

## Идентификация увеличения желудочковой системы головного мозга при помощи машинного обучения

### Аннотация

Глубокое обучение – это активно развивающаяся технология, являющаяся частью более широкой области – машинного обучения, использование которого в медицине с каждым годом все интенсивнее исследуется во всем мире. Оценка работы алгоритма по выявлению расширения желудочковой системы головного мозга проводилась на примере 200 серий цифровых изображений МРТ головного мозга, выполненных в T2-взвешенном режиме в аксиальной плоскости. Имеющиеся цифровые данные делились на три части: 1) тренировочную – для обучения; 2) валидационную – для остановки обучения и выбора модели по наилучшему параметру; 3) тестовую – для подсчета метрик качества модели. Показатели точности предсказания искомого отклонения от нормы – увеличения желудочковой системы – составили 97,5 %. Показатели чувствительности составили 96,3 % и специфичности – 98,1 % соответственно.

### Введение

Гидроцефалия – это широкое понятие, включающее в себя ряд патологических состояний, которые характеризуются избыточным скоплением спинномозговой жидкости в ликворных путях головного мозга [1].

Клиническая картина обусловлена видом и стадией гидроцефалии. Специфические симптомы, такие как увеличение окружности головы, выбухание родничка, расширение вен скальпа, отставание в развитии от сверстников, характерны для детей раннего возраста и чаще всего ассоциированы с врожденной гидроцефалией. У детей старше двух лет, подростков и взрослых клинические симптомы вариативны и неспецифичны. Нормотензивная гидроцефалия, диагностируемая у лиц старшей (> 65 лет) возрастной группы, имеет характерную триаду симптомов, описанных S. Nakim и R.D. Adams в 1965 году: нарушение походки, недержание мочи, снижение когнитивных функций [2]. Перечисленные обстоятельства не позволяют диагностировать гидроцефалию, основываясь исключительно на клинической картине.

Совокупные данные по встречаемости синдрома гидроцефалии отмечены в единичных когортных исследованиях. S.C. Vig с соавторами приводят показатель заболеваемости гидроцефалией у взрослых – 17 случаев на 100 000 населения в год, что значительно ниже, чем заболеваемость гидроцефалией в детском возрасте: 82 случая на 100 000 новорожденных [3]. Гидроцефалия детского возраста – одна из самых распространенных патологий в педиатрической нейрохирургической практике; заболеваемость варьирует от 68 случаев на 100 000 новорожденных в Северной Америке до 145 и 316 случаев на 100 000 новорожденных в странах Африки и Латинской Америки соответственно [4].

Чаще в литературе встречаются эпидемиологические данные по отдельным нозологическим формам. Так, нормотензивная гидроцефалия (НТГ) встречается в 10...22 случаях на 100 000 населения старше 50 лет [5], [6]; по данным разных авторов, НТГ выявляется у 6...10 % больных с деменцией.

Вторичная гидроцефалия, которая до 62 % случаев сопутствует различным новообразованиям головного мозга, может быть обусловлена как прямым блоком току ликвора (обструктивная), так и являться следствием гиперпродукции ликвора в ответ на изменение его химического состава на фоне роста опухоли. При опухолях задней черепной ямки у детей ее встречаемость составляет 70...90 % [7]-[9]. При вестибулярной шванноме у взрослых показатель варьирует от 3,7 до 42 % [10]; при глиомах ствола головного мозга у взрослых наиболее частым первым симптомом является головная боль, которая чаще всего обусловлена наличием гидроцефалии [11].

Таким образом, гидроцефалия может являться как самостоятельным, порой трудно диагностируемым заболеванием, так и сопутствовать ряду патологических состояний, и является актуальной проблемой в современной клинической практике.

Даже при условии наличия «очевидных» симптомов диагноза гидроцефалии устанавливается по данным нейровизуализационных методов: МРТ и/или КТ (МСКТ) головного мозга. Основываясь на диагностических критериях, возможно определить внутреннюю, наружную и смешанные формы гидроцефалии. Однако анализ и интерпретация этих критериев требуют временных затрат специалистов в области лучевой диагностики.

Нередко клинические проявления отстают от морфологических изменений, выявляемых при томографических исследованиях, в связи с чем проведение МРТ-скрининга позволит выявить случаи отклонений в показателях желудочковой системы мозга, что, в свою очередь, позволит заподозрить и диагностировать гидроцефалию на ранних стадиях с минимальными клиническими проявлениями. Для выполнения таких исследований и одновременного снижения чрезмерной нагрузки на специалистов лучевой диагностики потребуются новые технологические разработки, позволяющие дифференцировать норму и патологию.

