



Самохвалова Д.Д.¹, Перова М.Д.^{1,2} ✉, Севостьянов И.А.²

¹ Кубанский государственный медицинский университет, Краснодар, Россия

² Стоматологический центр «Интеллидженд», Краснодар, Россия

Построение нейросетевой модели стратификации пародонтального риска

Конфликт интересов: не заявлен.

Вклад авторов: идея – Перова М.Д.; текст – Самохвалова Д.Д., Севостьянов И.А., Перова М.Д.

Подана: 12.09.2023

Принята: 15.09.2023

Контакты: mperova2013@yandex.ru

Резюме

Введение. На сегодняшний день наблюдается значительное разнообразие мнений по оптимизации подходов к пародонтальной поддерживающей терапии (ППТ) из-за трудностей точной диагностики активности и течения патологического процесса в опорном аппарате зубов в отдаленные сроки. До сих пор не определены релевантные диагностические критерии, предусматривающие корректность прогноза воспалительно-деструктивного процесса в опорном аппарате зубов на отдаленную перспективу.

Цель. Персонализировать поддерживающую терапию у ранее пролеченных пациентов с пародонтитом путем определения остаточного риска прогрессирования болезни методом нейросетевого моделирования.

Материалы и методы. Для ретроспективного анализа использованы исходные данные и результаты наблюдений за пациентами с пародонтитом легкой, средней и тяжелой степени в течение 5 лет $\leq$ ППТ $\leq$ 20 лет после базового активного пародонтального лечения в трех стоматологических учреждениях г. Краснодара в период с 1999 по 2016 г.

Результаты. Оценка показателей в сформированной когорте в целом продемонстрировала значимое улучшение в периоде 4–6 месяцев после активного пародонтального лечения: в 2,7 раза возрос уровень индивидуального ухода за полостью рта; увеличилось число зубов с нормализацией значений глубины зондирования; более чем в 2 раза снизилось число зубов с глубокими пародонтальными карманами, в 2,5 раза сократилось количество зубов с кровоточивостью десен; документирован рост числа дентальных имплантатов.

Заключение. В клинической практике использование разработанного инструмента количественного прогнозирования может помочь стоматологам в принятии адекватных решений на основе быстро полученных данных, обеспечив персонализированный подход к назначению оптимального лечения для сохранения зубов на протяжении длительного времени.

Ключевые слова: пародонтит, остаточный риск, прогностические модели, нейронные сети, поддерживающая пародонтальная терапия



Dina D. Samokhvalova¹, Marina D. Perova^{1,2} ✉, Igor A. Sevostyanov²

¹ Kuban State Medical University, Krasnodar, Russia

² Stomatological Center "Intelligent", Krasnodar, Russia

Creating a Neural Network Model of Periodontal Risk Stratification

Conflict of interest: nothing to declare.

Authors' contribution: idea – Perova M.; text – Samokhvalova D., Sevostyanov I., Perova M.

Submitted: 12.09.2023

Accepted: 15.09.2023

Contacts: mperova2013@yandex.ru

Abstract

Introduction. Today, there is a significant diversity of opinions on optimizing approaches to periodontal maintenance therapy (PPT) due to the difficulties of accurately diagnosing the activity and course of the pathological process in the supporting apparatus of the teeth in the long term. Relevant diagnostic criteria have not yet been determined that provide for the correct prognosis of the inflammatory-destructive process in the supporting apparatus of the teeth in the long term.

Purpose. Personalize supportive therapy in previously treated periodontitis patients by determining the residual risk of disease progression by neural network modeling.

Materials and methods. The material for the study was the data of a retrospective analysis of 109 medical records of patients treated for periodontitis (APT) in the period from 1999 to 2016. The follow-up period in the framework of supportive periodontal therapy (SPT) was $5 \text{ years} \leq \text{SPT} \leq 20 \text{ years}$.

