

Изучение и анализ современных подходов к построению цифровых моделей ядра и методов моделирования многофазной фильтрации в масштабах порового пространства

К.М. Герке¹, Д.В. Корост^{2*}, М.В. Карсанина¹, С.Р. Корост², Р.В. Васильев¹,
Е.В. Лаврухин^{1,2}, Д.Р. Гафурова²

¹Институт физики Земли имени О.Ю. Шмидта РАН, Москва, Россия

²Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Москва, Россия

В нашем обзоре мы рассматриваем российский и, в основном, зарубежный опыт технологии «цифрового ядра», а именно – возможности создания цифровой модели внутреннего строения ядра и моделирования в такой модели многофазных потоков в масштабе пор. Помимо детального анализа методик наша работа дает ответ на ключевой для индустрии вопрос: если технология «цифрового ядра» действительно позволяет эффективно решать задачи нефтегазового промысла, то почему она до сих пор этого не делает несмотря на обилие научных работ в этой области? В том числе, приведенный в обзоре анализ позволяет прояснить в целом скептическое отношение к технологии, а также ошибки R&D работ, которые привели к такому мнению внутри нефтегазовых компаний. В заключении мы даем краткую оценку развития технологии в ближайшем будущем.

Ключевые слова: петрофизика, структура пустотного пространства, многофазная фильтрация, компьютерная томография (КТ), физико-математическое моделирование

Для цитирования: Герке К.М., Корост Д.В., Карсанина М.В., Корост С.Р., Васильев Р.В., Лаврухин Е.В., Гафурова Д.Р. (2021). Изучение и анализ современных подходов к построению цифровых моделей ядра и методов моделирования многофазной фильтрации в масштабах порового пространства. *Георесурсы*, 23(2), с. 197–213. DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2021.2.20>

Введение

Технология «цифрового ядра» подразумевает расчет физических, в том числе фильтрационных, характеристик ядра по данным о его внутреннем строении. За начальную точку отсчета можно взять пионерские работы Фатта (Fatt, 1956a, b, c), который впервые рассчитал проницаемость, капиллярную кривую и относительные проницаемости по распределениям пор по размерам на основе сеточной модели. При этом моделирование он проводил без компьютеров, а расчеты делал на бумаге (проницаемость и капиллярная кривая), с помощью резисторов и измеряя ток (относительные проницаемости). Работы Фатта по-своему опередили время, и его идеи ждали развития вычислительных мощностей. Толчком к развитию технологии послужило появление рентгеновской томографии, за изобретение которой в 1979 году Алан Кормак и Годфри Хаунсфилд получили Нобелевскую премию в области физиологии и медицины. Появление настольных микро-томографов и установок для томографии на синхротронах позволило получать изображения внутреннего строения породы с разрешением порядка 10 мкм еще в 80–90-х гг. прошлого столетия. Принято полагать, что сами идеи и технологии цифрового ядра зародились в Австралии в группах ученых Национального Университета Австралии в Канберре и Университета Нового Северного Уэльса, откуда через аспирантов перетекли в Норвегию и дальше.

Однако, скорее всего, общая идея сформировалась в научной общественности независимо и во множестве других групп, так как многие аспекты технологии можно проследить в работах 80-х гг. В том числе были предложены решения без применения томографии на основе послойной шлифовки залитого смолой образца или заполнения породы жидким металлом с последующим растворением породы. После того как было предложено применять томографию к породам и материалам, стало очевидно, что она позволяет проводить анализ гораздо быстрее и проще, чем ранее предложенные подходы (Manwart et al., 1999). Постоянное развитие вычислительных мощностей позволило к середине 2000-х гг. осуществить мечты 80-х и провести расчеты в миллиардах расчетных ячеек для расчета фильтрационных характеристик в масштабе пор.

Получение информации о внутренней структуре пород-коллекторов в виде изображений

Для проведения расчетов и определения физических свойств пористых сред исходя из первых принципов в первую очередь необходимо получить данные о внутренней структуре. До появления томографии основными подходами были шлифы и растровая электронная микроскопия (РЭМ). Шлифы в целом хорошо подходят для оценки истории образования и формирования, однако возможности детального описания строения с помощью этого метода весьма ограничены ввиду низкого разрешения (не выше толщины шлифа, около 5–40 мкм), присутствия минеральных зерен различной оптической плотности,

* Ответственный автор: Дмитрий Вячеславович Корост
e-mail: dkorost@mail.ru

© 2021 Коллектив авторов

которые не всегда позволяют с достаточной точностью провести интерпретацию изображения. С другой стороны, при исследовании шлифов есть возможность получения изображений в скрещенных и параллельных николях, что дает возможность определять ориентацию кристаллов и дает дополнительную информацию о геологии объекта исследований. РЭМ позволяет получать изображения высочайшего разрешения до единиц нм, но являются двухмерными проекциями трехмерных поверхностей сколов. Это является значительной проблемой, т.к. мы получаем условно «2.5D» информацию о строении, которую очень сложно перевести в 2D или 3D информацию, необходимую для моделирования и построения цифровой модели. Проблему сколов можно решить на основе РЭМ на отраженных электронах BSIM (Back Scattering Imaging Microscopy) в аншлифах – мы получаем изображения 2D срезов через образец, но подготовка образцов требует шлифовки, которая, как считается, может значительно изменить исследуемую структуру. Кроме того, все РЭМ исследования затруднительно проводить на образцах, содержащих воду и другие флюиды, что можно нивелировать с помощью крио-подготовки – быстрого замораживания и леофильной сушки. Однако доказать, что такой подход также не изменяет структуру исследуемого объекта не представилось возможным. Основным недостатком всех вышеперечисленных методов является их двухмерность и возможное нарушение структуры. Для понимания и моделирования некоторых процессов, происходящих в породах, необходимо иметь детальное представление о ее трехмерном строении. Ниже мы обсудим, как с помощью стохастических реконструкций можно решить эту проблему.

Активно развивавшийся и внедрявшийся в последнее время метод рентгеновской микротомографии позволяет получать именно трехмерные изображения внутреннего строения пористых материалов. При этом метод является неразрушающим и в некоторых случаях позволяет различать на изображении различные элементы/минералы. Разрешения микротомографов недостаточно, чтобы увидеть поры менее 1 мкм, которые могут доминировать в образцах некоторых типов (Korost, Gerke, 2012). Чем больше размер снимаемого в томографе образца, тем ниже разрешение съемки. Таким образом, даже если мы снимем маленький образец с хорошим разрешением, то может встать вопрос о его репрезентативности. За счет изменения параметров съемки, микротомографию с разрешением ~1–30 мкм можно дополнить макротомографией полноразмерного керна с разрешением ~0.1–0.3 мм, и нанотомографией с разрешением ниже 100 нм. Несмотря на свою привлекательность применение нанотомографии затруднительно в современных настольных сканерах, хотя разрешения до 0.7 мкм достижимы. Для действительно субмикронных исследований используют синхротронное излучение, что значительно ограничивает практическое применение метода. Еще одним субмикронным методом с разрешением порядка ~100–300 нм является конфокальная микроскопия. Несмотря на достаточную скорость получения данных основной проблемой данного метода является ограничение на съемку образца в «глубину», т.е. он позволяет охватить достаточную площадь, но при этом за счет необходимости проникновения лазерного луча

вглубь образца, третье измерение обычно доходит лишь до нескольких мкм.

Для исследования нанопористости в породах в настоящее время используют методы FIB (Focused Ion Beam)-SEM и BIB (Broad Ion Beam)-SEM (Ambrose et al., 2012; Dewers et al., 2012; Loucks et al., 2012; Giffin et al., 2013; Gerke et al., 2021). В данных методах с помощью ионной пушки с поверхности материала срезается слой (так называемая процедура milling), что позволяет получать двухмерное изображение с помощью РЭМ микроскопии, причем в случае BIB-SEM значительно увеличивается площадь зоны среза. Если срезать материал послойно, то можно получить серию двухмерных изображений, т.е. аналог томографического исследования. Такие подходы также имеют свои недостатки в виде переноса срезанного вещества и прочих артефактов (Joos et al., 2011), но позволяют получить истинные двухмерные срезы через образец (например, глины) и, таким образом, выгодно отличаются от стандартных РЭМ и BSIM именно подготовкой поверхности. Все остальные проблемы РЭМ технологии, включая сложность работы с насыщенными образцами и разрушающая идея метода, при этом остаются. Примеры изображений, получаемых различными методами, показаны на рис. 1.

В настоящее время становится понятно, что какого-либо одного метода для исследования структуры пород-коллекторов недостаточно ввиду наличия пор разного размера – часто в породе присутствуют различные иерархические уровни, и слишком маленький образец, достаточный, чтобы получить изображения пор необходимого разрешения для одного из уровней не будет представительным для других уровней. Каждый вид пористости может требовать своего подхода съемки, метода, и разрешения, т.к. необходимо получить представительную информацию – значительное количество пор данного типа. В таком случае необходимо проводить исследование структуры пород-коллекторов на разных масштабах. Не менее интересно получать и распределение различных твердых фаз, как минеральных, так и органических. А потому создание точной структурной цифровой модели породы-коллектора, а именно трехмерное картирование всех элементов и других структурных отдельностей с необходимым разрешением, является одной из актуальных проблем цифрового керна. Даже если мы применим все существующие методы и покроем все необходимые масштабы, остается открытым создание единой цифровой модели. Это возможно только с помощью совмещения экспериментально полученных изображений с дополнительными технологиями, описанными ниже.

Обработка экспериментальных изображений

Результаты томографического исследования в виде стека изображений в градациях серого представляют собой трехмерную картину поглощения рентгеновского излучения внутри исследуемого образца. В некоторых приложениях (например, при анализе флюорографии в медицине для обнаружения заболеваний) для получения желаемого результата достаточно анализировать изображения в градациях серого (опционально улучшенных с помощью фильтров), однако для множества других

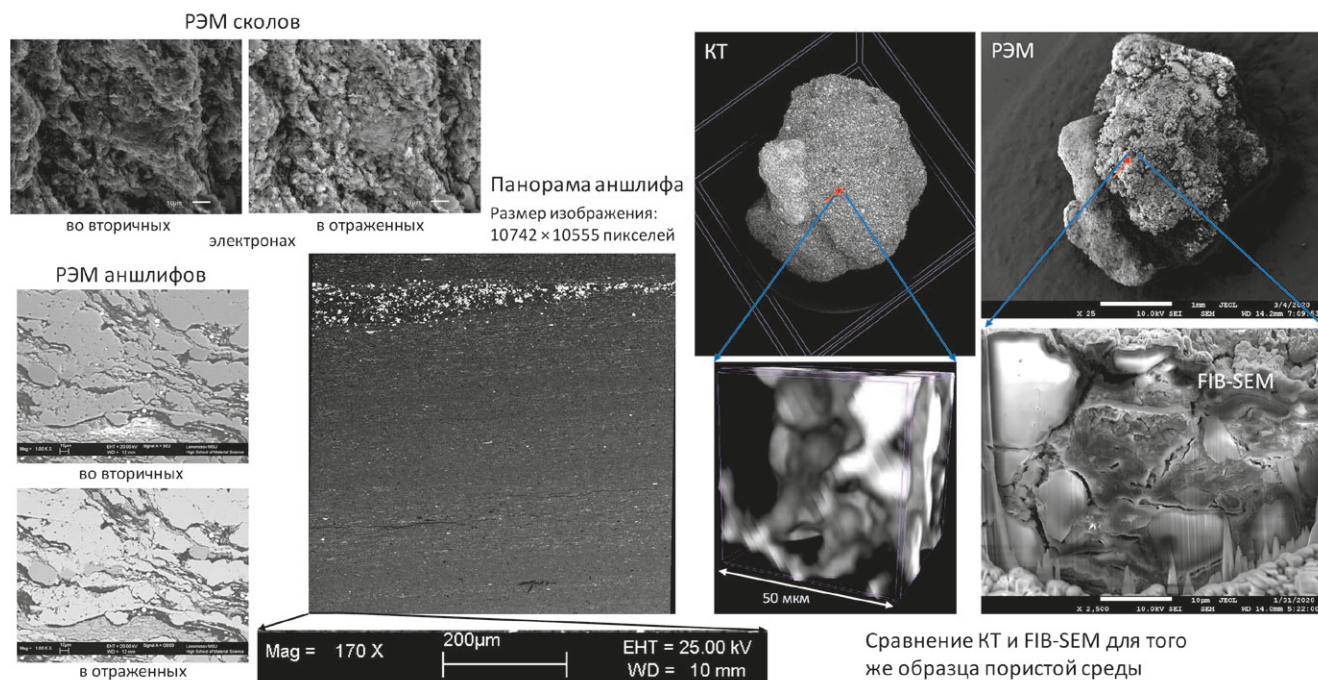


Рис. 1. Примеры изображений структуры пористых сред, полученных различными методами: КТ, РЭМ, FIB-SEM

приложений необходима сегментация. Сегментация представляет собой процедуру анализа изображений и перехода в пространстве образца от поглощения рентгеновского излучения к пространственному распределению компонентов, входящих в состав образца. Например, при исследовании пористых сред и материалов это необходимо для последующего моделирования макроскопических свойств. Сегментация может быть бинарной (двухфазной) или многофазной. В первом случае пиксели/воксели делятся на две фазы, принадлежащие порам и твердому веществу, что в простом виде, необходимо для моделирования однофазной фильтрации. Разделение изображений пород-коллекторов на более чем две фазы – например, кварц, поры, глину, органику и прочие минералы, необходимо для повышения достоверности параметризации углов смачивания между этими фазами (компонентами) и фильтрующихся в порах флюидов (газ, нефть, вода) при моделировании многофазной фильтрации. Все это обуславливает критическую важность процедуры сегментации при исследовании образцов пород-коллекторов. Несмотря на то, что изображения РЭМ представляют собой отличный от компьютерной томографии (КТ) сигнал, их сегментация проходит похожим образом, хотя в некоторых случаях, например, при работе с результатами FIB-SEM томографии, необходимы более специализированные подходы. Примеры обработки изображений показаны на рис. 2.

