

SOFTWARE FOR BORDER DETECTION ON EXAMPLE OF SEISMIC WAVE FIELD IMAGES

A. A. Yakimenko, A. I. Makfuzova, D. A. Mikhailenko

Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics SB RAS,
630090, Novosibirsk, Russia

DOI: 10.24411/2073-0667-2020-10007

The article evaluates the effectiveness of software for detecting boundaries using the example of images of seismic wave-field patterns. Sobel filters are used to detect borders on images. Prewitt, Roberts, Gabor and the Canny algorithm. Software evaluation is performed by quantitative and qualitative characteristics. The results will be used in the study of the neocognitron neural network for the recognition of geological and physical models of media (GPMM). There are currently no quick and accurate tools allowing to solve the inverse problem of geophysics, including in terms of obtaining the structure structure of the studied medium. Under the inverse problem we understand the problem of determining the structure and parameters of the medium under study from existing picture of wave field propagation. One of the existing approaches to solving inverse problems is an iterative method: by gradually changing the environmental parameters specified in a special program, the propagation picture is synthesized wave field for a given environment and is compared with the existing one. Then the parameters change in the direction of the assumed optimum a set of environmental parameters corresponding to the captured field picture. As a result of repeated repetition of a given operation, one can approach the desired parameter values. This approach is time consuming for modeling and comparison of field patterns. Simulation time, depending on the accuracy and detail of the model, can reach several days even on powerful supercomputers. To solve the problem of determining the position and geometric properties of objects, we propose the use of neural networks that have proven themselves in various fields from image recognition to time series processing. The use of properly trained neural network structures will allow us to obtain models that require small processing time and allow you to fairly accurately determine the location and shape of the desired inclusion (hereinafter, we consider the example of cavernous media) - caverns. The input data for a neural network is the pattern of wave field propagation through a given medium in the form of a sequence of color two-dimensional images. Pictures taken at regular intervals. The output data for the network should be the proposed GFMS, presented in the form of a color two-dimensional image, on which the direct problem was solved. Currently, there is a neural network LSTM for determining the structure of the studied GFMS, given in the form of a two-dimensional image. The image shows a homogeneous medium with a cavity available at an arbitrary point ?a cavity of round or oval shape with arbitrary sizes. This is the main drawback of the neural network. In our study, it is proposed not to recognize the entire GFMS, but to recognize only objects of the geological and physical model of the environment. The neocognitron artificial neural network was used to perform the task of object recognition, since its recognition ability in the ideal case is insensitive to shifts, resizing, or other distortions. The task of pattern recognition is to partition multidimensional space into areas corresponding to given categories or classes.

One of the important tasks in the system for recognizing objects in an image is the problem of image segmentation. Segmentation divides the image into many disjoint areas that are visually different,

This work was supported by the RFBR grant No. 19-07-00170.

uniform and significant in relation to several qualities or processed properties. Erroneous recognition of segments in the image affects its quality. The method of finding boundaries on the brightness difference is the main tool for high-quality image segmentation. Borders are curves in the image along which there is a sharp change in brightness or its derivatives with respect to spatial variables. The GFMS model of a previously unknown shape of brightness and background brightness, therefore, by the distinguishable difference in brightness, one can judge its presence in the image. The article evaluates the effectiveness of software (software) for detecting boundaries using the example of images of seismic wave field patterns. To detect borders on images, Sobel filters are used. Prewitt, Roberts, Gabor and the Canny algorithm. A feature of this program is the configurability of the parameters of each filter. The program automatically prepares the image for recognition: processing in grayscale, sharpening. It is possible to save images in three different formats: jpg, bmp, png.

Software evaluation is performed by quantitative and qualitative characteristics. The results will be used in the study of the neocognitron neural network for recognition of geological and physical models of media (GPMM).

Key words: boundary detection, image recognition, neural network, neocognitron.

