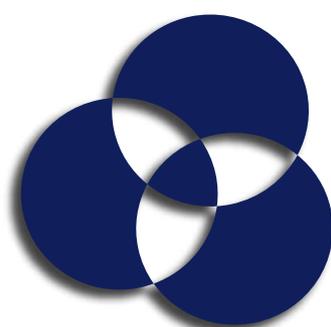


ISSN 1997-3276

УДК 616+614,2+004+316+37.013+159.9

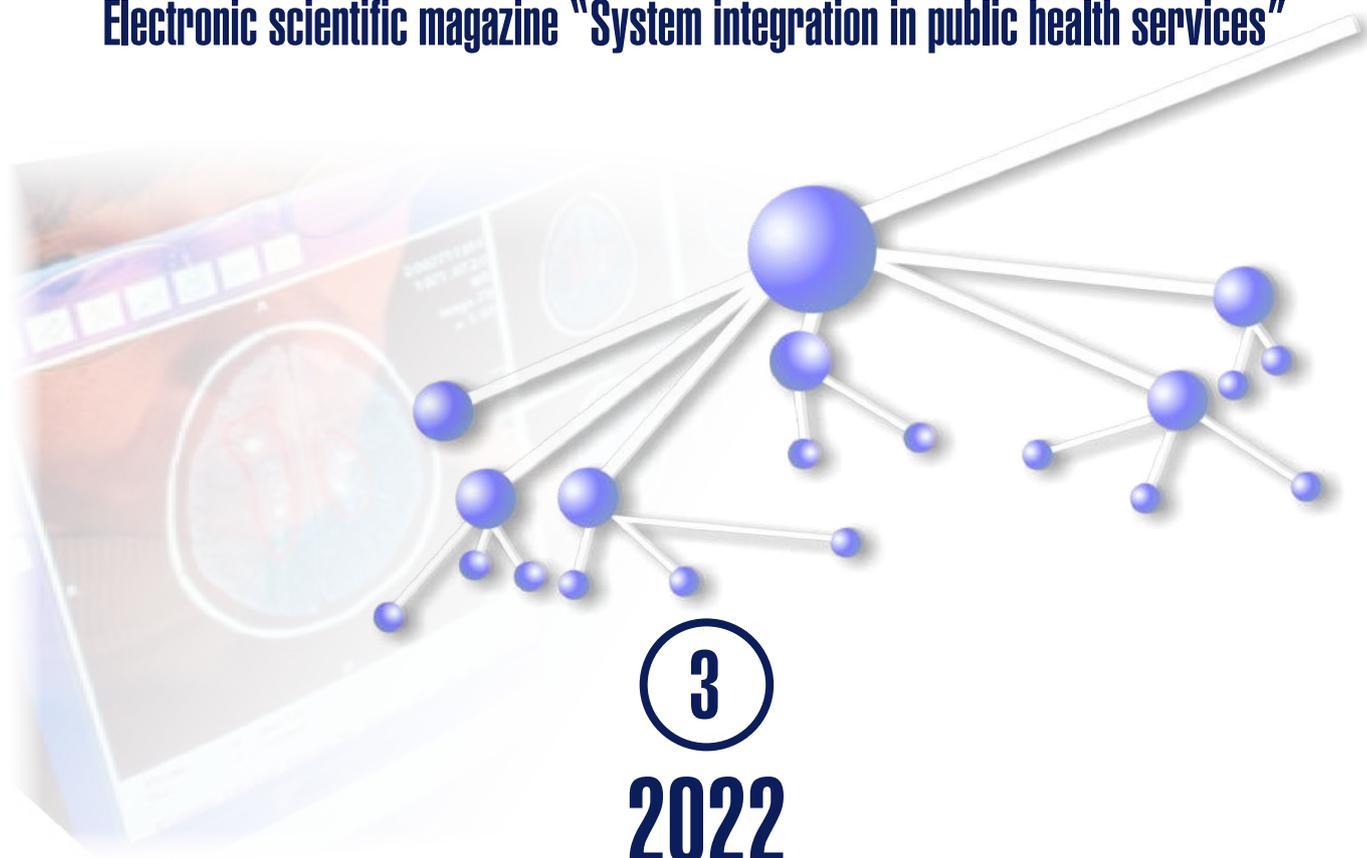
ББК 5+65.495+60.5+88+74

3 445



электронный научный журнал  
**СИСТЕМНАЯ ИНТЕГРАЦИЯ  
В ЗДРАВООХРАНЕНИИ**

Electronic scientific magazine "System integration in public health services"



