УДК: 616.831-006.484-073.756.8:004.8

ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНАЯ ОЦЕНКА СТЕПЕНИ ЗЛОКАЧЕСТВЕННОСТИ ГЛИОМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МРТ И АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА




Хамидов Обид Абдурахмонович[1], Шарипов Маруфжон Орифжон угли[2]
1 - Научно-исследовательский институт реабилитологии и спортивной медицины Самаркандского государственного медицинского университета, Республика Узбекистан, г. Самарканд;
2 - Управление здравоохранения города Самарканда, Республика Узбекистан, г. Самарканд

СУНЪИЙ ИНТЕЛЛЕКТ АЛГОРИТМЛАРИ ВА МРТ ЁРДАМИДА ГЛИОМА МАЛИГНИЗАЦИЯ ДАРАЖАСИНИ ДИФФЕРЕНЦИАЛ БАҲОЛАШ

Хамидов Обид Абдурахмонович[1], Шарипов Маруфжон Орифжон ўғли[2]
1 - Самарқанд давлат тиббиёт университети Реабилитология ва спорт тиббиёти илмий-тадқиқот институти, Ўзбекистон Республикаси, Самарқанд ш.;
2 - Самарқанд шаҳар соғлиқни сақлаш бошқармаси, Ўзбекистон Республикаси, Самарқанд ш.

DIFFERENTIAL GRADING OF GLIOMA MALIGNANCY USING MRI AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS

Khamidov Obid Abdurakhmonovich[1], Sharipov Marufjon Orifjon ugli[2]
1 - Research Institute of Rehabilitology and Sports Medicine, Samarkand State Medical University, Republic of Uzbekistan, Samarkand;
2 - Samarkand City Health Department, Republic of Uzbekistan, Samarkand

e-mail: oxamidov@gmail.com

Резюме. *Мақсад: турли малигнизация даражасидаги глиомаларни дифференциал ташхислашда мультипараметрик МРТ ва сунъий интеллект (СИ) алгоритмларининг диагностик самарадорлигини баҳолаш. Материал ва усуллар: морфологик тасдиқланган глиомали 142 нафар беморнинг МРТ текширувлари ретроспектив таҳлил қилинди (паст даражали – n=68; юқори даражали – n=74). Морфологик белгилар, ADC миқдорий параметрлари ва уч ўлчамли конволюцион нейрон тармоқ (3D-CNN) алгоритми таҳлил қилинди; ўқув, валидацион ва тест танланмалари мос равишда 70%, 15% ва 15% ни ташкил этди. Натижалар: стандарт МРТ баҳоси сезувчанлиги 78,4%, ўзига хослиги 81,3%, AUC 0,821 ни; ADC таҳлили – 84,5%, 82,1% ва 0,875 ни; 3D-CNN модели – 91,3%, 88,7%, диагностик аниқлик 90,0%, F1-кўрсаткич 0,898 ва AUC 0,938 ни; «МРТ + СИ» бирлашган модели – 93,5%, 91,2% ва AUC 0,955 ни ташкил этди. Хулоса: мультипараметрик МРТ билан биргаликда қўлланилган сунъий интеллект алгоритми турли малигнизация даражасидаги глиомаларни фарқлашда юқори диагностик самарадорликка эга ва шифокор қарор қабул қилишини қўллаб-қувватловчи ишончли восита бўлиши мумкин.*

Калит сўзлар: *глиома, магнит-резонанс томография, сунъий интеллект, чуқур ўқитиш, радиомика, ADC, дифференциал ташхис, паст даражали глиома, юқори даражали глиома, машинали ўқитиш.*