Results. Evaluation of indicators in the formed cohort as a whole demonstrated a significant improvement in the period 4-6 months after the APL: the level of individual oral care increased by 2.7 times; the number of teeth increased with normalization of probing depth values; there was a more than 2-fold decrease in the number of teeth with deep periodontal pockets, and a 2.5-fold decrease in the number of teeth with bleeding gums; An increase in the number of dental implants has been documented.

Conclusion. In clinical practice, the use of the developed quantitative forecasting tool can help dentists in making adequate clinical decisions based on quickly obtained data to preserve teeth of natural bite for a long time.

Keywords: periodontitis, residual risk, prognostic models, neural networks, maintenance periodontal therapy

■ ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день наблюдается значительное разнообразие мнений по оптимизации подходов к пародонтальной поддерживающей терапии (ППТ) из-за трудностей точной диагностики активности и течения патологического процесса в опорном аппарате зубов в отдаленные сроки. До сих пор не определены релевантные диагностические критерии, предусматривающие корректность прогноза воспалительно-деструктивного процесса в опорном аппарате зубов на отдаленную перспективу.

Анализ изученной литературы по тематике показал, что для решения конкретных задач классификации данных используются преимущественно сравнения в количественных линейных моделях с применением многомерного анализа логистической регрессии [1–5]. Однако если речь идет о моделировании зависимостей высокого уровня сложности, то в ходе применения регрессионных методов исследователь должен обладать крайне высоким уровнем интуиции, чтобы «увидеть» зависимость в результате анализа данных исходных таблиц. Такие системы построения прогнозов имеют лишь некоторый успех, обладая низкой чувствительностью и обобщаемостью моделей [6]. Недавно исследовательская группа F. Schwendicke с соавт. (2021) продемонстрировала невозможность построения полезного прогноза ни с одной из разработанных многомерных моделей линейной регрессии [7]. Точность моделирования потенциальной потери зубов при многоцентровом тестировании оказалась еще ниже, что указывало на отсутствие обобщаемости полученных данных.

При непараметрическом характере зависимостей воображение и интуиция исследователя уступают возможностям нейросетевых моделей, способных распознать закономерности во взаимодействиях разнородных данных с непрозрачным алгоритмом и любую, даже самую сложную связь между зависимыми и независимыми переменными. Многослойные искусственные нейронные сети (ИНС) эффективны при моделировании сложных нелинейных отношений; в отличие от стандартных методов статистического анализа ИНС позволяют обрабатывать неполную, зашумленную и противоречивую информацию, характеризующуюся, кроме всего прочего, высоким уровнем неопределенности [8, 9]. Именно этим объясняется высокая точность нейросетевых прогнозов [10, 11]. Ключевой момент в философии преимуществ нейросетевых технологий состоит в том, что при моделировании статистической зависимости нет необходимости в предварительной идентификации модели, т. е. задании вида функциональных зависимостей [11–13]. Нейросетевые модели могут обучаться на примерах, использовать большое или малое количество переменных, предоставлять адекватный и быстрый ответ на новые входящие данные.

С учетом изложенного выше, изучение особенностей течения пародонтита представляет собой актуальную и непростую, прежде всего диагностическую задачу, связанную с адекватной оценкой течения хронического воспалительно-деструктивного процесса в опорном аппарате зубов у пациентов с пародонтитом с сложными взаимосвязями и взаимными зависимостями между рисковыми, предрасполагающими и модифицирующими факторами.

■ ЦЕЛЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

Персонализировать поддерживающую терапию у ранее пролеченных пациентов с пародонтитом путем определения остаточного риска прогрессирования болезни методом нейросетевого моделирования.

■ МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для ретроспективного анализа использованы исходные данные и результаты наблюдений за пациентами с пародонтитом легкой, средней и тяжелой степени в течение 5 лет $\leq$ ППТ $\leq$ 20 лет после базового активного пародонтального лечения (АПЛ) в трех стоматологических учреждениях г. Краснодара в период с 1999 по 2016 г. Данные выбранных на основании критериев включения и невключения



109 медицинских карт пациентов из 236 в обезличенном виде были структурированы и сведены в единый файл формата Excel на основании предложенного спектра оценочных параметров, включающих количественные переменные, категориальные показатели и целевые предикторы.