3

2022

**УЧРЕДИТЕЛЬ И ИЗДАТЕЛЬ**  
ГОСУДАРСТВЕННОЕ  
АВТОНОМНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ  
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ  
СВЕРДЛОВСКОЙ ОБЛАСТИ  
“МНОГОПРОФИЛЬНЫЙ  
КЛИНИЧЕСКИЙ  
МЕДИЦИНСКИЙ ЦЕНТР  
“БОНУМ”  
[www.bonum.info](http://www.bonum.info)

Государственное учреждение  
Научный центр здоровья детей  
Российской академии  
медицинских наук

Свердловский филиал

[www.nczd.ru](http://www.nczd.ru)

**АДРЕС РЕДАКЦИИ**

г. Екатеринбург,  
ул. Академика Бардина, 9а  
тел./факс (343) 2877770, 2403697  
Почтовый адрес: 620149,  
г. Екатеринбург, а/я 187

[sys-int@sys-int.ru](mailto:sys-int@sys-int.ru)  
[www.sys-int.ru](http://www.sys-int.ru)

Электронный научный журнал  
“Системная интеграция в  
здравоохранении”  
зарегистрирован Федеральной  
службой по надзору в сфере  
массовых коммуникаций, связи и  
охраны культурного наследия  
Российской Федерации  
Свидетельство Эл №ФС77-32479  
от 09 июня 2008 г.

ISSN 1997-3276

При использовании материалов  
ссылка на журнал “Системная  
интеграция в здравоохранении”  
обязательна.

© ГАУЗ СО «МКМЦ «Бонум», 2022



электронный научный журнал  
**СИСТЕМНАЯ ИНТЕГРАЦИЯ  
В ЗДРАВООХРАНЕНИИ**

[WWW.SYS-INT.RU](http://WWW.SYS-INT.RU)

ЭЛЕКТРОННЫЙ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКИЙ  
ЖУРНАЛ ДЛЯ СПЕЦИАЛИСТОВ  
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ, ЭКОНОМИКИ И  
УПРАВЛЕНИЯ, ИНФОРМАЦИОННЫХ  
ТЕХНОЛОГИЙ, ПЕДАГОГИКИ, ПСИХОЛОГИИ И  
СОЦИАЛЬНОЙ РАБОТЫ

**№ 3 (56) 2022**

**РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ**

Главный редактор Е.А.ДУГИНА  
Заместители главного редактора  
С.И.БЛОХИНА, С.Л.ГОЛЬДШТЕЙН

**ЕСТЕСТВЕННО-НАУЧНЫЕ ПРОБЛЕМЫ МЕДИЦИНСКОЙ НАУКИ И  
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ**

Леонтьев С.Л., Цветков А.И., Михайлова Д.О., Кузьмин К.В., Казанцев В.С.  
ГЕНДЕРНЫЙ АНАЛИЗ РАСПРОСТРАНЕННОСТИ САМОЛЕЧЕНИЯ СРЕДИ ПАЦИЕНТОВ С  
ЗАБОЛЕВАНИЯМИ СИСТЕМЫ КРОВООБРАЩЕНИЯ (ПО МАТЕРИАЛАМ СОЦИОЛОГИЧЕСКОГО  
ОПРОСА В СВЕРДЛОВСКОЙ ОБЛАСТИ)..... 5

Казанцева А.В., Набойченко Е.С., Климова М.А., Сабирьянова А.Р.  
АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ ОКАЗАНИЯ МЕДИЦИНСКОЙ ПОМОЩИ ВЕТЕРАНАМ В  
СВЕРДЛОВСКОЙ ОБЛАСТИ..... 29

Алдушина А.Д.  
РЕКОМЕНДАЦИИ РОДСТВЕННИКАМ ПАЦИЕНТОВ, СТРАДАЮЩИХ ДЕМЕНЦИЕЙ ..... 38

Ануфриева Д.В., Дубровина А.Д., Сабитова Д.Р., Соловьева С.Н.  
ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПРЕДПОСЫЛКИ ДЛЯ РАЗВИТИЯ ЦИФРОВОГО СКРИНИНГА РАКА  
МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ..... 43

