

Магнитно-резонансная томография и машинное обучение в дифференциации степени злокачественности и стадии рака яичников

М.Р. Хайитбоева¹, М.И. Таирова¹, К.Ш. Ибраимов², Т.Б. Бексултанов², А.А. Огинский², Ю.А. Каримова³, З.Д. Миртаджиева⁴

¹Ташкентский государственный медицинский университет, Республика Узбекистан, 100109, г. Ташкент, ул. Фараби, д. 2

²Кыргызская государственная медицинская академия имени И. К. Ахунбаева, Кыргызская Республика, 720020, г. Бишкек, ул. И. Ахунбаева, д. 92

³Ташкентский государственный медицинский университет, Республика Узбекистан, г. Ташкент, ул. Махтумкули, д. 103

⁴Лечебно-профилактический центр при Совете Федерации профсоюзов Республики Узбекистан, Республика Узбекистан, г. Ташкент, Мирзо-Улугбекский район, ул. Шорттепа, д. 159А

Реферат. Введение. Тактика лечения и прогноз при раке яичников в значительной степени зависят от стадии и степени злокачественности опухолевого процесса. Дооперационная дифференциация опухолей низкой и высокой степени злокачественности, а также оценка распространённости заболевания имеют ключевое значение для выбора оптимальной тактики лечения и объёма хирургического вмешательства. **Цель.** Оценить диагностическую эффективность магнитно-резонансной томографии с применением методов машинного обучения в дифференциации низко- и высокозлокачественных форм рака яичников, а также в определении ограниченных и распространённых стадий заболевания. **Материалы и методы.** В исследование включены 69 пациенток с гистологически верифицированным раком яичников для анализа степени злокачественности и 97 пациенток для оценки стадирования заболевания. Анализ проводился на основе 13 магнитно-резонансных признаков и двух клинических параметров – менопаузального статуса и уровня сывороточного антигена СА-125. Для построения прогностических моделей использовались методы машинного обучения с применением логистической регрессии и пошагового отбора признаков. Статистическая обработка включала корреляционный анализ и ROC-анализ. **Результаты и их обсуждение.** Традиционная визуальная оценка магнитно-резонансных признаков не позволяла надёжно дифференцировать опухоли низкой и высокой степени злокачественности. Применение методов машинного обучения позволило сформировать прогностическую модель дифференциации степени злокачественности рака яичников с площадью под ROC-кривой $0,799 \pm 0,063$, чувствительностью 96,0% и точностью 84,1%. Модель машинного обучения для оценки распространённости опухолевого процесса продемонстрировала площадь под ROC-кривой $0,743 \pm 0,048$. **Выводы.** Использование методов машинного обучения на основе магнитно-резонансных и клинических данных существенно повышает диагностическую ценность магнитно-резонансной томографии; в дооперационной оценке степени злокачественности и стадии рака яичников и представляет перспективное направление неинвазивной онкологической диагностики.

Ключевые слова: магнитно-резонансная томография; рак яичников; машинное обучение; степень злокачественности; стадирование.

Для цитирования: Хайитбоева М.Р., Таирова М.И., Ибраимов К.Ш., [и др.]. Магнитно-резонансная томография и машинное обучение в дифференциации степени злокачественности и стадии рака яичников // Вестник современной клинической медицины. – 2026. – Т. 19, вып. 4. – С. 100–104. DOI: 10.20969/VSKM.2026.19(4).100-104.

Magnetic resonance imaging and machine learning in the differential diagnostics of ovarian cancer grades and stages

Mukhayo R. Khayitboeva¹, Madina I. Tairova¹, Kubat Sh. Ibraimov², Temirlan B. Beksultanov², Alexey A. Oginsky², Yulduz A. Karimova³, Zilola D. Mirtadzhieva⁴

¹Tashkent State Medical University, 2 Farabi str., 100109, Tashkent, Republic of Uzbekistan

²I. K. Akhunbaev Kyrgyz State Medical Academy, 92 I. Akhunbaev str., 720020, Bishkek, Kyrgyz Republic

³Tashkent State Medical University, 103 Makhtumkuli str., Tashkent, Republic of Uzbekistan