Как уже упоминалось, самая большая проблема любой процедуры сегментации заключается в том, что она никогда не является строгой точной и всегда содержит некоторую степень неопределенности. Помимо многочисленных экспериментальных и численных

проблем, связанных с получением изображений, основная причина связана с ограниченным разрешением изображения и partial volume effects (Cnudde et al., 2006; Gerke et al., 2012; Cnudde, Boone, 2013; Wildenschild, Sheppard, 2013). Другими словами, 100% точная сегментация будет возможна только для изображений с почти бесконечным разрешением. Т.е. каждый пиксель/воксел обычно содержит смесь разных фаз, но сегментация требует, чтобы он был связан с одной фазой, в идеале с компонентом, который доминирует в данном объеме образца. Использование значений шкалы серого для оценки локального количества данного компонента в каждом пикселе/вокселе возможно только для монокомпонентного образца (состоящего только из одного компонента, что редко бывает в интересующих нас приложениях), либо требует сложного сканирования на двух энергиях образца с известным химическим составом с последующим обратным моделированием (Yang et al., 2013). Основной целью процедуры

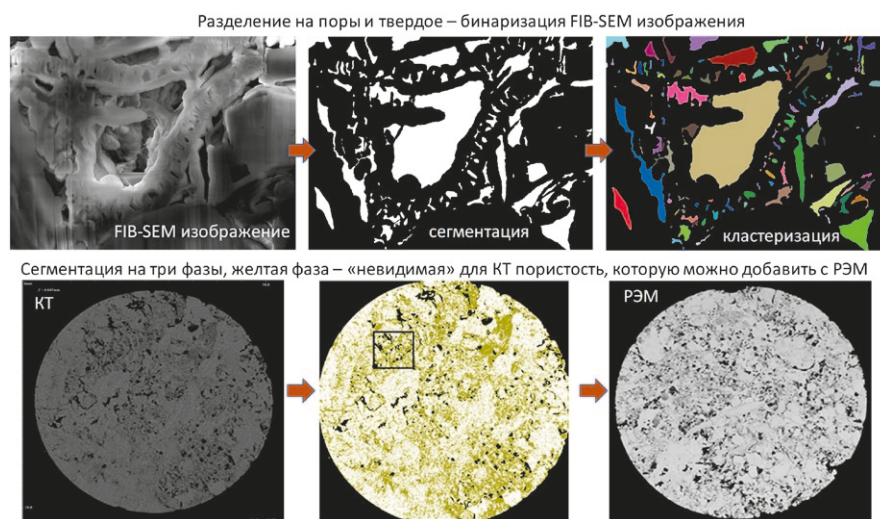


Рис. 2. Примеры сегментации FIB-SEM и КТ изображений на две (бинаризация) и более фаз

сегментации в таком контексте является предоставление максимально точной аппроксимации пространственного распределения фаз при заданном пространственном разрешении изображения.

Для попытки решения этой задачи существуют многочисленные методы сегментации, которые можно весьма условно разделить на четыре категории:

- 1) ручная сегментация (или *manual segmentation* в англоязычной литературе),
- 2) на основе глобального порогового значения (*global thresholding*),
- 3) на основе локального порогового значения (*local thresholding*),
- 4) другие методы, в том числе машинное обучение, включая обучение с учителем (*supervised learning*) и без (*unsupervised learning*).

Ручная сегментация подразумевает выбор одного порогового значения шкалы серого между двумя фазами оператором (вручную) и по-прежнему является весьма популярным способом обработки томографических изображений.

Глобальный подход к сегментации в основном работает также, как и ручной, но порог выбирается с использованием некоторого автоматизированного вычислительного алгоритма, часто основанного на анализе гистограммы серого (например, путем минимизации внутриклассовой дисперсии в методе Оцу (Otsu, 1979)).

Локальные методы выбора порога сегментации идентифицируют два порога для каждой из двух фаз, которые должны быть сегментированы. Эти пороговые значения представляют собой достоверные границы, которые дают, например, 100% определенность, что все воксели ниже нижнего порога являются порами, тогда как все воксели со значениями выше верхнего порога являются твердым веществом. Пиксели/воксели между этими двумя границами обрабатываются и классифицируются в соответствии с некоторыми алгоритмами: статистический крикинг в популярном методе *indicator kriging* (Oh, Lindquist, 1999), рост фазы (из 100% определенных областей) в методе *region growth* (Hashemi et al., 2014) или сходящихся активных контуров (Sheppard et al., 2004). Эти пороговые значения выбираются вручную или автоматически (Schlüter et al., 2010). Здесь мы указали лишь некоторые наиболее популярные методы, более подробный список методов, применяемых при исследовании структуры пористых сред, можно найти в обзоре Шлютера (Schlüter et al., 2013).

Методы машинного обучения делятся на обучение с учителем и без. В первом случае алгоритму предоставляется некоторая входная информация для обучения (результаты томографии в градациях серого и сегментации этих стеков), в то время как в последнем случае алгоритм сам принимает все решения.

Несмотря на обилие методов сегментации и некоторых вспомогательных методов обработки изображений, таких как фильтрация, ни одна из существующих методологий не может претендовать на предоставление универсальных и адекватно точных результатов. В настоящее время в научной среде общепризнано, что методы ручного и глобального выбора порогов уступают методам локального порогового значения (Iassonov et al., 2009), которые, в свою очередь, страдают от необходимости

выбирать доверительные интервалы пороговых значений. Автоматический выбор порогов (например, (Schlüter et al., 2010; Schlüter et al., 2013)) не обязательно дает адекватные результаты, как мы недавно наблюдали при обработке многомасштабных изображений (Karsanina et al., 2018).

Особый интерес представляют исследования Baveye et al. (2010), которые пришли к выводу, что человеческий оператор выбирает намного точнее, чем любой автоматический алгоритм выбора порога(ов). Насколько это соответствует действительности относительно современных методов, остается открытым вопросом, так как большинство методов сегментации, проверенных Baveye et al. (2010), не совсем подходят в приложении к пористым средам (они взяли большой набор автоматических методов из известной работы Sezgin, Sankur, 2004). Результаты сегментации на основе методов обучения без учителя не являются надежными в смысле количества получаемых фаз (Hu et al., 2012) и точности (устойчивости) сегментации (Khan et al., 2016; Chauhan et al., 2016a, b).

Методы сегментации на основе обучения с учителем только начинают применяться для обработки изображений пород-коллекторов (Karimpouli, Tahmasebi, 2018; Varfolomeev et al., 2019), но их недавнее использование во многих других областях, таких как обработка медицинских (например, (Deniz et al., 2018)) и спутниковых изображений (Pesaresi, Benediktsson, 2001; Iglovikov et al., 2017), вселяет уверенность в возможности такого подхода. Применение сегментации на основе обучения с учителем в области пористых сред и материалов в настоящее время в основном ограничено применением пакета WEKA из свободно распространяемого ПО ImageJ. При этом обучение производится на изображениях, размеченных вручную, что не только затруднительно, но и не решает проблемы идеальных входных данных (*ground-truth data*). Тестирование и проверка всех существующих методик в области сегментации томографических изображений пористых сред серьезно затруднено отсутствием уже упоминавшихся истинных данных – точных результатов сегментации для разных образцов. Искусственные томографические снимки, созданные путем масштабирования, шумоподавления и добавления артефактов на уже существующие томографические изображения (например, (Wang et al., 2011; Schlüter et al., 2013)), не обладают всей необходимой сложностью, не учитывают влияния разрешения и представляют реальные изображения лишь до некоторой степени.

На этом этапе нашего анализа современного состояния исследований в области сегментации томографических изображений мы можем задать следующий логический вопрос: а как должна выглядеть идеальная методология сегментации? Любой специалист, работающий с изображениями пород-коллекторов, в целом должен согласиться со следующим определением: с помощью идеальной техники сегментации можно обработать любое входное томографическое изображение и получить на выходе точную сегментацию, используя только стек изображений в качестве входных данных, т.е. без каких-либо параметров или выбора установок оператором. Из нашего вышеупомянутого анализа текущей технологии сегментации мы можем с уверенностью заключить, что ни один из существующих методов не обеспечивает надежную работу

в соответствии с этим определением. По сравнению со всеми остальными современными методами, только методы на основе обучения с учителем обеспечивают основу для идеальной методики, но требуют достоверных («идеальных» сегментаций) входных данных для обучения нейронной сети (Lavrukhin et al., 2021) (рис. 3).

Помимо самой процедуры сегментации, дополнительно можно использовать пред- и постобработку, которые направлены на улучшение результатов сегментации либо за счет повышения соотношения сигнал-шум (фильтрация изображений), либо за счет удаления артефактов сегментации, таких как висящие в порах пиксели, соответствующие твердым компонентам, или кластеров единичного размера. Последнее достигается на основе majority фильтра (Oh, Lindquist, 1999), эрозии-дилатации или кластеризации методом Хошена-Копельмана. Хотя для фильтрации существует целая масса самых различных (глобальных) фильтров, таких как Gaussian blur или медианный, в последнее время наибольшую популярность имеют (локальные) фильтры: анизотропная диффузия и non-local means.

Стохастические реконструкции и совмещение масштабов

В связи с тем, что получение трехмерных изображений строения пористых сред часто связано с большими трудностями (особенно на наномасштабе) – это и очень дорогие установки, и значительные временные затраты для проведения исследований, то предпринимались попытки разработки методов реконструкции трехмерной структуры по двумерным данным (Adler, 1992; Yeong, Torquato, 1998a, 1998b; Okabe, Blunt, 2007; Øren et al., 1998; Øren, Bakke, 2002; Thovet, Adler, 2011 и многие другие). Было предложено значительное количество методов реконструкции: Гауссовы поля Gaussian random fields (Roberts, Teubner, 1995), мультиточечная статистика multi-point statistics (Okabe, Blunt, 2007; Tahmasebi et al., 2012; Tahmasebi, Sahimi, 2013), энтропийный метод

entropic descriptors (Piasecki, 2011), по фрактальным размерностям (Saucier et al., 2002), по корреляционным функциям (Yeong, Torquato, 1998a, 1998b; Jiao et al., 2008, 2009; Čapek et al., 2009, 2011), и process-based метод (Øren et al., 1998; Øren, Bakke, 2002; Thovet, Adler, 2011). Каждый метод обладает своими сильными сторонами и недостатками, но в целом только три из них заслуживают пристального внимания ввиду их приложений к задачам цифрового керна.

Первый – process-based метод отлично работает для песчаников, но не подходит для пород другого генезиса, например, карбонатов. В настоящий момент второй метод – мультиточечная статистика, является, пожалуй, самым популярным методом как для реконструкции структур пористых сред (Okabe, Blunt, 2007), так и в геостатистике (Tahmasebi et al., 2012). Недавно предложенный метод с совмещением мозаик оригинального изображения действительно эффективен (Tahmasebi, Sahimi, 2013), но не дает никакой информации о строении, так как лишь совмещает мозаики в окне некоторого размера (рис. 4). То же относится и к другим вариациям метода мультиточечной статистики, которые строят граф всех возможных вариаций структуры и его повторяемость. Третий интересный метод – реконструкции с помощью корреляционных функций и стохастической оптимизации «отжигом» (Yeong, Torquato, 1998a, 1998b; Jiao et al., 2008; Čapek et al., 2011). Корреляционные функции не только дают статистическое описание структуры, но и позволяют быстро оценить и произвести апскейлинг свойства (Torquato, 2002) с помощью так называемых точных пределов (rigorous bounds). Реконструкции на основе корреляционных функций в настоящее время развиваются не так активно, как, например, мультиточечные методы, ввиду появления научных статей с критикой результатов пионерской статьи оригинального метода Yeong-Torquato (Yeong, Torquato, 1998a, 1998b): среди недостатков приводились анизотропия реконструкций по диагональным направлениям (Manwart, Hilfer, 1999), недостаточная связность реконструированного

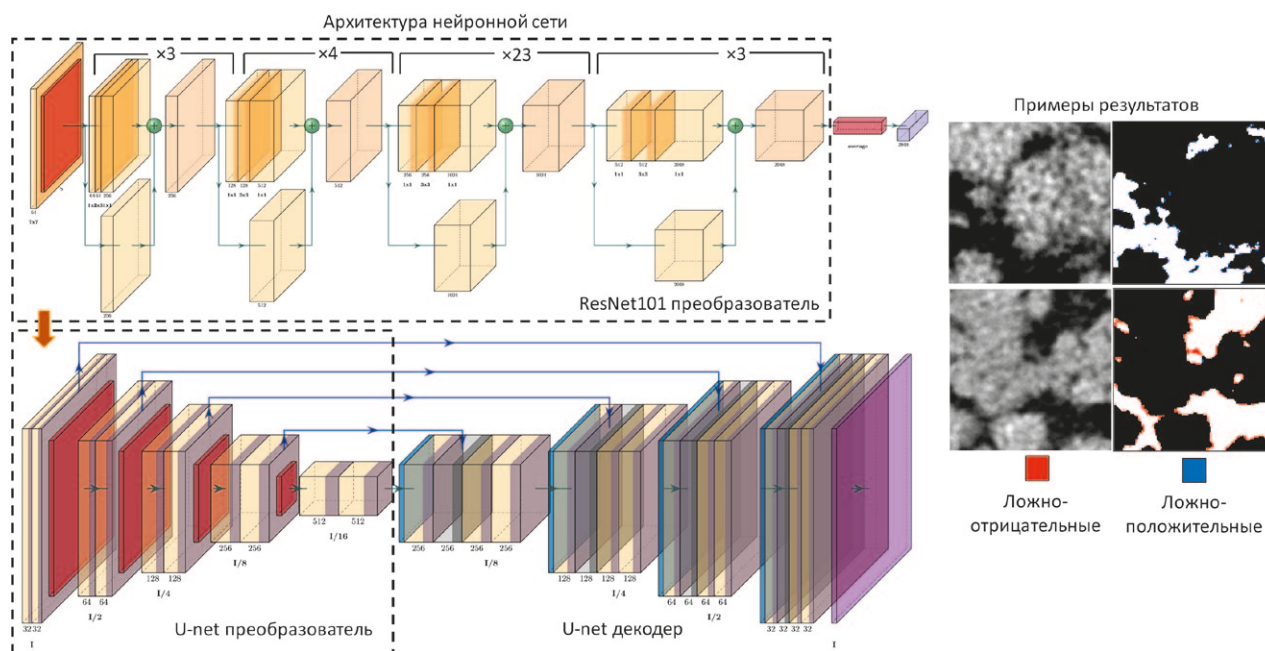


Рис. 3. Общая схема одной из архитектур нейронной сети для сегментации КТ изображений (слева) и примеры полученных на ее основе сегментаций (справа). В качестве тренировочных данных использовались сегментации на основе локальных пороговых значений.

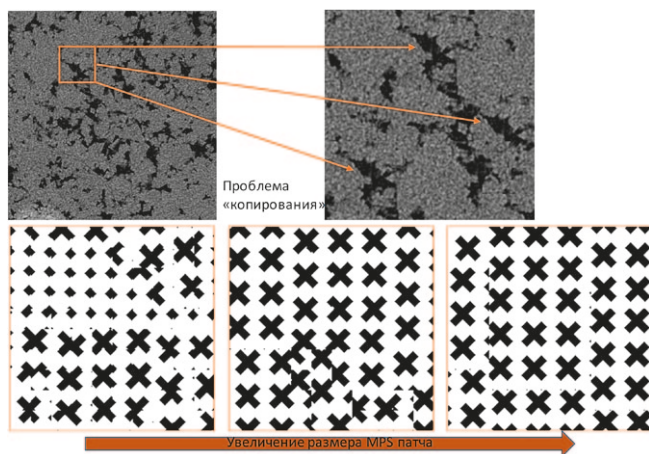


Рис. 4. Примеры реконструкций на основе мультиточечной статистики и улучшения качества реконструкций с увеличением размера патча

порового пространства (Biswal et al., 1999), невозможность реконструировать анизотропные структуры (Wu et al., 2004). Проблема коннективности была решена с использованием дополнительных корреляционных функций (Jiao et al., 2009; Šarek et al., 2009). Был предложен метод расчета корреляционных функций по направлениям, который не только позволяет реконструировать анизотропные среды, но и улучшает качество реконструкций в целом (Gerke et al., 2014), а также целый ряд дополнительных методик (Gerke, Karsanina, 2015), включая иерархический отжиг (Karsanina, Gerke, 2018). Общая схема реконструкции на основе корреляционных функций, рассчитанных по направлениям, показана рис. 5. Показательно, что недавно опубликованное сравнение метода корреляционных функций и мультиточечной статистики с учетом многих последних наработок в этой области показало преимущество первых (Lemmens, 2019). В последнее время набирает популярность четвертый подход – на основе методов машинного обучения, например, с помощью generative adversarial нейронных сетей. Такие подходы обладают целым рядом как преимуществ, так и недостатков. Так, реконструкция проводится очень быстро, но зато процесс тренировки требует значительного времени. К тому же сама тренировка требует значительного участия оператора и настройки некоторых входных коэффициентов для эффективного обучения. Интерпретация

результатов машинного обучения по-прежнему остается нерешенной проблемой.