References

1. Mikhailenko, B. G. and Fatyanov, A. G. A Semi-Analytical Method to Calculate Nonstationary Wave Fields for Layered-Inhomogeneous Media Models in Matematicheskie metody resheniya pramykh i obratnykh zadach geofiziki (Mathematical Methods of Solving Direct and Inverse Problems of Geophysics) // Novosibirsk: Computing Center, Sib. Branch, USSR Acad. Sci., 1981, P. 92–104. J. Clerk Maxwell, A Treatise on Electricity and Magnetism, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, P. 68–73.
2. Yakimenko A. A. Practical aspects of using a neural network to solve inverse geophysical problems / A. A. Yakimenko, A. E. Morozov, D. A. Karavaev // Journal of Physics: Conference Series. 2018. V. 1015 : International conference information technologies in business and industry, Tomsk, 2018. Art. 032148 (6 p.). DOI: 10.1088/1742-6596/1015/3/032148.
3. Fukushima K. Neocognitron for handwritten digit recognition // Neuro-computing. 2003. N 51. P. 161–180.
4. Makfuzova A. I., Yakimenko A. A. Analysis of the image segmentation method for wave field patterns // Collection of scientific works of NSTU. 2018. N. 3–4 (93). S. 70–82. DOI: 10.17212 / 2307-6879-2018-3-4-70-82.
5. Kugaevskikh A. V. Analyzing the efficiency of allocation of segment boundaries using neural networks / Kugaevskikh A. V., Sogreshilin A. A. // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2019. V. 55, iss. 4. P. 414–422. DOI: 10.3103/S8756699019040137.
6. DeValois R. L., Albrecht D. G., Thorell L. G. Spatial frequency selectivity of cells in macaque visual cortex. Vis. Res. 1982. V. 22. P. 545–559.
7. Welcome to the Visual Studio Integrated Development Environment. [Electron. Res.]: <https://docs.microsoft.com/ru-ru/visualstudio/get-started/visual-studio-ide?view=vs-2019>.
8. Methods for assessing the mismatch of information protection tools / Markov A. S., Tsirlov V. L., Barabanov A. V.; under the editorship of Markov A. S. M.: Radio and Communications, 2012. P. 83–120.



ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ГРАНИЦ НА ПРИМЕРЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ СЕЙСМИЧЕСКОГО ВОЛНОВОГО ПОЛЯ

А. А. Якименко, А. И. Макфузова, Д. А. Михайленко

Новосибирский государственный технический университет,
630073, Новосибирск, Россия

УДК 004.054

DOI: 10.24411/2073-0667-2020-10007

В статье производится оценка эффективности программного обеспечения (ПО) для обнаружения границ на примере изображений картин сейсмического волнового поля. Для обнаружения границ на изображениях применяются фильтры Собеля, Превитта, Робертса, Габора и алгоритм Канни. Оценка ПО производится количественными и качественными характеристиками. Результаты будут использованы в работе по исследованию нейронной сети неокогнитрон для распознавания геолого-физических моделей сред (ГФМС).

Ключевые слова: обнаружение границ, распознавание изображений, нейронная сеть, неокогнитрон.

Введение. Решение обратной задачи геофизики в настоящее время является актуальным направлением. Решение обратной задачи заключается в нахождении характеристик среды по физическим параметрам поля, т. е. определении параметров среды по имеющейся картине распространения волнового поля [1]. Существующие подходы к решению обратной задачи требуют большого количества времени, пропорционального точности модели. Для восстановления геолого-физических моделей сред (ГФМС) по картине распространения сейсмического волнового поля предлагается использовать нейронные сети, которые уже зарекомендовали себя в сфере распознавания изображений. Полученные модели позволяют точно определить местоположение и форму кавернозной среды, при этом затрачивая минимальные временные и человеческие ресурсы.

Постановка задачи при применении нейронных сетей состоит в следующем: на вход поступает картина распространения сейсмического волнового поля в виде цветных двухмерных изображений, а на выходе нейронные сети должны построить ГФМС, представленную в виде цветного двухмерного изображения [2].

1. Теоретическая часть. Одним из примеров нейронной сети для распознавания изображений является сеть неокогнитрон, разработанная К. Фукушимой [3]. Одной из особенностями сети является ее нечувствительность к сдвигам, изменению размеров модели или другим искажениям. В структуре неокогнитрона содержится слой, отвечающий за выделение контраста, который будет видоизменен для применения к задаче распознавания геолого-физических моделей сред по картине распространения сейсмического волнового поля.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 19-07-00170.