⁴Medical and Preventive Center under the Council of the Federation of Trade Unions of the Republic of Uzbekistan, 159A Shortepa str., Mirzo-Ulugbek district, Tashkent, Republic of Uzbekistan

Abstract. Introduction. Treatment strategy and prognosis in ovarian cancer largely depend on tumor grade and disease stage. Accurate preoperative differentiation between low-grade and high-grade tumors and assessment of the disease extent are essential for optimal treatment planning. **Aim.** To evaluate the diagnostic performance of magnetic resonance imaging combined with machine learning techniques in differentiating low-grade and high-grade ovarian cancer and in distinguishing limited and advanced stages of the disease. **Materials and Methods.** The study included 69 patients with histologically verified ovarian cancer for malignancy grade assessment and 97 patients for disease staging analysis. Thirteen magnetic resonance imaging features and two clinical parameters — menopausal status and serum cancer antigen CA-125 level — were used as input variables. Machine learning-based predictive models were developed using logistic regression with stepwise feature selection. Statistical analysis included correlation analysis and ROC analysis.

Results and Discussion. Conventional visual assessment of magnetic resonance imaging features showed limited ability to differentiate ovarian cancer malignancy grades. Application of machine learning enabled development of a predictive model for malignancy grade differentiation with an area under the ROC curve of 0.799 ± 0.063 , sensitivity of 96.0%, and accuracy of 84.1%. The machine learning-based model for disease stage differentiation demonstrated an area under the ROC curve of 0.743 ± 0.048 . **Conclusions.** Machine learning-based analysis of magnetic resonance imaging and clinical data significantly enhances the diagnostic performance of MRI in preoperative assessment of ovarian cancer malignancy grade and stage and represents a promising tool for personalized treatment planning.

Keywords: magnetic resonance imaging; ovarian cancer; machine learning; malignancy grade; staging.

For citation: Khayitboeva, M.R.; Tairova, M.I.; Ibraimov, K.Sh.; et al. Magnetic resonance imaging and machine learning in the differential diagnostics of ovarian cancer grades and stages. The Bulletin of Contemporary Clinical Medicine. 2026, 19 (4), 100-104. DOI: 10.20969/VSKM.2026.19(4).100-104.

Введение. Рак яичников остаётся одной из ведущих причин смертности среди злокачественных опухолей женской репродуктивной системы, что обусловлено преимущественно поздней диагностикой заболевания [1-3]. Тактика лечения и прогноз при раке яичников в значительной степени определяются стадией и степенью злокачественности опухолевого процесса [4, 5]. При выявлении заболевания на ранних стадиях (FIGO I-II) сочетание циторедуктивного хирургического вмешательства и системной химиотерапии позволяет достичь благоприятных результатов у 70-90% пациенток, тогда как при распространённых стадиях (FIGO III-IV) эффективность лечения существенно ниже [6-8].

Важным прогностическим фактором является степень злокачественности опухоли. В настоящее время широко применяется бинарная система градирувания, включающая рак яичников низкой степени злокачественности (low-grade serous ovarian cancer, LGSOC) и высокой степени злокачественности (high-grade serous ovarian cancer, HGSOC) [9, 10]. Эти формы отличаются молекулярно-генетическими характеристиками, клиническим течением и чувствительностью к лекарственной терапии, что обуславливает различия в подходах к лечению [11, 12].

Дооперационная дифференциация LGSOC и HGSOC имеет принципиальное значение для выбора оптимальной лечебной тактики [13]. Магнитно-резонансная томография (МРТ) является одним из наиболее информативных методов визуализации опухолей яичников благодаря высокой тканевой контрастности и возможности комплексной оценки морфологических и функциональных характеристик опухоли [14]. Однако традиционный визуальный анализ МР-изображений зачастую не позволяет надёжно разграничить опухоли различной степени злокачественности [15].

В последние годы всё большее внимание уделяется применению методов машинного обучения в медицинской визуализации, позволяющих выявлять скрытые закономерности в данных и повышать точность диагностических решений [16, 17]. Использование алгоритмов машинного обучения на основе МР-признаков и клинических параметров представляется перспективным направлением для неинвазивной оценки степени злокачественности и стадии рака яичников [18, 19].