Числовые переменные, характеризующие клиническое состояние тканей пародонта: индекс налета (ИН); число сохраненных зубов (ЧСЗ); глубина поддесневого зондирования (ГЗ) – $ГЗ_1$ (<4 мм), $ГЗ_2$ (4–6 мм), $ГЗ_3$ (>6 мм); процент зубов, имеющих симптом кровоточивости десен ($\%Кр_{зубы}$); количество дентальных имплантатов в полости рта на момент обследования (i) – количество дентальных имплантатов с глубиной зондирования околоимплантатной десневой манжетки: $ГЗi_1$ <3 мм; $ГЗi_2$ >3 мм; количество дентальных имплантатов, имеющих кровоточивость околоимплантатной десневой манжетки (Kpi).

Градации категориальных значений осуществляли следующим образом. Пол: 1 – муж., 2 – жен.; возрастные группы: 1 – 30–54 года, 2 – 55–70 лет; принадлежность к курению: 1 – да, 2 – нет; наличие коморбидных состояний: 1 – да, 2 – нет; направленность АПЛ: 1 – консервативная терапия плюс резекционное хирургическое лечение; 2 – консервативная терапия плюс регенеративное хирургическое лечение; диагноз хронического генерализованного пародонтита: 1 – легкой степени, 2 – средней, 3 – тяжелой; степень стратификации риска: 1 – низкий риск, 2 – высокий.

Выбор целевых показателей отдаленной оценки состояния тканей пародонта у пациентов когорты, по данным современной мировой литературы по пародонтологии, включает ИН** – индекс налета (OHI-S, Green – Vermillion); ЧСЗ** – число сохраненных зубов; $ГЗ_1^{**}$ – количество зубов с глубиной поддесневого зондирования менее 4 мм; $\%Кр_{зубы}^{**}$ – процент зубов, имеющих кровоточивость десны.

Описательные статистики обработаны с помощью пакета Statistica 13.3 (Tibco, USA). При описании количественных клинических показателей использовали среднее арифметическое и стандартное отклонение; медиану и межквартильный размах (25%; 75%), диапазон – минимальное и максимальное значение. Предварительный анализ количественных показателей установил несоответствие их распределения нормальному закону. Поэтому при сравнении средних и корреляционных связей были применены непараметрические критерии. Сравнение средних значений показателей в различные периоды наблюдения проводили при помощи критериев Уилкоксона и критерия знаков. Для оценки связей между качественными признаками при сравнении подгрупп по качественным показателям использовали критерии Пирсона χ -квадрат, коэффициенты сопряженности, Фи-коэффициент, коэффициент корреляции Спирмена. Уровень статистической значимости принят при $p \leq 0,05$.

В качестве инструментария построения прогностических нейросетевых моделей применены автоматизированные нейронные сети Data Mining программы Statistica.

Для оценки качества нейросетей по их способности к прогнозированию количественных целевых показателей использовали производительность сети как коэффициент корреляции между исходными и прогнозными значениями параметров, дополнительно определяли средний абсолютный остаток как среднюю абсолютную разницу между целевыми показателями и значениями, предсказанными сетью (AbRes). Для оценки качества нейросети по способности к прогнозированию категориального целевого показателя – степени риска прогрессирования пародонтита

применили производительность сети как долю правильно классифицированных сетью случаев высокого и низкого риска.

Ключевой метрикой оценки предиктивной силы итоговой модели для решения задачи классификации риска явился ROC AUC-анализ. Метрика AUC является площадью покрытия пространства под ROC-кривой, представляющей график взаимодействия двух параметров – истинно положительных и ложноположительных результатов классификации. Предсказательную силу модели также оценивали при помощи показателей чувствительности и специфичности.

■ РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Характеристика ретроспективной когорты: 56 мужчин (51,4%) и 53 женщины (48,6%); возрастные группы: 30–54 года – 66 чел. (60,5%) и 55–70 лет – 43 чел. (39,5%); наличие ко- или полиморбидных состояний – 45 чел. (41,3%); длительно и много курящие – 17 чел. (15,6%); степень тяжести пародонтита – 26 чел. (23,8%) с легкой степенью процесса, 52 чел. (48%) со средней степенью и 31 чел. (28,2%) с тяжелой степенью повреждения тканей. Все пациенты получили базовое активное пародонтальное лечение: 39 пациентов (35,8%) только консервативное, 13 пациентов (11,9%) – консервативное лечение, дополненное лоскутной (резекционной) хирургией тканей пародонта, 57 пациентам (52,3%) проведено консервативное лечение с последующими хирургическими манипуляциями регенеративной направленности.

Оценка показателей в сформированной когорте в целом продемонстрировала значимое улучшение в периоде 4–6 месяцев после АПЛ: в 2,7 раза возрос уровень индивидуального ухода за полостью рта; увеличилось число зубов с нормализацией значений глубины зондирования; более чем в 2 раза снизилось число зубов с глубокими пародонтальными карманами, в 2,5 раза сократилось количество зубов с кровоточивостью десен; документирован рост числа дентальных имплантатов.

В связи с тем, что данное исследование не предполагало тщательного отбора пациентов по определенному признаку, ретроспективная когорта в сроки 5 лет $\leq$ ППТ $\leq$ 20 лет, характеризующаяся значительной неоднородностью показателей, а оценка динамики в периоде ППТ вряд ли была бы полезной для полноценных выводов о прогнозе течения болезни.

В качестве первостепенных действий по оптимизации прогноза проведен анализ взаимосвязей между предложенным спектром оценочных параметров в когорте для определения «веса» каждого из них в прогностических моделях.

Наличие взаимосвязи целевых и предикторных переменных показано в таблице.

Из таблицы видно, что все показатели – числовые переменные, категориальные значения и целевые предикторы коррелируют между собой на уровне наличия взаимозависимостей разной, преимущественно умеренной, силы и направленности. Между ЧСЗ до лечения и в отдаленные сроки наблюдений, как и с количеством зубов с ГЗ менее 4 мм, имеется сильная корреляционная связь ($r=0,880$; $r=0,749$ и $r=0,877$; $r=0,816$ соответственно), означая, что активность воспалительно-деструктивного процесса в опорном аппарате зубов остается низкой после АПЛ. Снижение числа зубов с высокой начальной глубиной зондирования (после АПЛ в отдаленные сроки), что отражает показатель ГЗ₃, находятся в статистически значимой и обратной умеренной связи с количеством сохраненных зубов в полости рта у пролеченных пациентов когорты в отдаленные сроки ($r=-0,654$). Значимая корреляционная



Результаты корреляционного анализа взаимосвязи категориальных значений, целевых и предикторных переменных
Results of correlation analysis of the relationship between categorical values, target and predictor variables

Предикторные переменные	Ранговые корреляции Спирмена (r)				
	Целевые показатели				
	ИН**	ЧСЗ**	ГЗ ₁ **	% Кр (зубы)**	Риск
Пол	-0,062	0,152	0,092	-0,112	-0,004
Возрастная группа	0,065	-0,433	-0,402	0,127	0,410
Курение	-0,072	-0,028	-0,025	-0,029	0,050
ОСЗ	-0,226	0,440	0,421	-0,189	-0,363
АПЛ	-0,371	0,075	0,302	-0,492	-0,425
Диагноз	0,185	-0,697	-0,621	0,187	0,461
ИН	0,434	-0,367	-0,490	0,416	0,411
ЧСЗ	-0,243	0,880	0,749	-0,269	-0,388
ГЗ ₁	-0,331	0,877	0,816	-0,362	-0,524
ГЗ ₂	0,292	-0,561	-0,642	0,384	0,520
ГЗ ₃	0,346	-0,654	-0,591	0,179	0,345
% Кр _{зубы}	0,306	-0,313	-0,437	0,531	0,413
i	-0,322	-0,028	0,150	-0,188	-0,198
ГЗi ₁	-0,333	-0,018	0,164	-0,193	-0,243
ГЗi ₂	-0,001	-0,013	-0,022	-0,026	0,236
Крi	-0,068	0,115	0,123	-0,030	0,144

Примечания: отмеченные жирным коэффициенты корреляции значимы на уровне $p<0,050$; если один из показателей (или оба) категориальный, знаки не интерпретируют.

