

УДК 005, 004.021, 004.932:621.391+519.876.5

DOI: 10.18799/24131830/2023/10/4379

Шифр специальности ВАК 1.6.6.; 1.6.16

## **Формирование последовательностей случайных оптических изображений, аппроксимированных однородным, одноуровневым точечным потоком восстановления**

**А.И. Кочегуров<sup>1✉</sup>, Д.В. Дубинин<sup>2</sup>, В. Герингер<sup>3</sup>**

<sup>1</sup> Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

<sup>2</sup> Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, г. Томск, Россия

<sup>3</sup> Баден-Вюртембергский объединенный государственный университет, г. Фридрихсхафен, Германия

✉ [kaicc@tpu.ru](mailto:kaicc@tpu.ru)

**Аннотация.** Рассматривается механизм моделирования оптического потока как случайного векторного поля – замкнутых областей на плоскости изображений с определёнными уровнями яркости и динамикой изменения векторного поля. Оптический поток формируется однородным, одноуровневым точечным потоком восстановления. Характеристики векторного поля на плоскости изображения получаемого оптического потока связаны между собой формулами Пальма. Выбор типа составных элементов векторного поля – алфавита, определяющих морфологию поля на плоскости изображения, производится случайным образом. Предлагаемый подход позволит получать различные типы связанных между собой цифровых последовательностей изображений с горизонтальными, вертикальными и диагональными элементами, создаст предпосылки эффективно и гибко производить анализ движения на цифровых видеопоследовательностях, предоставит возможность использовать вероятностный фактор в процессе исследований алгоритмов обработки изображений и проведения детального факторного анализа для сравнения алгоритмов.

**Ключевые слова:** стохастическое моделирование, оптический поток, сравнение алгоритмов, обработка изображений

### **Благодарности:**

**Для цитирования:** Кочегуров А.И., Дубинин Д.В., Герингер В. Формирование последовательностей случайных оптических изображений, аппроксимированных однородным, одноуровневым точечным потоком восстановления // Известия Томского политехнического университета. Промышленная кибернетика. –2023. – Т. 1. – № 1. – С. 1–6. DOI: 10.18799/24131830/2023/10/4379

UDC 005, 004.021, 004.932:621.391+519.876.5

DOI: 10.18799/24131830/2023/10/4379

## **Sequencing optical images approximated by homogeneous, one-dimensional point renewal process**

**A.I. Kochegurov<sup>1✉</sup>, D.V. Dubinin<sup>2</sup>, V. Geringer<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

<sup>2</sup>Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, Tomsk, 634050, Russian Federation

<sup>3</sup>Baden-Wuerttemberg Cooperative State University, DHBW-Ravensburg, Friedrichshafen, Germany

✉ [kaicc@tpu.ru](mailto:kaicc@tpu.ru)

**Abstract.** The paper describes a mechanism for modeling an optical flow as a random vector field – closed areas on the image plane with certain brightness and dynamics of changes in the vector field. The optical flow is formed by a homogeneous, one-dimensional point renewal process. The characteristics of the vector field on the image plane of the resulting optical flow are interconnected by the Palm's formulas. The type of the constituent elements of the vector field (the alphabet, which determines the morphology of the field on the image plane) is chosen randomly. The proposed approach will produce various types of interconnected digital sequences of images with horizontal, vertical and diagonal elements; create the prerequisites for efficient and flexible motion analysis on digital video sequences; make it possible to use the probabilistic factor in researching image processing algorithms and comparing the algorithms based on a detailed factor analysis.

