рандомизированном многоцентровом исследовании ETDRS [1]. Лазерокоагуляция сетчатки является «золотым стандартом» лечения ДРП. В ходе лазерного лечения происходит нанесение серии дозированных микроожогов – лазерокоагулятов, в зоне отёка на сетчатке. Наложение коагулятов происходит либо по одному, либо серией коагулятов, расположенных в виде заданной фигуры правильной формы – паттерна, либо с предварительным планированием расположения коагулятов на изображении сетчатки в режиме реального времени [2] (рисунок 2). Наиболее предпочтительно оптимальное расположение коагулятов в зоне макулярного отёка на максимально равных друг от друга расстояниях и исключения попадания их на сосуды. Если расстановку производить вручную по

одному коагуляту, то оптимальность их расположения будет субъективна, а на планирование будет потрачено больше времени. Для автоматизации процедуры лазерной коагуляции необходимо провести сегментацию изображения на области интереса.

Таким образом, разработка информационной технологии отбора признаков для проведения сегментации изображения глазного дна, с целью последующего автоматического заполнения коагулятами зоны отёка в настоящее время является актуальной задачей.

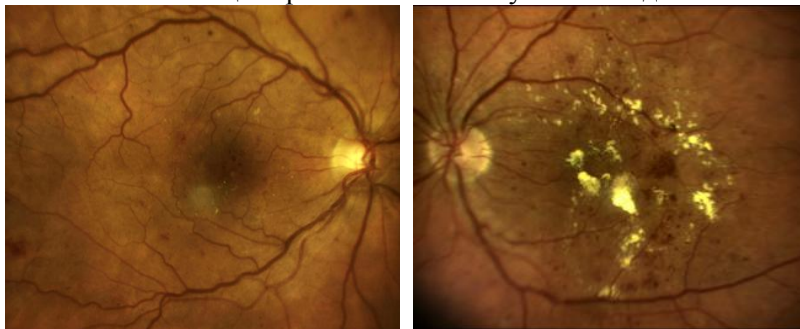


Рисунок 1. Пример диагностического изображения глазного дна без патологии (слева) и с обнаруженной патологией (справа).



Рисунок 2. Примеры лазерной коагуляции сетчатки (слева) и примеры паттернов программного обеспечения NAVILAS (справа).

Для расчёта информативного признакового пространства предварительно проводилась фрагментация изображения на определённые области интереса, которые характеризуются наличием объектов четырёх классов: экссудаты, толстые сосуды, тонкие сосуды и здоровые участки. При этом использовался врач-эксперт для проведения обучения системы распознавания. Область макулярного отёка определяется скоплением зон экссудации. При проведении лазерной терапии врачи запрещают накладывать коагуляты на толстые сосуды и не рекомендуют затрагивать здоровые участки и тонкие сосуды, чтобы повысить эффективность проведения лазерной операции.

2. Технология формирования набора эффективных признаков

Для того чтобы провести более точную сегментацию нами была предложена в работе [3] технология формирования набора эффективных признаков на основе анализа текстурных свойств указанных классов изображений с использованием дискриминантного анализа.

Выделение областей интереса осуществлялось на основе принятия решения о принадлежности фрагментированных зон к одному из 4 указанных выше классов объектов: экссудаты, толстые сосуды, тонкие сосуды и здоровые участки. Фрагментация проводилась путём разделения изображения на блоки квадратной формы, классификация которых осуществлялась на основе технологии представленной в [3].

Технология основывается на методах кластеризации с использованием текстурных признаков. Анализ областей интереса (ROI) исходных изображений показал, что они хорошо различаются своими текстурными свойствами. Текстурные признаки и ранее показывали хорошие результаты при распознавании биомедицинских изображений и их дальнейшей диагностики [4-7]. Для расчёта текстурных признаков нами использовалась известная

библиотека MaZda [8,9]. В работе [10] исследуется похожая задача выявления патологий по изображениям клеток крови, на основе анализа текстурных признаков различных классов исходных изображений в разных цветовых подпространствах. Поэтому в настоящей работе было решено усовершенствовать ранее рассмотренную технологию и сформировать не только выборку фрагментов в исходном цветовом пространстве, но и в отдельных компонентах цветового пространства RGB и HSL, а также выборку полутоновых фрагментов изображений. Были проведены сравнительные экспериментальные исследования на предмет выявления более информативных цветовых пространств и подпространств, а также более информативных текстурных признаков различные цветовых подпространств.