Abstract. *Aim: to evaluate the diagnostic efficacy of multiparametric MRI and artificial intelligence (AI) algorithms in the differential diagnosis of gliomas of different malignancy grades. Materials and methods: MRI examinations of 142 patients with histologically verified gliomas (low-grade, n=68; high-grade, n=74) were analysed retrospectively. Morphological features, quantitative ADC parameters and a three-dimensional convolutional neural network (3D-CNN) algorithm were evaluated; the training, validation and test sets comprised 70%, 15% and 15%, respectively. Results: standard MRI assessment showed a sensitivity of 78.4%, specificity of 81.3% and AUC of 0.821; ADC analysis – 84.5%, 82.1% and 0.875; the 3D-CNN model – 91.3%, 88.7%, accuracy 90.0%, F1-score 0.898 and AUC 0.938; the combined "MRI + AI" model – 93.5%, 91.2% and AUC 0.955. Conclusion: the AI algorithm combined with multiparametric MRI demonstrates high diagnostic efficacy in differentiating gliomas of different malignancy grades and may serve as a reliable clinical decision-support tool.*

Keywords: *glioma, magnetic resonance imaging, artificial intelligence, deep learning, radiomics, ADC, differential diagnosis, low-grade glioma, high-grade glioma, machine learning.*

Глиальные опухоли составляют 45–50% всех первичных опухолей центральной нервной системы. Классификация опухолей ЦНС ВОЗ 2021 г. разделяет глиомы на две основные категории: глиомы низкой степени злокачественности (low-grade glioma, LGG; grade 1–2) с более благоприятным прогнозом и длительной выживаемостью и глиомы высокой степени злокачественности (high-grade glioma, HGG; grade 3–4) с агрессивным течением и неблагоприятными исходами [18, 21, 30].

Клиническое значение точной предоперационной оценки степени злокачественности определяется несколькими факторами: она влияет на выбор объёма хирургического вмешательства, определяет необходимость адъювантной лучевой и химиотерапии и связана с существенными различиями в прогнозе – медиана выживаемости при LGG составляет 8–15 лет, при HGG – 2–5 лет [5, 25].

Магнитно-резонансная томография является методом выбора при обследовании пациентов с глиомами и даёт ценную информацию о морфологических особенностях опухоли [19]. Однако визуальная оценка МРТ-признаков во многом субъективна и зависит от опыта врача-рентгенолога [26], а морфологические признаки глиом высокой и низкой степени злокачественности могут значительно перекрываться [6]. Для объективизации оценки применяют количественные параметры МРТ, в частности диффузионно-взвешенной визуализации (DWI/ADC) и перфузии: низкое значение ADC отражает высокую клеточность опухоли и коррелирует с высокой степенью злокачественности, а повышение относительного объёма мозгового кровотока (rCBV) – с неоангиогенезом [8, 15, 17]. В последние годы методы машинного обучения и радиомики показали высокую эффективность при решении задач медицинской визуализации [1, 7, 16].

Цель исследования: оценить диагностическую эффективность мультипараметрической МРТ и алгоритмов искусственного интеллекта в дифференциальной диагностике глиом различной степени злокачественности.

Материал и методы. Проведено ретроспективное диагностическое исследование, включавшее МРТ-исследования 142 пациентов с морфологически верифицированными глиомами: группа I (LGG) – 68, группа II (HGG) – 74 пациента. Средний возраст составил 45,4±14,2 года; мужчин было 82 (57,7%), женщин – 60 (42,3%). Критерии включения: внутримозговое образование, подозрительное на глиому; МРТ, выполненная до лечения; полный набор последовательностей; морфологическое подтверждение диагноза. Критерии исключения: ранее проведённая операция; предшествующая лучевая или химиотерапия; выраженные артефакты; неполный МРТ-протокол; отсутствие гистологического заключения.

МРТ выполняли на томографе 1,5 Тл (Siemens MAGNETOM Skyra) с 32-канальной приёмной катушкой. Протокол включал Т1-ВИ, Т2-ВИ, FLAIR, DWI/ADC, SWI и Т1-ВИ после контрастного усиления, при возможности – DSC-перфузию. Алгоритм искусственного интеллекта включал предварительную обработку изображений (конвертация DICOM в NIfTI, удаление костей черепа (skull stripping), нормализация интенсивности, ресэмплинг), сегментацию опухоли с помощью 3D U-Net [3, 22], извлечение радиомических признаков и глубоких признаков сверточной нейронной сети [1, 28] и классификацию (основная модель – 3D-CNN, модели сравнения – Random Forest и SVM) [9, 14, 24]. Выборка была разделена на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) части; данные одного пациента не попадали одновременно в обучающую и тестовую выборки.