**Keywords:** stochastic modelling, optical flow, comparison of algorithms, image processing

**Acknowledgements:**

**For citation:** Kochegurov A.I., Dubinin D.V., Geringer V. Sequencing optical images approximated by homogeneous, one-dimensional point renewal process. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Industrial Cybernetics*, 2023, vol. 1, no. 1, pp. 1–6. DOI: 10.18799/24131830/2023/10/4379

## Введение

С развитием цифровой вычислительной техники появилась возможность создания высокоэффективных систем, предназначенных для анализа, обработки и передачи оптической информации. В связи с этим было выполнено много работ, направленных на создание и тестирование новых алгоритмов обработки изображений. При этом одним из основных недостатков при тестировании алгоритмов является использование в качестве эталонных изображений реальных снимков. С одной стороны, это позволяет провести настройку создаваемых алгоритмов на ту или иную конкретную предметную область, однако с другой стороны, такой подход затрудняет оценку качества алгоритмов, проведение их объективной доработки и сравнение в различных областях применения.

Выходом из подобной ситуации является создание математического аппарата, позволяющего проведение анализа исследуемого алгоритма в определённых, строго контролируемых условиях и создание предпосылок для проведения факторного анализа. Ключевым моментом в этом случае является построение случайных многомерных динамических векторных полей (температурных, претерпевающих изменения яркостных полей земли, атмосферы, океана и т. п.), которые и составляют основу имитационного моделирования. Это позволяет вносить вероятностный фактор в процесс моделирования и тем самым детализировать и обобщать предмет исследования.

## Общие подходы и методика моделирования

При проведении стохастического моделирования большое значение имеет выбор адекватной математической модели, синтез на её основе имитационной – численной – модели эксперимента, подготовка и контроль исходных данных, необходимых для проведения исследования. Другими словами, необходимо создание предпосылок для проведения эффективной подготовки направленного эксперимента, целью которого является сохранение статистической достоверности результатов и достижение максимальной точности оценок исследования при минимальном количестве проведённых имитационных итераций.

Известно достаточно много методов имитации случайных полей. В общем случае все модели поля можно разделить на два класса [1]. Модели первого класса описывают поля с непрерывными распределениями. К этому классу можно отнести гауссовские и марковские случайные поля [2–4], которые часто строят либо с помощью спектральных преобразований, либо на основе методов формирующего фильтра [5, 6]. Визуальная структура этих полей не соответствует ярко выраженным контурным структурам кусочно-

постоянных реальных изображений. При этом учёт физических процессов, динамики датчиков, представления данных и алгоритмов обработки, являющихся исходящей точкой специфики предметной области, приобретает особое значение в ходе моделирования. Как известно, реальным оптическим изображениям соответствуют поля яркости, близкие к кусочно-постоянным функциям двух переменных, т. е. состоящие из областей, внутри которых яркость почти не меняется и которые отделены друг от друга резкими границами [3]. В связи с этим представляют интерес модели, относящиеся ко второму классу и описывающие декомпозицию полей на составные части или области. К таким моделям относятся модели совокупности объектов на фоне [1] и мозаичные модели [7, 8], включающие мозаики, образованные семейством прямых или кривых линий, а также модели объединения точек вокруг случайных центров [9].

В данной работе рассматривается механизм получения оптического потока как случайного векторного поля – замкнутых областей на плоскости изображения с определёнными уровнями яркости и динамики изменения векторного поля от одного кадра к другому. Формирование последовательности изображений на плоскости, что мы и будем в последующем называть «оптическим потоком», происходит посредством выбора составных 3D-элементов векторного поля. Причём характеристики векторного поля на плоскости изображения связаны между собой формулами Пальма [7, 8], а выбор составных элементов векторного поля (алфавита) и частоты их появления определяет априорно морфологию поля на плоскости изображения. Другими словами, оптический поток формируется однородным, одноуровневым точечным потоком восстановления [10]. Это позволяет управлять характеристиками генерируемого поля на плоскости изображения: морфологией, вероятностными и спектральными его свойствами [11]. Предлагаемый нами подход обобщает работы по моделированию мозаичных эталонных изображений [10–13]. Прежние подходы к построению оптических потоков не позволяли производить построение морфологий контурного рисунка с различными типами элементов, что приводило к ограниченности моделируемых яркостных полей и возможных областей применения математических механизмов генерации.

### Формализация условий задачи

Рассмотрим ряд требований и необходимых условий создания оптического потока как случайного векторного поля в плоскости изображения, аппроксимированного трёхмерным точечным потоком восстановления.