При использовании общего способа отбора признаков, признаковое пространство составляется из числа лучших признаков по значению критерия делимости дискриминантного анализа [3,10,11], рассчитываемого для всех 4 классов исследуемых объектов. Наряду с общим, в отличии от работы [3] нами использовался также попарный способ отбора признаков, заключающийся в выборе признаков, обладающих наибольшим значением критерия делимости при различении каждой пары классов и последующем их объединении в единый набор.

Для оценки качества полученных наборов, проводилось вычисление ошибки кластеризации для всех исследуемых размеров окна фрагментации квадратной формы. Кластеризация осуществлялась методом К-средних, а в качестве меры сходства использовалось расстояние Евклида и Махаланобиса [12].

3. Текстурные признаки

Как отмечалось выше, текстурные признаки хорошо себя зарекомендовали для распознавания биомедицинских изображений и их дальнейшей диагностики. Существует большое количество текстурных признаков. Программа «MaZda» [8,9], используемая в данной работе производит расчёт следующих групп признаков текстуры: а) основанные на статистических характеристиках; б) основанные на градиентных параметрах; в) основанные на матрице смежности; г) основанные на групповой матрице (матрице длины серий) [9]. Существуют различные методы отбора информативных признаков. В данной работе представлено использование деревьев решений для решения данной задачи.

Признаки, которые подвергаются анализу в данной работы, разделяются на следующие группы: гистограммные признаки, градиентные признаки и признаки Харалика. Признаки вычисляются на разных цветовых каналах. При обозначении признака будем предварять название признака буквой, соответствующей цветовому каналу (R – красный канал; G – зеленый канал; B – синий канал; H – канал цветового тона в модели HSV; U – U-канал) и символом подчеркивания. Если название не предваряется такой комбинацией символов, значит, признак вычислялся по изображению, полученного после преобразования в градации серого.

Признаки, имеющие название формата $S(.,.)<name>$, относятся к группе признаков Харалика. В скобках указываются параметры dx и dy , на основе которых вычисляется матрица смежности. Основные используемые признаки Харалика имеют следующие обозначения: SumAverg – математическое ожидание суммарного вектора, InvDfMom - обратный разностный момент, SumOfSqs – квадрат среднеквадратического отклонения, SumVarnс – квадрат среднеквадратического отклонения от суммарной дисперсии при вычислении на суммарном векторе, AngScMom – второй угловой момент. Здесь под суммарным вектором понимается вектор, образуемый в результате суммирования компонентов матрицы смежности, соответствующих сумме координат, равной заданным значениям.

Признаки, имеющие название, у которых стоит префикс Gr, относятся к классу градиентных признаков. Приведем основные обозначения градиентных признаков, используемых в данной работе: Kurtosis – эксцесс градиента, Skewness – асимметрия градиента.

Если название признака не имеет префикса, значит, признак принадлежит к классу гистограммных текстурных признаков. Приведем основные обозначения гистограммных признаков: Mean – среднее математическое гистограммы, Variance – квадрат

среднеквадратического отклонения от гистограммы, Skewness – асимметрия гистограммы, Perc – перцентиль с указанием его значения.

Приведенные обозначения являются стандартными обозначениями текстурных признаков в программе MaZda.

4. Деревья решений

Часто в современных проектах используются самообучающиеся интеллектуальные системы [13-19]. Самообучение часто осуществляется с использованием деревьев решений [13]. Дерево решений - логический алгоритм классификации, который основан на поиске конъюнктивных закономерностей. Деревом называется конечный связный граф с множеством вершин, который не содержит циклов и имеет выделенную вершину, в которую не входит ни одно ребро. Такую вершину называют корнем дерева. Вершины, которые не имеют выходящих рёбер, называются терминальными или листьями. Остальные вершины называются внутренними. Выходящие рёбра связывают каждую внутреннюю вершину с левой и правой дочерней вершиной [19-20].