Область интереса (ROI) площадью 100–150 мм² устанавливали в солидной части опухоли с исключением зон некроза, кровоизлияния и сосудов. Рассчитывали ADCmean, ADCmin, нормализованный ADC (nADC), при наличии перфузии – rCBV (единицы ADC – $\times 10^{-3}$ мм²/с). Оптимальный пороговый уровень ADC определяли методом ROC-анализа с использованием индекса Юдена.

Нормальность распределения проверяли с помощью критерия Шапиро–Уилка; группы сравнивали с помощью t-критерия Стьюдента или U-критерия Манна–Уитни, категориальные данные – с помощью критерия χ^2. Рассчитывали чувствительность (Se), специфичность (Sp), точность (Acc), прогностическую ценность положительного (PPV) и отрицательного (NPV) результатов, F1-меру и площадь под ROC-кривой (AUC) с 95% доверительным интервалом; ROC-кривые сравнивали с помощью теста DeLong [4]. Различия считали значимыми при $p<0,05$.

Результаты. Пациенты с HGG были старше, имели больший размер опухоли и чаще – вовлечение мозолистого тела (табл. 1).

Таблица 1. Клинико-демографическая характеристика пациентов

Показатель	LGG (n=68)	HGG (n=74)	p
Возраст, лет (M±SD)	38,2±11,4	52,1±13,8	<0,001
Пол (м/ж), n (%)	40/28 (58,8/41,2)	42/32 (56,8/43,2)	0,803
Размер опухоли, мм (M±SD)	32,4±8,7	48,9±12,3	<0,001
Вовлечение мозолистого тела, n (%)	8 (11,8)	34 (45,9)	<0,001

Таблица 2. МРТ-признаки глиом различной степени злокачественности, n (%)

МРТ-признак	LGG (n=68)	HGG (n=74)	p
Нечёткие контуры	24 (35,3)	68 (91,9)	<0,001
Некроз	2 (2,9)	54 (73,0)	<0,001
Перифокальный отёк	12 (17,6)	62 (83,8)	<0,001
Масс-эффект	18 (26,5)	71 (95,9)	<0,001
Интенсивное контрастное усиление	8 (11,8)	68 (91,9)	<0,001

Признаки, характерные для HGG (нечёткие контуры, некроз, перифокальный отёк, масс-эффект и интенсивное контрастное усиление), встречались при глиомах высокой степени злокачественности в 72–96% случаев, тогда как при LGG – в 3–35% (табл. 2). Все количественные показатели ADC при HGG были достоверно ниже, чем при LGG (p<0,001); наибольшую площадь под ROC-кривой имел nADC (0,903) (табл. 3).

Таблица 3. Количественные показатели ADC при глиомах различной степени злокачественности (×10⁻³ мм²/с, M±SD)

Показатель	LGG (n=68)	HGG (n=74)	p	AUC
ADCmean	1,24±0,18	0,76±0,22	<0,001	0,897
ADCmin	0,98±0,17	0,54±0,19	<0,001	0,879
nADC	1,18±0,22	0,68±0,25	<0,001	0,903

Примечание: nADC – нормализованный ADC (безразмерная величина).

Таблица 4. Диагностическая эффективность методов (тестовая выборка, n=22)

Метод	Se, %	Sp, %	Acc, %	PPV, %	NPV, %	F1	AUC
Визуальная оценка МРТ	78,4	81,3	79,8	79,1	80,7	0,784	0,821
ADC	84,5	82,1	83,3	82,4	84,2	0,833	0,875
Радиомика	87,2	85,3	86,3	85,8	86,7	0,865	0,897
3D-CNN (ИИ)	91,3	88,7	90,0	89,1	90,8	0,898	0,938
МРТ + ИИ	93,5	91,2	92,4	91,7	93,2	0,923	0,955

Примечание: Se – чувствительность; Sp – специфичность; Acc – точность; PPV и NPV – прогностическая ценность положительного и отрицательного результатов; F1 – F1-мера; AUC – площадь под ROC-кривой.