В процессе моделирования необходимо получить  $I(x, y, t)$  – случайную, скалярную, кусочно-постоянную функцию яркостного поля двух переменных, зависящую от дискретного времени  $t$ .  $X$  – конечное подмножество на плоскости изображений, на котором определена  $I(x, y, t): S(t) = \{S_1(t), S_2(t), \dots, S_K(t)\}$ , где  $K = |S(t)|$  – количество подмножеств для определённого дискретного времени,  $S(t) = \{S_1(t), S_2(t), \dots, S_K(t)\}$  имеет смысл  $K$  связных кусочно-линейных подмножеств на плоскости изображений  $Z'(t)$ , сформированных на основе случайного векторного поля. Кусочно-линейные подмножества  $S(t)$  обладают определёнными свойствами и заполнены случайными яркостями, исходя из предиката однородности  $LP$ .

Кроме того, должны выполняться четыре основных требования:

- 1) Векторное поле, определяющее границы кусочно-линейных подмножеств  $S(t) = \{S_1(t), S_2(t), \dots, S_K(t)\}$ , строится на основе трёхмерного точечного потока восстановления, который в свою очередь гарантирует введение вероятностного фактора и замкнутость границ областей на плоскости изображений.

2) Каждая точка на плоскости изображений должна относиться к определённой области

$$Z'(t) = \bigcup_{i=1}^K S_i(t).$$

3) получаемая совокупность кусочно-линейных подмножеств на плоскости изображения  $S(t) = \{S_1(t), S_2(t), \dots, S_K(t)\}$  должна быть связной и отвечать условию  $S_i(t) \cap S_j(t) = \{\emptyset\} \quad \forall i \neq j$ .

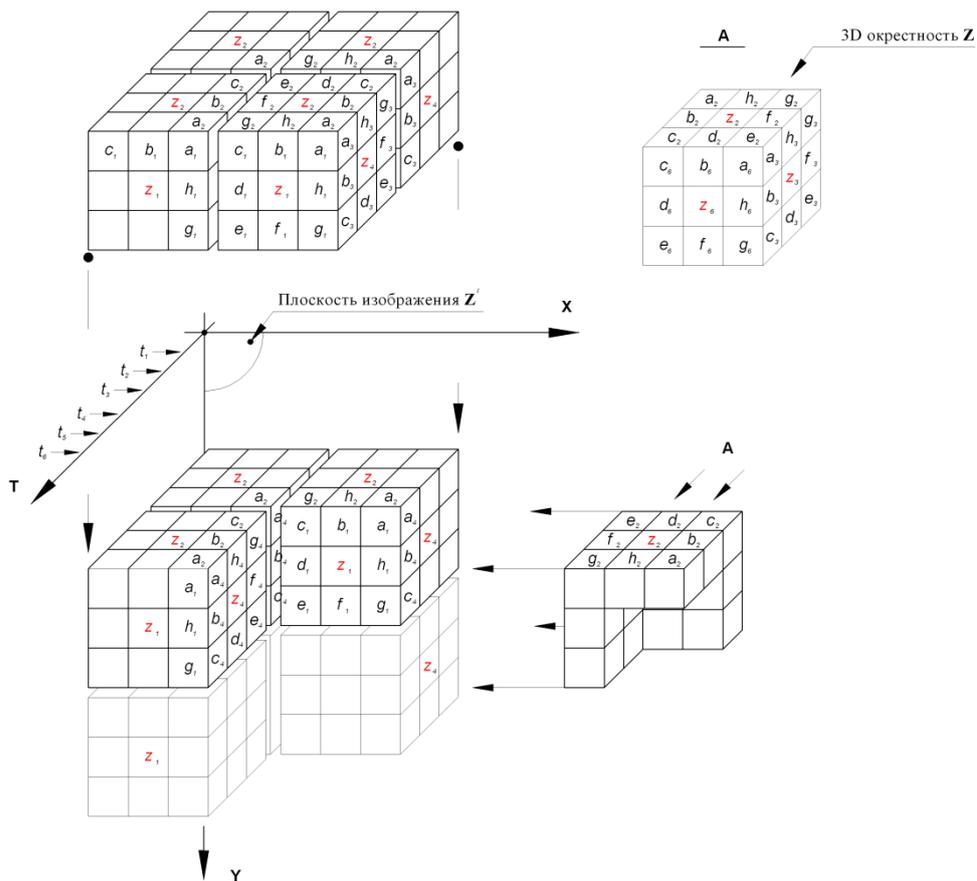
4) с точки зрения предиката однородности  $LP$  должно иметь место следующее условие однородности отдельно взятого подмножества:  $LP(S_i(t)) = true \quad \forall i$ .