Деревья решений активно используются при анализе медицинских изображений. Так, с использованием деревьев решений по изображениям глазного дна определяют степень диабетической ретинопатии [20-21]. Основным признаком диабетической ретинопатии является наличие микроаневризм – точечных кровоизлияний и локальных расширений артерий. Поэтому большинство работ, связанных с выявлением ДРП, посвящено автоматическому выделению сосудов.

Дерево решений на основе определённых критериев отбирает признаки, которые обеспечивают максимальную точность. Сгенерировав большое количество деревьев с различными параметрами, можно сделать вывод о том, какие классы какими признаками лучше всего разделяются. В настоящей работе проводится анализ делимости 4-х классов (экссудаты, тонкие сосуды, толстые сосуды, здоровая область) текстурными признаками, отбираемыми деревьями решений.

5. Результаты экспериментальных исследований

Ранее была разработана технология отбора информативных текстурных признаков [10], которая показала хорошие результаты при анализе 132600 фрагментов, содержащих различные классы изображений. Для каждой из сформированных выборок были рассчитаны и отобраны по критерию делимости наиболее информативные текстурные признаки. Рассматривались наборы признаков, полученные при объединении от 1 до 6 информативных признаков для каждой пары классов при попарном отборе и до 30 наиболее информативных признаков по критерию делимости при общем способе отбора признаков.

Исследования направлены на выделение наилучшего набора признаков и размера окна фрагментации квадратной формы для идентификации областей интереса с заданной точностью. При этом специфика анализируемых диагностических изображений накладывает ограничение на размер окна фрагментации. Чем меньше размер окна, тем будет получена более качественная диагностика при проведении лазерной коагуляции.

В настоящей работе было сгенерировано 100 деревьев решений для каждого размера окна при различных критериях делимости и критериях деления узлов дерева. На основе заданного критерия делимости отбирается наиболее информативный признак для заданного узла дерева. Правила деления узлов дерева характеризуют критерий останова, при выполнении которого построение ветки дерева завершается. В результате количество признаков, используемых деревом решений, зависит от количества проведённых итераций, совершённых в процессе построения.

Процесс построения дерева осуществляется на основе текстурных признаков, вычисляемых библиотекой MaZda. Признаки вычислялись по разным цветовым каналам. Такое разделение позволяет не только отбирать наиболее информативные признаки, но и выделять наиболее информативное цветовое подпространство. Дерево решений, которое наиболее эффективно проводит классификацию, может быть использовано для сегментации изображений глазного дна. Результат сегментации позволяет оценивать степень диабетической ретинопатии.

Допустимая ошибка в процессе сегментации изображения глазного дна должна составлять не более 2%. При этом эффективность сегментации оценивается точностью классификации по отношению к количеству признаков и размеру окна. Количество вычисляемых признаков влияет на вычислительную сложность сегментации. Большое количество признаков и избыточный размер скользящего окна могут привести к падению точности вследствие высокой корреляции. Как показали результаты исследования, некоторые деревья обеспечивают низкую точность вследствие недостаточного деления узлов дерева (рисунок 3). Ошибка таких деревьев превышает 25%. При этом большая часть деревьев объединяет здоровую область и эксудаты в один класс.

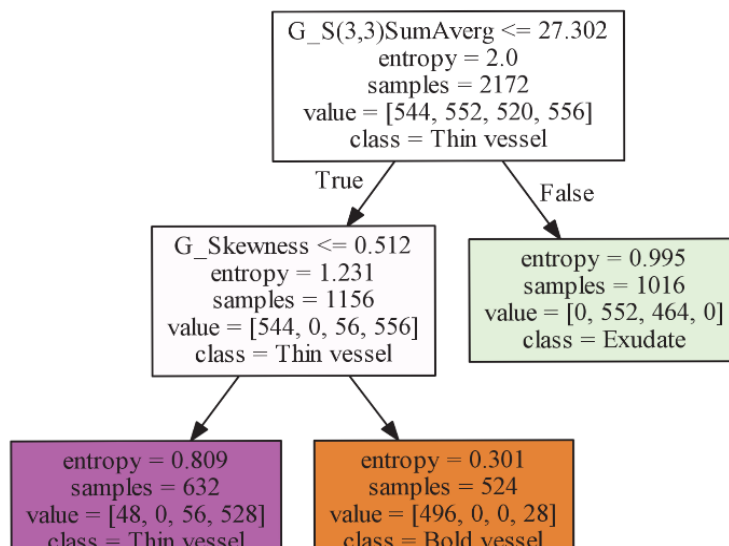


Рисунок 3. Пример дерева решений с использованием 2 признаков.