В целом можно заключить, что среди методик нет победителя – качество реконструкций будет зависеть от множества параметров, включая тип и структуру породы-коллектора. В настоящее время наиболее правильной стратегией видится развитие всех технологий и их гибридизация. Особой дополнительной сильной стороной стохастических реконструкций является возможность совмещения масштабов (Gerke et al., 2015b) и реализованной затем на основе разных методик. Таким образом, стохастические реконструкции являются неотъемлемой частью технологии цифрового ядра и позволяют проводить и валидировать процедуру апскейлинга, а также позволяют создание единой цифровой модели формирования сложнопостроенных и иерархических пород-коллекторов, для которых недостаточно одного метода изучения их структуры.

Прямые методы моделирования фильтрации

В случае если детальная информация о строении породы-коллектора известна до наиболее значимого для нее разрешения – будь то КТ, стохастическая реконструкция или совмещенное многомасштабное изображение, то можно переходить к наиболее часто обсуждаемой части технологии цифрового ядра – моделированию в масштабе пор (pore-scale modeling). В настоящее время существует немало различных подходов, в зависимости от физических свойств, которые необходимо определить. Начнем их рассмотрение с так называемых прямых методов, т.е. когда моделирование производится по воксельным данным 3D модели строения (или же претерпевает незначительные изменения при построении расчетной сетки, например, нерегулярной), при этом фильтрация моделируется на основе численного решения уравнения Навье-Стокса и его упрощения/модификации, или с помощью решеточного метода Больцмана (LBM).

Самым простым моделируемым фильтрационным свойством является проницаемость, для получения которого достаточно ограничиться решением Навье-Стокса для одного флюида. При этом в большинстве случаев моделирование происходит на основе уравнения Стокса (упрощения более общего уравнения за счет инерционных

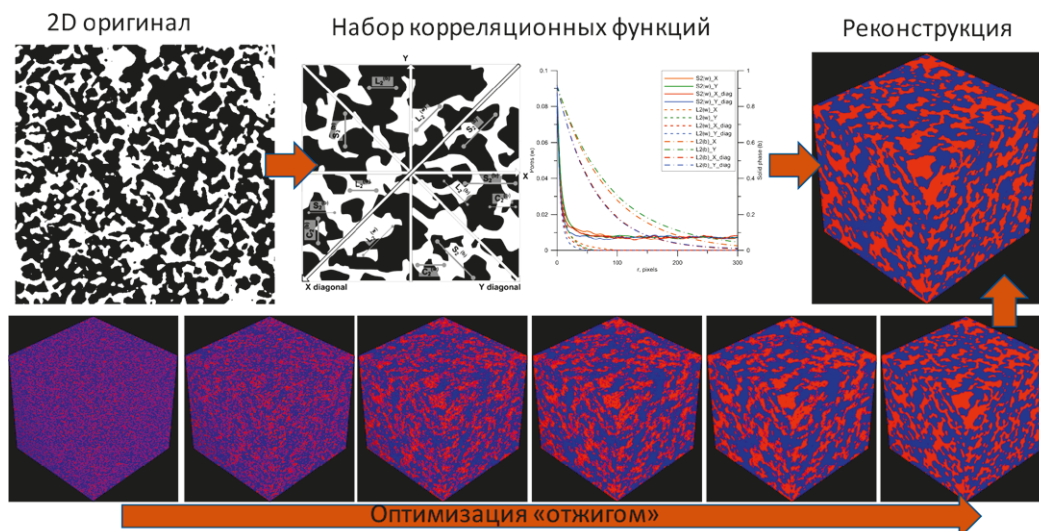


Рис. 5. Общая схема реконструкций на основе корреляционных функций

членов) в приближении низких чисел Рейнольдса. Сразу оговоримся, что все рассматриваемые примеры происходят в режиме линейной фильтрации (режим фильтрации, подчиняющийся закону Дарси). В такой постановке получить решение достаточно просто, и среди наиболее популярных методов можно отметить: 1) LBM (Khirevich et al., 2015; Khirevich et al., 2018; Zakirov, Galeev, 2019); 2) методы конечных элементов и объемов (FVM/FEM) (Raeini et al., 2012; Sedaghat et al., 2016); 3) методы сглаженных частиц (SPH) (Holmes et al., 2016); 4) расчетные коды на основе конечно-разностных схем (FDM) (Shabro et al., 2012; Gerke et al., 2018b; Eichheimer et al., 2019). Все эти методики могут различаться по требовательности к вычислительным ресурсам и точности получаемых результатов, так наиболее вычислительно «дешевым» подходом является конечно-разностная схема свободного ПО FDMSS (Gerke et al., 2018b), но она проигрывает в точности LBM. В любом случае, с помощью LBM, FEM и FDM на современном настольном компьютере вполне можно обчислять образцы объемом 500-900³ вокселей (рис. 6), в то время как SPH и FVM скорее потребуют рабочей станции для таких же объемов изображений. Расчеты займут в зависимости от типа параллелизации от нескольких часов до нескольких суток. Почти все перечисленные методики доступны в виде свободного ПО или открытых кодов (например, OpenFOAM, FDMSS, Palabos и т.д.).

При моделировании многофазной фильтрации в масштабе пор (две, три и более фаз) помимо решения самой задачи течения необходимо еще и описывать во времени эволюцию границ разделов фильтрующихся флюидов. Это значительно усложняет задачу с вычислительной точки зрения и скорость расчетов падает как минимум на порядок. Набор методов уже несколько другой, так как он в основном определяется подходом к описанию раздела флюидов и их взаимодействия с твердой фазой: 1) решеточный метод Больцмана (color-gradient, free-energy, Shan-Chen модели); 2) метод объема жидкости (VoF) (Raeini et al., 2012; Bilger et al., 2017); 3) метод сглаженных частиц; 4) метод уровня level-set; 5) метод фазы phase-field (Rokhforouz, Amiri, 2017; Балашов и др., 2017) и 6) функционала плотности (Dinariev, Evseev, 2010; Demianov et al., 2011). Каждый из этих методов обладает своими плюсами и минусами как в отношении вычислительной сложности, так и точности моделирования, и при этом активно развиваются, поэтому установить «оптимальный» не представляется возможным. Так, например, точность решения большинства методов будет зависеть от метода

описания поверхностной энергии, а также методики дискретизации (которая в свою очередь будет влиять на скорость вычислений). Выбор метода может определяться конкретной решаемой задачей и имеющимися вычислительными ресурсами.

Хотя объемы моделирования для однофазной фильтрации могут достигать 902 x 902 x 24912 вокселей при использовании 49152 ЦПУ на суперкомпьютере BlueGene/P (Khirevich et al., 2012) для двухфазной фильтрации объемы до 1000³ вокселей могут потребовать до месяца расчетов на кластере с 128 ядрами (OpenFOAM), несколько недель на 1024 ЦПУ (level-set), недели на рабочей станции с множественными ЦПУ (LBM/phase-field). Отметим, что скорость вычислений может сильно зависеть от параметров потока и флюидов, например, соотношения вязкостей флюидов и капиллярного числа, а потому прямое сравнение по результатам публикаций не представляется возможным. В независимости от методики, уже однофазные прямые методы моделирования в масштабе пор, и без сомнения – многофазные методы, не позволяют выйти на рутинные обсчеты репрезентативных объемов пород-коллекторов. А потому эти методы не выполняют требований, предъявляемых к технологии цифрового ядра – быстро и эффективно проводить расчеты на репрезентативных объемах породы на стандартных расчетных ресурсах (персональные компьютеры и рабочие станции, без привлечения суперкомпьютеров).

Отметим, что на фильтрационные характеристики могут влиять множественные дополнительные физические процессы, моделирование которых также, в таком случае, необходимо проводить в масштабе пор. Например, изменение давления в скелете или порах может изменить конфигурацию последних и, таким образом, изменить фильтрацию. Моделирование механических свойств также возможно в рамках технологии цифрового ядра, например (Shulakova et al., 2013). Также моделирование теплопроводности и электрических свойств может служить дополнительным материалом, который можно совмещать с измерениями в скважинах. Для описания массообмена и течения с реакциями (для оптимизации МУН) необходимо моделировать параметры адвекции-диффузии по полученным однофазным/многофазным полям скоростей (Čapek et al., 2011; Khirevich et al., 2010).

Помимо линейного режима фильтрации, численные методы позволяют моделировать и нелинейный режим, где в зависимости от свойств флюидов и давления может наблюдаться течение с проскальзыванием, диффузия и переходный режим. При таких режимах проницаемость будет зависеть от давлений, а не только от их градиентов, и, потому, не может быть описана законом Дарси. Моделирование такой фильтрации также возможно в масштабе пор, а подходы на основе LBM наиболее распространены.

Моделирование многофазной фильтрации на основе сеточных моделей

В отличие от перечисленных выше методов прямого моделирования, использующих воксельные 3D изображения, методы на основе сеточных моделей (pore-network models) (Fatt, 1956a,b,c; Dong, Blunt, 2009) позволяют проводить моделирование в масштабе пор гораздо быстрее

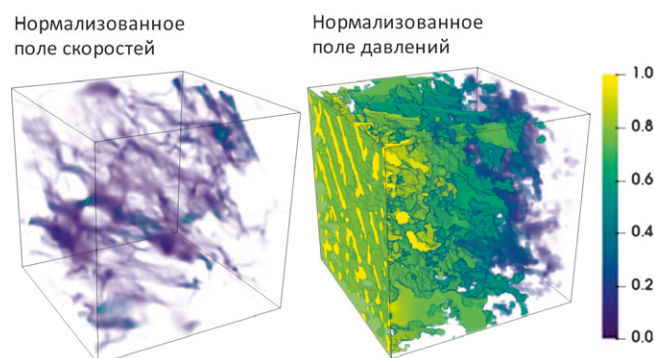


Рис. 6. Примеры визуализации полей скоростей и давлений при моделировании однофазной фильтрации

и на больших объемах. По сравнению с прямыми методами, моделирование в поросетевых моделях позволяет обобщать репрезентативные объемы породы (вплоть до полноразмерного керна) на обычных ПК или рабочей станции. Подобные результаты достигаются за счет упрощения порового пространства и аналитических расчетов положения менисков (без расчетной сетки), а также возможности создания многомасштабных поросетевых моделей, которые на каждом следующем (укрупненном) масштабе учитывают положение и свойства сеточных элементов предыдущих уровней. Упрощенное пустотное пространство представлено в виде пор и горловин круглого, треугольного и прямоугольного сечения (так называемая модель C-T-S) (Mason, Morrow, 1991; Valvatne, Blunt, 2004), хотя использовались и другие формы (звезды) (Ryazanov et al., 2009), которые учитывают возможную вогнутость пор. На основе таких упрощений в сетевой модели можно проводить быстрое моделирование трехфазной фильтрации (Piri, Blunt, 2005). Примеры визуализации поросетевых моделей в виде так называемых ball-and-stick диаграмм показаны на рис. 7.

Несмотря на вычислительную эффективность, перед тем как проводить численные исследования, необходимо экстрагировать поросетевую модель из 3D изображений пористой среды. До развития рентгеновской томографии сеточные модели строили на регулярных сетках, хотя многие коллективы практиковали подобные подходы до настоящего времени (Jivkov et al., 2013). Еще одним пространственным подходом является генерация сеточных моделей по заданным не только распределениям пор и горловин по размерам, но и connection number (число соединений у пор) и прочих параметров сеточной архитектуры (Raouf, Hassanizadeh, 2010; Jiang et al., 2012). Существует три основных подхода к выделению сеточных моделей, а именно на основе медианных линий (Lindquist et al., 1996; Jiang et al., 2007), максимальных вписанных сфер (Silin, Patzek, 2006; Dong, Blunt, 2009), сегментации watersheds (Sheppard et al., 2005; Gostick, 2017) и их модификаций/гибридов. Проблемой первого метода являются значительные шумы при выделении медианной линии, что мешает точному выделению элементов модели, к тому же поиск срезов по всей длине линии требует значительного времени. Метод сфер работает гораздо быстрее, но лишь для образцов с небольшой пористостью. Метод на основе watersheds упрощает нахождение пересечений между порами – горловин, и прост для реализации в программном коде. Среди всех существующих решений и их аналогов невозможно выделить более точный или быстрый метод выделения сеточных моделей – в этой области активно ведутся исследовательские работы.

Процедура экстракции сама по себе довольно требовательна к ресурсам, а особенно к памяти RAM. Вычислительная эффективность особенно критична при расчете фильтрационных характеристик для сложно построенных иерархических образцов пористых сред (Gerke et al., 2013; Gerke et al., 2017; Karsanina et al., 2018), цифровая модель которых строится по набору разномасштабных изображений. Изображения порядка 2000^3 вокселей (в зависимости от метода экстракции) уже не помещаются в память обычного ноутбука при экстракции из них сеточных моделей. По этой причине стоит актуальная

проблема понижения требований к вычислительным ресурсам, которую мы предложили решать с помощью разбиения на подкубы (Лаврухин и др., 2019; Gostick, 2017). После того как сеточная модель экстрагирована однажды, в ней можно проводить сколь угодно много модельных экспериментов.

Во всех прямых методах в том или ином смысле для увеличения точности при уменьшении какого-либо мениска до очень малой толщины по сравнению с другими требуется дробление сетки/частиц, в то время как в сеточной модели мениски имеют «бесконечное» (не зависящее от размера расчетной сетки ввиду ее отсутствия) разрешение.

Если сеточная модель выделена или создана другими методами, моделирование многофазной фильтрации в ней можно проводить с помощью двух различных подходов: квазистатического и динамического. В первом случае моделирование производится по принципу invasion percolation с учетом основных механизмов вытеснения одного флюида другим. Моделирование в таких сеточных моделях вычислительно наиболее эффективно, но они работают только в предположении, что капиллярные силы доминируют, а вязкими силами можно пренебречь. Помимо этого, в них не существует разрешения по времени. Динамические сеточные модели не обладают подобными ограничениями, но гораздо более сложны с физической и вычислительной сторон. Все равно, вычислительные затраты даже в динамических моделях несравнимы с прямыми методами. Например, в работе (Hannaoui et al., 2015) приведен пример, когда расчеты в динамической сеточной модели без параллелизации занимают 30 минут на обычном компьютере, а для того же объема пористой среды методом VoF требуется несколько дней на кластере с 128 ядрами. Ввиду сильного упрощения геометрии поровых каналов и других важных аспектов фильтрации, предыдущие сравнения квазистатических и динамических моделей (Al-Gharbi, Blunt, 2005) скорее всего невозможно распространить на все возможные геометрии.