Целью исследования являлась оценка возможностей магнитно-резонансной томографии в сочетании с методами машинного обучения для дифференциации рака яичников низкой и высокой степени злокачественности, а также для опреде-

ления ограниченных и распространённых стадий опухолевого процесса.

Материалы и методы.

Исследование носило ретроспективный характер. В анализ включены пациентки с раком яичников, прошедшие магнитно-резонансную томографию органов малого таза до начала специфического лечения.

Для оценки степени злокачественности опухоли в исследование были включены 69 пациенток с гистологически верифицированным раком яичников. В зависимости от степени дифференцировки опухоли пациентки были разделены на две группы:

- первую группу составили 19 пациенток с раком яичников низкой степени злокачественности (G1, LGSOC);

- вторую группу – 50 пациенток с умеренно- и низкодифференцированным раком (G2–G3), объединённых в группу высокой степени злокачественности (HGSOC). Объединение пациенток с G2-G3 в группу высокой степени злокачественности было выполнено в соответствии с современной бинарной моделью классификации серозного рака яичников, принятой в клинических и молекулярно-биологических исследованиях.

Для анализа распространённости опухолевого процесса дополнительно изучены данные 97 пациенток, из которых 37 имели ограниченные стадии заболевания (FIGO I-II), а 60 – распространённые стадии (FIGO III-IV).

МРТ выполнялась по стандартному протоколу с получением T1- и T2-взвешенных изображений в аксиальной, сагиттальной и корональной плоскостях. Оценка включала анализ морфологических характеристик опухолевого образования, а также признаков регионарного и отдалённого распространения процесса.

Для каждого пациента были проанализированы 13 магнитно-резонансных признаков, а также два клинических параметра – менопаузальный статус и уровень сывороточного антигена СА-125.

Статистическая обработка данных включала корреляционный анализ для выявления взаимосвязи между МР-признаками и клиническими характеристиками. Для построения прогностических моделей применялись методы машинного обучения на основе логистической регрессии с пошаговым обратным отбором признаков. Логистическая регрессия рассматривалась как интерпретируемый метод машинного обучения, широко применяемый в медицинских задачах бинарной классификации и клинко-радиологического прогнозирования. Оценка

диагностической эффективности моделей проводилась с использованием ROC-анализа.

Результаты и обсуждение.

При анализе взаимосвязи магнитно-резонансных и клинических признаков со степенью злокачественности рака яичников установлено, что большинство морфологических характеристик опухолевого образования не демонстрировали статистически значимых различий между группами пациенток с низкой и высокой степенью злокачественности ($p > 0,05$). Такие признаки, как локализация опухоли, форма, размеры, тип образования, контуры, толщина стенок и перегородок, а также наличие папиллярных разрастаний, не обладали достаточной дискриминирующей способностью при традиционной визуальной оценке.

В то же время статистически значимая корреляция со степенью злокачественности опухоли была выявлена для признаков, отражающих распространённость опухолевого процесса. Достоверные различия между группами отмечены по наличию жидкости в Дугласовом пространстве ($r = 0,439$; $p < 0,01$), асциту ($r = 0,273$; $p < 0,05$), регионарной лимфаденопатии ($r = 0,275$; $p < 0,05$), метастатическому поражению брюшной полости ($r = 0,169$; $p < 0,05$), а также по менопаузальному статусу и уровню сывороточного антигена СА-125 ($p < 0,05$). Полученные данные подтверждают ограниченную диагностическую ценность отдельных МР-признаков и обосновывают целесообразность применения комплексного анализа с использованием методов машинного обучения (табл. 1).

Основываясь на представленных результатах, можно заключить, что наличие на МРТ таких признаков, как выпот в дугласовом пространстве таза и асцит, действительно чаще ассоциируется с высокозлокачественным серозным раком яичников (HGSOC), однако их изолированное использование не позволяет надёжно дискриминировать опухоли высокой и низкой степени злокачественности. Эти признаки, по-видимому, отражают не столько гистологическую агрессивность первичного опухолевого узла, сколько степень распространённости опухолевого процесса и вовлечение брюшины, что ограничивает их диагностическую специфичность при традиционном визуальном анализе МРТ данных.