зависимость определена между степенью повреждения пародонта и целевыми показателями, отражающими число сохраненных в полости рта зубов в отдаленные сроки с низкой глубиной зондирования ($r=0,697$ и $r=0,621$ соответственно).

Наличие пародонтальных карманов менее 4 мм в ходе регистрации целевых показателей оказывает положительный эффект на процент кровоточивости сохраненных в полости рта зубов, а также на степень риска: чем больше зубов во рту у пациента имеют ГЗ менее 4 мм, тем меньше процент кровоточивости десен, тем меньше возможностей к прогрессированию пародонтита в будущем. Зубы с ГЗ до 6 мм показали наличие прямой умеренной и статистически значимой корреляционной зависимости с аналогичными целевыми показателями.

Наличие дентальных имплантатов у пациентов с пародонтитом в отдаленные сроки наблюдений снижает степень риска прогрессирования патологического процесса в тканях пародонта. Так, нормально функционирующие искусственные опоры, окруженные «здоровой» околоимплантатной манжеткой, не превышающей 3 мм при зондировании (ГЗ_{i1}) и отсутствии явлений кровоточивости ($r=0,193$), способны оказать положительное влияние на уровень гигиенической мотивации пациентов ($r=0,333$ при значимой и умеренной взаимозависимости показателей), сохранение зубов в полости рта пациентов после АПЛ в долгосрочной перспективе за счет перераспределения жевательной нагрузки при восстановлении целостности зубного ряда.

Наличие сопутствующей общей соматической патологии и возраст пациентов с пародонтитом значимо и умеренно коррелируют с риском прогрессирования

воспалительно-деструктивного процесса после АПЛ в отдаленные сроки, в то время как курение и половая принадлежность пациентов не показали статистически значимой связи целевых и предикторных переменных.

Из 1000 автоматически построенных и обученных нейронных сетей – двухслойных персептронов выбраны сети с наилучшими свойствами для каждого целевого клинического показателя с расчетом производительности, то есть прогностической ценности. Окончательная проверка свойств сети, осуществляемая на тестовой выборке (не участвующей в обучении нейросети), позволяет распределить сети по убыванию их предсказательных способностей в следующей последовательности: MLP 24-5-1 прогнозирование ЧСЗ^{**}; MLP 24-5-1 прогнозирование ГЗ₁^{**}; MLP 24-14-1 прогнозирование %Кр_{зубы}^{**}; MLP 24-5-1 прогнозирование ИН^{**}.

О вкладе показателей в прогностические свойства построенных нейросетей судили по данным столбиковых диаграмм: наибольший вклад – у направленности АПЛ, принадлежности пациентов к возрастным группам, степени повреждения тканей пародонта (диагноз), наименьший – у пола, принадлежности к курению, наличия коморбидных состояний. Обратил на себя внимание вклад в НС модель ЧСЗ^{**} количества и состояния дентальных имплантатов, что говорит о важности восстановления