Для нахождения резкого перепада традиционно используются фильтры Собеля, Превитта, Робертса и алгоритм Канни [4]. В нейросетевых моделях используется фильтр Габора для выделения текстур за счет своей периодичности [5]. Ядро фильтра Гabora является произведением гауссиана и гармонической функции и фильтрует сигнал, основываясь на параметре предпочтительной пространственной частоты λ^{-1} .

$$g(k,l) = \exp -\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2} \cos \frac{2\pi x'}{\lambda} + \psi, \quad (1)$$

где x', y' – переход к полярным координатам;

k, l – позиция светового импульса в рецептивной области;

λ – количество параллельных возбуждающих и тормозных зон в рецептивном поле;

σ – размер рецептивного поля;

ψ – симметричность возбуждающих и тормозящих зон;

γ – степень эллиптичности рецептивного поля.

Непосредственно же выявление границ сегментов осуществляется при проведении математической операции свертки ядра фильтра Габора и изображения в градациях серого:

$$r = \iint_{\Omega} f(u - k, v - l) g(k, l) dk dl. \quad (2)$$

Значения свертки больше нуля означают наличие границы, поэтому в качестве передаточной функции нейрона используется функция Хевисайда. Преобразуя (2) к взвешенной сумме и подставив формулу (1), получим передаточную функцию нейрона:

$$u_G(m, n) = \phi \left[\sum_{|k, l| < A_G} u_G(m + k, n + l) \exp -\frac{x'^2 + 0,25y'^2}{2A_G^2} \cos \frac{2\pi x'}{\lambda} + \frac{\pi}{2} \right], \quad (3)$$

где $\phi[x] = \max(x, 0)$ – пороговая функция;

A_G – размер рецептивного поля;

m, n – позиция центра рецептивного поля.

Согласно исследованиям, опубликованным в [6], оптимальное значение предпочтительной пространственной частоты может быть вычислено исходя из соотношения:

$$\begin{aligned} A_G &= 0,56\lambda \\ x' &= k \cos \theta + l \sin \theta \\ y' &= -k \sin \theta + l \cos \theta \end{aligned}$$

При этом для текущего пикселя рассматриваются яркости соседних пикселей в некоторой области А, которые влияют на степень граничности текущего пикселя. Таким образом, можно оценить степень граничности всех пикселей на изображении в зависимости от их соседей, и такая локальная обработка будет инвариантна к смене освещенности или цвета изображения.