С одной стороны значительные упрощения геометрии пор являются залогом быстродействия сеточных моделей, с другой стороны они же являются основным ограничивающим фактором их точности, что не раз отмечалось при критике этого метода. Для решения этой проблемы нашим коллективом была предложена принципиально новая парадигма моделирования в сеточных моделях без упрощения геометрии (Miao et al., 2017). В основе нового подхода лежит использование прямых методов моделирования фильтрации и машинного обучения. Прямые методы используются для моделирования фильтрации в отдельно взятых каналах и их совокупностях, затем машинное обучение используется для быстрого предсказания их фильтрационных характеристик на основе только данных об их структуре, и эти характеристики приписываются элементам сеточной модели при ее экстракции. Это означает, что точность можно повысить без повышения вычислительной нагрузки, при этом развитие и использование прямых методов необходимо для повышения точности моделирования в сеточных моделях.

Моделирование нелинейной фильтрации также может проводиться на основе сеточных моделей (Mehmani et al., 2013), при этом такая модель может сама определять, какой режим фильтрации рассчитывать в конкретном ее

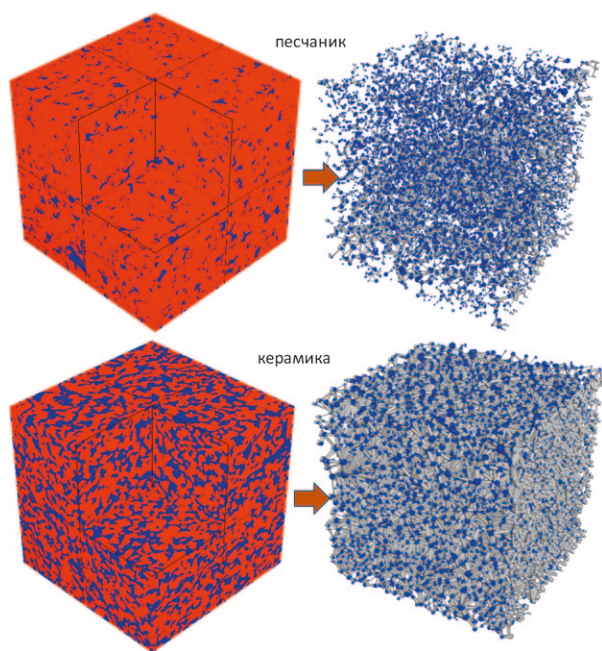


Рис. 7. Примеры визуализации поросетевых моделей, извлеченных из трехмерных томографических изображений песчаника (сверху) и искусственной керамики (снизу)

элементе (например, на основе ее размера) (Gerke et al., 2013). Более того, параметризация на основе машинного обучения также может быть выполнена и по результатам прямого моделирования для режима нелинейной фильтрации (Нестерова, Герке, 2021).

Перемасштабирование и апскейлинг

Одной из основных целей как лабораторных исследований на керне, так и технологии цифрового керна, является параметризация моделей в масштабе месторождения. Таким образом, результаты моделирования в масштабе пор должны служить входными параметрами для моделирования течений в дарсианских моделях. Для такой подстановки необходимо провести так называемое перемасштабирование или апскейлинг. Ввиду сложности этой процедуры и незнания свойств породы-коллектора рядом с отобранным керном, эта процедура проводится на основе усреднения по объему, а точность моделирования, как считается, достигается путем подгонки модели месторождения к данным по скважинам. При этом при апскейлинге данных лабораторных измерений совершенно не учитывается тот факт, что граничные условия в пласте могут совсем не соответствовать закрытым стенкам в лаборатории и может полностью исказить направление и магнитуду фильтрации (Gerke et al., 2019). Это также означает, что во множестве случаев правильное описание потоков и проведение апскейлинга невозможно без использования тензорных фильтрационных величин (Gerke et al., 2018). Эти величины можно получать с помощью технологии цифрового керна, в то время как их лабораторное измерение в большинстве случаев не позволяет наложить требуемые граничные условия (Gerke et al., 2019), а потому приводит к неправильным замерам свойств.

Безусловно, на основе кернавого материала можно провести прямой апскейлинг только до объемов полноразмерного керна. Но методы стохастических реконструкций потенциально позволяют нам на основе дополнительных

данных, таких как, например, данные по скважинам, сейсмике и геологическому моделированию, значительно снизить неопределенность свойств вне пробуренной скважины.

В такой постановке, задачи перемасштабирования и апскейлинга пока не имеют окончательного решения как в научной литературе, так и в коммерческих приложениях. Классические переходы между различными размерами вычислительной ячейки в гидродинамическом симуляторе (например, Wen, Gómez-Hernández, 1996; Darman et al., 2002; Sedaghat, Azizmohammadi, 2019) не учитывают множество важных аспектов апскейлинга в масштабе пор (Jang et al., 2011) и вызывают ряд вопросов даже при рассмотрении потоков только в масштабе уравнения Дарси (Sedaghat et al., 2016), и поэтому выходят за границы настоящего обзора.

Наиболее продуктивным видится методика параметризации дарсианских моделей на основе моделирования в масштабе пор в постоянно обменивающейся связке – модель в масштабе дарси передает параметры в локальную модель в масштабе пор (например, давления и потоки), и получает назад обновленные значения капиллярных кривых и относительных проницаемостей. Хотя впервые идея такого моделирования возникла еще в 1986 году (Heiba et al., 1986), нам известна только одна работа (Sheng, Thompson, 2013), которая реализовала такой подход. Однако многие упрощения в этой работе, в том числе использование двумерной сеточной модели на решетке круглых капилляров и одномерного уравнения двухфазного Дарси, далеки от точного описания процессов фильтрации и представляют интерес с позиции первого и единственного исследования подобного рода.

Таким образом, технология цифрового керна должна изначально закладывать все необходимые решения для апскейлинга всех моделируемых в масштабе пор свойств, т.е. быть потенциально готовой войти в технологию следующего масштаба – цифрового месторождения (рис. 8).

Общий анализ технологии и выводы

Несмотря на радужные перспективы, представляемые адептами технологии цифрового керна, и красивые иллюстрации в научных статьях, в своей классической постановке технология обладает рядом недостатков, которые и вызывают скептицизм специалистов в компаниях или критику «лабораторщиков»: 1) слишком маленький размер домена моделирования у прямых методов (обычно около 1–2 мм³ или порядка 700³ вокселей), а в случае многофазной фильтрации требуются высокопроизводительные ресурсы кластеров и суперкомпьютеров; 2) значительное влияние качество входного изображения (разрешение съемки) на результаты моделирования (например, Zakirov, Galeev, 2019); 3) неоднозначность обработки изображений пород-коллекторов с конечным разрешением съемки (сегментация), 4) неоднозначность параметризации смачиваемости. Как мы уже обсудили, первая проблема решается за счет использования сеточных моделей, параметризуемых по результатам прямого моделирования на основе машинного обучения. Последующие две проблемы имеют решения за счет совмещения разномасштабных изображений (Gerke et al., 2015), полученных на основе макро- и микротомографии, и РЭМ изображений (Karsanina et al., 2018), но

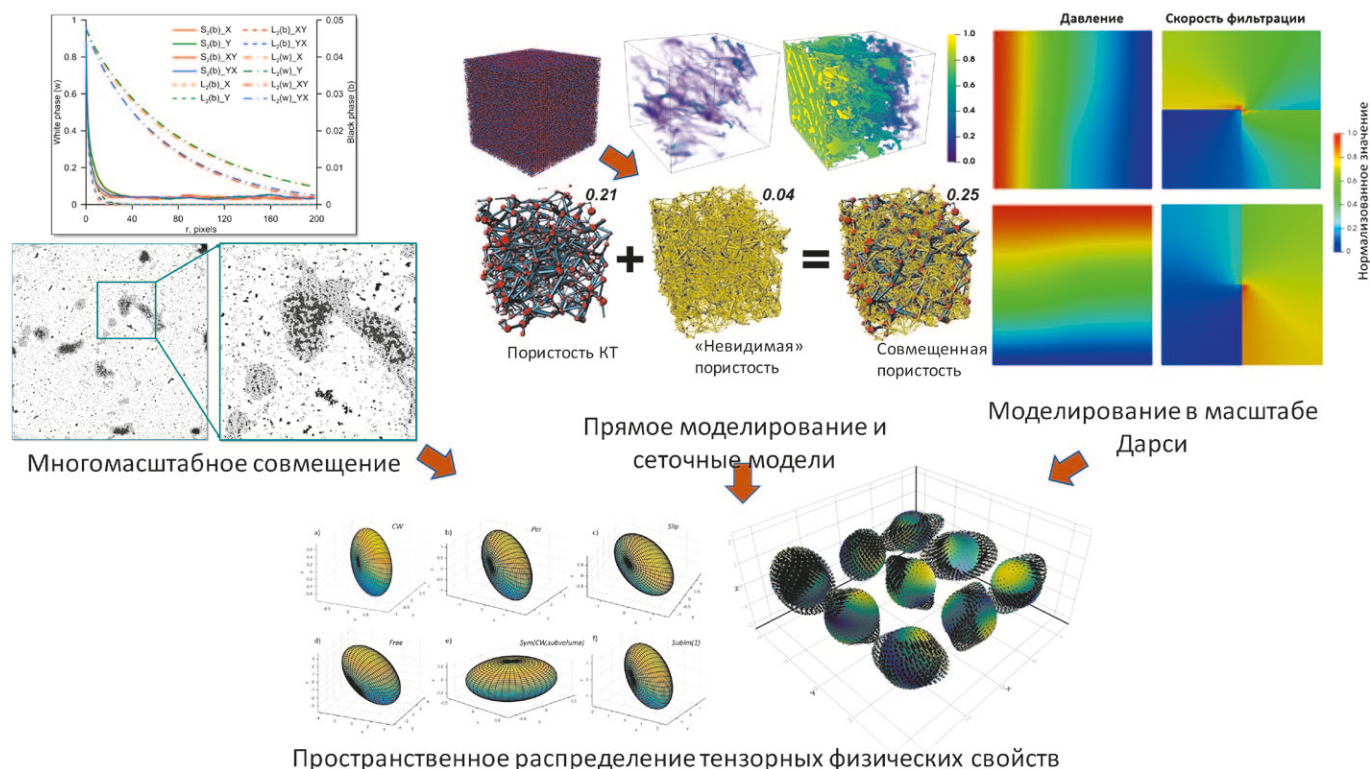


Рис. 8. Общая схема применения или совмещения различных схем апскейлинга и перехода на параметризацию тензорными величинами

это и увеличивает проблему номер один – размер домена моделирования. При этом возможно повышение качества изображений за счет многомасштабных исследований (Gerke et al., 2017) и стохастических реконструкций (Jiao, Chawla, 2014; Gerke et al., 2014; Gerke, Karsanina, 2015), а использование корреляционных функций на этапе реконструкции топографических изображений по фантомам (Li et al., 2014; Li et al., 2017) в настоящее время не вызывает сомнений (Karsanina, Gerke, 2018). Но стоит справедливо отметить, что подобные технологии пока еще недостаточно вычислительно эффективны для рутинных исследований и требуют дальнейшей разработки. Последняя проблема скорее является сильной стороной технологии, так как измерение контактных углов в каждой точке породы невозможно с практической точки зрения. В сеточных моделях же можно быстро реализовать большой набор вычислений с различными сценариями или распределениями смачиваемости, либо оптимизировать локальные смачиваемости под известный интегральный параметр смачиваемости, например, индекс Аммота.

Исследования последних лет указывают на множественные неточности лабораторных методов, в том числе: 1) специфические ошибки измерений (Diamond, 2000; Čarek et al., 2011); 2) изменения в структуре, в том числе за счет самофильтрации и разрушения образца (Dikinya et al., 2008; Zeinijahromi et al., 2016), что, в том числе, определяет невозможность работы с неконсолидированными породами; 3) проблемы с измерениями на образцах нецилиндрической формы, например, шлам (Gerke et al., 2013); 5) сложности с измерением тензорных свойств (Renard et al., 2001); 6) невозможность создавать условия, соответствующие реальным условиям в глубине месторождений; 7) невозможность оценки представительности образца или перемасштабирования свойств без описания статистических дескрипторов его структуры (Karsanina et

al., 2015; Karsanina, Gerke, 2018; Gerke, Karsanina, 2021). Часто подобные проблемы проявляются совместно, и их очень тяжело разделить. Например, последние результаты указывают на значительные ошибки экспериментальных данных в случае, когда ядерный материал не ориентирован (Gerke et al., 2018), ввиду квази-одномерности всех измерений, а измерение тензорных свойств для анизотропных пород-коллекторов представляется невозможным ввиду неосуществимости в лаборатории требуемых граничных условий (Gerke et al., 2019). Это, в свою очередь, не позволяет осуществить физически-обоснованный апскейлинг фильтрационных характеристик (Sedaghat et al., 2016) до размера ячейки гидродинамического симулятора. Таким образом, позиционирование технологии цифрового ядра, как заменяющей или ускоряющей лабораторные измерения, является изначально неправильной постановкой цели ее развития.

В результате анализа ключевых методик и технологии в целом, мы смогли выделить ряд ключевых моментов, непосредственно влияющих на будущее развитие технологии:

1) При правильной постановке задач и выборе методик для их решения технология «цифрового ядра» может эффективно решать ключевые задачи повышения добычи углеводородов на самых разных этапах – от проектирования добычи до эффективных МУН вторичными и третичными методами.

2) Лабораторные методы не позволяют воссоздать граничные условия фильтрации и получить адекватные фильтрационные характеристики, особенно тензорные фильтрационные характеристики. Применительно к сложнопостроенным коллекторам с высоким содержанием нанопористости лабораторные методы либо не позволяют получить данные вовсе, либо не позволяют интерпретировать полученные результаты.

3) «Цифровой керн» не является заменой лабораторным исследованиям и позволяет получить значительно больше полезной информации, нежели измерения на образцах кернавого материала.

4) Современная технология на основе методов прямого моделирования предлагает слишком сложное для вычислений решение, которое при этом значительно ограничено объемом породы в несколько кубических миллиметров породы. Такие объемы не позволяют проводить прямой апскейлинг, а потому и не могут решать задачи добычи на месторождениях.

5) Технология «цифрового керна» обросла значительным количеством мифов и множественными переоцененными решениями, например, машинным обучением. Путь к созданию технологии нельзя «срезать» – он должен строиться на основе прямых методов с полным пониманием всех физических процессов на всех масштабах. Только потом возможно применение глубокого обучения для ускорения получения результатов.

6) Научные статьи, описывающие некоторые решения и результаты моделирования «на коленке», не являются законченной технологией и требуют значительных ресурсов для их реализации в виде законченного продукта/ПО.

7) Технология должна изначально строиться с прицелом на апскейлинг, что возможно только с применением сложной связки, которую в простейшем случае можно представить в виде цепочки: прямые методы – машинное обучение – поросетевые модели – геостатистика – ячейка гидродинамического симулятора. При этом необходимо учитывать множественные аспекты моделирования на разных масштабах, в том числе граничные и прочие условия.