### Модель контуров

Анализ изображений, полученных реальными системами на основе пространственных датчиков с использованием дискретизации по времени в каналах телекоммуникаций, показал, что они содержат контурные линии, которые на достаточно малых фрагментах могут считаться прямолинейными. Поэтому при формировании эталонных последовательностей изображений в многомерных пространственно-временных сетках границы объектов можно представлять отрезками прямых, ориентированных в горизонтальном, вертикальном и диагональном направлении по отношению к решётке отсчётов.

За основу модели границ объектов, их векторного описания, был взят однородный, одноуровневый трёхмерный точечный поток восстановления. Это позволило внести вероятностный фактор в условия проведения эксперимента и получить устойчивый механизм при создании векторного описания контурной структуры последовательности эталонных изображений, построении оптического потока. Непрерывность получаемых границ областей на плоскости изображений  $Z'(t)$  и изменения позиции векторного описания структуры областей  $S(t)$  при  $Z'(t) \rightarrow Z'(t+1)$  не больше чем на одну точку разрешения решётки отсчётов, гарантированы марковским свойством потока восстановления.

Рассматривая 3D окрестность  $Z$  (рис. 1), отметим, что границы областей в общем случае могут быть образованы лучами в направлениях  $(a_2, b_2, c_2, d_2, e_2, f_2, g_2, h_2, z_2; a_3, b_3, c_3, d_3, e_3, f_3, g_3, h_3, z_3; a_6, b_6, c_6, d_6, e_6, f_6, g_6, h_6, z_6)$ , исходящих от центра окрестности  $Z$ . Индекс определяет сторону 3D окрестности и заимствован от традиционного игрального кубика (кости), построенного по классической схеме «1–2–3–4–5–6», где сумма чисел на диаметрально противоположных сторонах равняется 7. Как видно из **рис. 1**, геометрию формирования оптического потока несложно выразить через трёхмерную левостороннюю картезию систему координат. Плоскость изображения оптического потока соответствует общепринятой ориентации координатных осей (ось  $Y$  направлена вниз), используемой для представления и обработки изображений. Ось  $Z$  в нашем случае описывает временную составляющую оптического потока и в последующем будет обозначаться буквой  $T$ .



**Рис. 1.** Описание 3D-фрагмента окрестности точечного восстановления  
**Fig. 1.** 3D fragment of a point renewal neighborhood

Величины  $a_i, b_i, c_i, d_i, e_i, f_i, g_i, h_i$  при  $\{i = 2, 3, 6\}$  принимают значения «0» или «1» и означают отсутствие или наличие соответствующего контурного луча.

Для простоты демонстрации работы механизма формирования контурной структуры можно использовать алфавит, состоящий из 32 элементов, часть которых изображена на рис. 2. Формирование элементов алфавита производилось исходя из обеспечения двух условий:

- 1) Скорость сдвига в плоскости изображения от одного временного отсчёта к следующему не должна превышать одной точки.
- 2) Вектор скорости в плоскости изображения для определённого отсчёта времени  $t$  не меняет своего направления и определен только в вертикальном или горизонтальном направлениях.