Машинное обучение сегодня активно используется в различных практических направлениях и отраслях науки. Машинное обучение определяется как набор методов, способных автоматически выделять полезные паттерны в данных, чтобы в последующем использовать эти вновь открытые паттерны для предсказаний на новых данных или принятия решений в условиях неопределенности [12].

С тех пор как в 2012 году при помощи глубокого обучения (раздел машинного обучения) был достигнут существенный прогресс в области компьютерного зрения, глубокие нейронные сети, и в частности сверточные нейронные сети, стали основным методом решения задач детекции, сегментации и классификации изображений [13]. Возможности применения этих методов в рамках решения медицинских диагностических задач активно изучаются в настоящее время. Недавно опубликованные исследования о применении алгоритмов глубокого обучения в области лучевой диагностики демонстрируют многообещающие результаты в приложении к заданию определения и классификации патологии [14]-[19].

Наряду с отличными результатами, методы глубокого обучения имеют некоторые ограничения. Существенным препятствием для активного распространения технологии в медицинской диагностике является зависимость от наличия большого объема качественно подготовленных данных и сложности интерпретации глубоких нейронных сетей. Тем не менее для решения проблемы малых наборов данных может быть использована техника «переноса обучения» [20]: нейронная сеть сначала обучается на большом наборе данных, не связанном со специфической задачей (например, набор из нескольких миллионов обычных фотографий ImageNet) [21], а далее эта сеть более тонко настраивается под специальную задачу, например классификацию опухолей на медицинских изображениях.

Целью данного исследования явилась оценка возможности применения глубокого обучения для определения расшире-

ния супратенториальной части желудочковой системы мозга на основе аксиальных проекций T2 – взвешенных МРТ-изображений.

## Материалы и методы

### Постановка задачи

Диагностика расширения желудочковой системы головного мозга по МРТ-изображениям является задачей бинарной классификации. В данном случае МРТ-сканы были разделены на две группы: группа с характерными для расширения желудочковой системы головного мозга признаками (класс – «патология») и группа без таковых признаков (класс – «норма»). Для тренировки классификатора через алгоритм машинного обучения многократно пропускается набор обучающих данных, после чего качество модели тестируется на отложенной выборке данных. Итогом этого процесса в идеальном случае должна стать модель, способная к обобщению, т. е. предсказывающая правильные классы для изображений, не использовавшихся в процессе обучения. В рамках данного исследования задача бинарной классификации по МРТ-изображениям решалась с применением методики машинного обучения «с учителем».

### Сбор, разметка и предварительная обработка данных

Сбор данных осуществлялся врачом лучевой диагностики с субспециализацией в МРТ-диагностике и опытом работы не менее 5 лет. Данные были собраны ретроспективно, в рамках одного медицинского центра. Было отобрано 200 серий DICOM МРТ-снимков головного мозга. МРТ-исследования проводились на аппарате «Toshiba Vantage Titan 1,5 T» («Toshiba Corporation», Япония). Анализируемые серии были представлены аксиальными проекциями цифровых изображений, выполненных в T2-режиме сканирования в формате DICOM. Далее врачом-специалистом извлекались аксиальные срезы на уровне боковых желудочков и на уровне третьего желудочка. Эти изображения были анонимизированы, конвертированы в формат JPEG и далее использованы при проведении экспериментов.

Изображения были разделены на две группы: «норма» – 100 серий и «патология» – 100 серий. В связи с тем, что внутренняя гидроцефалия с клинических позиций является более значимым состоянием, так как может представлять потенциальный риск для жизни больного, в группу «патология» отбирались изображения согласно МРТ-критериям расширения супратенториальной части желудочковой системы мозга: увеличение третьего желудочка ( $> 6$  мм), увеличение размеров боковых желудочков на уровне их тел ( $> 18$  мм). В исследование включались МРТ-снимки пациентов в возрасте от 18 до 80 лет, не имевших какой-либо дополнительной патологии головного мозга. Эпидемиологические характеристики приведены в табл. 1, исследования были проведены в период с ноября 2016 года по декабрь 2018 года.