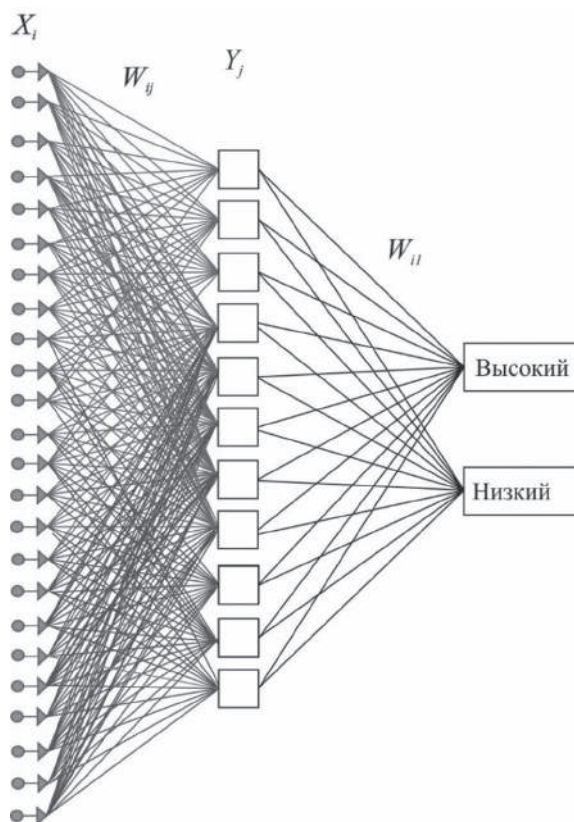


Рис. 1. Архитектура нейронной сети для прогнозирования степени риска
Fig. 1. Neural network architecture for risk prediction



зубных рядов у пациентов с пародонтитом для сохранения зубов естественного прикуса в отдаленном периоде наблюдений.

Для прогнозирования степени остаточного пародонтального риска была выбрана трехслойная сеть MLP 24-11-2, состоящая из 24 входных нейронов (количественных и категориальных показателей), 11 скрытых нейронов и 2 нейрона, прогнозирующих степень риска – высокий и низкий (рис. 1).

Производительностью этой НС является доля правильно классифицированных сетью объектов на обучающей, контрольной и тестовой выборках. Так как больший практический интерес представляет прогнозирование принадлежности пациентов к группе высокого риска в ходе ППТ, то правильную классификацию пациентов высокого риска считали истинно положительной, а ошибочную классификацию пациента низкого риска – ложноположительной классификацией.

Специфичность модели на обучающей, контрольной и тестовой выборках составила 81,481%, 85,714%, 100% соответственно. Для всей ретроспективной когорты пациентов с пародонтитом чувствительность и специфичность составили 85,937% и 86,666% соответственно.

Наибольший вклад в прогнозирование остаточного риска имели показатели направления лечения пародонтита (АПЛ), возраста, тяжести процесса (диагноза); наименьший – у показателей индивидуального ухода за зубами и деснами (ИН), числа зубов с увеличенной глубиной поддесневого зондирования и процента зубов, имеющих кровоточивость десны (%Кр_{зубы}). Интересно отметить, что остаточные пародонтальные карманы, считающиеся причиной дальнейшей потери зубодесневого прикрепления, могут оставаться стабильными по результатам НС-моделирования, если не связаны с повышенными показателями индекса налета и кровоточивости десны.

Фактор курения, демонстрирующий в построенных НС для целевых предикторов наименьший вклад в прогнозирование, объясняется отрицательным влиянием на процессы заживления послеоперационных ран, в то время как в отдаленном периоде ППТ не ухудшает состояние структур опорного аппарата, если не связан с уровнем гигиенического ухода за полостью рта. Полученные данные по фактору курения сопоставимы с результатами, полученными с использованием DT-прогностической модели («деревья решений») в работе S. Rahim-Wosrtfeld с соавт. (2022), которые обнаружили небольшую разницу между числом потерянных зубов у курильщиков и некурящих в долгосрочном исследовании [14].

Пол или наличие у пациентов коморбидных состояний также не оказывают существенных влияний на функции пародонта при ППТ.

Площадь под кривой ROC для AUC-анализа зависимости чувствительности и специфичности нейросетевой модели риска прогрессирования болезни для объединенной ретроспективной когорты равная 0,859 служит дополнительным критерием высокого качества модели.