**МЕДИЦИНСКОЕ ОБРАЗОВАНИЕ В СОВРЕМЕННЫХ РЕАЛИЯХ**

Заводчиков Д.П., Баляева Л.  
ВЗАИМОСВЯЗЬ СТРЕССОУСТОЙЧИВОСТИ И СОВЛАДАЮЩЕГО ПОВЕДЕНИЯ СТУДЕНТОВ  
МЕДИЦИНСКОГО КОЛЛЕДЖА ..... 51

Кожемяко К.О., Шаров А.А.  
ВЗАИМОСВЯЗЬ ЖИЗНЕСТОЙКОСТИ И СМЫСЛОЖИЗНЕННЫХ ОРИЕНТАЦИЙ СТУДЕНТОВ  
МЕДИЦИНСКОГО КОЛЛЕДЖА ..... 61

Галиулина О.В.  
БАКАЛАВРЫ СЕСТРИНСКОГО ДЕЛА И ИХ ПРОФЕССИОНАЛЬНАЯ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ В  
ПРАКТИЧЕСКОМ ЗДРАВООХРАНЕНИИ ..... 74

Цветков А.И., Устинов А.Л.  
АКТУАЛЬНЫЕ ПРОБЛЕМЫ ПАТРИОТИЧЕСКОГО ВОСПИТАНИЯ БУДУЩИХ ВРАЧЕЙ..... 80

**ПСИХОЛОГИЯ, ПЕДАГОГИКА И СОЦИАЛЬНАЯ РАБОТА**

Горфинкель В.А.  
ОСОБЕННОСТИ САМООЦЕНКИ У СТАРШИХ ДОШКОЛЬНИКОВ В АСПЕКТЕ ДЕТСКО-  
РОДИТЕЛЬСКИХ ОТНОШЕНИЙ ..... 89

Курочкина И.А., Зеер Э.Ф.  
ПСИХОЛОГО-ПЕДАГОГИЧЕСКАЯ ГОТОВНОСТЬ ПЕДАГОГОВ, РАБОТАЮЩИХ С ДЕТЬМИ,  
ИМЕЮЩИМИ ОГРАНИЧЕННЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ЗДОРОВЬЯ..... 94

**ЧИТАЛЬНЫЙ ЗАЛ**

Блохина С.И., Набойченко Е.С.  
ЦЕНТР БОНУМ: ОТ ИСТОКОВ ДО НАШИХ ДНЕЙ .....101

© Ануфриева Д.В., Дубровина А.Д., Сабитова Д.Р., Соловьева С.Н.

УДК 004.932.2

## ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПРЕДПОСЫЛКИ ДЛЯ РАЗВИТИЯ ЦИФРОВОГО СКРИНИНГА РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ

Ануфриева Д.В.<sup>1</sup>, Дубровина А.Д.<sup>1</sup>, Сабитова Д.Р.<sup>1</sup>, Соловьева С.Н.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Уральский федеральный университет им. Первого Президента России Б.Н.Ельцина,  
г. Екатеринбург

<sup>2</sup> ООО «Научно-исследовательский центр «Авантренд», г. Екатеринбург

**Резюме.** В статье рассмотрена проблема обработки суммационных изображений и приведены некоторые методы, позволяющие работать с данным типом снимков и извлекать из них нужные признаки. При этом каждый из этих методов имеет свои недостатки, связанные с тем, что не учитываются особенности суммационных изображений. По этой причине существует необходимость создания нового метода, позволяющего улучшить процесс снятия информации с таких изображений.

**Ключевые слова:** методы обработки маммограмм, суммационное изображение, суммационный эффект, анализ изображений.

## INFORMATIONAL PREREQUISITES FOR THE DEVELOPMENT OF DIGITAL BREAST CANCER SCREENING

Anufrieva D.V.<sup>1</sup>, Dubrovina A.D.<sup>1</sup>, Sabytova D.R.<sup>1</sup>, Solovyeva S.N.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Ural Federal University, Yekaterinburg, Russia

<sup>2</sup> LLC Research Center «Avantrend», Yekaterinburg, Russia

**Summary.** The article considers the problem of processing summation images and presents some methods that allow to work with this type of images and extract the necessary features from them. At the same time, each of these methods has its drawbacks related to the fact that the features of summation images are not taken into account. For this reason, there is a need to create a new method to improve the process of extracting information from such images.