Совокупность литер базового алфавита, используемого для построения случайного оптического потока, имеет вид:  $L_1 = [\{136, 136, 136\}, \{136, 7, 0\}, \{136, 112, 0\}, \{136, 136, 201\}, \{136, 136, 156\}, \{112, 136, 7\}, \{7, 136, 112\}, \{34, 34, 34\}, \{34, 28, 0\}, \{34, 193, 0\}, \{34, 34, 114\}, \{34, 34, 39\}, \{28, 34, 193\}, \{193, 34, 28\}, \{170, 170, 170\}, \{170, 39, 34\}, \{170, 114, 34\}, \{170, 156, 136\}, \{170, 201, 136\}, \{156, 170, 201\}, \{39, 170, 114\}, \{201, 170, 156\}, \{114, 170, 39\}, \{0, 0, 0\}, \{0, 7, 136\}, \{0, 112, 136\}, \{0, 28, 34\}, \{0, 193, 34\}, \{0, 0, 28\}, \{0, 0, 7\}, \{0, 0, 193\}, \{0, 0, 112\}]$ . Построение контуров проводится со следующими значениями финальных вероятностей:  $r_0 = 0,49$ ,  $r_1 = 0,42$ ,  $r_2 = 0,09$ . Введение дополнительной общности литер алфавита, например  $L_+ = [\{170, 199, 0\}, \{170, 124, 0\}, \{17, 160, 64\}, \{17, 10, 4\}, \dots]$ , будет достигнута путем построения диагональных составляющих контурной структуры изображений.

...

## Механизм получения контурной структуры поля

Построение оптического потока как случайного векторного поля проводится с помощью ряда элементарных 3D-элементов, называемых алфавитом построения (рис. 2). Элементы выстраиваются в случайную последовательность на основе системы условных вероятностей. Изменение финальных вероятностей и ввод в группы дополнительных элементов алфавита позволит создавать различные типы контурных решёток (от простейшей прямоугольной решётки до весьма замысловатых орнаментов) в плоскости изображения. Свойства контурного рисунка определяются вероятностями  $P(a_i, b_i, c_i, d_i, e_i, f_i, g_i, h_i)$  при значениях  $i = 2, 3$  и 6.

При моделировании оптического потока на основе алфавита  $L_1$  все литеры были разбиты на три группы с финальными вероятностями  $r_0, r_1, r_2$ , где  $r_0$  – вероятность появления структурных элементов  $\{0, 0, 0\}, \{0, 7, 136\}, \{0, 112, 136\}, \{0, 28, 34\}, \{0, 193, 34\}, \{0, 0, 28\}, \{0, 0, 7\}, \{0, 0, 193\}, \{0, 0, 112\}$ ;  $r_1$  – элементов  $\{136, 136, 136\}, \{136, 7, 0\}, \{136, 112, 0\}, \{136, 136, 201\}, \{136, 136, 156\}, \{112, 136, 7\}, \{7, 136, 112\}, \{34, 34, 34\}, \{34, 28, 0\}, \{34, 193, 34\}, \{34, 34, 114\}, \{34, 34, 39\}, \{28, 34, 193\}, \{193, 34, 28\}$ ;  $r_2$  –  $\{170, 170, 10\}, \{170, 39, 34\}, \{170, 114, 34\}, \{170, 156, 136\}, \{170, 201, 136\}, \{156, 170, 201\}, \{39, 170, 114\}, \{201, 170, 156\}, \{114, 170, 39\}$ , а их сумма равна единице  $r_0 + r_1 + r_2 = 1$ .

При построении контуров используются условные вероятности  $P(\overset{r}{v}_1 / \overset{r}{v}_2)$ , полученные из формулы полной вероятности [4]:

$$P(\overset{r}{v}_1 / \overset{r}{v}_2) = \frac{P(\overset{r}{v}_1 P \overset{r}{v}_2)}{\sum_{v_1} P(\overset{r}{v}_1 P \overset{r}{v}_2)},$$

где вектор  $v_1$  определён через  $[f_1 g_1 h_1 z_1 d_4 z_4 z_5]$ , а вектор  $v_2$  определён как  $[a_2 b_2 c_2 d_2 e_2 f_2 g_2 h_2 z_2 b_3 c_3 d_3 e_3 f_3 z_3 d_6 e_6 f_6 z_6]$ .