Таблица 1

#### Основные характеристики исследуемых групп

Параметр	Группа	
	Норма	Патология
Возраст, лет	33,8 ± 12,9	66,3 ± 11,5
Мужчины	21	36
Женщины	79	64

Для обучения и оценки обобщающей способности модели выборки были разделены на тренировочный, валидационный и тестовый наборы. Такое разделение позволяет обучать модель на тренировочном наборе данных, проверять качество модели и изменять различные настройки для улучшения моде-

ли, используя валидационный набор, а затем оценивать качество после завершения всех экспериментов на тестовом наборе данных, который не использовался ни в процессе обучения, ни в процессе настройки модели.

### Тренировка модели

Учитывая успешные результаты использования методологии «переноса обучения» в различных задачах области компьютерного зрения в применении к обычным изображениям и, в ряде случаев, к медицинским изображениям, в качестве предобученной сети в исследовании была использована модель архитектуры ResNet34 из набора предобученных моделей фреймворка fastai (<https://github.com/fastai/fastai/tree/master/fastai>). Кроме качества модели, важное значение имела также ее интерпретируемость, поэтому также была исследована область изображения, которая имела наибольшее значение при обучении модели. Для этой цели использовалась методика Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) [22]. Данный метод использует карты активации последнего сверточного слоя, взвешивая их при помощи градиента предсказываемого класса.

### Техническое оснащение

Работа проводилась на сервере, оснащенный процессором «Intel Core I7-7740X» 4,30 ГГц («Intel Corporation», США), двумя видеокартами «GeForce GTX 1080» («Nvidia Corporation», США) по 8 ГБ видеопамяти и оперативной памятью 32 ГБ под управлением операционной системы «Linux» («Ubuntu 16.04.5 LTS»). В написании программного кода использовался язык программирования Python 3.7, а также фреймворки Pytorch 1.0 и fastai v1.0.39.

Статистическую обработку проводили посредством программы «IBM SPSS Statistics 19.0» («IBM Corporation», США). Описательные характеристики показателей желудочковой системы представлены в виде средней и одного стандартного отклонения средней ( $M \pm SD$ ). Точность, чувствительность и специфичность метода, метрики качества и доверительные интервалы (указанные в скобках) рассчитывались с использованием статистических методов бутстрапинга.

### Результаты и обсуждение

Анализ показателей размеров желудочковой системы в группах продемонстрировал следующие результаты. В группе «норма» ширина боковых желудочков варьировала от 7,8 до 17,4 мм, ширина третьего желудочка – от 1,2 до 4,8 мм. В группе «патология» ширина боковых желудочков варьировала от 18,2 до 109,6 мм, ширина третьего желудочка – от 6,0 до 38,3 мм. Значения средних величин приведены в табл. 2.

Таблица 2

#### Основные показатели исследуемых групп

Параметр	Группа		Достоверность различий
	Норма	Патология	
Возраст, лет	33,8 ± 12,9	66,3 ± 11,5	$p < 0,05$
Ширина боковых желудочков, мм	12,5 ± 2,2	25,4 ± 10,9	$p < 0,05$
Ширина третьего желудочка, мм	2,9 ± 0,8	9,1 ± 3,8	$p < 0,05$
* Параметры указаны в виде средней величины и стандартного отклонения средней ( $M \pm SD$ ).			

Средние показатели точности предсказания искомого отклонения от нормы – увеличения желудочковой системы – составили 97,5 % (96,4...98,2 %), показатели чувствительности – 96,3 % (94,8...97,7 %) и специфичности – 98,1 % (96,2...99,1 %). Следует отметить, что в текущей работе использовали метод ранней остановки, выбор наилучшей модели по критерию наименьшего показателя на валидации. Важным фактом является то, что модель в качестве предсказания дает не само значение

класса («норма» или «патология»), а вероятность этого класса. Зная, что для задач диагностики в медицине в одних случаях наиболее важным является показатель чувствительности, а в других – специфичности и, учитывая предсказания в виде вероятностей, есть возможность более тонкой настройки порога, по которому предсказывается класс; таким образом, классификатор может быть настроен под нужды конкретной диагностической задачи.

Для интерпретации результатов модели была использована методика Grad-CAM. Рис. 1 демонстрирует зоны считывания информации алгоритмом с изображения. Как видно, фокусировка «компьютерного зрения» направлена на желудочковую систему мозга.