Таблица 1. Набор признаков, отобранных деревьями решений.

	Entropy	Gini
12	G_S(3,-3)SumAverg	G_S(4,-4)AngScMom
	B_S(1,0)InvDfMom	R_Variance
	G_Skewness	U_Mean
	U_S(2,2)SumOfSqs	B_S(4,4)SumAverg
	GrKurtosis	G_Skewness
	H_S(3,-3)SumVarnc	R_S(0,1)SumOfSqs
15	G_Perc.10%	GrSkewness
	G_Skewness	Perc.99%
	B_S(5,5)AngScMom	R_Variance
		G_Skewness

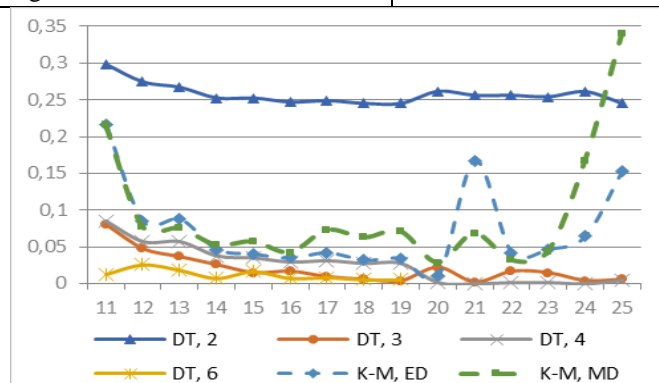


Рисунок 4. Ошибка классификации.

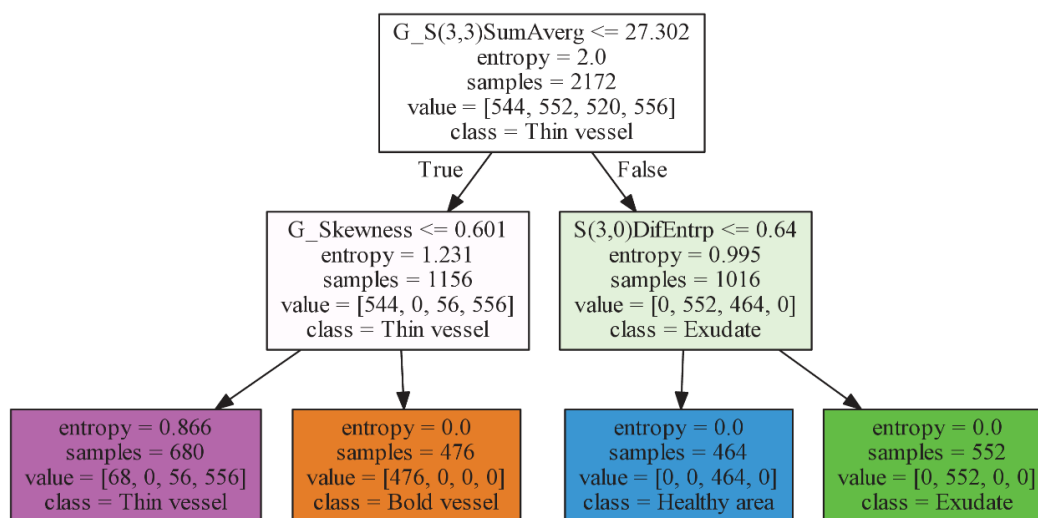


Рисунок 5. Пример дерева решений с использованием 3 признаков.