**Key words:** mammogram processing methods, summation image, summation effect, image analysis.

### Введение

В настоящее время болезни молочной железы занимают первые позиции среди заболеваний женского населения. Длительное время специалисты предпринимают

попытки использования различных способов для выявления данных заболеваний на ранних стадиях, следствием чего будет являться снижение смертности и увеличение медианы выживаемости при данных группах патологий. Однако на сегодняшний день ни один из способов не является в полной мере достаточным для наиболее точной диагностики раннего развития рака молочной железы из-за отсутствия необходимого количества выявляемых со снимка признаков для определения патологий.

### **Проблематика маммографических снимков**

Медицинское изображение – это структурно - функциональный образ органов человека, предназначенный для диагностики заболеваний и изучения анатомо-физиологической картины организма [1].

Первичные графически данные, получаемые при сканировании пациентов, не всегда дают четкую картинку. Медицинские изображения часто могут быть сложными для интерпретации из-за нечеткой структуры.

Маммография — это метод рентгеновской визуализации, используемый для исследования молочной железы с целью раннего выявления рака и других заболеваний молочной железы. Он используется как диагностический и скрининговый инструмент.

Маммограммы, полученные после исследования, имеют как преимущества, так и недостатки. Преимущество: простота и быстрота метода. Недостатком является то, что изображение при данном типе исследования является плоскостным и суммационным. Суммационный эффект заключается в наложении различных тканей и органов при рентгеновском излучении. Суммационный характер изображения определяет не только суммацию, но и субстракцию (вычитание) теней изучаемых структур. За счет такого наложения не всегда можно точно локализовать патологические изменения.

При выполнении анализа медицинского изображения могут возникнуть проблемы. С одной стороны, эти проблемы обусловлены ограниченностью зрительной системы врача, с другой – спецификой изображений, приведенной ранее. Для решения проблемы суммационных изображений предпринимаются попытки использования разных методов, таких как радиомика, вейвлет-преобразования, классификация большого набора данных маммограмм с использованием глубокого обучения и т.д.

### **Методы обработки суммационных изображений**

Рассмотрим три метода для обработки суммационных снимков:

- радиомика;

- классификация большого набора данных маммограмм с использованием глубокого обучения;
- вейвлет-преобразования.

### **Радиомика**

Радиомику можно рассматривать как метод, предлагающий извлечение большого числа количественных многомерных данных с изображений при помощи компьютерных алгоритмов.

В радиомике выделяются следующие стадии:

- получение изображений;
- выделение области интереса;
- извлечение радиомических признаков из области интереса с помощью методов текстурного анализа;
- анализ текстурных признаков изображения [2].

На рисунке 1 представлена алгоритмическая модель этапов работы с радиомикой.



Рис.1. Алгоритмическая модель работы с радиомикой

При получении изображений необходимо произвести их сегментацию и выделить области интереса. Некоторые патологии могут иметь неправильную форму и нечеткие контуры, что вызывает сложности при их сегментации. Из-за этого лучшим решением

будет использование программного обеспечения (ПО) для полного или частично автоматизированного определения области интереса. Однако область интереса может содержать как всю патологию, так и некоторые её части ввиду того, что процесс выбора области не имеет четкой стандартизации [3].

После определения области интереса идет применение текстурного анализа изображения. При снятии с изображения количественные признаки подразделяются на следующие категории:

- морфологические;
- гистограммные признаки (интенсивность уровней серого тона) первого, второго и более высоких порядков [4].

Морфологические признаки показывают не только форму образования, но и размер, а также контуры области интереса.

Гистограммные признаки первого порядка описывают распределение интенсивностей уровня серого для пикселей, ограниченных областью интереса [5]. В этой категории характерными признаками являются медиана и среднее, что характеризуют ширину диапазона интенсивности, а также энтропия, что является мерой распределения интенсивности.

Гистограммные признаки второго порядка можно называть текстурными признаками. Эти признаки показывают отношение в пространстве между двумя соседними пикселями с одними и теми же или разными значениями яркости [5].