В связи с этим представляется обоснованным применение методов машинного обучения, позволяющих учитывать комплексное влияние морфологических, клинических и лабораторных факторов. Использование базы данных, включающей 15 признаков, и алгоритма пошагового обратного отбора позволило выделить наиболее информативные независимые предикторы степени злокачественности рака яичников. Включение в модель таких параметров, как размер образования, наличие жидкости в Дугласовом пространстве, асцит, менопаузальный статус и уровень сывороточного антигена СА-125, подтверждает мультифакторную природу злокачественного потенциала серозных опухолей яичников.

На основе отобранных предикторов, с использованием логистической регрессии создана МРТ прогностическая модель классификация степени злокачественности рака яичника, т. е. дискримини-

Таблица 1

Взаимосвязь магнитно-резонансных и клинических признаков со степенью злокачественности рака яичников (n=69)

Table 1

Relationship between MRI-based and clinical features and the grades of ovarian cancer (n = 69)

Признак	R	p
Локализация опухоли (односторонняя / двусторонняя)	0,208	>0,05
Форма образования (правильная / неправильная)	0,213	>0,05
Размер опухоли (≤ 6 см / > 6 см)	0,070	>0,05
Тип образования (кистозный / кистозно-солидный / солидный)	0,234	>0,05
Однокамерность / многокамерность	0,040	>0,05
Контуры образования (чёткие / нечёткие)	0,163	>0,05
Толщина стенок и перегородок	0,213	>0,05
Папиллярные разрастания	0,078	>0,05
Интенсивность сигнала на T2-взвешенных изображениях	0,232	>0,05
Жидкость в Дугласовом пространстве	0,439	<0,01
Асцит	0,273	<0,05
Регионарная лимфаденопатия	0,275	<0,05
Метастазы в брюшной полости	0,169	<0,05
Менопаузальный статус	0,208	<0,05
Уровень сывороточного антигена СА-125	0,151	<0,05

*Примечание: r – коэффициент корреляции Пирсона; p – уровень статистической значимости.

*Note: r – Pearson correlation coefficient; p – statistical significance level.

нации HGSOC от LGSOC, которая описывалась следующим уравнением регрессии:

$$Y = 1 / (1 + \exp(-(-3,15105 + 1,22028 \cdot x_1 + 1,10874 \cdot x_2 + 1,72804 \cdot x_3 + 1,47806 \cdot x_4 + 1,19730 \cdot x_5))),$$

где:

Y – логит индекса степени злокачественности РЯ;

x_1 – асцит;

x_2 – менопаузальный статус;

x_3 – жидкость в Дугласовом пространстве;

x_4 – максимальный диаметр образования;

x_5 – уровень сывороточного антигена СА – 125.

ROC – кривая созданной прогностической МРТ модели определения индекса степени злокачественности РЯ представлена на рис. 1.

Построенная на основе логистической регрессии прогностическая МРТ-модель продемонстрировала хорошее качество дискриминации HGSOC и LGSOC, что подтверждается значением площади под ROC-кривой ($AUC = 0,799$) и высокой чувствительностью (96,0%). Относительно умеренная специфичность модели может быть объяснена частичным перекрытием клинико-радиологических характеристик опухолей разной степени злокачественности, особенно на ранних стадиях заболевания, однако при этом высокая точность и отрицательная предсказательная ценность делают модель перспективной для клинического применения на этапе предоперационной стратификации риска.

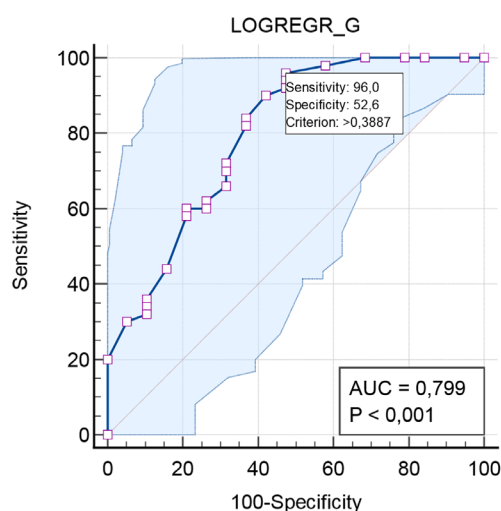


Рис. 1. ROC-кривая прогностической модели определения индекса степени злокачественности рака яичников.