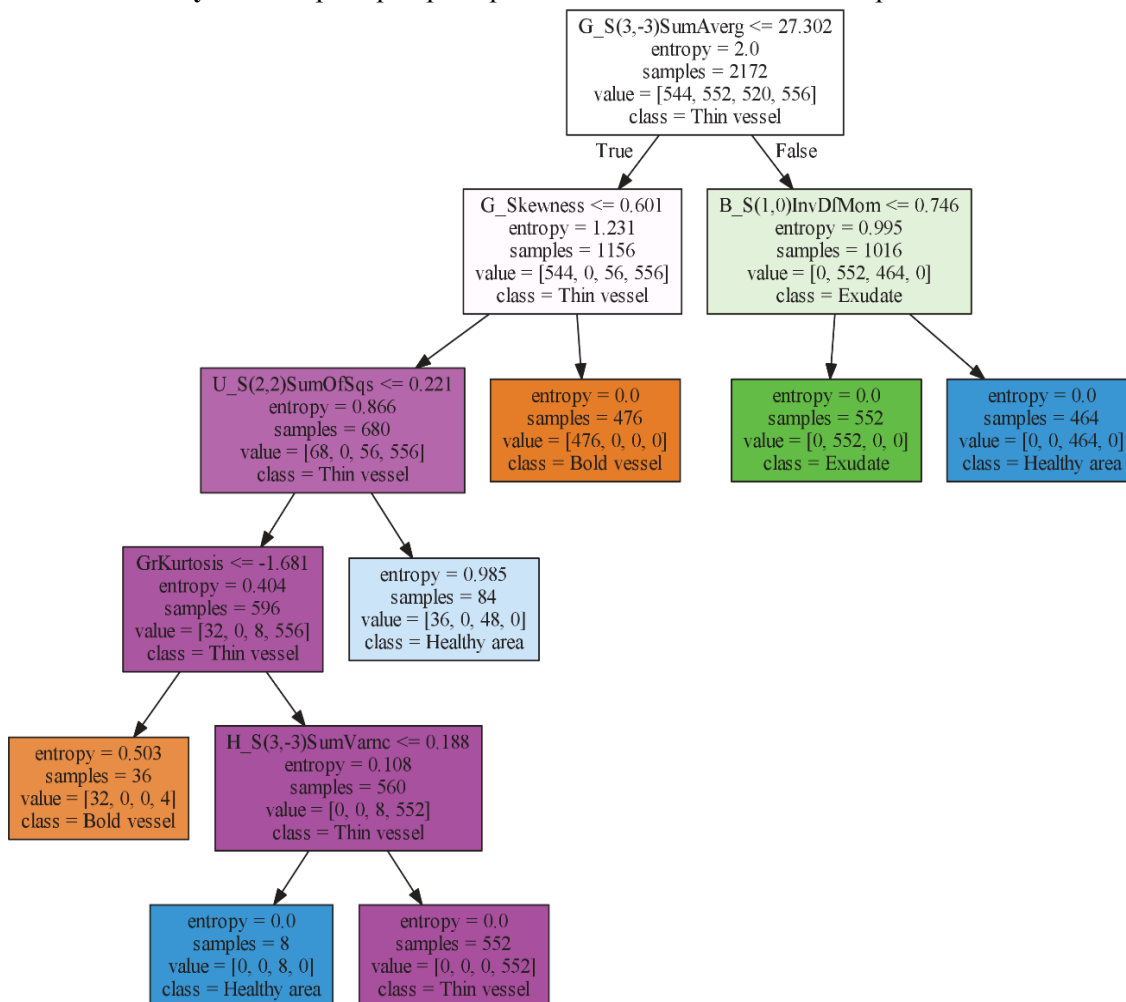


Рисунок 6. Пример дерева решений с использованием 6 признаков.

Судя по результатам исследования, точность классификации выше 99% обеспечивается деревьями решений, использующими не менее 6 признаков при размере окна 12. Начиная с размера окна 15, точность выше 98% обеспечивается при использовании 3-х признаков. На размере окна 12 неэффективно использовать дерево решений, проводящее классификацию при

использовании 3-х признаков, поскольку оно обеспечивает высокую ошибку на уровне 5%. Большинство деревьев разделяет «сосуды» от «фона» признаком SumAverage на зелёном или синем канале изображения. «Тонкие сосуды» от «толстых» лучше всего разделяются признаком Skewness на зеленом канале изображения. Начиная с размера 15, наибольшую точность обеспечивают деревья решений, использующих 3 признака. В этом случае наиболее информативными признаками для выделения экссудатов и здоровой области являются Perc 99% и Perc 10%.