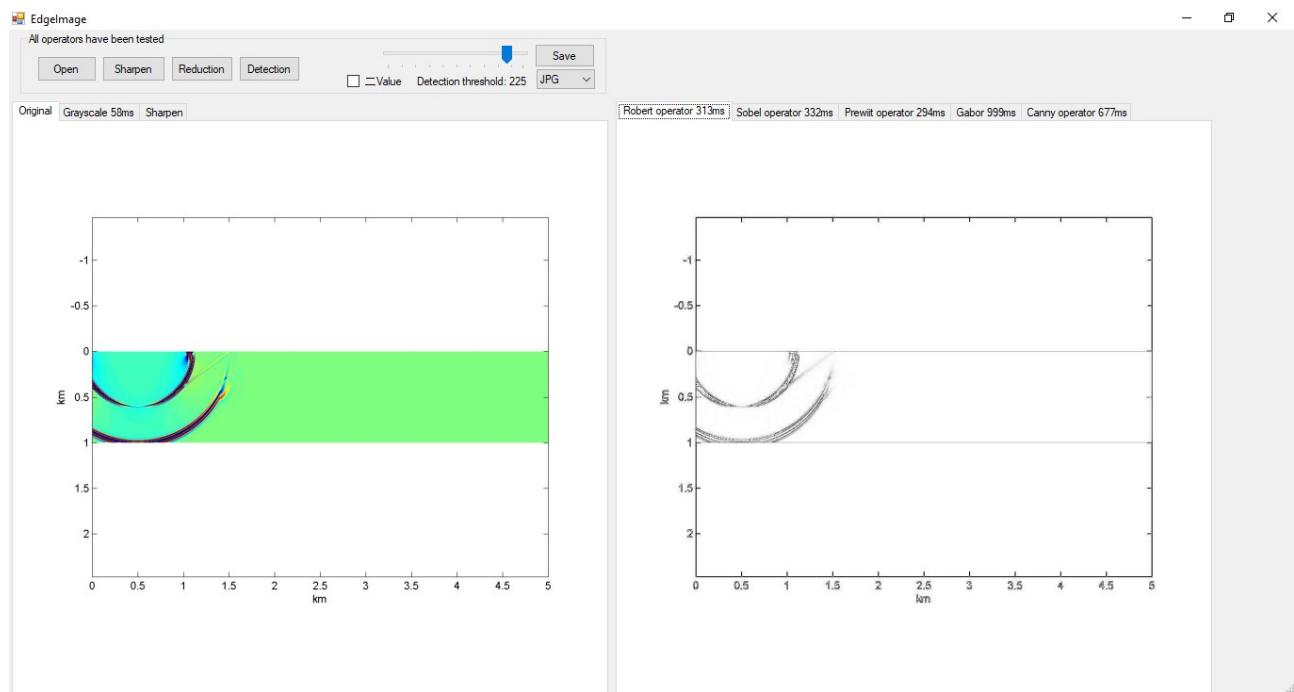


Рис. 1. Приложение обнаружения края

Для выбора инструмента видоизменения слоя сети было создано программное обеспечение, в котором изображения картины волнового поля обрабатывается фильтрами Собеля, Превитта, Робертса, Гabora и алгоритмом Канни.

2. Программное обеспечение. Программное обеспечение было разработано в среде MS Visual Studio 2019 на языке программирования C Sharp. Выбор языка C Sharp обоснован тем, что он имеет более 300000 библиотек разных функций, которые позволяют упростить написание кода. Среда разработки была выбрана, потому что содержит в себе конструктор графических форм, что являлось первым преимуществом, так как программное обеспечение должно предоставлять пользователю удобный графический интерфейс [7].

Внешний вид разрабатываемого приложения представлен на рис. 1. Приложение условно разделено на две области: первая — содержит в себе кнопки управления исходным изображением. Вторая — обработанное изображение. Описание кнопок управления приложением представлено в табл. 1.

3. Качественный анализ. Важной особенностью данной программы является, то, что можно замерить время, затраченное каждым фильтром на обработку изображения. Оценим созданную программу по качественным (визуальное оценивание качества изображений) и количественным (метрики программного обеспечения) признакам. Качественное оценивание программного обеспечения заключается в визуальной оценке качества полученного изображения, а также сравнения времени, затраченного каждым фильтром на обработку изображения. Для этого проведем эксперимент, используя 6 изображений сейсмического волнового поля, сделанных в разные промежутки времени, и обработаем их с помощью программы.

Для проведения качественного эксперимента не использовались дополнительные возможности программы (увеличение резкости изображения, установка глубины обнаруже-

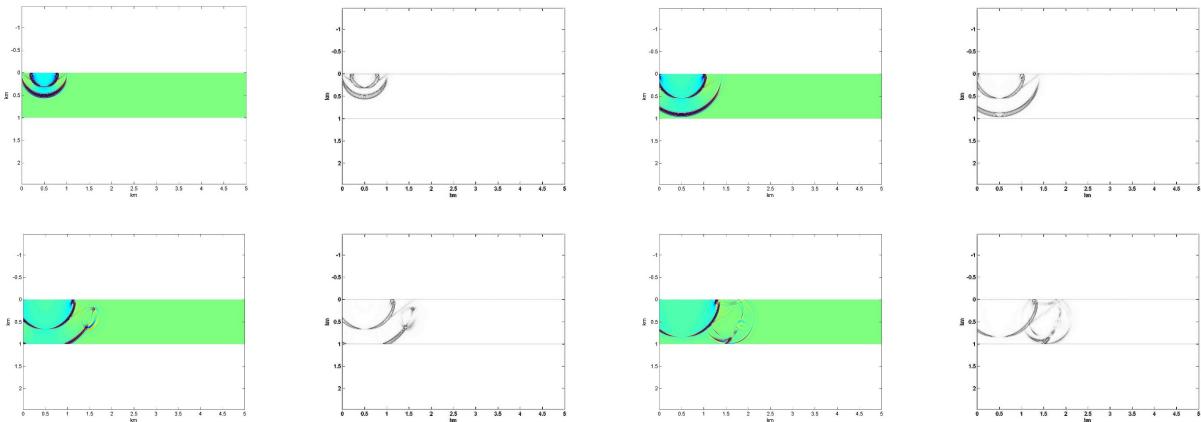
Таблица 1

Описание кнопок управления

Кнопка	Описание
Open	Открытие исходного изображения
Sharpen	Увеличение резкости исходного изображения
Reduction	Отмена резкости исходного изображения
Detection	Обнаружение границ
Save	Сохранение обработанных изображений
Value	Установка глубины обнаружения
Detection threshold	Значение глубины обнаружения

Таблица 2

Полученные изображения с помощью фильтра Собеля



ния) для классических фильтров и алгоритма Канни, а для фильтра Габора были установлены параметры, рекомендованные автором в [6].