Fig. 1. ROC curve of the predictive model of determining the malignancy index of ovarian cancer.

Анализ факторов, ассоциированных со стадией рака яичников, показал, что ключевыми индикаторами распространённого процесса (FIGO III-IV) являются метастазы в брюшной полости, большие размеры опухолевого образования, наличие жидкости в Дугласовом пространстве и повышенный уровень СА-125. При этом большинство морфологических МРТ-характеристик опухоли не продемонстрировали статистически значимой связи со стадией заболевания, что ещё раз подчёркивает ограниченность субъективной визуальной оценки при сложной онкологической патологии.

Созданная МРТ-прогностическая модель определения индекса распространённости рака яичников, включающая два наиболее значимых предиктора – метастазы в брюшной полости и размер опухоли, показала удовлетворительное качество дискриминации ($AUC=0,743$). Несмотря на относительно невысокую точность (61,8%), модель демонстрирует высокую чувствительность, что позволяет рассматривать её как вспомогательный инструмент при оценке вероятности распространённых стадий заболевания и как основу для дальнейшего совершенствования с использованием расширенных выборок и дополнительных параметров.

В целом, полученные результаты подтверждают, что интеграция методов машинного обучения в анализ МРТ-данных позволяет преодолеть ограничения традиционного описательного подхода и создать неинвазивные клиничко-радиологические модели, способные повысить точность предоперационной оценки степени злокачественности и распространённости рака яичников. Это имеет принципиальное значение для выбора оптимальной тактики лечения, прогноза заболевания и индивидуализации ведения пациенток.

Выводы:

Традиционная визуальная оценка магнитно-резонансных признаков опухолей яичников обладает

ограниченной диагностической ценностью и не позволяет надёжно дифференцировать рак яичников низкой и высокой степени злокачественности, а также точно определять распространённость опухолевого процесса.

Применение методов машинного обучения на основе совокупности МРТ-признаков и клинических параметров существенно повышает информативность магнитно-резонансной томографии в дооперационной оценке рака яичников.

Разработанная прогностическая МРТ-модель дифференциации степени злокачественности рака яичников, включающая максимальный размер опухоли, наличие асцита, жидкости в Дугласовом пространстве, менопаузальный статус и уровень сывороточного антигена СА-125, продемонстрировала высокую диагностическую эффективность ($AUC=0,799$; чувствительность 96,0%; точность 84,1%).

МРТ-модель оценки распространённости рака яичников, основанная на наличии метастазов в брюшной полости и размере опухолевого образования, показала удовлетворительное качество дискриминации ограниченных и распространённых стадий заболевания ($AUC=0,743$), однако требует дальнейшей валидации для повышения специфичности и точности.

Интеграция методов машинного обучения в анализ магнитно-резонансных и клинических данных является перспективным направлением неинвазивной диагностики рака яичников и может способствовать более точной предоперационной стратификации риска, оптимизации лечебной тактики и персонализации ведения пациенток.

Ограничения исследования. Исследование имело ретроспективный характер и проводилось на ограниченной выборке пациенток, что может влиять на обобщаемость полученных результатов. Разработанные прогностические модели не проходили внешнюю валидацию на независимой выборке. Вместе с тем выявленные диагностические закономерности могут служить основой для дальнейших проспективных исследований с расширенными выборками.

Прозрачность исследования. Исследование не имело спонсорской поддержки. Авторы несут полную ответственность за предоставление окончательной версии рукописи в печать.

Декларация о финансовых и других взаимоотношениях. Все авторы принимали участие в разработке концепции, дизайна исследования и в написании рукописи. Окончательная версия рукописи была одобрена всеми авторами. Авторы не получали гонорар за исследование.