В таблице 1 представлены признаки, которые были выбраны на основе различных критериев при размерности окна 12, которое обеспечивало наиболее точную классификацию текстурными признаками, и размерности окна 15, при котором деревья решений начинают отбирать 3 признака для достижения наиболее точной классификации. Обозначения расшифрованы в разделе 3. На рисунке 4 представлены результаты исследования точности классификации на основе деревьев решений, обеспечивающих максимальную точность, у которых количество отобранных признаков совпадает с заданным значением. На размерности окна 12 наибольшую точность обеспечивают 6 признаков. Однако после размерности 19 построение деревьев решений завершается на 3-х признаках. На рисунках 5 и 6 представлены примеры деревьев решений. По сравнению с результатами, полученными на основе классификации информативных признаков, деревья решений обеспечили повышение точности в среднем на 2%.

6. Заключение

Экспериментальное исследование классификации, основанной на деревьях решений, проведенное на серии из 70 изображений глазного дна (132600 фрагментов, содержащих разные классы элементов глазного дна в разных цветовых подпространствах), позволило выявить наиболее информативные текстурные признаки (13 признаков для общего отбора признаков и 6 признаков для парного отбора) и размер блока фрагментации (12 пикселей), которые обеспечивают получение наилучших результатов кластеризации.

Деревья решений обеспечили повышение точности на 2%. Наиболее эффективным количеством признаков является 3 при размере окна более 15. При использовании окна размером 12 оптимальным количеством признаков является 6. Признак SumAverg является наиболее информативным для выделения сосудов, а для отделения толстых сосудов от тонкого наиболее информативного признака – Skewness на зеленом канале.

7. Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (№ 18-37-00418, № 19-29-01135, № 19-31-90160) и Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках выполнения государственного задания Самарского университета и ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН.

8. Литература

- [1] Astakhov, Y.S. Modern approaches to the treatment of a diabetic macular edema / Y.S. Astakhov, F.E. Shadrichev, M.I. Krasavina, N.N. Grigoryeva // *Ophthalmologic sheets*. – 2009. – Vol. 4. – P. 59-69.
- [2] Kernt, M. Navigated focal retinal laser therapy using the NAVILAS system for diabetic macula edema / M. Kernt, R. Cheuteu, R.G. Liegl // *Ophthalmology*. – 2012. – Vol. 109. – P. 692-700.
- [3] Ilyasova, N. Regions of interest in a fundus image selection technique using the discriminative analysis methods / N. Ilyasova, R. Paringer, A. Kupriyanov // *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. – 2016. – Vol. 9972. – P. 408-417.
- [4] Gentillon, H. Parameter set for computer-assisted texture analysis of fetal brain / H. Gentillon, L. Stefańczyk, M. Strzelecki, M. Liberska // *BMC Research Notes*. – 2016. – Vol. 9. – 496 p.