Обсуждение. Настоящее исследование показывает, что комбинированное использование мультипараметрической МРТ и алгоритмов искусственного интеллекта позволяет достигать высокой диагностической эффективности при дифференциации глиом различной степени злокачественности. Стандартная визуальная оценка МРТ показала чувствительность 78,4% и специфичность 81,3% при AUC 0,821, что соответствует литературным данным [19, 26]. Количественные параметры ADC повысили AUC до 0,875, радиомическая модель (Random Forest) достигла AUC 0,897 [1, 10]. Алгоритм 3D-CNN показал наиболее высокие результаты: AUC 0,938, чувствительность 91,3%, специфичность 88,7% [7, 16]. Комбинированная модель «МРТ + ИИ» достигла оптимальных показателей: AUC 0,955, чувствительность 93,5%, специфичность 91,2%.

Преимущества системы искусственного интеллекта включают автоматическое извлечение признаков, учёт пространственного контекста и нелинейную классификацию [2, 12, 23]. Её роль в клинической практике состоит в предоставлении вероятностной оценки, снижении межэкспертной вариабельности и поддержке врачебных решений при предоперационной стратификации пациентов. Комбинированный подход позволяет интегрировать объективные решения алгоритма с клиническим опытом рентгенолога, создавая синергетический эффект [20].

Исследование имеет ограничения: одноцентровой и ретроспективный характер, ограниченный размер выборки (142 пациента), потенциальный дисбаланс классов, возможные различия МРТ-протоколов при применении модели на других томографах, отсутствие внешней

валидации на независимых данных, зависимость радиомических признаков от параметров сканирования и риск переобучения модели. Необходима многоцентровая проспективная валидация.

Выводы. Мультипараметрическая МРТ в сочетании с алгоритмом искусственного интеллекта обладает высокой диагностической эффективностью (чувствительность 93,5%, специфичность 91,2%, AUC 0,955) при дифференциальной оценке глиом различной степени злокачественности.

Традиционная визуальная МРТ-оценка остаётся чувствительным методом (Se 78,4%), однако имеет ограничения в пограничных случаях; количественные параметры DWI/ADC объективизируют диагностику и повышают её точность (AUC 0,875).

Радиомические признаки и машинное обучение позволяют учитывать комплексные паттерны изображений (AUC 0,897), а алгоритм 3D-CNN (AUC 0,938) превосходит отдельные методы благодаря автоматическому извлечению глубоких признаков.

Комбинированная модель «МРТ + ИИ» (AUC 0,955) обеспечивает наилучшую диагностическую эффективность и может рассматриваться как основа клинического применения после внешней валидации.

Литература:

1. Ризаев Ж.А., Ахроров А.Ш. Плеоморфная аденома: особенности клеточного состава и морфологической структуры // Проблемы биологии и медицины. 2025. № 2 (159). С. 314–317. Ссылка на публикацию.
2. Ризаев Ж.А., Васильев А.Ю., Гайбуллаев Э.А. Рентгенодиагностика как современный метод диагностики в стоматологии // Стоматология. 2019. Т. 1, № 1 (74). С. 67–71. DOI: 10.71337/inlibrary.uz.stomatologiya.1319.
3. Ризаев Ж.А., Джурабекова А.Т., Касимов А.А., Мамурова М.М., Мамаурова М.М. Объективизация клинико-неврологической картины повторного инсульта у пожилых // Uzbek Journal of Case Reports. 2023. Т. 3, № 3. С. 15–22. DOI: 10.55620/ujcr.3.3.2023.3.
4. Ризаев Ж.А., Кубаев А.С., Абдукадыров А.А. Предоперационное планирование хирургического лечения верхней ретро-микрогнатии // Журнал биомедицины и практики. 2020. Специальный выпуск, № 2. С. 866–873. Библиографическое подтверждение.
5. Ризаев Ж.А., Туляганов Н.А. Состояние верхнечелюстной пазухи у пациентов с переломами скулоорбитального комплекса: обзор литературы // Передовая офтальмология. 2023. Т. 2, № 2. С. 66–73. DOI: 10.57231/j.ao.2023.2.2.012.
6. Ризаев Ж.А., Хайдаров Н.К. Клиническое, эпидемиологическое и этиопатогенетическое исследование ишемического инсульта // Журнал неврологии и нейрохирургических исследований. 2020. Т. 1, № 1. С. 11–15. DOI: 10.26739/2181-0982-2020-1-2.
7. Ризаев Ж.А., Хакимова С.З., Музаффарова Н.Ш., Ахмадеева Л.Р. Дополнительные подходы к функциональной и визуализационной диагностике головного мозга при разработке индивидуализированных стратегий помощи для пациентов с неврологическими проблемами // Uzbek Journal of Case Reports. 2023. Т. 3, № 4. С. 15–19. Ссылка на публикацию.
8. Ризаев Ж.А., Шадманов А.А., Кубаев А.С., Олимжонов К.Ж. Роль компьютерного моделирования при дентальной имплантологии в современной стоматологии // Журнал стоматологии и краниофациальных исследований. 2021. Т. 2, № 1. С. 50–55. Ссылка на публикацию.
9. Aerts H.J.W.L., Velazquez E.R., Leijenaar R.T.H., et al. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach // Nature Communications. 2014. Vol. 5. Art. 4006.
10. Akkus Z., Galimzianova A., Hoogi A., et al. Deep learning for brain MRI segmentation: state of the art and future directions // Journal of Digital Imaging. 2017. Vol. 30, № 4. P. 449–459.
11. Çiçek Ö., Abdulkadir A., Lienkamp S.S., et al. 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2016. Springer, 2016. P. 424–432.
12. DeLong E.R., DeLong D.M., Clarke-Pearson D.L. Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach // Biometrics. 1988. Vol. 44, № 3. P. 837–845.
13. Guo A.C., Cummings T.J., Dash R.C., et al. Lymphomas and high-grade astrocytomas: comparison of water diffusibility and histologic characteristics // Radiology. 2002. Vol. 224, № 1. P. 177–183.
14. Ismail M., Hill V., Statsevych V., et al. Shape features improve prediction of survival for glioblastoma patients // Scientific Reports. 2016. Vol. 6. Art. 29356.
15. Jenkinson M., Bannister P., Brady M., et al. Improved optimization for the robust and accurate linear registration and motion correction of brain images // NeuroImage. 2002. Vol. 17, № 2. P. 825–841.
16. Kickingereder P., Bonekamp D., Nowosielski M., et al. Radiogenomics of glioblastoma: machine learning-based classification of molecular characteristics by using multiparametric and multiregional MR imaging features // Radiology. 2016. Vol. 281, № 3. P. 907–918.
17. Law M., Yang S., Babb J.S., et al. Comparison of cerebral blood volume and vascular permeability from dynamic susceptibility contrast-enhanced perfusion