8) В рамках «переформатирования» технологии необходим переход от скалярного (или, в лучшем случае, диагональных членов по направлениям) рассмотрения фильтрационных характеристик к тензорным величинам.

9) Создание технологии «цифровой керн» видится наиболее продуктивной при совмещении усилий академии и индустрии.

Таким образом, обзор и критический анализ всей существующей информации о технологии «цифровой керн» позволил понять, почему активное применение методик в нефтегазовой индустрии до настоящего момента не привело к широкой адаптации и применению технологии для решения актуальных задач промысла. Причиной является не совсем корректная изначальная постановка задачи для «цифрового керна» и попытка заменить им лабораторные изыскания на образцах пород-коллекторов. Исходя из результатов настоящего исследования можно утверждать, что после «переформатирования» как задач, так и некоторых методов решения, технология «цифрового керна» позволит выйти на качественно новый уровень и найти широкое применение при планировании и разработке месторождений, повышению отдачи углеводородов и стать фундаментом достоверных гидродинамических моделей. Для достижения этой цели необходима активная совместная работа как научного сообщества, так и нефтегазовых компаний, так как описанные в научных статьях исследования в лучшем случае не представляют собой готовой к практическому применению технологии, а на деле зачастую требуют значительных ресурсов для доведения до производственного технологического уровня.

Финансирование/Благодарности

Исследование выполнено при поддержке грантовой программы ПАО «НК «Роснефть»» с вузами-партнерами на проведение поисковых исследований. Благодарим ПАО «НК «Роснефть»» за возможность опубликовать полученные результаты.

Благодарим рецензента за уделенное время и усилия, которые были потрачены на рассмотрение данного манускрипта.

Литература

- Балашов В.А., Злотник А.А., Савенков Е.Б. (2017). Численный алгоритм для расчета трехмерных двухфазных течений с поверхностными эффектами в областях с восковой геометрией. *Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша*, 091, 28 с.
- Герке К.М., Сизоненко Т.О., Карсанина М.В., Кацман Р., Корост Д.В. (2019). Влияние граничных условий на тензор проницаемостей. *Сб. тезисов Международной геолого-геофизической конференции и выставки «ГеоЕвразия 2019»*. Тверь: ООО «ПолиИРЕСС», с. 474–477.
- Лаврухин Е.В., Карсанина М.В., Измаилов А.Ф., Герке К.М. (2019). Увеличение объемов численного моделирования в масштабе пор: метод разбиения на подкубы при выделении поросетевых моделей. *Деловой журнал Neftegaz*, 7, с. 70–75.
- Нестерова И.С., Герке К.М. (2021). Расчёт течения газа в нанокапилляре с учётом кнудсеновской диффузии и проскальзывания. *Математическое моделирование*, 33(3), с. 85–97. <https://doi.org/10.20948/mm-2021-03-06>
- Adler P.M., Jacquin C.G., Thovert J.F. (1992). The formation factor of reconstructed porous-media. *Water resources research*, 28, pp. 1571–1576. <https://doi.org/10.1029/92WR00059>
- Al-Gharbi Mohammed S., Blunt Martin J. (2005). Dynamic network modeling of two-phase drainage in porous media. *Phys. Rev. E*, 71, 016308. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.71.016308>
- Ambrose R.J., Hartman R.C., Diaz-Campos M., Akkutlu I.Y., Sondergeld C.H. (2012). Shale gas-in-place calculations. Part I. New pore-scale considerations. *SPE Journal*, 17(1), pp. 219–229. <https://doi.org/10.2118/131772-PA>
- Baveye P.C., Laba M., Otten W., et al. (2010). Observer-dependent variability of the thresholding step in the quantitative analysis of soil images and X-ray microtomography data. *Geoderma*, 157(1-2), pp. 51–63. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.03.015>
- Bilger C., Aboukhedr M., Vogiatzaki K., Cant R.S. (2017). Evaluation of two-phase flow solvers using Level Set and Volume of Fluid methods. *Journal of Computational Physics*, 345, pp. 665–686. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2017.05.044>
- Biswal B., Manwart C., Hilfer R., Bakke S., Oren P.E. (1999). Quantitative analysis of experimental and synthetic microstructures for sedimentary rock. *Physica A*, 273(3-4), pp. 452–475. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(99\)00248-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(99)00248-4)
- Čapek P., Hejtmánek V., Brabec I., Zikanová A., Kocirik M. (2009). Stochastic Reconstruction of Particulate Media Using Simulated Annealing: Improving Pore Connectivity. *Transport in Porous Media*, 76, pp. 179–198. <https://doi.org/10.1007/s11242-008-9242-8>
- Čapek P., Hejtmánek V., Kolafa J., Brabec I. (2011). Transport properties of stochastically reconstructed porous media with improved pore connectivity. *Transport in Porous Media*, 88, pp. 87–106. <https://doi.org/10.1007/s11242-011-9726-9>
- Chauhan S., Rühaak W., Khan F., Enzmann F., et al. (2016a). Processing of rock core microtomography images: Using seven different machine learning algorithms. *Computers & Geosciences*, 86, pp. 120–128. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.10.013>
- Chauhan S., Rühaak W., Anbergen H., Kabdenov A. et al. (2016b). Phase segmentation of X-ray computer tomography rock images using machine learning techniques: an accuracy and performance study. *Solid Earth*, 7(4), pp. 1125–1139. <https://doi.org/10.5194/se-7-1125-2016>
- Cnudde V., Boone M.N. (2013). High-resolution X-ray computed tomography in geosciences: A review of the current technology and applications. *Earth-Science Reviews*, 123, pp. 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2013.04.003>
- Cnudde V., Masschaele B., Dierick M., Vlassenbroeck J., Van Hoorebeke L., Hoorebeke, Jacobs P. (2006). Recent progress in X-ray CT as a geosciences tool. *Applied Geochemistry*, 21(5), pp. 826–832. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2006.02.010>

- Darman N.H., Pickup G.E., Sorbie K.S. (2002). A comparison of two-phase dynamic upscaling methods based on fluid potentials. *Computational Geosciences*, 6(1), pp. 5–27. <https://doi.org/10.1023/A:1016572911992>
- Demianov A., Dinariev O., Evseev N. (2011). Density functional modelling in multiphase compositional hydrodynamics. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 89(2), pp. 206–226. <https://doi.org/10.1002/cjce.20457>
- Deniz C.M., Xiang S., Hallyburton S., Welbeck A. et al. (2018). Segmentation of the Proximal Femur from MR Images using Deep Convolutional Neural Networks. *Scientific Reports*, 8(1), 16485. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-34817-6>
- Dewers T.A., Heath J., Ewy R., Duranti L. (2012). Three-dimensional pore networks and transport properties of a shale gas formation determined from focused ion beam serial imaging. *International journal of oil gas and coal technology*, 5, pp. 229–248. <https://doi.org/10.1504/IJOGCT.2012.046322>
- Diamond S. (2000). Mercury porosimetry: an inappropriate method for the measurement of pore size distributions in cement-based materials. *Cem. Concr. Res.*, 30, pp. 1517–1525. [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(00\)00370-7](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(00)00370-7)
- Dikinya O., Hinz C., Aylmore G. (2008). Decrease in hydraulic conductivity and particle release associated with self-filtration in saturated soil columns. *Geoderma*, 146, pp. 192–200. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.05.014>
- Dinariev O.Y., Evseev N.V. (2010). Modeling of surface phenomena in the presence of surface-active agents on the basis of the density-functional theory. *Fluid dynamics*, 45, pp. 85–95. <https://doi.org/10.1134/S0015462810010102>
- Dong H., Blunt M.J. (2009). Pore-network extraction from micro-computerized-tomography images. *Physical Review E*, 80, 036307. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.80.036307>
- Eichheimer P., Thielmann M., Popov A., Golabek G.J., Fujita W., Kottwitz M. O., and Kaus B.J.P. (2019). Pore-scale permeability prediction for Newtonian and non-Newtonian fluids, *Solid Earth*, 10, pp. 1717–1731, <https://doi.org/10.5194/se-10-1717-2019>
- Fatt I. (1956a). The network model of porous media I. Capillary pressure characteristics. *Petrol. Trans. AIME*, 207, pp. 144–159. <https://doi.org/10.2118/574-G>
- Fatt I. (1956b). The network model of porous media II. Dynamic properties of a single size tube network. *Petrol. Trans. AIME*, 207, pp. 160–163. <https://doi.org/10.2118/574-G>
- Fatt I. (1956c). The network model of porous media III. Dynamic properties of networks with tube radius distribution. *Petrol. Trans. AIME*, 207, pp. 164–181. <https://doi.org/10.2118/574-G>
- Gerke K., Karsanina M., Khomyak A., Darmaev B. and Korost D. (2018). Permeability Obtained from Pore-Scale Simulations as a Proxy to Core Orientation in Non-Aligned Rock Material. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*, DOI: 10.2118/191661-18RPTC-MS
- Gerke K., Karsanina M., Sizonenko T. (2017). Multi-Scale Image Fusion of X-Ray Microtomography and SEM Data to Model Flow and Transport Properties for Complex Rocks on Pore-Level. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. <https://doi.org/10.2118/187874-MS>
- Gerke K.M., Karsanina M. V. (2021). How pore structure non stationarity compromises flow properties representativity (REV) for soil samples: Pore scale modelling and stationarity analysis. *European Journal of Soil Science*, 72(2), pp. 527–545. <https://doi.org/10.1111/ejss.13055>
- Gerke K.M., Karsanina M.V. (2015). Improving stochastic reconstructions by weighting correlation functions in an objective function. *Europhysics Lett.*, 111, 56002. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/111/56002>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Mallants D. (2015b). Universal stochastic multi-scale image fusion: An example application for shale rock. *Scientific Reports*, 5, 15880. <https://doi.org/10.1038/srep15880>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Sizonenko T.O., Miao X., Gafurova D.R., Korost D.V. (2013). Multi-scale image fusion of X-ray microtomography and SEM data to model flow and transport properties for complex rocks on pore-level. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/187874-MS>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Sizonenko T.O., Miao X., Gafurova D.R., Korost D.V. (2012). Multi-scale image fusion of X-ray microtomography and SEM data to model flow and transport properties for complex rocks on pore-level. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/187874-MS>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Vasilyev R.V., Mallants D. (2014). Improving pattern reconstruction using directional correlation functions. *Europhysics Lett.*, 106, 66002. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/106/66002>
- Gerke K.M., Korostilev E.V., Romanenko K.A., Karsanina M.V. (2021). Going submicron in the precise analysis of soil structure: A FIB-SEM imaging study at nanoscale. *Geoderma*, 383, 114739. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114739>
- Gerke K.M., Vasilyev R.V., Khirevich S., Karsanina M.V., et al. (2018b). Finite-difference method Stokes solver (FDMSS) for 3D pore geometries: Software development, validation and case studies. *Computers & Geosciences*, 114, pp. 41–58. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2018.01.005>
- Giffin S., Littke R., J Klaver. et al (2013). Application of BIB-SEM technology to characterize macropore morphology in coal. *International journal of coal geology*, 114, pp. 85–95. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2013.02.009>
- Gostick J., Aghighi M., Hinebaugh J., Tranter T., et al. (2016). OpenPNM: a pore network modeling package. *Computing in Science & Engineering*, 18(4), pp. 60–74. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2016.49>
- Gostick J.T. (2017). Versatile and efficient pore network extraction method using marker-based watershed segmentation. *Physical Review E*, 96(2), 023307. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.96.023307>
- Hannaoui R., Horgue P., Larachi F., Haroun Y., Augier F., Quintard M., Prat M. (2015). Pore-network modeling of trickle bed reactors: Pressure drop analysis. *Chemical Engineering Journal*, 262, pp. 334–343. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2014.09.098>
- Hashemi M.A., Khaddour G., François B., Massart T.J., Salager S. (2014). A tomographic imagery segmentation methodology for three-phase geomaterials based on simultaneous region growing. *Acta Geotechnica*, 9(5), pp. 831–846. <https://doi.org/10.1007/s11440-013-0289-5>
- Heiba A.A., Jerauld G.R., Davis H.T., Scriven L.E. (1986). Mechanism-based simulation of oil recovery processes. In SPE Annual Technical Conference and Exhibition. *Society of Petroleum Engineers*. <https://doi.org/10.2118/15593-MS>
- Holmes D.W., Williams J.R., Tilke P., Leonardi C.R. (2016). Characterizing flow in oil reservoir rock using SPH : Absolute permeability. *Comput. Part. Mech.*, 3, pp. 141–154. <https://doi.org/10.1007/s40571-015-0038-7>
- Hu D., Ronhovde P., Nussinov Z. (2012). Replica inference approach to unsupervised multiscale image segmentation. *Physical Review E*, 85(1), 016101. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.85.016101>
- Iassonov P., Gebrenegus T., Tuller M. (2009). Segmentation of X-ray computed tomography images of porous materials: A crucial step for characterization and quantitative analysis of pore structures. *Water Resources Research*, 45(9). <https://doi.org/10.1029/2009WR008087>
- Igllovikov V., Mushinskiy S., & Osin V. (2017). Satellite imagery feature detection using deep convolutional neural network: A Kaggle competition. arXiv preprint: 1706.06169.
- Jang J., Narsilio G.A., Santamarina J.C. (2011). Hydraulic conductivity in spatially varying media—a pore-scale investigation. *Geophysical journal international*, 184(3), pp. 1167–1179. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.2010.04893.x>
- Jiang Z., Van Dijke M.I.J., Wu K., Couples G.D., Sorbie K.S., Ma J. (2012). Stochastic pore network generation from 3D rock images. *Transport in porous media*, 94(2), pp. 571–593. <https://doi.org/10.1007/s11242-011-9792-z>
- Jiang Z., Wu K., Couples G., Van Dijke M., Sorbie K. and Ma J. (2007). Efficient extraction of networks from three dimensional porous media. *Water Resources Research*, 43(12), W12S03. <https://doi.org/10.1029/2006WR005780>
- Jiao Y., Chawla N. (2014). Modeling and characterizing anisotropic inclusion orientation in heterogeneous material via directional cluster functions and stochastic microstructure reconstruction. *Appl. Phys.*, 115, 093511. <https://doi.org/10.1063/1.4867611>
- Jiao Y., Stillinger F.H., Torquato S. (2008). Modeling heterogeneous materials via two-point correlation functions. II. Algorithmic details and applications. *Physical Review E*, 77, 031135. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.77.031135>
- Jiao Y., Stillinger F.H., Torquato S. (2009). A superior descriptor of random textures and its predictive capacity. *Proceedings of National Academy of Science*, 106, 17634. <https://doi.org/10.1073/pnas.0905919106>
- Jivkov A., Hollis C., Etiese F., McDonald S., Withers P., (2013). A novel architecture for pore network modelling with applications to permeability of porous media. *Journal of Hydrology*, 486, pp. 246–258. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.01.045>
- Joos J., Carraro Th., Weber A., Ivers-Tiffée E. (2011). Reconstruction of porous electrodes by FIB/SEM for detailed microstructure modeling. *Journal of Power Sources*, 196, pp. 7302–7307. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2010.10.006>
- Karimipouli S., Tahmasebi P. (2019). Segmentation of digital rock images using deep convolutional autoencoder networks. *Computers & geosciences*, 126, pp. 142–150. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.02.003>
- Karsanina M.V., Gerke K.M. (2018). Hierarchical Optimization: Fast and Robust Multiscale Stochastic Reconstructions with Rescaled Correlation Functions. *Physical Review Letters*, 121(26). <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.121.265501>