Результаты выделения края с помощью фильтра Собеля представлены в табл. 2.

Результаты выделения края с помощью фильтра Превитта представлены в табл. 3.

Результаты выделения края с помощью фильтра Робертса представлены в табл. 4.

Результаты выделения края с помощью алгоритма Канни представлены в табл. 5.

Результаты выделения края с помощью фильтра Габора представлены в табл. 6.

Исходя из полученных результатов, можно сделать качественный (визуальный) вывод. Фильтр Собеля имеет большое ядро, что делает оператора менее восприимчивым к шуму. Из-за большой маски происходит локальное усреднение в ее окрестности, что уменьшает ошибки от воздействия шумов. Фильтр Превитта визуально практически не отличается от фильтра Собеля, также прослеживающееся достаточное количество границ и замкнутый контур. Фильтр Робертса при визуальной оценке выделяет небольшое количество границ, чем фильтры Собеля и Превитта, это обусловливается отсутствием четко выраженного центрального элемента маски. Алгоритм Канни менее чувствителен к шуму, чем классические фильтры, поэтому выделяет в разы больше краев на изображении. Алгоритм Канни обеспечивает ориентацию градиента кромки, что приводит к хорошей локализации края, в то время как в большинстве других фильтрах этого не предусмотрено. Фильтр

Таблица 3

Полученные изображения с помощью фильтра Превитта

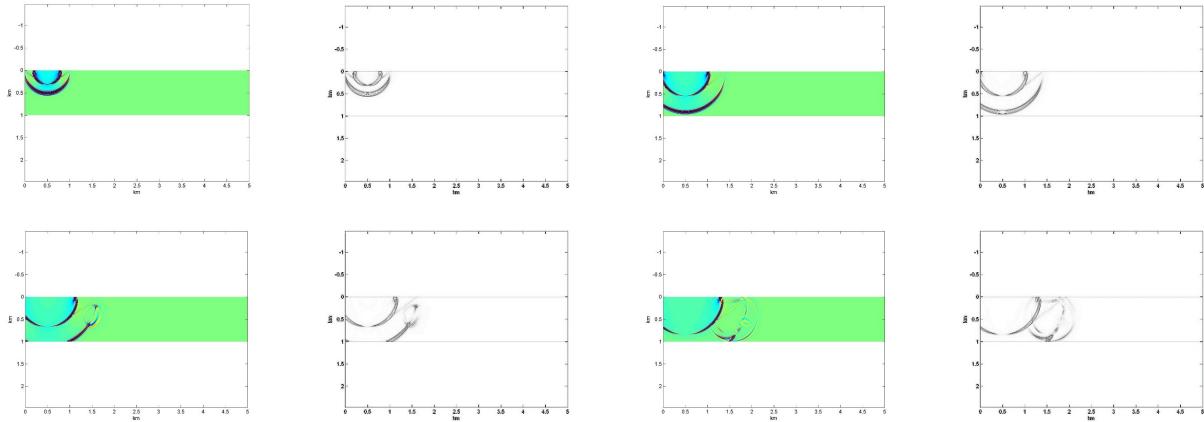
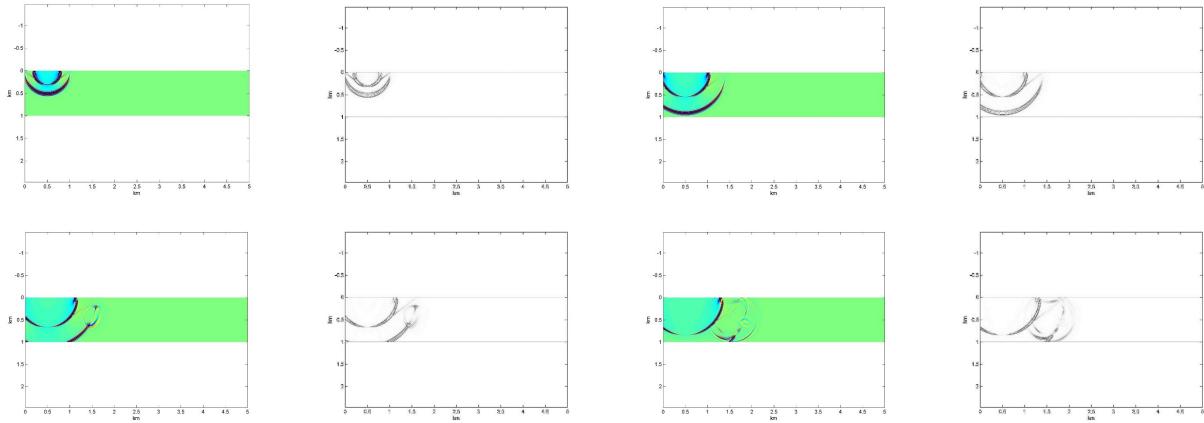