## Заключение

Предлагаемая методика моделирования случайных оптических потоков, аппроксимированных однородным, одноуровневым 3D точечным потоком восстановления, может быть применена для проверки и доводки методов обработки изображений, послужит основой получения качественных алгоритмов поиска и локализации границ, алгоритмов сегментации и скелетизации изображений, алгоритмов отслеживания поведения объектов на изображениях и представляет особый интерес при создании новой объективной системы оценки работоспособности систем обработки и передачи оптической информации в целом. Формирование случайного оптического потока позволит производить поиск оптимальных условий при выборе значимых факторов, оценку и уточнение констант теоретических моделей и алгоритмов, даст возможность устранить или уменьшить систематические ошибки и их смещение, допущенное при проведении натуральных исследований, позволит провести оценку не только дисперсии оцениваемых параметров, но и сопутствующих эксперименту параметров среды.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кашкин В.Б., Сухинин А.И. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений. – М.: Логос, 2001. – 264 с. **книга**

2. Глазов Г.Н., Костевич А.Г., Шелупанов А.А. Моделирование дискретных гауссовых случайных полей // Интеллектуальные системы в управлении, конструировании и образовании – Томск: SST, 2002. – Вып. 2. – С. 19–27. **статья в сборнике**
3. Domínguez E., Lage-Castellanos A., Mulet R. Random field Ising model in two dimensions: Bethe approximation, cluster variational method and message passing algorithms // Journal of Statistical Mechanics Theory and Experiment. – 2015. – V. 7. – P. 1–23. **статья из журнала на английском языке**
4. Kaufman L., Rousseeuw P.J. Finding groups in data. An introduction to cluster analysis. – Hoboken (NJ): Wiley & Sons Inc., 2005. – 342 p. **книга на английском языке**
5. Крашенинников В.Р., Микеев Р.Р., Тишкин В.В. Синтез волновой модели многомерного случайного поля с заданной корреляционной функцией // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2014. – Т. 16. – № 6-2. – С. 474–478. **статья из русскоязычного журнала или из журнала на другом иностранном языке (не на английском)**
6. Ланге М.М., Новиков Н.А. Сегментация изображений с использованием древовидных описаний кластеров в многомерном пространстве признаков // Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010. Труды научно-технической конференции / под ред. Р. Назирова. – М.: КДУ, 2011. – Вып. 4. – С. 291–303. **материалы конференции**
7. Давыдова Е.А. Технология спектрально-временного прогнозирования типов геологического разреза по данным сейсморазведки, бурения и ГИС: дис. ... д-ра техн. наук. – М., 2004. – 206 с. **диссертация**
8. Strong Sh., Hearn S. Statics correction methods for 3D converted wave (PS) seismic reflection // Exploration Geophysics. URL: <http://dx.doi.org/10.1071/EG15115> (дата обращения: 05.03.2016). **Электронный источник**
9. ГОСТ ISO/IEC 17788-2016. Информационные технологии. Облачные вычисления. Общие положения и терминология. – М.: Стандартиформ, 2019. – 19 с. **ГОСТ**
10. Способ определения частотных границ полезного сигнала и полос пропускания цифровых частотных фильтров: пат. 2533629, Российская Федерация; опубл. 22.09.2014. **Патент**