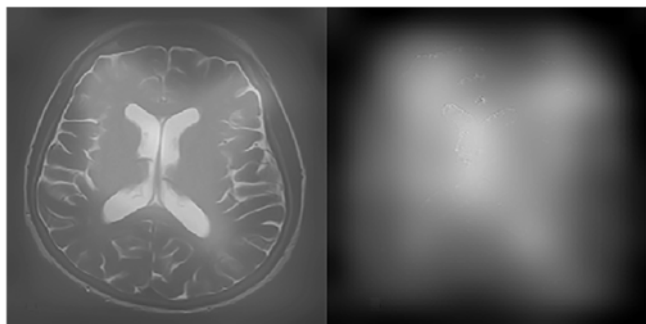


Рис. 1. Фокусировка компьютерного зрения при оценке МРТ-изображения

Мнения относительно сплошных скрининговых нейровизуализационных исследований головного мозга остаются противоречивыми. Авторы указывают на сомнительную экономическую выгоду: высокие затраты на проводимые исследования и низкое количество «случайных находок» (СН), которые требуют лечения при сплошном исследовании головного мозга здоровых людей [23]. Стоит отметить, что за десятилетний период количество СН увеличилось: так, в исследовании 2007 года M.W. Vernooij с соавторами [24] указывают на показатель 7,2 % среди 2 000 здоровых людей в возрасте от 45,7 до 96,7 лет. В 2017 году A. Brugalat-Serrat с соавторами [25] указывает на значение 27 % среди 575 здоровых волонтеров в возрасте от 45 до 75 лет. Не исключено, что данный факт был связан с мощностью магнитно-резонансного томографа: в первом случае – 1,5 Тл, во втором – 3 Тл. Несмотря на возросшее количество СН, количество лиц, которым требуется лечение, остается одинаково крайне низким (0,1...0,3 %). Однако в указанных исследованиях сканирование проводили среди добровольцев, не имеющих каких-либо жалоб. По нашему мнению, проведение скрининговых томографических исследований может быть оправдано при осмотре пациентов с неспецифичными жалобами, под маской которых могут протекать отдельные патологические состояния головного мозга с развитием увеличения желудочковой системы головного мозга, к примеру, возрастные болезни с деменцией или дети и молодые люди с частыми головными болями.

Поскольку при указанных исследованиях получается довольно объемный массив данных, требующий обязательной интерпретации специалистом, такие подходы пока не получают широкого распространения. Внедрение в практику применения алгоритмов машинного обучения с возможностью определения различных паттернов позволит выявлять отклонения от нормы с минимальным участием человека. В нашей серии мы сфокусировались на выявлении внутренней гидроцефалии. Как было указано во введении, гидроцефалия – достаточно широко встречаемое явление в неврологической и нейрохирургической практике, которое может являться как самостоятельным заболеванием, так и иметь вторичный характер. Подходы ранней верификации увеличения желудочковой системы мозга на фоне неспецифических жалоб актуальны во всех возрастных группах. В детской практике это имеет значение при опухолях головного мозга; в среднем воз-

расте МРТ-скрининг позволит выявлять разнообразные отклонения в размерах желудочковой системы как опухолевой, так и неопухолевой природы. У старшей возрастной группы можно будет выявить категорию лиц, находящихся в потенциальной группе риска развития нормотензивной гидроцефалии.

Методика скринингового исследования, дополненная применением методов машинного обучения, позволит снизить нагрузку на специалистов лучевой диагностики и повысить доступность МРТ-диагностики патологии головного мозга.

Как указывалось выше, количество работ, посвященных изучению применения машинного обучения в медицине, с каждым годом растет [26]. Гидроцефалию в подобных исследованиях рассматривают с позиции предсказания исходов хирургического лечения, основываясь на анализе «больших массивов данных» о пациенте [27], [28].

В завершение следует отметить, что данное исследование в качестве основной своей задачи рассматривало возможность использования подходов машинного обучения в анализе данных МРТ-изображений. В качестве анализируемого отклонения от нормы был выбран достаточно простой для специалиста лучевой диагностики параметр – наличие или отсутствие расширения желудочковой системы мозга. Однако для начала оценки работы алгоритма и требовалась относительно простая задача, которая позволила сделать выводы об уместности такого подхода в условиях имеющихся диагностических и вычислительных мощностей. Практическая значимость алгоритма указана в качестве одной из возможных сфер его применения на текущем этапе. Увеличение обучающей выборки с разнообразной неврологической и нейрохирургической патологией позволит усложнить задачи, решаемые при помощи указанного подхода.