Вклад авторов. Хайитбоева М.Р., Таирова М.И. – разработка концепции и дизайна исследования, сбор клинического материала; Ибраимов К.Ш., Бексултанов Т.Б., Огинский А.А. – сбор клинического материала и формирование базы данных; Каримова Ю.А., Миртаджиева З.Д. – анализ и интерпретация полученных данных.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Torre LA, Trabert B, DeSantis CE, et al. Ovarian cancer statistics, 2018. *CA Cancer J Clin*. 2018;68(4):284–296.
2. Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics, 2020. *CA Cancer J Clin*. 2020;70(1):7–30.
3. Reid BM, Permut JB, Sellers TA. Epidemiology of ovarian cancer. *Cancer Biol Med*. 2017;14(1):9–32.
4. Prat J. FIGO staging for ovarian, fallopian tube and peritoneal cancer. *Int J Gynecol Obstet*. 2014;124(1):1–5.
5. Lheureux S, Gourley C, Vergote I, Oza AM. Epithelial ovarian cancer. *Lancet*. 2019;393(10177):1240–1253.
6. du Bois A, Reuss A, Pujade-Lauraine E, et al. Role of surgical outcome in advanced ovarian cancer. *Cancer*. 2009;115(6):1234–1244.
7. Chi DS, Eisenhauer EL, Lang J, et al. What is the optimal goal of primary cytoreductive surgery? *Gynecol Oncol*. 2006;103(2):559–564.
8. Vergote I, Tropé CG, Amant F, et al. Neoadjuvant chemotherapy or primary surgery. *N Engl J Med*. 2010;363(10):943–953.
9. Kurman RJ, Shih IM. The origin and pathogenesis of epithelial ovarian cancer. *Am J Surg Pathol*. 2010;34(3):433–443.
10. Gershenson DM. Low-grade serous carcinoma of the ovary. *Gynecol Oncol*. 2016;141(3):581–585.
11. Kaldawy A, Segev Y, Lavie O, et al. Low-grade serous ovarian cancer: A review. *Gynecol Oncol*. 2016;143(2):433–438.
12. Bowtell DD, Böhm S, Ahmed AA, et al. Rethinking ovarian cancer II. *Nat Rev Cancer*. 2015;15(11):668–679.
13. Colombo N, Sessa C, du Bois A, et al. ESMO–ESGO consensus guidelines. *Ann Oncol*. 2019;30(5):672–705.
14. Thomassin-Naggara I, Poncelet E, Jalaguier-Coudray A, et al. MRI for ovarian tumor characterization. *Radiology*. 2013;267(2):432–443.
15. Forstner R, Thomassin-Naggara I, Cunha TM, et al. ESUR recommendations. *Eur Radiol*. 2017;27(6):2248–2260.
16. Erickson BJ, Korfiatis P, Akkus Z, Kline TL. Machine learning in medical imaging. *Radiographics*. 2017;37(2):505–515.
17. Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, et al. Radiomics. *Eur J Cancer*. 2017;48(4):441–446.
18. Nougaret S, Vargas HA, Lakhman Y, et al. Ovarian cancer imaging and AI. *Radiology*. 2019;290(3):740–749.
19. Zhang H, Mao Y, Chen X, et al. MRI-based radiomics for ovarian cancer grading. *Eur Radiol*. 2021;31(4):2428–2437.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

ХАЙИТБОЕВА МУХАЙЕ РАВШАНОВНА, ORCID: 0009-0006-5965-625x, PhD, e-mail: khayitboyeva@list.ru ;

ассистент кафедры медицинской радиологии №1, Ташкентский государственный медицинский университет, Узбекистан, 100109, Ташкент, Алмазарский район, улица Фаробий, 2.

ТАИРОВА МАДИНА ИЛХОМ КИЗИ, ORCID: 0009-0006-4860-7066, PhD, e-mail: madina.tairova.1993@mail.ru ;

ассистент кафедры медицинской радиологии №1, Ташкентский государственный медицинский университет, Узбекистан, 100109, Ташкент, Алмазарский район, улица Фаробий, 2.

ИБРАИМОВ КУБАТ ШАРИПКАНОВИЧ,

ORCID: 0000-0001-7753-3938,

Scopus Author ID: 57192194460; e-mail: dr.kubat@gmail.com ;

ассистент кафедры лучевой диагностики и лучевой терапии, Кыргызская государственная медицинская академия имени И. К. Ахунбаева, Кыргызская Республика, 720020, г. Бишкек, ул. И. Ахунбаева, д. 92.