## REFERENCES

1. Kashkin V.B., Sukhinin A.I. *Remote sensing of the Earth from space. Digital image processing*. Moscow, Logos Publ., 2001. 264 p. (In Russ.) **книга**
2. Glazov G.N., Kostevich A.G., Shelupanov A.A. Gaussian random discrete field modelling. *Intelligent systems in management, design and education*. Tomsk, STT Publ., 2002. Iss. 2, pp. 19–27. (In Russ.) **статья в сборнике**
3. Domínguez E., Lage-Castellanos A., Mulet R. Random field Ising model in two dimensions: Bethe approximation, cluster variational method and message passing algorithms. *Journal of Statistical Mechanics Theory and Experiment*, 2015, vol. 7, pp. 1–23. **статья из журнала на английском языке**
4. Kaufman L., Rousseeuw P.J. *Finding groups in data. An introduction to cluster analysis*. Hoboken (NJ), Wiley & Sons Inc., 2005. 342 p. **книга на английском языке**
5. Krasheninnikov V.R., Mikeyev R.R., Tishkin V.V. The synthesis wave model of multidimensional random field with a given correlation functions. *Izvestia of Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*, 2014, vol. 16, no. 6-2, pp. 474–478. (In Russ.) **статья из русскоязычного журнала или из журнала на другом иностранном языке (не на английском)**
6. Lange M.M., Novikov N.A. Image segmentation using tree-like cluster descriptions in the multidimensional feature space. *Technical view in control systems of mobile objects–2010. Proc.*

- of scientific conference. Ed.by R. Nazirov. Moscow, KDU Publ., 2011. Vol. 4, pp. 291–303. (In Russ.) **материалы конференции**
7. Davydova E.A. *Technology of spectral and time forecasting of types of a geological section according to seismic exploration, drilling and GIS*. Dr. Diss.. Moscow, 2004. 206 p. (In Russ.) **диссертация**
  8. Strong Sh., Hearn S. Statics correction methods for 3D convertedwave (PS) seismic reflection. *Exploration Geophysics*. Available at: <http://dx.doi.org/10.1071/EG15115> (accessed: 5 March 2016). **Электронный источник**
  9. SS ISO/IEC 17788-2016. *Information technologies. Cloud computing. Terms*. Moscow, Standartinform Publ., 2019. 19 p. (In Russ.) **ГОСТ**
  10. Avramchuk V.S. *Method of determining frequency boundaries of target signal and bandwidths of digital frequency filters*. Patent RF 2533629, 2014. (In Russ.) **Патент**

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

**Александр Иванович Кочегуров**, кандидат технических наук, доцент отделения информационных технологий Инженерной школы информационных технологий и робототехники, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30; Шифр специальности ВАК 2.3.5; [kaicc@tpu.ru](mailto:kaicc@tpu.ru);

<https://orcid.org/0000-0003-4473-528X>

**Дмитрий Владимирович Дубинин**, кандидат технических наук, доцент кафедры радиоэлектроники и защиты информации, Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 40. [dima@info.tusur.ru](mailto:dima@info.tusur.ru); <https://orcid.org/0000-0003-4588-3778>

**Виктор Герингер**, кандидат технических наук, заведующий лабораториями автомобильной электроники и мехатронных систем/энергетики и экологической инженерии, Баден-Вюртембергский объединенный государственный университет, Фридрихсхафен, Германия; [geringer@dhbw-ravensburg.de](mailto:geringer@dhbw-ravensburg.de);

<https://orcid.org/0000-0003-3743-3152>

Поступила в редакцию: 06.08.2023

Поступила после рецензирования: 25.08.2023

Принята к публикации: 14.09.2023

#### INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Alexander I. Kochegurov**, Cand. Sc., Associate Professor, National Research Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation; [kaicc@tpu.ru](mailto:kaicc@tpu.ru); <https://orcid.org/0000-0003-4473-528X>

**Dmitriy V. Dubinin**, Cand. Sc., Associate Professor, Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, 40, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russian Federation; [dima@info.tusur.ru](mailto:dima@info.tusur.ru); <https://orcid.org/0000-0003-4588-3778>

**Viktor Geringer**, Cand. Sc., Head of Laboratories of Automotive Electronics, Baden-Wuerttemberg Cooperative State University, DHBW- Friedrichshafen, Germany; [geringer@dhbw-ravensburg.de](mailto:geringer@dhbw-ravensburg.de); <https://orcid.org/0000-0003-3743-3152>

Received: 06.08.2023

Revised: 25.08.2023

Accepted: 14.09.2023