- Karsanina M.V., Gerke K.M., Skvortsova E.B., Ivanov A.L., Mallants D. (2018). Enhancing image resolution of soils by stochastic multiscale image fusion. *Geoderma*, 314, pp. 138–145. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.10.055>
- Karsanina M.V., Gerke K.M., Skvortsova E.B., Mallants D. (2015). Universal spatial correlation functions for describing and reconstructing soil microstructure. *PloS ONE*, 10(5), e0126515. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0126515>
- Khan F., Enzmann F., Kersten M. (2016). Multi-phase classification by a least-squares support vector machine approach in tomography images of geological samples. *Solid Earth*, 7(2), pp. 481–492. <https://doi.org/10.5194/se-7-481-2016>
- Khirevich S., Daneyko A., Hölzel A., Seidel-Morgenstern A., Tallarek U. (2010). Statistical analysis of packed beds, the origin of short-range disorder, and its impact on eddy dispersion. *Journal of Chromatography A*, 1217, pp. 4713–4722. <https://doi.org/10.1016/j.chroma.2010.05.019>
- Khirevich S., Ginzburg I., Tallarek U. (2015). Coarse-and fine-grid numerical behavior of MRT/TRT lattice-Boltzmann schemes in regular and random sphere packings. *Comput. Phys.*, 281, pp. 708–742. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2014.10.038>
- Khirevich S., Hölzel A., Seidel-Morgenstern A., Tallarek U. (2012). Geometrical and topological measures for hydrodynamic dispersion in confined sphere packings at low column-to-particle diameter ratios. *Journal of Chromatography A*, 1262, pp. 77–91. <https://doi.org/10.1016/j.chroma.2012.08.086>
- Khirevich S., Petzek T. (2018). Behavior of numerical error in pore-scale lattice Boltzmann simulations with simple bounce-back rule: Analysis and highly accurate extrapolation. *Physics of Fluids*, 30(9): 093604. <https://doi.org/10.1063/1.5042229>
- Korost D.V., Gerke K.M. (2012). Computation of reservoir properties based on 3D structure of porous media. *SPE Russian Oil and Gas Exploration and Production Technical Conference and Exhibition*. <https://doi.org/10.2118/162023-MS>
- Lavrukhin E.V., Gerke K.M., Sizonenko T.O., Karsanina M.V., Korost D.V., Tarasenko S.S. (2021). Segmentation and classification of porous media X-ray tomography images using convolutional neural networks. *Advances in Water Resources* (article accepted for consideration).
- Lemmens L., Rogiers B., Jacques D., Huysmans M., Swennen R., Urai J.L. et al. (2019). Nested multiresolution hierarchical simulated annealing algorithm for porous media reconstruction. *Physical Review E*, 100(5), 053316. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.100.053316>
- Li H., Chawla N., Jiao Y. (2014). Reconstruction of heterogeneous materials via stochastic optimization of limited-angle X-ray tomographic projections. *Scripta Materialia*, 86, pp. 48–51. <https://doi.org/10.1016/j.scriptamat.2014.05.002>
- Li H., Chen P.E., Jiao Y. (2017). Accurate Reconstruction of Porous Materials via Stochastic Fusion of Limited Bimodal Microstructural Data. *Transport in Porous Media*, pp. 1–18. <https://doi.org/10.1007/s11242-017-0889-x>
- Lindquist W. B., Lee S. M., Coker D. A., Jones K. W., Spanne P. (1996). Medial axis analysis of void structure in three dimensional tomographic images of porous media. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 101(B4), pp. 8297–8310. <https://doi.org/10.1029/95JB03039>
- Loucks R.G., Reed R.M., Ruppel S.C. et al. (2012). Spectrum of pore types and networks in mudrocks and a descriptive classification for matrix-related mudrock pores. *AAPG Bulletin*, 96, pp. 1071–1098. <https://doi.org/10.1306/08171111061>
- Manwart C., Hilfer R. (1999). Reconstruction of random media using Monte-Carlo methods. *Physical Review E*, 59, pp. 5596–5599. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.59.5596>
- Mason G., Morrow N.R. (1991). Capillary Behavior of a Perfectly Wetted Liquid in Irregular Triangular Tubes. *Journal of Colloid and Interface Science*, 141, pp. 262–274. [https://doi.org/10.1016/0021-9797\(91\)90321-X](https://doi.org/10.1016/0021-9797(91)90321-X)
- Mehmani A., Prodanovic M., Javadpour F. (2013). Multiscale, Multiphysics Network Modeling of Shale Matrix Gas Flows. *Transport in porous media*, 99, pp. 377–390. <https://doi.org/10.1007/s11242-013-0191-5>
- Miao X., Gerke K.M., Sizonenko T.O. (2017). A new way to parameterize hydraulic conductances of pore elements: A step forward to create pore-networks without pore shape simplifications. *Adv. Water Resour.*, 105, pp. 162–172. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.04.021>
- Oh W., Lindquist B. (1999). Image thresholding by indicator kriging. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 21, pp. 590–602. <https://doi.org/10.1109/34.777370>
- Oh W., Lindquist W.B. (1999). Image thresholding by indicator kriging. *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 21, pp. 590–602. <https://doi.org/10.1109/34.777370>
- Okabe H., Blunt M.J. (2007). Pore space reconstruction of vuggy carbonates using microtomography and multiple-point statistics. *Water Resources Research*, 43, pp. 0043–1397. <https://doi.org/10.1029/2006WR005680>
- Øren P.E., Bakke S. (2002). Process based reconstruction of sandstones and prediction of transport properties. *Transport in Porous Media*, 46, pp. 311–314. <https://doi.org/10.1023/A:1015031122338>
- Øren P.E., Bakke S., Arntzen O.J. (1998). Extending predictive capabilities to network models. *SPE Journal*, 3, pp. 324–336. <https://doi.org/10.2118/52052-PA>
- Otsu N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), pp. 62–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- Pesaresi M., Benediktsson J.A. (2001). A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(2), pp. 309–320. <https://doi.org/10.1109/36.905239>
- Piasecki R. (2011). Microstructure reconstruction using entropy descriptors. *Proceedings of the Royal Society: A*, 467, pp. 806–821. <https://doi.org/10.1098/rspa.2010.0296>
- Piri M., Blunt M.J. (2005). Three-dimensional mixed-wet random pore-scale network modeling of two- and three-phase flow in porous media. I. Model description. *Physical Review E*, 71, 026301. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.71.026301>
- Raeini A.Q., Blunt M.J., Bijeljic B. (2012). Modelling two-phase flow in porous media at the pore scale using the volume-of-fluid method. *Journal of Computational Physics*, 231, pp. 5653–5668. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2012.04.011>
- Raouf A., Hassanizadeh S.M. (2010). A new formulation for pore network modeling of two phase flow. *Water Resources Research*, 48(1). <https://doi.org/10.1029/2010WR010180>
- Renard P., Genty A., Stauffer F. (2001). Laboratory determination of the full permeability tensor. *Geophys. Res. Solid Earth*, 106, pp. 26443–26452. <https://doi.org/10.1029/2001JB000243>
- Roberts A.P., Teubner M. (1995). Transport-Properties of Heterogeneous Materials Derived From Gaussian Random-Fields – Bounds And Simulation. *Physical Review E*, 51, pp. 4141–4154. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.51.4141>
- Rokhforouz M. R., Akhlaghi Amiri H.A. (2017). Phase-field simulation of counter-current spontaneous imbibition in a fractured heterogeneous porous medium. *Physics of Fluids*, 29(6), 062104. <https://doi.org/10.1063/1.4985290>
- Ryazanov A., van Dijke M.I.J. and Sorbie K.S. (2009). Two-phase pore-network modelling: Existence of oil layers during water invasion. *Transport in Porous Media*, 80(1), pp. 79–99. <https://doi.org/10.1007/s11242-009-9345-x>
- Saucier A., Richer J., Muller J. (2002). Assessing the scope of the multifractal approach to textural characterization with statistical reconstructions of images. *Physica A*, 311, pp. 231–259. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)00814-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)00814-2)
- Schlüter S., Vogel H., Vanderborght J. (2013). Combined Impact of Soil Heterogeneity and Vegetation Type on the Annual Water Balance at the Field Scale. *Vadose Zone Journal*, 12(4). <https://doi.org/10.2136/vzj2013.03.0053>
- Schlüter S., Weller U., Vogel H.J. (2010). Segmentation of X-ray microtomography images of soil using gradient masks. *Comput. Geosci.*, 36, pp. 1246–1251. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.02.007>
- Sedaghat M.H., Gerke K., Azizmohammadi S., & Matthai S.K. (2016). Simulation-based determination of relative permeability in laminated rocks. *Energy Procedia*, 97, 433–439. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.10.041>
- Sedaghat M.H., & Azizmohammadi S. (2019). Representative-elementary-volume analysis of two-phase flow in layered rocks. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 22(03), 1–075. <https://doi.org/10.2118/194014-PA>
- Sezgin M., & Sankur B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic imaging*, 13(1), 146–165. <https://doi.org/10.1117/1.1631315>
- Shabro V., Torres-Verdin C., Javadpour F., & Sepehrmoori K. (2012). Finite-difference approximation for fluid-flow simulation and calculation of permeability in porous media. *Transport in porous media*, 94(3), 775–793. <https://doi.org/10.1007/s11242-012-0024-y>
- Sheng Q., & Thompson K. (2013). Dynamic coupling of pore-scale and reservoir scale models for multiphase flow. *Water Resources Research*, 49(9), 5973–5988. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20430>
- Sheppard A.P., Sok R.M., Averdunk H. (2004). Techniques for image enhancement and segmentation of tomographic images of porous materials. *Physica A*, 339(1-2), pp. 145–151. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.03.057>
- Sheppard A.P., Sok R.M., Averdunk H. (2005, August). Improved pore network extraction methods. *International Symposium of the Society of Core Analysts*, 2125, pp. 1–11.

Shulakova V., Pervukhina M., Mueller T.M. et al. (2013). Computational elastic up-scaling of sandstone on the basis of X-ray micro-tomographic images. *Geophysical Prospecting*, 61, pp. 287–301. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2478.2012.01082.x>

Silin D., & Patzek T. (2006). Pore space morphology analysis using maximal inscribed spheres. *Physica A*, 371(2), pp. 336–360. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2006.04.048>

Tahmasebi P., Sahimi M. (2013). Cross-correlation function for accurate reconstruction of heterogeneous media. *Physical review letters*, 110(7), 078002. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.110.078002>

Tahmasebi P., Hezarkhani A., & Sahimi M. (2012). Multiple-point geostatistical modeling based on the cross-correlation functions. *Computational Geosciences*, 16(3), pp. 779–797. <https://doi.org/10.1007/s10596-012-9287-1>

Thovet J.-F., Adler P. M. (2011). Grain reconstruction of porous media: Application to a Bentheim sandstone. *Physical Review E*, 83, 056116. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.83.056116>

Torquato S. (1991). Random heterogeneous media: Microstructure and improved bounds on effective properties. *Appl. Mech. Rev.*, 44, pp. 37–76. <https://doi.org/10.1115/1.3119494>

Torquato S. (2002). Random Heterogeneous Materials: Microstructure and Macroscopic Properties. Springer Verlag, New York, 701 p. <https://doi.org/10.1115/1.1483342>

Valvatne P.H., Blunt M.J. (2004). Predictive pore scale modeling of two phase flow in mixed wet media. *Water resources research*, 40(7). <https://doi.org/10.1029/2003WR002627>

Varfolomeev I., Yakimchuk I., Safonov I. (2019). An Application of Deep Neural Networks for Segmentation of Microtomographic Images of Rock Samples. *Computers*, 8(4), pp. 72. <https://doi.org/10.3390/computers8040072>

Wen X.H., Gómez-Hernández J.J. (1996). Upscaling hydraulic conductivities in heterogeneous media: An overview. *Journal of Hydrology*, 183(1–2), ix–xxxii. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(96\)80030-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(96)80030-8)

Wildenschild D., Sheppard A.P. (2013). X-ray imaging and analysis techniques for quantifying pore-scale structure and processes in subsurface porous medium systems. *Advances in Water Resources*, 51, pp. 217–246. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.07.018>

Wu K.J., Nunan N., Crawford J.W., Young I.M., Ritz K. (2004). An efficient Markov chain model for the simulation of heterogeneous soil structure. *Soil Sci.Soc.Am.J.*, 68(2), pp. 346–351. <https://doi.org/10.2136/sssaj2004.3460>

Yang Y.S., Liu K.Y., Mayo S., Tulloh A., Clennell M.B., Xiao T.Q. (2013). A data-constrained modelling approach to sandstone microstructure characterisation. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 105, pp. 76–83. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2013.03.016>

Yeong C.L.Y., Torquato S. (1998b). Reconstructing random media. II. Three-dimensional media from two-dimensional cuts. *Phys. Rev. E*, 58, pp. 224–233. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.58.224>

Yeong C.L.Y., Torquato S. (1998a). Reconstructing random media. *Physical review E*, 57(1), pp. 495–506. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.57.495>

Zakirov T., Galeev A. (2019). Absolute permeability calculations in micro-computed tomography models of sandstones by Navier-Stokes and lattice Boltzmann equations. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 129, pp. 415–426. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2018.09.119>

Zeinijahromi, A., Farajzadeh, R., Bruining, J. H., & Bedrikovetsky, P. (2016). Effect of fines migration on oil–water relative permeability during two-phase flow in porous media. *Fuel*, 176, pp. 222–236. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2016.02.066>

Сведения об авторах

Кирилл Миронович Герке – кандидат физ.-мат. наук, ведущий научный сотрудник, Институт физики Земли имени О.Ю. Шмидта РАН

Россия, 123242, Москва, Б. Грузинская ул., д. 10, стр. 1

Дмитрий Вячеславович Корост – кандидат геол.-мин. наук, научный сотрудник, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Россия, 119234, Москва, Ленинские горы, д. 1

Марина Владимировна Карсанина – кандидат физ.-м. наук, старший научный сотрудник, Институт физики Земли имени О.Ю. Шмидта РАН

Россия, 123242, Москва, Б. Грузинская ул., д. 10, стр. 1

Светлана Радиковна Корост – инженер, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Россия, 119234, Москва, Ленинские горы, д. 1

Роман Викторович Васильев – ведущий программист, Институт физики Земли имени О.Ю. Шмидта РАН

Россия, 123242, Москва, Б. Грузинская ул., д. 10, стр. 1

Ефим Валерьевич Лаврухин – аспирант, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Россия, 119234, Москва, Ленинские горы, д. 1

Дина Ринатовна Гафурова – кандидат геол.-мин. наук, инженер, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Россия, 119234, Москва, Ленинские горы, д. 1

Статья поступила в редакцию 18.02.2021;

Принята к публикации 14.05.2021; Опубликовано 25.05.2021

IN ENGLISH

REVIEW ARTICLE

Modern approaches to pore space scale digital modeling of core structure and multiphase flow

K.M. Gerke¹, D.V. Korost², M.V. Karsanina¹, S.R. Korost², R.V. Vasiliev¹, E.V. Lavrukhin^{1,2}, D.R. Gafurova²

¹Schmidt Institute of Physics of the Earth of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation

²Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russian Federation

*Corresponding author: Dmitry V. Korost, e-mail: dkorost@mail.ru

Abstract. In current review, we consider the Russian and, mainly, international experience of the “digital core” technology, namely – the possibility of creating a numerical models of internal structure of the cores and multiphase flow at pore space scale. Moreover, our paper try to gives an answer on a key question for the industry: if digital core technology really allows effective to solve the problems of the oil and gas field, then why does it still not do this despite the abundance of scientific work in this area? In particular, the analysis presented in the review allows us to clarify the generally skeptical attitude to technology, as well as errors in R&D work that led to such an opinion within the oil and gas companies. In conclusion, we give a brief assessment of the development of technology in the near future.