Таблица 4

Полученные изображения с помощью фильтра Робертса



Габора позволяет выделять светлые линии на темном фоне и темные линии на светлом фоне. Обработка изображения фильтром Габора достигается путем усреднения значений обрабатываемого изображения по некоторой области в каждой точке.

При визуальной оценке фильтр Габора намного чувствительнее к шуму, чем предыдущие фильтры и алгоритмы, выделяет наибольшее количество границ на изображении, которые заметны сразу. Время обработки изображения у фильтра Собеля в среднем составляет 250мс, у фильтра Превитта — 240мс, у фильтра Робертса — 220мс, алгоритма Канни — 350мс, у фильтра Габора — 450мс (рис. 2).

Несмотря на то, что фильтр Габора является менее производительным среди остальных фильтров, при визуальной оценке он больше всего подходит для решения задачи выделения края на изображениях картин сейсмического волнового поля Земли.

4. Количественный анализ. Количественная оценка программы необходима для определения качества ПО, прогнозирования качества выходного продукта, а также для улучшения качества ПО и выходного продукта. Для количественной оценки программ-

Таблица 5

Полученные изображения с помощью фильтра Канни

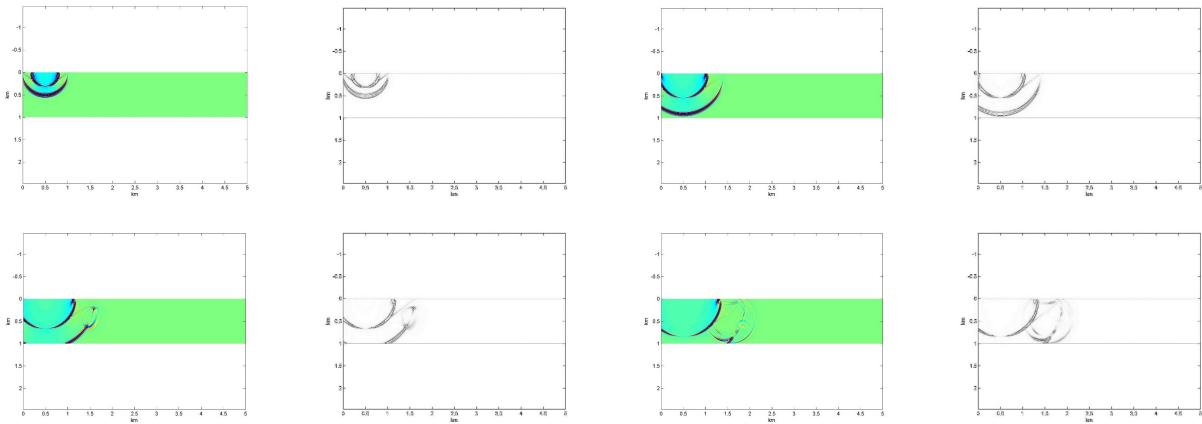
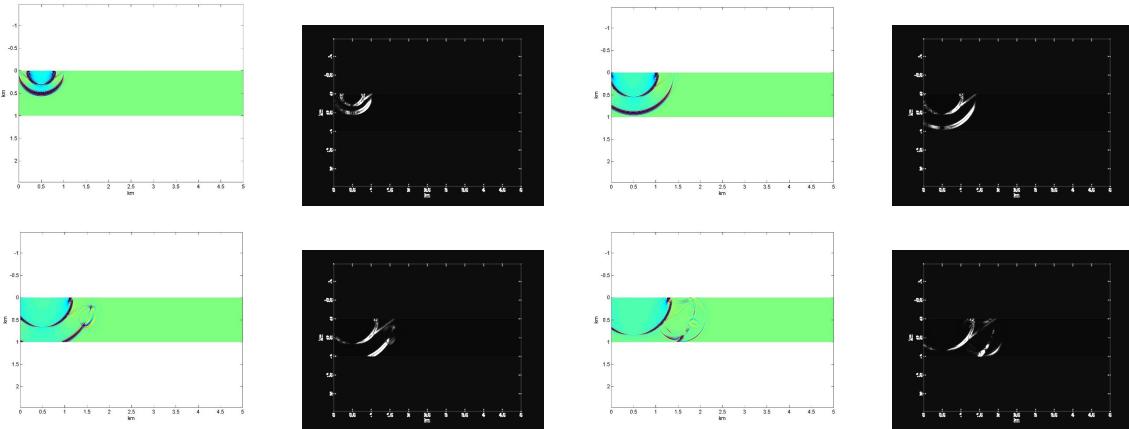