Также существуют различные методы извлечения текстурных признаков. Например, один из них основан на матрице совместной встречаемости на уровне серого (gray level co-occurrence matrix). Значения яркости серого являются строками и столбцами данной матрицы, а ячейки отражают количество раз, когда в определенной взаимосвязи находятся соответствующие значения. На рисунке 2 приведено сравнение признаков первого и второго порядка.

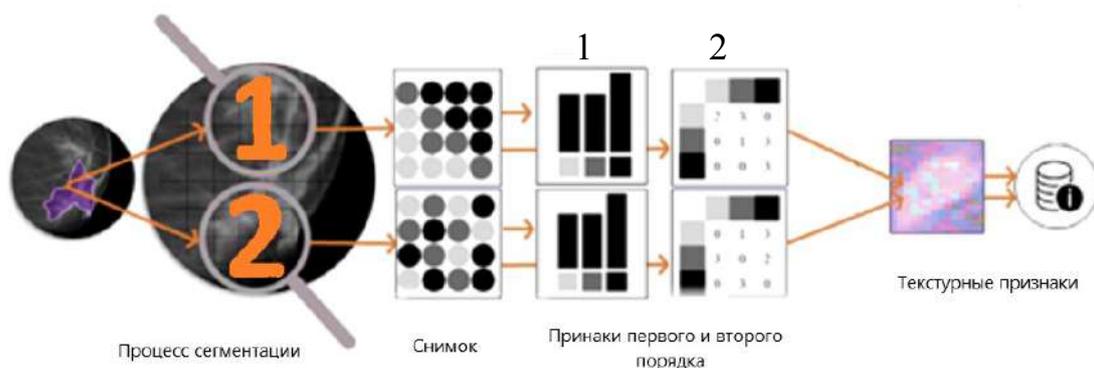


Рис.2. Сравнение признаков первого и второго порядка

В первом случае были использованы гистограммные признаки первого порядка. Здесь гистограммы, основанные на пикселях определенных оттенков, одинаковы. Во втором случае использовалась матрица уровня серого (гистограммные признаки второго уровня). Именно эта матрица показывает текстуру изображения. В дальнейшем с помощью математических вычислений из полученных результатов рассчитываются текстурные признаки, которые могут быть использованы для моделирования.

После получения радиомических признаков их можно анализировать несколькими способами, такими как составление статистических моделей, использование методов машинного обучения и т.д. в зависимости от поставленной задачи. Для упрощения проведения анализа данный этап подразделяется на два подраздела:

- первый раздел – этап отбора или сокращения признаков ввиду огромного количества данных, которые снимаются с изображений;
- второй раздел – этап многомерного анализа данных, а также построения моделей описательных, предиктивных, объяснительных групп.

Для представления основных характеристик и общего описания каждого отдельно взятого признака используются описательные модели. Предиктивные модели направлены на анализ степени вероятности определенных исходов, основываясь на входных данных. В основном создание таких моделей опирается на методы машинного обучения.

Хочется отметить, что на каждом этапе в радиомике есть свои собственные недостатки. Например, невозможно получить одни и те же структурные признаки при существующем множестве разного оборудования и протоколов визуализации, сегментация образования по золотому стандарту вручную занимает немало времени и зависит индивидуально от оператора, автоматическая и полуавтоматическая

сегментация не имеют определенного стандарта, существует необходимость снижения размеров данных из-за частой повторяемости между текстурными признаками, отсутствует однозначное объяснение связи между человеческой тканью и единицей радиомикки – базовым блоком текстуры [7]. К тому же, ни один из этапов не может предложить решение основной проблемы суммационных снимков, что в значительной степени затрудняет проведение точной диагностики РМЖ.

### **Классификация большого набора данных маммограмм с использованием глубокого обучения**

Следующей из рассматриваемых методов обработки, появившейся относительно недавно, является классификация большого набора данных маммограмм с использованием глубокого обучения: сверточная нейронная сеть-дискретный вейвлет (CNN-DW) и сверточная нейронная сеть-криволинейное преобразование (CNN-CT). Дополненный набор данных генерируется с помощью патчей маммограммы и фильтрации данных, напротив, ограниченным адаптивным выравниванием гистограммы (CLAFHE). При этом в качестве классификаторов используется слой softmax и машинный слой опорных векторов. Результаты показали, что CNN-DW и CNN-CT достигли показателей точности 81,83% и 83,74% соответственно. Использовалась нейронная сеть вейвлет-свертки для обнаружения спикелированных результатов в низкоконтрастных шумных маммограммах, таких как архитектурные искажения и спикелированные массы [8].