- [5] Acharya, U.R. An integrated index for the identification of diabetic retinopathy stages using texture parameters / U.R. Acharya, E.Y. Ng, J.H. Tan, S.V. Sree, K.H. Ng // *Journal of Medical Systems*. – 2012. – Vol. 36(3). – P. 2011-2020.
- [6] Hajek, M. Texture Analysis for Magnetic Resonance Imaging / M. Hajek, M. Dezortova, A. Materka, R. Lerski // *Med4publishing*, 2006. – 234 p.
- [7] Strzelecki, M. A software tool for automatic classification and segmentation of 2D/3D medical images / M. Strzelecki, P. Szczypinski, A. Materka, A. Klepaczko // *Nuclear Instruments and Methods In Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2013. – Vol. 702. – P. 137-140.
- [8] Szczypiński, M. MaZda – A software package for image texture analysis / M. Szczypiński, M. Strzelecki, A. Materka, A. Klepaczko // *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2009. – Vol. 94(1). – P. 66-76.
- [9] Nikitaev, V. Method for recognizing the image of the texture of cells / V. Nikitaev // Patent RF. No.2008141633/28, 2010 [Electronic resource]. – Access mode: <http://www.freepatent.ru/images/patents/78/2385494/patent-2385494.pdf>.
- [10] Ilyasova, N.Yu. The Discriminant Analysis Application to Refine the Diagnostic Features of Blood Vessels Images / N.Yu. Ilyasova, A.V. Kupriyanov, R.A. Paringer // *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. – 2015. – Vol. 24(4). – P. 309-313.
- [11] Fukunaga, K. Introduction to statistical pattern recognition – New York and London: Academic Press, 1972. – 369 p.
- [12] Kim, J.A. Factor, discriminant and cluster analysis / J.A. Kim, Ch.U. Myuller, W.R. Klekka // *Financy I Statistica Publisher*, 1998. – 215 p.
- [13] Breiman, L. Classification and Regression Trees / L. Breiman, J.H. Friedman, R.A. Olshen, C.J. Stone // *CRC Press*, 1984.
- [14] Shi, L. Learning to predict characteristics for engineering service projects / L. Shi, L. Newnes, S. Culley, B. Allen // *AI EDAM*, 2017. – Vol. 31(3). – P. 313-326.
- [15] Quaglio, M. A model-based data mining approach for determining the domain of validity of approximated models / M. Quaglio, E.S. Fraga, E. Cao, A. Gavriilidis, F. Galvanin // *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2018. – Vol. 172. – P. 58-67.
- [16] Blagodatsky, G.A. Modelling the system of fuzzy logical inference for evaluating science-intensive projects / G.A. Blagodatsky, M.M. Gorokhov, D.A. Perevedentsev // *Automation of control processes*. – 2017. – Vol. 2(48). – P. 84-91.
- [17] Malekpoor, H. Integrated grey relational analysis and multi objective grey linear programming for sustainable electricity generation planning / H. Malekpoor, K. Chalvatzis, N. Mishra, M.K. Mehlawat, D. Zafirakis, M. Song // *Annals of Operations Research*. – 2018. – Vol. 269(1). – P. 475-503.
- [18] Sakama, C. An abductive framework for computing knowledge base updates / C. Sakama, K. Inoue // *Theory and Practice of Logic Programming*. – 2003. – Vol. 3(3). – P. 671-715.
- [19] Burke, R. Project Organization Structures / R. Burke, S. Barron // *Project Management Leadership*, 2015.
- [20] Shannon, C.E. A Mathematical Theory of Communication // *Bell System Technical Journal*. – 1948. – Vol. 27(3). – P. 379-423.
- [21] Daradkeh, M. Information visualisation for decision support under risk / M. Daradkeh // *Int. J. of Information and Decision Sciences*. – 2017. – Vol. 9(3). – P. 276-296.

Decision Tree Application for Fundus Image Segmentation

A.S. Shirokanev^{1,2}, N.S. Demin^{1,2}, N.Yu. Piyasova^{1,2}, R.A. Paringer^{1,2}, A.V. Zolotarev³

¹Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

²Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

³Samara Regional Clinical Ophthalmological Hospital named after T.I. Eroshevsky, Zaporozskaya 26, Samara, Russia, 443066

Abstract. This paper presents the research of feature selection effectiveness using decision trees. Earlier the most informative texture features selected by using the textural feature selection technology. This technology allowed us to analyze the informativeness of the features with different color subspaces and window sizes. Source texture features computed using the MaZda library (features based on image histogram, image gradient, run-length matrix, and the co-occurrence matrix). The analysis of the information content of the resulting feature space and selection of most effective features is conducted using the discriminant data analysis. The required minimum size of the fragmentation block and the similarity measure selected by the criterion of the minimal clustering error. The proposed technique enables not only the informative features to be extracted in particular color spaces but also the most informative color subspace to be identified. In this paper, decision trees were constructed using the same textural features obtained by Mazda library for different color subspaces. Decision trees selected new informative features, providing higher accuracy. The research shows that decision trees using more than 6 texture features provided accuracy above 98% for window size 12.