Key words: petrophysics, pore space structure, multiphase filtration, computed tomography, physical and mathematical modeling

Recommended citation: Gerke K.M., Korost D.V., Karsanina M.V., Korost S.R., Vasiliev R.V., Lavrukhin E.V., Gafurova D.R. (2021). Modern approaches to pore space scale digital modeling of core structure and multiphase flow. *Georesursy = Georesources*, 23(2), pp. 197–213. DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2021.2.20>

Funding/Acknowledgments

The study was supported by the grant program of Rosneft with partner universities to conduct exploratory research. We thank Rosneft for the opportunity to publish the results.

We thank the reviewer for his time and effort in reviewing this manuscript.

References

- Adler P.M., Jacquin C.G., Thovert J.F. (1992). The formation factor of reconstructed porous-media. *Water resources research*, 28, pp. 1571–1576. <https://doi.org/10.1029/92WR00059>
- Al-Gharbi Mohammed S., Blunt Martin J. (2005). Dynamic network modeling of two-phase drainage in porous media. *Phys. Rev. E*, 71, 016308. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.71.016308>
- Ambrose R.J., Hartman R.C., Diaz-Campos M., Akkutlu I.Y., Sondergeld C.H. (2012). Shale gas-in-place calculations. Part I. New pore-scale considerations. *SPE Journal*, 17(1), pp. 219–229. <https://doi.org/10.2118/131772-PA>
- Balashov V.A., A.A. Zlotnik, E.B. Savenkov (2017). Numerical algorithm for simulation of three-dimensional two-phase flows with surface effects within domains with voxel geometry. *Keldysh Institute Preprints*, 091, 28 p. (In Russ.)
- Baveye P.C., Laba M., Otten W., et al. (2010). Observer-dependent variability of the thresholding step in the quantitative analysis of soil images and X-ray microtomography data. *Geoderma*, 157(1-2), pp. 51–63. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.03.015>
- Bilger C., Aboukhedr M., Vogiatzaki K., Cant R.S. (2017). Evaluation of two-phase flow solvers using Level Set and Volume of Fluid methods. *Journal of Computational Physics*, 345, pp. 665–686. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2017.05.044>
- Biswal B., Manwart C., Hilfer R., Bakke S., Oren P.E. (1999). Quantitative analysis of experimental and synthetic microstructures for sedimentary rock. *Physica A*, 273(3-4), pp. 452–475. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(99\)00248-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(99)00248-4)
- Čapek P., Hejtmánek V., Brabec I., Zikanová A., Kocirik M. (2009). Stochastic Reconstruction of Particulate Media Using Simulated Annealing: Improving Pore Connectivity. *Transport in Porous Media*, 76, pp. 179–198. <https://doi.org/10.1007/s11242-008-9242-8>
- Čapek P., Hejtmánek V., Kolafa J., Brabec I. (2011). Transport properties of stochastically reconstructed porous media with improved pore connectivity. *Transport in Porous Media*, 88, pp. 87–106. <https://doi.org/10.1007/s11242-011-9726-9>
- Chauhan S., Rühaak W., Anbergen H., Kabdenov A. et al. (2016b). Phase segmentation of X-ray computer tomography rock images using machine learning techniques: an accuracy and performance study. *Solid Earth*, 7(4), pp. 1125–1139. <https://doi.org/10.5194/se-7-1125-2016>
- Chauhan S., Rühaak W., Khan F., Enzmann F., et al. (2016a). Processing of rock core microtomography images: Using seven different machine learning algorithms. *Computers & Geosciences*, 86, pp. 120–128. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.10.013>
- Cnudde V., Boone M.N. (2013). High-resolution X-ray computed tomography in geosciences: A review of the current technology and applications. *Earth-Science Reviews*, 123, pp. 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2013.04.003>
- Cnudde V., Masschaele B., Dierick M., Vlassenbroeck J., Van Hoorebeke L., Hoorebeke, Jacobs P. (2006). Recent progress in X-ray CT as a geosciences tool. *Applied Geochemistry*, 21(5), pp. 826–832. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2006.02.010>
- Darman N.H., Pickup G.E., Sorbie K.S. (2002). A comparison of two-phase dynamic upscaling methods based on fluid potentials. *Computational Geosciences*, 6(1), pp. 5–27. <https://doi.org/10.1023/A:1016572911992>
- Demianov A., Dinariev O., Evseev N. (2011). Density functional modelling in multiphase compositional hydrodynamics. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 89(2), pp. 206–226. <https://doi.org/10.1002/cjce.20457>
- Deniz C.M., Xiang S., Hallyburton S., Welbeck A. et al. (2018). Segmentation of the Proximal Femur from MR Images using Deep Convolutional Neural Networks. *Scientific Reports*, 8(1), 16485. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-34817-6>
- Dewers T.A., Heath J., Ewy R., Duranti L. (2012). Three-dimensional pore networks and transport properties of a shale gas formation determined from focused ion beam serial imaging. *International journal of oil gas and coal technology*, 5, pp. 229–248. <https://doi.org/10.1504/IJOGCT.2012.046322>
- Diamond S. (2000). Mercury porosimetry: an inappropriate method for the measurement of pore size distributions in cement-based materials. *Cem. Concr. Res.*, 30, pp. 1517–1525. [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(00\)00370-7](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(00)00370-7)
- Dikinya O., Hinz C., Aylmore G. (2008). Decrease in hydraulic conductivity and particle release associated with self-filtration in saturated soil columns. *Geoderma*, 146, pp. 192–200. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.05.014>
- Dinariev O.Y., Evseev N.V. (2010). Modeling of surface phenomena in the presence of surface-active agents on the basis of the density-functional theory. *Fluid dynamics*, 45, pp. 85–95. <https://doi.org/10.1134/S0015462810010102>
- Dong H., Blunt M.J. (2009). Pore-network extraction from micro-computerized-tomography images. *Physical Review E*, 80, 036307. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.80.036307>
- Eichheimer P., Thielmann M., Popov A., Golabek G.J., Fujita W., Kottwitz M. O., and Kaus B.J.P. (2019). Pore-scale permeability prediction for Newtonian and non-Newtonian fluids, *Solid Earth*, 10, pp. 1717–1731, <https://doi.org/10.5194/se-10-1717-2019>
- Fatt I. (1956a). The network model of porous media I. Capillary pressure characteristics. *Petrol. Trans. AIME*, 207, pp. 144–159. <https://doi.org/10.2118/574-G>
- Fatt I. (1956b). The network model of porous media II. Dynamic properties of a single size tube network. *Petrol. Trans. AIME*, 207, pp. 160–163. <https://doi.org/10.2118/574-G>
- Fatt I. (1956c). The network model of porous media III. Dynamic properties of networks with tube radius distribution. *Petrol. Trans. AIME*, 207, pp. 164–181. <https://doi.org/10.2118/574-G>
- Gerke K., Karsanina M., Khomyak A., Darmaev B. and Korost D. (2018). Permeability Obtained from Pore-Scale Simulations as a Proxy to Core Orientation in Non-Aligned Rock Material. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*, DOI: 10.2118/191661-18RPTC-MS
- Gerke K., Karsanina M., Sizonenko T. (2017). Multi-Scale Image Fusion of X-Ray Microtomography and SEM Data to Model Flow and Transport Properties for Complex Rocks on Pore-Level. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. <https://doi.org/10.2118/187874-MS>
- Gerke K.M., Karsanina M. V. (2021). How pore structure non stationarity compromises flow properties representativity (REV) for soil samples: Pore scale modelling and stationarity analysis. *European Journal of Soil Science*, 72(2), pp. 527–545. <https://doi.org/10.1111/ejss.13055>
- Gerke K.M., Karsanina M.V. (2015). Improving stochastic reconstructions by weighting correlation functions in an objective function. *Europhysics Lett.*, 111, 56002. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/111/56002>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Mallants D. (2015b). Universal stochastic multi-scale image fusion: An example application for shale rock. *Scientific Reports*, 5, 15880. <https://doi.org/10.1038/srep15880>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Sizonenko T.O., Miao X., Gafurova D.R., Korost D.V. (2013). Multi-scale image fusion of X-ray microtomography and SEM data to model flow and transport properties for complex rocks on pore-level. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/187874-MS>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Sizonenko T.O., Miao X., Gafurova D.R., Korost D.V. (2012). Multi-scale image fusion of X-ray microtomography and SEM data to model flow and transport properties for complex rocks on pore-level. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/187874-MS>
- Gerke K.M., Karsanina M.V., Vasilyev R.V., Mallants D. (2014). Improving pattern reconstruction using directional correlation functions. *Europhysics Lett.*, 106, 66002. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/106/66002>
- Gerke K.M., Korostilev E.V., Romanenko K.A., Karsanina M.V. (2021). Going submicron in the precise analysis of soil structure: A FIB-SEM imaging study at nanoscale. *Geoderma*, 383, 114739. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114739>
- Gerke K.M., Sizonenko T.O., Karsanina M.V., Katsman R., Korost D.V. (2019). Influence of boundary conditions on the permeability tensor. *Proc. Int. Geological and Geophysical Conf. and Exhib. "GeoEurasia 2019"*. Tver: PoliPRESS, pp. 474–477. (In Russ.)
- Gerke K.M., Vasilyev R.V., Khirevich S., Karsanina M.V., et al. (2018b). Finite-difference method Stokes solver (FDMSS) for 3D pore geometries: Software development, validation and case studies. *Computers & Geosciences*, 114, pp. 41–58. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2018.01.005>
- Giffin S., Litke R., J Klaver. et al (2013). Application of BIB-SEM technology to characterize macropore morphology in coal. *International journal of coal geology*, 114, pp. 85–95. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2013.02.009>
- Gostick J., Aghighi M., Hinebaugh J., Tranter T., et al. (2016). OpenPNM: a pore network modeling package. *Computing in Science & Engineering*, 18(4), pp. 60–74. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2016.49>
- Gostick J.T. (2017). Versatile and efficient pore network extraction method using marker-based watershed segmentation. *Physical Review E*, 96(2), 023307. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.96.023307>
- Hannaoui R., Horgue P., Larachi F., Haroun Y., Augier F., Quintard M., Prat M. (2015). Pore-network modeling of trickle bed reactors: Pressure drop analysis. *Chemical Engineering Journal*, 262, pp. 334–343. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2014.09.098>