БЕКСУЛТАНОВ ТЕМИРЛАН БАКТИЯРОВИЧ,

ORCID: 0009-0007-7866-4885,

e-mail: beksultanov.timaa@gmail.com ;

ассистент кафедры лучевой диагностики и лучевой терапии, Кыргызская государственная медицинская академия имени И. К. Ахунбаева, Кыргызская Республика, 720020, г. Бишкек, ул. И. Ахунбаева, д. 92.

ОГИНСКИЙ АЛЕКСЕЙ АЛЕКСАНДРОВИЧ,

ORCID: 0009-0005-7174-4108;

e-mail: dralekseyoginskiy@gmail.com ;

ассистент кафедры лучевой диагностики и лучевой терапии, Кыргызская государственная медицинская академия имени И. К. Ахунбаева, Кыргызская Республика, 720020, г. Бишкек, ул. И. Ахунбаева, д. 92.

КАРИМОВА ЮЛДУЗ АМИНЖОН КИЗИ,

ORCID: 0009-0002-8258-9535, PhD,

e-mail: dr.karimova.yulduz@gmail.com ;

ассистент кафедры онкологии и медицинской радиологии, Ташкентский государственный медицинский университет, Республика Узбекистан, г. Ташкент, ул. Махтумкули, д. 103.

МИРТАДЖИЕВА ЗИЛОЛА ДАВРОНБЕКОВНА,

ORCID: 0009-0003-4176-4277;

e-mail: mirtadjieva@list.ru ;

врач-радиолог, Лечебно-профилактический центр при Совете Федерации профсоюзов Республики Узбекистан, Республика Узбекистан, г. Ташкент, Мирзо-Улугбекский район, ул. Шортена, д. 159А.

ABOUT THE AUTHORS:

MUKHAYO R. KHAYITBOEVA, ORCID: 0009-0006-5965-625X, PhD, e-mail: khayitboyeva@list.ru ;

Assistant Professor, Department of Medical Radiology No. 1, Tashkent State Medical University, 2 Farobi Street, Almazar District, 100109 Tashkent, Uzbekistan.

MADINA I. TAIROVA, ORCID: 0000-0003-4860-7066,

PhD, e-mail: madina.tairova.1993@mail.ru ;

Assistant Professor, Department of Medical Radiology No. 1, Tashkent State Medical University, 2 Farobi Street, Almazar District, 100109 Tashkent, Uzbekistan.

KUBAT SH. IBRAIMOV, ORCID: 0000-0001-7753-3938,

Scopus Author ID: 57192194460, e-mail: dr.kubat@gmail.com ;

Assistant Professor, Department of Radiology and Therapy, I. K. Akhunbaev Kyrgyz State Medical Academy, 92 Akhunbaev str., 720020 Bishkek, Kyrgyzstan.

TEMIRLAN B. BEKSULTANOV, ORCID: 0009-0007-7866-4885,

e-mail: beksultanov.timaa@gmail.com ;

Assistant Professor, Department of Radiology and Therapy, I. K. Akhunbaev Kyrgyz State Medical Academy, 92 Akhunbaev str., 720020 Bishkek, Kyrgyzstan.

ALEKSEI A. OGINSKIY, ORCID: 0009-0005-7174-4108,

e-mail: dralekseyoginskiy@gmail.com ;

Assistant Professor, Department of Radiology and Therapy, I. K. Akhunbaev Kyrgyz State Medical Academy, 92 Akhunbaev str., 720020 Bishkek, Kyrgyzstan.

YULDUZ A. KARIMOVA, ORCID: 0009-0002-8258-9535,

PhD; e-mail: dr.karimova.yulduz@gmail.com ;

Assistant Professor, Department of Oncology and Medical Radiology, Tashkent State Medical University, 103 Makhtumkuli str., Tashkent, Uzbekistan.

ZILOLA D. MIRTADZHIJEVA, ORCID: 0009-0003-4176-4277,

e-mail: mirtadjieva@list.ru ;

Radiologist, Medical and Preventive Center under the Council of the Federation of Trade Unions of the Republic of Uzbekistan, 159A Shortepa str., Mirzo-Ulugbek District, 100170 Tashkent, Uzbekistan.