## Заключение

В ходе работы был собран набор данных МРТ-изображений головного мозга с наличием и без признаков увеличения супратенториальной части желудочковой системы головного мозга. Эти данные были собраны и размечены врачами-специалистами, и таким образом было получено высокое качество разметки. Учитывая небольшой размер выборки, исследование было нацелено на изучение возможностей методологии «переноса обучения» в решении задачи классификации на «норму» и «патологию» по МРТ-изображениям. В работе была использована предобученная на изображениях из набора данных ImageNet сверточная нейронная сеть архитектуры ResNet34. После «тонкой настройки» и дообучения этой нейронной сети с использованием набора МРТ-изображений головного мозга были получены обнадеживающие результаты. Достигнуты следующие показатели качества модели при предсказании: точность – 97,5 %, чувствительность – 96,3 % и специфичность – 98,1 %. В проведенной работе впервые демонстрируются возможности использования глубокого обучения и методики «переноса обучения» в решении задачи диагностики синдрома внутренней гидроцефалии по данным МРТ головного мозга; при этом высокое качество модели достигается при относительно небольшом размере обучающих данных. Дальнейшее расширение обучающих выборок и набора патологий в перспективе позволит решать задачи быстрого поиска патологических состояний по данным нейровизуализационных методик обследования.

## Список литературы:

1. *Rekate H.L.* The definition and classification of hydrocephalus: A personal recommendation to stimulate debate // *Cerebrospinal Fluid Research*. 2008. Vol. 5. № 1. PP. 1-7.
2. *Adams R., Fisher C., Hakim S. et al.* Symptomatic occult hydrocephalus with normal cerebrospinal fluid pressure: A treatable syndrome // *New England Journal of Medicine*. 1965. Vol. 273. № 3. PP. 117-126.
3. *Bir S.C., Patra D.P., Maiti T.K. et al.* Epidemiology of adult-onset hydrocephalus: Institutional experience with 2001 patients // *Neurosurgical Focus*. 2016. Vol. 41. № 3. E5.

