



Модель прогнозирования риска бронхоплеврального свища после пневмонэктомии, выполненной по поводу деструктивного туберкулеза легких

©И.С. Серезвин^{1*}, А.О. Аветисян¹, М.Б. Потиевский^{2,3}, А.А. Родин⁴, Н.А. Родин²,
Г.К. Савон², Д.К. Грабецкий², П.К. Яблонский^{1,5}

¹ Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт фтизиопульмонологии, Санкт-Петербург, Россия

² ООО «Диомед», Москва, Россия

³ Московский научно-исследовательский онкологический институт им. П.А. Герцена – филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» Минздрава России, Москва, Россия

⁴ Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет), Долгопрудный, Россия

⁵ Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия

* И.С. Серезвин, Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт фтизиопульмонологии, 191036, Санкт-Петербург, Лиговский проспект, 2–4, serezvin1992@gmail.com

Поступила в редакцию 31 мая 2023 г. Исправлена 26 июня 2023 г. Принята к печати 20 июля 2023 г.

Резюме

Введение: Прогнозирование возникновения различных событий, в зависимости от воздействующих факторов, является важной задачей статистического анализа в медицинских исследованиях. Однако построение математических моделей на основании выявленных факторов производится достаточно редко.

Цель исследования: Разработать модель прогнозирования риска развития бронхоплеврального свища после пневмонэктомии, выполненной по поводу деструктивного туберкулеза легких.

Материалы и методы: Проанализированы данные истории болезни 198 пациентов, которым была выполнена пневмонэктомия. Среди них у 6 (3%) больных развился бронхоплевральный свищ. Для построения модели прогнозирования использовались алгоритмы машинного обучения: гребневая регрессия, метод опорных векторов, модели классификации “Random forest” и “CatBoost”. Построение моделей осуществлялось в среде разработки с открытым исходным кодом Jupyter при помощи языка программирования Python 3.6. Для оценки качества бинарной классификации построенных моделей использовался ROC-анализ.

Результаты: Построено 4 модели прогнозирования риска формирования бронхоплеврального свища. ROC AUC моделей: гребневая регрессия – 0,88, метод опорных векторов – 0,87, “Catboost” – 0,75, “Random forest” – 0,74. Наилучший показатель ROC AUC продемонстрировала модель, построенная по алгоритму гребневой регрессии. По координатам ROC-кривой пороговое значение, равное 1,9%, обеспечивало максимальный суммарный показатель чувствительности и специфичности, равный 100 и 68,8% соответственно.

Выводы: Созданная модель обладает высокой предиктивной способностью, позволяющей в реальной клинической практике акцентировать внимание на группе пациентов с повышенным риском возникновения бронхоплеврального свища и научно обосновать необходимость превентивных мер для предотвращения развития данного осложнения.

Ключевые слова: пневмонэктомия, туберкулез, бронхоплевральный свищ, модель прогнозирования, ROC-анализ

Цитировать: Серезвин И.С., Аветисян А.О., Потиевский М.Б. и др. Модель прогнозирования риска бронхоплеврального свища после пневмонэктомии, выполненной по поводу деструктивного туберкулеза легких. *Инновационная медицина Кубани*. 2023;8(4):60–67. <https://doi.org/10.35401/2541-9897-2023-8-4-60-67>



Model for Predicting the Risk of Bronchopleural Fistula After Pneumonectomy for Destructive Pulmonary Tuberculosis

©Ilia S. Serezvin^{1*}, Armen O. Avetisyan¹, Mikhail B. Potievskiy^{2,3}, Alexandr A. Rodin⁴, Nikita A. Rodin², Galina K. Savon², Daniil K. Grabetskii², Petr K. Yablonskiy^{1,5}

¹ Saint Petersburg Research Institute of Phthiopulmonology, Saint Petersburg, Russian Federation

² Diomed LLC, Moscow, Russian Federation

³ Hertsen Moscow Oncology Research Institute – Branch of National Medical Research Radiological Center of the Ministry of Health of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

⁴ Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Russian Federation

⁵ Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Russian Federation

* Ilia S. Serezvin, Saint Petersburg Research Institute of Phthiopulmonology, Ligovskii prospekt 2-4, Saint Petersburg, 191036, Russian Federation, serezvin1992@gmail.com

Received: May 31, 2023. Received in revised form: June 26, 2023. Accepted: July 20, 2023.