### **Вейвлет-преобразования**

Еще один существующий для работы с маммографическими снимками метод — это двумерный (2D) метод вейвлет-преобразования. Он является методом для извлечения спектральной информации исходных изображений. В медицинской области 2D вейвлет-преобразование применяется для сжатия данных, улучшения изображения, удаления шума и т.д. В вейвлет-анализе изображение инициализируется на уровне 0. Изображение разлагается на четыре компонента уровня 1: один низкочастотный компонент и три высокочастотных компонента. Сглаженное изображение может быть получено из низкочастотного компонента (low-low component: LL), а детализированные изображения могут быть получены из трех высокочастотных компонентов, т.е. высокочастотного компонента low-high (LH), высокочастотного компонента high-low (HL) и высокочастотного компонента high-high (HH). Поэтому низкочастотные компоненты и высокочастотные компоненты также называются

сглаженными компонентами и детализированными компонентами соответственно. Декомпозиция далее выполняется на компоненте LL. Когда декомпозиция выполняется непрерывно, разрешение изображения соответственно уменьшается. В общем случае, когда вейвлет-преобразование выполняется на заданном изображении размера  $N \times N$ , размеры четырех разложенных компонентов уменьшаются до  $N / 4 \times N / 4$ . Одним из недостатков децимированного вейвлет-преобразования является то, что он не является инвариантным к сдвигу. В результате может произойти исчезновение контуров разложенных изображений [9].

### **Выводы**

Таким образом, существующие методы обработки суммационных изображений, используемые для решения проблемы анализа маммограмм, не позволяют преодолеть проблемы эффекта суммации, что ограничивает получение необходимой информации со снимков. Данная проблема приводит к ошибкам диагностики заболеваний молочной железы, следовательно, возникает необходимость создания инструмента, позволяющего преодолеть суммационный эффект маммографических снимков для целей более качественного снятия информации, что, в свою очередь, позволяет на ранних стадиях выявлять патологии молочной железы и влиять на медиану выживаемости пациентов.

### **Список литературы**

1. Королюк И.П.. Медицинская информатика : Учебник / - 2 изд., перераб. и доп. - Самара : ООО «Офорт» : ГБОУ ВПО «СамГМУ».2012.- 244 с. 2012
2. Lambin P., Leijenaar R.T., Deist T.M., et al. Radiomics: The bridge between medical imaging and personalized medicine // *Nat Rev Clin Oncol*. 2017. Vol. 14, N 12. P. 749–762. doi: 10.1038/nrclinonc.2017.141
3. Gillies R.J., Kinahan P.E., Hricak H. Radiomics: Images are more than pictures, they are data // *Radiology*. 2016. Vol. 278, N 2. P. 563–577
4. Saslow D, Hannan J, Osuch J, Alciati MH, Baines C, Barton M, et al. (2004). «Clinical breast examination: practical recommendations for optimizing performance and reporting». *CA: A Cancer Journal for Clinicians*. 54 (6): 327–44.
5. Holbrook M.D., Blocker S.J., Mowery Y.M., et al. Mri-based deep learning segmentation and radiomics of sarcoma in mice // *Tomography*. 2020. Vol. 6, N 1. P. 23–33
6. Rizzo S., Botta F., Raimondi S., et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis // *Eur Radiol Exp*. 2018. Vol. 2, N 1. P. 36

7. Zhao B, Tan Y, Tsai WY, et al. Reproducibility of radiomics for deciphering tumor phenotype with imaging. *Sci Rep.* 2016;6:23428
8. Mewada, H. K., Patel, A. V., Hassaballah, M., Alkinani, M. H. & Mahant, K. Spectral–spatial features integrated convolution neural network for breast cancer classification. *MDPI Sens.* .20(17), 4747 (2020)
9. Matsuyama, E., Takehara, M. and Tsai, D.-Y. (2020) Using a Wavelet-Based and Fine-Tuned Convolutional Neural Network for Classification of Breast Density in Mammographic Images. *Open Journal of Medical Imaging*, 10, 17-29.