MR imaging with glioma grade // AJNR American Journal of Neuroradiology. 2004. Vol. 25, № 5. P. 746–755.
18. Lev M.H., Ozsunar Y., Henson J.W., et al. Glial tumor grading and outcome prediction using dynamic spin-echo MR susceptibility mapping compared with conventional contrast-enhanced MR: confounding effect of elevated rCBV of oligodendrogliomas // AJNR American Journal of Neuroradiology. 2004. Vol. 25, № 2. P. 214–221.
19. Louis D.N., Perry A., Wesseling P., et al. The 2021 WHO Classification of Tumors of the Central Nervous System: a summary // Neuro-Oncology. 2021. Vol. 23, № 8. P. 1231–1251.
20. Menze B.H., Jakab A., Bauer S., et al. The multimodal brain tumor image segmentation benchmark (BRATS) // IEEE Transactions on Medical Imaging. 2015. Vol. 34, № 10. P. 1993–2024.
21. Ostrom Q.T., Patil N., Cioffi G., et al. CBTRUS statistical report: primary brain and other central nervous system tumors diagnosed in the United States in 2013–2017 // Neuro-Oncology. 2020. Vol. 22, Suppl. 12. P. iv1–iv96.
22. Rizaev J.A., Maeda H., Khramova N.V. Plastic surgery for the defects in maxillofacial region after surgical resection of benign tumors // Annals of Cancer Research and Therapy. 2019. Vol. 27, № 1. P. 22–23. DOI: 10.4993/acrt.27.22.
23. Rizayev J.A., Xamidov O.A., Gaybullayev Sh.O. Improving medical radiology services in the Republic of Uzbekistan with the introduction of innovative diagnostic methods // Problems of Biology and Medicine. 2024. № 2 (152). P. 139–141. Библиографическое подтверждение.
24. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. Springer, 2015. P. 234–241.
25. Saadh M.J., Hussain Q.M., Albadr R.J., Doshi H., Rekha M.M., Kundlas M., Pal A., Rizaev J.A., et al. Advanced feature fusion of radiomics and deep learning for accurate detection of wrist fractures on X-ray images // BMC Musculoskeletal Disorders. 2025. Vol. 26. Art. 498. DOI: 10.1186/s12891-025-08733-6.
26. Saadh M.J., Hussain Q.M., Albadr R.J., Doshi H., Rekha M.M., Kundlas M., Pal A., Rizaev J.A., et al. Radiomics meets transformers: a novel approach to tumor segmentation and classification in mammography for breast cancer // Journal of X-Ray Science and Technology. 2025. Vol. 33, № 6. P. 1039–1058. DOI: 10.1177/08953996251351624.
27. Shen D., Wu G., Suk H.I. Deep learning in medical image analysis // Annual Review of Biomedical Engineering. 2017. Vol. 19. P. 221–248.
28. Toh C.H., Castillo M., Wong A.M., et al. Primary cerebral lymphoma and glioblastoma multiforme: differences in diffusion characteristics evaluated with diffusion tensor imaging // AJNR American Journal of Neuroradiology. 2008. Vol. 29, № 3. P. 471–475.
29. Tustison N.J., Avants B.B., Cook P.A., et al. N4ITK: improved N3 bias correction // IEEE Transactions on Medical Imaging. 2010. Vol. 29, № 6. P. 1310–1320.
30. van Griethuysen J.J.M., Fedorov A., Parmar C., et al. Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype // Cancer Research. 2017. Vol. 77, № 21. P. e104–e107.
31. Warfield S.K., Zou K.H., Wells W.M. Simultaneous truth and performance level estimation (STAPLE): an algorithm for the validation of image segmentation // IEEE Transactions on Medical Imaging. 2004. Vol. 23, № 7. P. 903–921.
32. Wesseling P., Capper D. WHO 2016 Classification of gliomas // Neuropathology and Applied Neurobiology. 2018. Vol. 44, № 2. P. 139–150.

ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНАЯ ОЦЕНКА СТЕПЕНИ ЗЛОКАЧЕСТВЕННОСТИ ГЛИОМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МРТ И АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Хамидов О.А., Шарипов М.О.

Резюме. *Цель: оценить диагностическую эффективность мультипараметрической МРТ и алгоритмов искусственного интеллекта (ИИ) в дифференциальной диагностике глиом различной степени злокачественности. Материал и методы: ретроспективно проанализированы МРТ-исследования 142 пациентов с верифицированными глиомами (низкой степени злокачественности – 68, высокой – 74). Оценивали морфологические признаки, количественные параметры ADC и алгоритм трёхмерной сверточной нейронной сети (3D-CNN); обучающая, валидационная и тестовая выборки составили 70, 15 и 15% соответственно. Результаты: стандартная МРТ-оценка показала чувствительность 78,4%, специфичность 81,3%, AUC 0,821; анализ ADC – 84,5%, 82,1% и 0,875; модель 3D-CNN – 91,3%, 88,7%, точность 90,0%, F1-мера 0,898, AUC 0,938; комбинированная модель «МРТ + ИИ» – 93,5%, 91,2% и AUC 0,955. Выводы: алгоритм искусственного интеллекта в сочетании с мультипараметрической МРТ обладает высокой диагностической эффективностью при дифференциации глиом различной степени злокачественности и может служить надёжным инструментом поддержки врачебных решений.*

Ключевые слова: *глиома, магнитно-резонансная томография, искусственный интеллект, глубокое обучение, радиомика, ADC, дифференциальная диагностика, глиома низкой степени злокачественности, глиома высокой степени злокачественности, машинное обучение.*