Для всех пяти разработанных нейросетевых моделей были сохранены программные коды, и на языке C# (си шарп) написана программа для определения степени риска прогрессирования воспалительно-деструктивного процесса в опорном аппарате зубов для выбора практически врачом адекватного подхода к поддерживающему пародонтальному лечению в отдаленном периоде наблюдений. Пример реализации прототипа калькулятора риска показан на рис. 3.

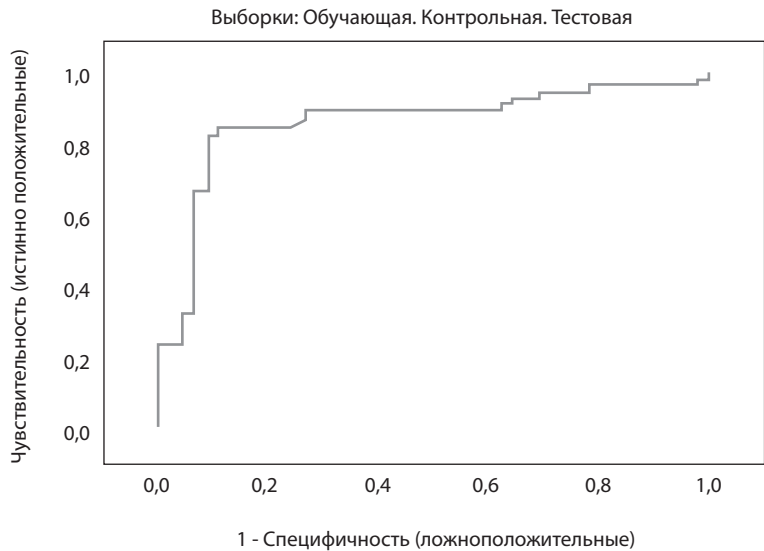


Рис. 2. Кривая ROC-анализа для объединенных выборок
Fig. 2. ROC-analysis curve for pooled samples

Апробация прототипа калькулятора риска прогрессирования пародонтита у пролеченных пациентов на практическом стоматологическом приеме показала возможность простого и быстрого применения методики для планирования персонализированных мероприятий ППТ в долговременном наблюдении. Следует отметить

Стоматология

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОГРЕССИРОВАНИЯ ПАРОДОНТИТА В ПЕРИОДЕ ПОДДЕРЖИВАЮЩЕГО ЛЕЧЕНИЯ
МЕТОДОМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Пол	женский	Индекс налета	0,4	Процент кровоточивости десны вокруг зубов	11,18
Возрастная группа	30-54	Число сохранных зубов	25	Число зубных имплантатов	2
Курение	курит	Глубина поддесневая зондирования вокруг зубов:		Глубина зондирования десны вокруг имплантата:	
ОСЗ	нет	ГЗ1 – глубина зондирования = < 4 мм	20	ГЗ1 – глубина зондирования = < 3 мм	2
АПЛ	рег. пар. хир.	ГЗ2 – глубина зондирования = 4-6 мм	4	ГЗ2 – глубина зондирования = ≥ 3 мм	0
Диагноз	средняя	ГЗ3 – глубина зондирования = > 6 мм	4	Число имплантатов с кровоточивостью десны, окружающей имплантат	0

Индекс налета (отдаленный результат ≥ 5 лет) = 0,41
Число сохранных зубов (отдаленный результат ≥ 5 лет) = 22,99
ГЗ1 – глубина зондирования = < 4 мм (отдаленный результат ≥ 5 лет) – 23,71
Процент кровоточивости десны вокруг зубов (отдаленный результат ≥ 5 лет) = 5,38
Уровень риска - Низкий

Рассчитать
Сброс
Выход

Рис. 3. Пример реализации прогностической модели
Fig. 3. Example of implementation of a predictive model



также, что в сравнении с методами «выживаемости» (множительными оценками Каплана – Мейера, регрессией Кокса, оценкой time to event) ИНС обладают преимуществом отсутствия необходимости сбора информации в динамике, что допускает применение у пациентов, впервые обратившихся за медицинской помощью.

■ ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящем исследовании протестирована современная возможность нейросетевого моделирования в прогнозировании рецидивов пародонтита в долгосрочной перспективе, включая способности анализировать большие и малые, нелинейные и многомерные данные, а также моделировать сложные клинические сценарии. Эти подходы могут быть эффективно применены также в других приложениях здравоохранения, таких как диагностика заболеваний, сбор клинических данных, клинические испытания, управление интеллектуальными медицинскими записями.

В клинической практике использование разработанного инструмента количественного прогнозирования может помочь стоматологам в принятии адекватных решений на основе быстро полученных данных, обеспечив персонализированный подход к назначению оптимального лечения для сохранения зубов на протяжении длительного времени.

■ ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Matuliene G. et al. Influence of residual pockets on progression of periodontitis and tooth loss: results after 11 years of maintenance. *J Clin Periodontol.*, 2008;35:685–695.
2. Leininger M. et al. Modified periodontal risk assessment score: long-term predictive value of treatment outcomes. A retrospective study. *J Clin Periodontol.*, 2010;37(5):427–435.
3. Hirata T. et al. Predictive factors for tooth loss during supportive periodontal therapy in patients with severe periodontitis: a Japanese multicenter study. *BMC Oral Health*, 2019, Jan 15;19(1):19. DOI: 10.1186/s12903-019-0712-x.
4. Kawahara H. et al. Risk Factors for Tooth Loss in Patients Undergoing Mid-Long-Term Maintenance: A Retrospective Study. *Int J Environ Res Public Health*, 2020, Aug 27;17(17):6258. DOI 10.3390/ijerph17176258.
5. Sonnenschein S.K. et al. Adherence to long-term supportive periodontal therapy in groups with different periodontal risk profiles. *J Clin Periodontol.*, 2020, Mar;47(3):351–361. DOI: 10.1111/jcpe.13252.
6. Saydzai S. et al. Comparison of the efficacy of periodontal prognostic systems in predicting tooth loss. *J. Clin. Periodontol.*, 2022;49:740–748. DOI 10.1111/jcpe.13672.
7. Schwendicke F. et al. Association, prediction, generalizability: Cross-center validity of predicting tooth loss in periodontitis patients. *J Dent.*, 2021, Jun;109:103662. DOI 10.1016/j.jdent.2021.103662.
8. Kulkarni S.R. et al. Spiking neural networks for handwritten digit recognition – Supervised learning and network optimization. *Neural Networks*, 2018;103:118–127. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.03.019>
9. Parisi G.I. et al. Continual lifelong learning with neural networks: A review. *Neural Networks*, 2019;113:54–71. DOI: 10.1016/j.neunet.2019.01.012.
10. Borovikov V.P. *Neural networks. Statistica Neural Networks: methodology and technologies of modern data analysis*. Moscow: Hotline-Telecom, 2008; 392 p.
11. Bazylev V.V., Karnakhin V.A. Comparison of the Possibilities of Logistic Regression and Artificial Neural Networks in Predicting the Results of Research on f Small Sample. *Health, Food & Biotechnology*. 2019;1(3):11–20. (In Russian). <https://doi.org/10.36107/hfb.2019.i3.s238>
12. Sya T., Afanas'ev A.G., Afanas'ev G.I. *Artificial intelligence in dentistry. Modern science: current problems of theory and practice. Series: Natural and Technical Sciences*. 2023;02(2):121–127. doi: 10.37882/2223–2966.202.
13. Shchekina E.N. Using a systems approach to create decision support systems in medicine (literature review). *Bulletin of new medical technologies*, 2017;2. Available at: <http://www.medsutula.7ru/VNMT/Bulletin/E2017-2/8-3.pdf> (06.04.2017).
14. Rahim-Wöstefeld S., Kronsteiner D., ElSayed S., ElSayed N., Eickholz P., Pretzl B. Development of a prognostic tool: based on risk factors for tooth loss after active periodontal therapy. *Clin Oral Investig.* 2022 Jan;26(1):813–822. doi: 10.1007/s00784-021-04060-x.