Таблица 6

Полученные изображения с помощью фильтра Габора



ного обеспечения используются метрики. Программная метрика — мера, позволяющая получить численное значение некоторого свойства программного обеспечения [8].

Метрики программ принято разделять на три основные группы: метрики размера программы; метрики сложности потока управления программы; метрики сложности потока данных программы.

Оценить программу по данным метрикам можно на платформе разработки ПО (в данном случае Visual Studio 2019). В табл. 7 представлены результаты анализа программного обеспечения.

- Индекс удобства поддержки: зеленый значок обозначает относительно высокую степень сопровождаемости;
- Сложность организации циклов (циклическая сложность): определяет число ветвей циклов в модуле; чем меньше — тем лучше;
- Глубина наследования: определяется числом уровней наследования в модуле; чем меньше — тем лучше;

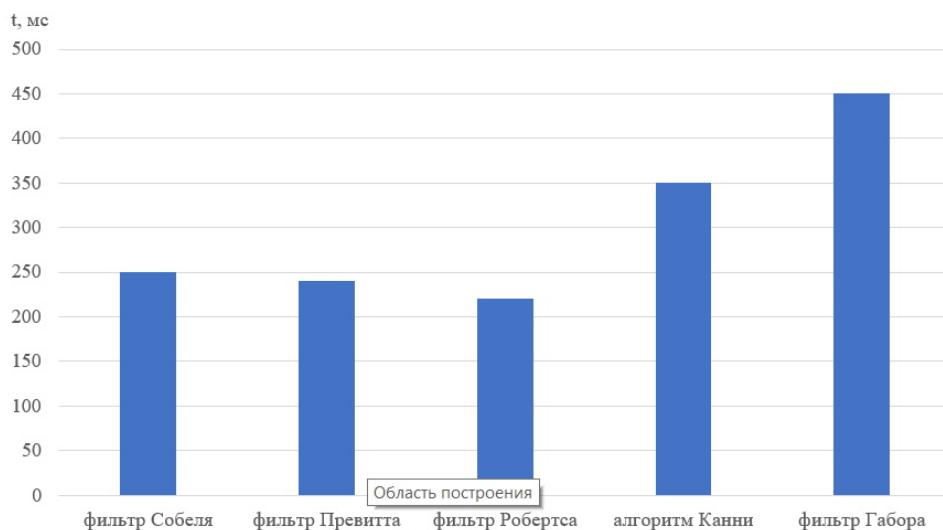


Рис. 2. Время обработки изображений

Таблица 7
Анализ кода

Индекс удобства поддержки	70 (зеленый маркер)
Сложность организации циклов	76
Глубина наследования	7
Взаимозависимость классов	65
Строки кода	1257

— Взаимозависимость классов — определяет число классов, на которые есть ссылки; чем меньше — тем лучше.

Таким образом, созданное программное обеспечение для выделения краев с помощью фильтров Собеля, Превитта, Робертса, Габора и алгоритма Канни имеет высокую степень сопровождаемости, является сложным в организации циклов (75), с маленьким числом уровней наследования (7), а также имеет большое число классов, на которые есть ссылки (65). Программа является сложной с точки зрения количественной оценки и нуждается в оптимизации.