- Hashemi M.A., Khaddour G., François B., Massart T.J., Salager S. (2014). A tomographic imagery segmentation methodology for three-phase geomaterials based on simultaneous region growing. *Acta Geotechnica*, 9(5), pp. 831–846. <https://doi.org/10.1007/s11440-013-0289-5>
- Heiba A.A., Jerauld G.R., Davis H.T., Scriven L.E. (1986). Mechanism-based simulation of oil recovery processes. In *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers. <https://doi.org/10.2118/15593-MS>
- Holmes D.W., Williams J.R., Tilke P., Leonardi C.R. (2016). Characterizing flow in oil reservoir rock using SPH: Absolute permeability. *Comput. Part. Mech.*, 3, pp. 141–154. <https://doi.org/10.1007/s40571-015-0038-7>
- Hu D., Ronhovde P., Nussinov Z. (2012). Replica inference approach to unsupervised multiscale image segmentation. *Physical Review E*, 85(1), 016101. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.85.016101>
- Iassonov P., Gebrenegus T., Tuller M. (2009). Segmentation of X-ray computed tomography images of porous materials: A crucial step for characterization and quantitative analysis of pore structures. *Water Resources Research*, 45(9). <https://doi.org/10.1029/2009WR008087>
- Iglovikov V., Mushinskiy S., Osin V. (2017). Satellite imagery feature detection using deep convolutional neural network: A Kaggle competition. *arXiv preprint*: 1706.06169.
- Jang J., Narsilio G.A., Santamarina J.C. (2011). Hydraulic conductivity in spatially varying media—a pore-scale investigation. *Geophysical Journal International*, 184(3), pp. 1167–1179. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.2010.04893.x>
- Jiang Z., Van Dijke M.I.J., Wu K., Couples G.D., Sorbie K.S., Ma J. (2012). Stochastic pore network generation from 3D rock images. *Transport in porous media*, 94(2), pp. 571–593. <https://doi.org/10.1007/s11242-011-9792-z>
- Jiang Z., Wu K., Couples G., Van Dijke M., Sorbie K. and Ma J. (2007). Efficient extraction of networks from three dimensional porous media. *Water Resources Research*, 43(12), W12S03. <https://doi.org/10.1029/2006WR005780>
- Jiao Y., Chawla N. (2014). Modeling and characterizing anisotropic inclusion orientation in heterogeneous material via directional cluster functions and stochastic microstructure reconstruction. *Appl. Phys.*, 115, 093511. <https://doi.org/10.1063/1.4867611>
- Jiao Y., Stillinger F.H., Torquato S. (2009). A superior descriptor of random textures and its predictive capacity. *Proceedings of National Academy of Science*, 106, 17634. <https://doi.org/10.1073/pnas.0905919106>
- Jiao Y., Stillinger F.H., Torquato S. (2008). Modeling heterogeneous materials via two-point correlation functions. II. Algorithmic details and applications. *Physical Review E*, 77, 031135. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.77.031135>
- Jivkov A., Hollis C., Etiese F., McDonald S., Withers P. (2013). A novel architecture for pore network modelling with applications to permeability of porous media. *Journal of Hydrology*, 486, pp. 246–258. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.01.045>
- Joos J., Carraro Th., Weber A., Ivers-Tiffée E. (2011). Reconstruction of porous electrodes by FIB/SEM for detailed microstructure modeling. *Journal of Power Sources*, 196, pp. 7302–7307. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2010.10.006>
- Karimpouli S., Tahmasebi P. (2019). Segmentation of digital rock images using deep convolutional autoencoder networks. *Computers & geosciences*, 126, pp. 142–150. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.02.003>
- Karsanina M.V., Gerke K.M. (2018). Hierarchical Optimization: Fast and Robust Multiscale Stochastic Reconstructions with Rescaled Correlation Functions. *Physical Review Letters*, 121(26). <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.121.265501>
- Karsanina M.V., Gerke K.M., Skvortsova E.B., Ivanov A.L., Mallants D. (2018). Enhancing image resolution of soils by stochastic multiscale image fusion. *Geoderma*, 314, pp. 138–145. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.10.055>
- Karsanina M.V., Gerke K.M., Skvortsova E.B., Mallants D. (2015). Universal spatial correlation functions for describing and reconstructing soil microstructure. *PloS ONE*, 10(5), e0126515. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0126515>
- Khan F., Enzmann F., Kersten M. (2016). Multi-phase classification by a least-squares support vector machine approach in tomography images of geological samples. *Solid Earth*, 7(2), pp. 481–492. <https://doi.org/10.5194/se-7-481-2016>
- Khirevich S., Daneyko A., Höltzel A., Seidel-Morgenstern A., Tallarek U. (2010). Statistical analysis of packed beds, the origin of short-range disorder, and its impact on eddy dispersion. *Journal of Chromatography A*, 1217, pp. 4713–4722. <https://doi.org/10.1016/j.chroma.2010.05.019>
- Khirevich S., Ginzburg I., Tallarek U. (2015). Coarse-and fine-grid numerical behavior of MRT/TRT lattice-Boltzmann schemes in regular and random sphere packings. *Comput. Phys.*, 281, pp. 708–742. <https://doi.org/10.1016/j.cpc.2014.10.038>
- Khirevich S., Höltzel A., Seidel-Morgenstern A., Tallarek U. (2012). Geometrical and topological measures for hydrodynamic dispersion in confined sphere packings at low column-to-particle diameter ratios. *Journal of Chromatography A*, 1262, pp. 77–91. <https://doi.org/10.1016/j.chroma.2012.08.086>
- Khirevich S., Petzek T. (2018). Behavior of numerical error in pore-scale lattice Boltzmann simulations with simple bounce-back rule: Analysis and highly accurate extrapolation. *Physics of Fluids*, 30(9): 093604. <https://doi.org/10.1063/1.5042229>
- Korost D.V., Gerke K.M. (2012). Computation of reservoir properties based on 3D structure of porous media. *SPE Russian Oil and Gas Exploration and Production Technical Conference and Exhibition*. <https://doi.org/10.2118/162023-MS>
- Lavrukhin E.V., Gerke K.M., Sizonenko T.O., Karsanina M.V., Korost D.V., Tarasenko S.S. (2021). Segmentation and classification of porous media X-ray tomography images using convolutional neural networks. *Advances in Water Resources* (article accepted for consideration).
- Lavrukhin E.V., Karsanina M.V., Izmailov A.F., Gerke K.M. (2019). Increasing the volume of numerical modeling at the scale of pores: the method of dividing into subcubes for the selection of porous network models. *Delovoy zhurnal Neftegaz*, 7, pp. 70–75. (In Russ.)
- Lemmens L., Rogiers B., Jacques D., Huysmans M., Swennen R., Urai J.L. et al. (2019). Nested multiresolution hierarchical simulated annealing algorithm for porous media reconstruction. *Physical Review E*, 100(5), 053316. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.100.053316>
- Li H., Chawla N., Jiao Y. (2014). Reconstruction of heterogeneous materials via stochastic optimization of limited-angle X-ray tomographic projections. *Scripta Materialia*, 86, pp. 48–51. <https://doi.org/10.1016/j.scriptamat.2014.05.002>
- Li H., Chen P.E., Jiao Y. (2017). Accurate Reconstruction of Porous Materials via Stochastic Fusion of Limited Bimodal Microstructural Data. *Transport in Porous Media*, pp. 1–18. <https://doi.org/10.1007/s11242-017-0889-x>
- Lindquist W. B., Lee S. M., Coker D. A., Jones K. W., Spanne P. (1996). Medial axis analysis of void structure in three dimensional tomographic images of porous media. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 101(B4), pp. 8297–8310. <https://doi.org/10.1029/95JB03039>
- Loucks R.G., Reed R.M., Ruppel S.C. et al. (2012). Spectrum of pore types and networks in mudrocks and a descriptive classification for matrix-related mudrock pores. *AAPG Bulletin*, 96, pp. 1071–1098. <https://doi.org/10.1306/08171111061>
- Manwart C., Hilfer R. (1999). Reconstruction of random media using Monte-Carlo methods. *Physical Review E*, 59, pp. 5596–5599. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.59.5596>
- Mason G., Morrow N.R. (1991). Capillary Behavior of a Perfectly Wetting Liquid in Irregular Triangular Tubes. *Journal of Colloid and Interface Science*, 141, pp. 262–274. [https://doi.org/10.1016/0021-9797\(91\)90321-X](https://doi.org/10.1016/0021-9797(91)90321-X)
- Mehmani A., Prodanovic M., Javadpour F. (2013). Multiscale, Multiphysics Network Modeling of Shale Matrix Gas Flows. *Transport in porous media*, 99, pp. 377–390. <https://doi.org/10.1007/s11242-013-0191-5>
- Miao X., Gerke K.M., Sizonenko T.O. (2017). A new way to parameterize hydraulic conductances of pore elements: A step forward to create pore-networks without pore shape simplifications. *Adv. Water Resour.*, 105, pp. 162–172. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.04.021>
- Nesterova I.S., Gerke K.M. (2021). Simulations of nanoscale gas flow with Knudsen diffusion and slip flow. *Matem. Mod.*, 33(3), pp. 85–97. <https://doi.org/10.20948/mm-2021-03-06>
- Oh W., Lindquist B. (1999). Image thresholding by indicator kriging. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 21, pp. 590–602. <https://doi.org/10.1109/34.777370>
- Oh W., Lindquist W.B. (1999). Image thresholding by indicator kriging. *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 21, pp. 590–602. <https://doi.org/10.1109/34.777370>
- Okabe H., Blunt M.J. (2007). Pore space reconstruction of vuggy carbonates using microtomography and multiple-point statistics. *Water Resources Research*, 43, pp. 0043–1397. <https://doi.org/10.1029/2006WR005680>
- Øren P.E., Bakke S. (2002). Process based reconstruction of sandstones and prediction of transport properties. *Transport in Porous Media*, 46, pp. 311–314. <https://doi.org/10.1023/A:1015031122338>
- Øren P.E., Bakke S., Arntzen O.J. (1998). Extending predictive capabilities to network models. *SPE Journal*, 3, pp. 324–336. <https://doi.org/10.2118/52052-PA>
- Otsu N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), pp. 62–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>

- Pesaresi M., Benediktsson J.A. (2001). A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(2), pp. 309–320. <https://doi.org/10.1109/36.905239>
- Piasecki R. (2011). Microstructure reconstruction using entropy descriptors. *Proceedings of the Royal Society: A*, 467, pp. 806–821. <https://doi.org/10.1098/rspa.2010.0296>
- Piri M., Blunt M.J. (2005). Three-dimensional mixed-wet random pore-scale network modeling of two- and three-phase flow in porous media. I. Model description. *Physical Review E*, 71, 026301. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.71.026301>
- Raeini A.Q., Blunt M.J., Bijeljic B. (2012). Modelling two-phase flow in porous media at the pore scale using the volume-of-fluid method. *Journal of Computational Physics*, 231, pp. 5653–5668. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2012.04.011>
- Raouf A., Hassanizadeh S.M. (2010). A new formulation for pore network modeling of two phase flow. *Water Resources Research*, 48(1). <https://doi.org/10.1029/2010WR010180>
- Renard P., Genty A., Stauffer F. (2001). Laboratory determination of the full permeability tensor. *Geophys. Res. Solid Earth*, 106, pp. 26443–26452. <https://doi.org/10.1029/2001JB000243>
- Roberts A.P., Teubner M. (1995). Transport-Properties of Heterogeneous Materials Derived From Gaussian Random-Fields – Bounds And Simulation. *Physical Review E*, 51, pp. 4141–4154. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.51.4141>
- Rokhfrouz M. R., Akhlaghi Amiri H.A. (2017). Phase-field simulation of counter-current spontaneous imbibition in a fractured heterogeneous porous medium. *Physics of Fluids*, 29(6), 062104. <https://doi.org/10.1063/1.4985290>
- Ryazanov A., van Dijke M.J.J. and Sorbie K.S. (2009). Two-phase pore-network modelling: Existence of oil layers during water invasion. *Transport in Porous Media*, 80(1), pp. 79–99. <https://doi.org/10.1007/s11242-009-9345-x>
- Saucier A., Richer J., Muller J. (2002). Assessing the scope of the multifractal approach to textural characterization with statistical reconstructions of images. *Physica A*, 311, pp. 231–259. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)00814-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)00814-2)
- Schlüter S., Vogel H., Vanderborcht J. (2013). Combined Impact of Soil Heterogeneity and Vegetation Type on the Annual Water Balance at the Field Scale. *Vadose Zone Journal*, 12(4). <https://doi.org/10.2136/vzj2013.03.0053>
- Schlüter S., Weller U., Vogel H.J. (2010). Segmentation of X-ray microtomography images of soil using gradient masks. *Comput. Geosci.*, 36, pp. 1246–1251. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.02.007>
- Sedaghat M.H., & Azizmohammadi S. (2019). Representative-elementary-volume analysis of two-phase flow in layered rocks. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 22(03), 1–075. <https://doi.org/10.2118/194014-PA>
- Sedaghat M.H., Gerke K., Azizmohammadi S., & Matthai S.K. (2016). Simulation-based determination of relative permeability in laminated rocks. *Energy Procedia*, 97, 433–439. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.10.041>
- Sezgin M., & Sankur B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic imaging*, 13(1), 146–165. <https://doi.org/10.1117/1.1631315>
- Shabro V., Torres-Verdin C., Javadpour F., & Sepehrmoori K. (2012). Finite-difference approximation for fluid-flow simulation and calculation of permeability in porous media. *Transport in porous media*, 94(3), 775–793. <https://doi.org/10.1007/s11242-012-0024-y>
- Sheng Q., & Thompson K. (2013). Dynamic coupling of pore-scale and reservoir scale models for multiphase flow. *Water Resources Research*, 49(9), 5973–5988. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20430>
- Sheppard A.P., Sok R.M., Averdunk H. (2004). Techniques for image enhancement and segmentation of tomographic images of porous materials. *Physica A*, 339(1-2), pp. 145–151. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.03.057>
- Sheppard A.P., Sok R.M., Averdunk H. (2005, August). Improved pore network extraction methods. *International Symposium of the Society of Core Analysts*, 2125, pp. 1–11.
- Shulakova V., Pervukhina M., Mueller T.M. et al. (2013). Computational elastic up-scaling of sandstone on the basis of X-ray micro-tomographic images. *Geophysical Prospecting*, 61, pp. 287–301. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2478.2012.01082.x>
- Silin D., & Patzek T. (2006). Pore space morphology analysis using maximal inscribed spheres. *Physica A*, 371(2), pp. 336–360. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2006.04.048>
- Tahmasebi P., Hezarkhani A., & Sahimi M. (2012). Multiple-point geostatistical modeling based on the cross-correlation functions. *Computational Geosciences*, 16(3), pp. 779–797. <https://doi.org/10.1007/s10596-012-9287-1>
- Tahmasebi P., Sahimi M. (2013). Cross-correlation function for accurate reconstruction of heterogeneous media. *Physical review letters*, 110(7), 078002. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.110.078002>
- Thovet J.-F., Adler P. M. (2011). Grain reconstruction of porous media: Application to a Bentheim sandstone. *Physical Review E*, 83, 056116. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.83.056116>
- Torquato S. (1991). Random heterogeneous media: Microstructure and improved bounds on effective properties. *Appl. Mech. Rev.*, 44, pp. 37–76. <https://doi.org/10.1115/1.3119494>
- Torquato S. (2002). Random Heterogeneous Materials: Microstructure and Macroscopic Properties. Springer Verlag. New York, 701 p. <https://doi.org/10.1115/1.1483342>
- Valvatne P.H., Blunt M.J. (2004). Predictive pore scale modeling of two phase flow in mixed wet media. *Water resources research*, 40(7). <https://doi.org/10.1029/2003WR002627>
- Varfolomeev I., Yakimchuk I., Safonov I. (2019). An Application of Deep Neural Networks for Segmentation of Microtomographic Images of Rock Samples. *Computers*, 8(4), pp. 72. <https://doi.org/10.3390/computers8040072>
- Wen X.H., Gómez-Hernández J.J. (1996). Upscaling hydraulic conductivities in heterogeneous media: An overview. *Journal of Hydrology*, 183(1–2), ix–xxxii. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(96\)80030-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(96)80030-8)
- Wildenschild D., Sheppard A.P. (2013). X-ray imaging and analysis techniques for quantifying pore-scale structure and processes in subsurface porous medium systems. *Advances in Water Resources*, 51, pp. 217–246. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.07.018>
- Wu K.J., Numan N., Crawford J.W., Young I.M., Ritz K. (2004). An efficient Markov chain model for the simulation of heterogeneous soil structure. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 68(2), pp. 346–351. <https://doi.org/10.2136/sssaj2004.3460>
- Yang Y.S., Liu K.Y., Mayo S., Tulloh A., Clennell M.B., Xiao T.Q. (2013). A data-constrained modelling approach to sandstone microstructure characterisation. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 105, pp. 76–83. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2013.03.016>
- Yeong C.L.Y., Torquato S. (1998a). Reconstructing random media. *Physical review E*, 57(1), pp. 495–506. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.57.495>
- Yeong C.L.Y., Torquato S. (1998b). Reconstructing random media. II. Three-dimensional media from two-dimensional cuts. *Phys. Rev. E*, 58, pp. 224–233. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.58.224>
- Zakirov T., Galeev A. (2019). Absolute permeability calculations in micro-computed tomography models of sandstones by Navier-Stokes and lattice Boltzmann equations. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 129, pp. 415–426. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2018.09.119>
- Zeinijahromi, A., Farajzadeh, R., Bruining, J. H., & Bedrikovetsky, P. (2016). Effect of fines migration on oil–water relative permeability during two-phase flow in porous media. *Fuel*, 176, pp. 222–236. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2016.02.066>

About the Authors

Kirill M. Gerke – PhD (Physics and Mathematics), Leading Researcher, Schmidt Institute of Physics of the Earth of the RAS

10, build.1, B. Gruzinskaya str., Moscow, 123242, Russian Federation

Dmitry V. Korost – PhD (Geology and Mineralogy), Researcher, Lomonosov Moscow State University

1, Leninskie gory, Moscow, 119234, Russian Federation

Marina V. Karsanina – PhD (Physics and Mathematics), Senior Researcher, Schmidt Institute of Physics of the Earth of the RAS

10, build.1, B. Gruzinskaya str., Moscow, 123242, Russian Federation

Svetlana R. Korost – Engineer, Lomonosov Moscow State University

1, Leninskie gory, Moscow, 119234, Russian Federation

Roman V. Vasiliev – Lead Programmer, Schmidt Institute of Physics of the Earth of the RAS

10, build.1, B. Gruzinskaya str., Moscow, 123242, Russian Federation

Efim V. Lavrukhin – PhD student, Lomonosov Moscow State University

1, Leninskie gory, Moscow, 119234, Russian Federation

Dina R. Gafurova – PhD (Geology and Mineralogy), Engineer, Lomonosov Moscow State University

1, Leninskie gory, Moscow, 119234, Russian Federation

Manuscript received 18 February 2021;
Accepted 14 May 2021; Published 25 May 2021