4. *Dewan M.C., Rattani A., Mekary R. et al.* Global hydrocephalus epidemiology and incidence: Systematic review and meta-analysis // *Journal of Neurosurgery*. 2018. Vol. 130. № 4. PP. 1065-1079.
5. *Martin-Laez R., Caballero-Arzapalo H., Lopez-Menendez L.A. et al.* Epidemiology of idiopathic normal pressure hydrocephalus: A systematic review of the literature // *World Neurosurgery*. 2015. Vol. 84. № 6. PP. 2002-2009.
6. *Klassen B.T., Ahlskog J.E.* Normal pressure hydrocephalus: How often does the diagnosis hold water? // *Neurology*. 2011. Vol. 77. № 12. PP. 1119-1125.
7. *Lam S., Reddy G.D., Lin Y. et al.* Management of hydrocephalus in children with posterior fossa tumors // *Surgical Neurology International*. 2015. Vol. 6. Suppl. 11. PP. 346-348.
8. *Dorner L., Fritsch M.J., Stark A.M. et al.* Posterior fossa tumors in children: How long does it take to establish the diagnosis? // *Child's Nervous System*. 2007. Vol. 23. № 8. PP. 887-890.
9. *Prasad K.S.V., Ravi D., Pallikonda V. et al.* Clinicopathological study of pediatric posterior fossa tumors // *Journal of Pediatric Neurosciences*. 2017. Vol. 12. № 3. PP. 245-250.
10. *Prabhuraj A., Sadashiva N., Kumar S. et al.* Hydrocephalus associated with large vestibular schwannoma: Management options and factors predicting requirement of cerebrospinal fluid diversion after primary surgery // *Journal of Neurosciences in Rural Practice*. 2017. Vol. 8. Suppl. 1. PP. 27-32.
11. *Hu J., Western S., Kesari S.* Brainstem glioma in adults // *Frontiers in Oncology*. 2016. Vol. 6. P. 180.
12. *Murphy K.P.* Machine learning: A probabilistic perspective. – The MIT Press; Illustrated edition, 2012. 1104 p.
13. *Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E.* Imagenet classification with deep convolutional neural networks // *Advances in neural information processing systems*. 2012. Vol. 25. PP. 1097-1105.
14. *Kohli M., Prevedello L.M., Filice R.W. et al.* Implementing machine learning in radiology practice and research // *American Journal of Roentgenology*. 2017. Vol. 208. № 4. PP. 754-760.
15. *Erickson B.J., Korfiatis P., Akkus Z. et al.* Machine learning for medical imaging // *RadioGraphics*. 2017. Vol. 37. № 2. PP. 505-515.
16. *Lakhani P., Sundaram B.* Deep learning at chest radiography: Automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks // *Radiology*. 2017. Vol. 284. № 2. PP. 574-582.
17. *Zhang N., Yang G., Gao Z. et al.* Deep learning for diagnosis of chronic myocardial infarction on nonenhanced cardiac cine MRI // *Radiology*. 2019. Vol. 291. № 3. PP. 606-617.
18. *Soffer S., Ben-Cohen A., Shimon O. et al.* Convolutional neural networks for radiologic images: A radiologist's guide // *Radiology*. 2019. Vol. 290. № 3. PP. 590-606.
19. *Cicero M., Bilbily A., Colak E. et al.* Training and validating a deep convolutional neural network for computer-aided detection and classification of abnormalities on frontal chest radiographs // *Investigative Radiology*. 2017. Vol. 52. № 5. PP. 281-287.
20. *Yosinski J., Clune J., Bengio Y. et al.* How transferable are features in deep neural networks? / *NIPS'14: Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2014. Vol. 2. PP. 3320-3328.
21. *Russakovsky O., Deng J., Su H. et al.* Imagenet large scale visual recognition challenge // *International Journal of Computer Vision*. 2015. Vol. 115. № 3. PP. 211-252.
22. *Selvaraju R.R., Cogswell M., Das A. et al.* Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization / *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2017. PP. 618-626.
23. *Komotar R.J., Starke R.M., Connolly E.S.* Brain magnetic resonance imaging scans for asymptomatic patients: Role in medical screening // *Mayo Clinic Proceedings*. 2008. Vol. 83. № 5. PP. 563-565.
24. *Vernooij M.W., Ikram M.A., Tanghe H.L. et al.* Incidental findings on brain MRI in the general population // *New England Journal of Medicine*. 2007. Vol. 357. № 18. PP. 1821-1828.
25. *Brugulat-Serrat A., Rojas S., Bargallo N. et al.* Incidental findings on brain MRI of cognitively normal first-degree descendants of patients with alzheimer's disease: A cross-sectional analysis from the alfa (alzheimer and families) project // *BMJ open*. 2017. Vol. 7. № 3. e013215.
26. *Celtikci E.* A Systematic review on machine learning in neurosurgery: The future of decision-making in patient care // *Turkish Neurosurgery*. 2018. Vol. 28. № 2. PP. 167-173.
27. *Azimi P., Mohammadi H.R.* Predicting endoscopic third ventriculostomy success in childhood hydrocephalus: An artificial neural network analysis // *Journal of Neurosurgery Pediatrics*. 2014. Vol. 13. PP. 426-432.
28. *Habibi Z., Ertiaei A., Nikdad M.S. et al.* Predicting ventriculoperitoneal shunt infection in children with hydrocephalus using artificial neural network // *Child's Nervous System*. 2016. Vol. 32. PP. 2143-2151.

*Сергей Валерьевич Мишинов,*  
 канд. мед. наук, ст. научный сотрудник,  
 врач-нейрохирург,  
 отделение нейрохирургии № 1,  
 ФГБУ «НИИ Травматологии  
 и ортопедии им. Я.Л. Цивьяна» МЗ РФ,  
 г. Новосибирск,  
*Алексей Иванович Демянчук,*  
 научный сотрудник,  
 Hannover Medical School, MHH.  
 Clinic of Laryngology, Rhinology and Otolaryngology,  
 Hannover, Germany,  
*Екатерина Владимировна Пушкина,*  
 врач лучевой диагностики,  
 АНО «Клиника НИИТО»,  
*Вячеслав Владимирович Ступак,*  
 д-р мед. наук, профессор, начальник,  
 научно-исследовательское  
 отделение нейрохирургии,  
 ФГБУ «НИИ Травматологии  
 и ортопедии им. Я.Л. Цивьяна» МЗ РФ,  
*Тимур Маратович Фатыхов,*  
 старший дата-аналитик,  
 ЗАО «Золотая корона»,  
*Николай Евгеньевич Русских,*  
 начальник,  
 отдел машинного обучения,  
*Дмитрий Николаевич Штокало,*  
 директор,  
 ООО «АкадемДжин»,  
 г. Новосибирск,  
 e-mail: smishinov@yandex.ru