Заключение. По полученным результатам исследований можно сделать вывод, что программное обеспечение можно использовать для выбора подходящего фильтра выделения краев изображений сейсмического волнового поля. Исходя из качественной оценки, наилучшим фильтром является фильтр Габора. За счет своей устойчивости к шуму, он выделяет гораздо больше границ, чем классические фильтры. По количественным оценкам, программу можно отнести к допустимой для использования при выборе фильтра. Программа нуждается в оптимизации, но это не влияет на выбор фильтра. Таким образом, полученные результаты можно использовать для решения задачи модификации слоя нейронной сети неокогнитрон.

Список литературы

1. Mikhailenko, B. G. and Fatyanov, A. G. A Semi-Analytical Method to Calculate Nonstationary Wave Fields for Layered-Inhomogeneous Media Models in Matematicheski metody resheniya pramykh i obratnykh zadach geofiziki (Mathematical Methods of Solving Direct and Inverse Problems of Geophysics) // Novosibirsk: Computing Center, Sib. Branch, USSR Acad. Sci., 1981, P. 92–104.
2. Clerk Maxwell. A Treatise on Electricity and Magnetism. 3rd ed., V. 2. Oxford: Clarendon, 1892, P. 68–73.
3. Yakimenko A. A. Practical aspects of using a neural network to solve inverse geophysical problems / A. A. Yakimenko, A. E. Morozov, D. A. Karavaev // Journal of Physics: Conference Series. 2018. V. 1015 : International conference information technologies in business and industry, Tomsk, 2018. Art. 032148 (6 p.). DOI: 10.1088/1742-6596/1015/3/032148.
4. Fukushima K. Neocognitron for handwritten digit recognition // Neuro-computing. 2003. N 51. P. 161–180.
5. Макфузова А. И., Якименко А. А. Анализ метода сегментации изображения для картин волнового поля // Сборник научных трудов НГТУ. 2018. № 3–4 (93). С. 70–82. DOI: 10.17212/2307-6879-2018-3-4-70-82.
6. Kugaevskikh A. V. Analyzing the efficiency of allocation of segment boundaries using neural networks / A. V. Kugaevskikh, A. A. Sogreshilin // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2019. Vol. 55, iss. 4. P. 414–422. DOI: 10.3103/S8756699019040137.
7. DeValois R. L., Albrecht D. G., Thorell L. G. Spatial frequency selectivity of cells in macaque visual cortex // Vis. Res. 1982. V. 22. P. 545–559.
8. Методы оценки несоответствия средств защиты информации / А. С. Марков, В. Л. Цирлов, А. В. Барабанов; под ред. А. С. Маркова. М.: Радио и связь, 2012. С. 83–120.



Якименко Александр Александрович — доцент, кандидат технических наук, заведующий кафедрой вычислительной техники Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований — компьютерное моделирование, параллельные вычисления. Имеет более 30 публикаций. E-mail: yakimenko@corp.nstu.ru.

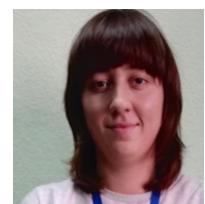
Yakimenko Aleksandr Alexandrovich — Associate Professor, Candidate of Technical Sciences, Head of the Department Computer Engineering, Novosibirsk State Technical University. The main direction of scientific research is computer modeling, parallel computing. Has over 30 publications. E-mail: yakimenko@corp.nstu.ru.

Макфузова Анна Игоревна — магистрант кафедры „Вычислительная техника“ Новосибирского государственного технического университета.

Основное направление научных исследований — нейронные сети в задачах распознавания. Имеет 5 публикаций. E-mail: anya-makfuzova@mail.ru.

Makfuzova Anna Igorevna — graduate student of the Department Computer Engineering Novosibirsk State Technical University.

The main direction of scientific research is neural networks in recognition problems. Has 5 publications. E-mail: anya-makfuzova@mail.ru.



Михайленко Дмитрий Александрович — аспирант кафедры вычислительной тех-

ники, ассистент кафедры вычислительной техники. Основное направление научных исследований — программирование, математическое моделирование, нейронные сети, распознавание образов. E-mail: mikhajlenkoda@vt.cs.nstu.ru

Mikhailenko Dmitry Alexandrovich — graduate student of the Department Computing Technology, assistant of the Department Computer Engineering. The main direction of scientific research is programming, mathematical modeling, neural networks, pattern recognition. E-mail: mikhajlenkoda@vt.cs.nstu.ru

Дата поступления — 25.02.2020