Abstract

Introduction: Predicting various events based on influencing factors is important for statistical analysis in medical research. Unfortunately, mathematical models are rarely built on the identified factors.

Objective: To develop a model to predict the risk of bronchopleural fistula after pneumonectomy for destructive pulmonary tuberculosis.

Materials and methods: We analyzed medical records of 198 patients who underwent pneumonectomy. Of them 6 patients (3%) developed a bronchopleural fistula. We used machine learning algorithms such as ridge regression, support vector machine, random forest, and CatBoost, the Jupyter open-source development environment, and Python 3.6 to build prediction models. ROC analysis was used to evaluate the quality of the binary classification.

Results: We built 4 models to predict the risk of bronchopleural fistula. Their ROC AUC were as follows: ridge regression – 0.88, support vector machine – 0.87, CatBoost – 0.75, and random forest – 0.74. The model based on the ridge regression showed the best ROC AUC. Based on the coordinates of the ROC curve, the threshold value of 1.9% provides the maximum total sensitivity and specificity (100% and 68.8%, respectively).

Conclusions: The developed model has a high predictive ability, which allows focusing on the patient group with an increased risk of bronchopleural fistula and justifying the need for preventive measures.

Keywords: pneumonectomy, tuberculosis, bronchopleural fistula, prediction model, ROC analysis

Cite this article as: Serezvin IS, Avetisyan AO, Potievskiy MB, et al. Model for predicting the risk of bronchopleural fistula after pneumonectomy for destructive pulmonary tuberculosis. *Innovative Medicine of Kuban*. 2023;8(4):60–67. <https://doi.org/10.35401/2541-9897-2023-8-4-60-67>

Введение

В доступной литературе опубликовано множество исследований, посвященных хирургическому лечению туберкулеза легких, в которых уделялось внимание анализу факторов риска различных послеоперационных осложнений. Однако в большинстве исследований авторы проводили поиск общих факторов риска всех осложнений после различных по объему резекционных вмешательств и торакомиопластических операций [1–3]. Такой подход может приводить к некорректной оценке значимости факторов риска относительно отдельных осложнений. Только в небольшом количестве найденных публикаций изучение факторов риска проводилось среди пациентов, которым была выполнена пневмонэктомия и были изучены факторы риска отдельных наиболее значимых, с клинической точки зрения, осложнений, таких как эмпиема плевры в сочетании с бронхоплевральным свищом. Так, по данным литературы, факторами риска развития данного осложнения оказались: правосторонняя операция, показатель ОФВ1 менее 1,6 л, наличие аспергиллеза легких, а также сохраняющееся бактериовыделение после операции [4–7]. Однако комплексной оценки значимости выявленных

факторов риска в данных исследованиях не проводилось. Также ни в одном исследовании не осуществлялось попыток построения модели прогнозирования каких-либо послеоперационных осложнений. Данное обстоятельство подчеркивает исключительную актуальность рассматриваемого вопроса.

Цель исследования

Создание модели прогнозирования риска бронхоплеврального свища после пневмонэктомии, выполненной по поводу деструктивного туберкулеза легких.

Материалы и методы

Проанализированы данные истории болезни 198 пациентов, которым была выполнена пневмонэктомия по поводу деструктивного туберкулеза одного из легких за период с 01.01.2010 по 31.12.2019 г. в ФГБУ СПб НИИФ Минздрава России. Основные результаты были опубликованы ранее [8, 9]. У 6 (3%) больных развился бронхоплевральный свищ. Осложнения регистрировались в соответствии с классификацией ТМ&М [10].

На начальном этапе был произведен отбор наиболее значимых данных на основе изученной литературы: пол, возраст, наличие бактериовыделения

на момент операции, степень лекарственной устойчивости МБТ, длительность заболевания, наличие осложнений туберкулеза легких, коморбидность, наличие в анамнезе перенесенных ранее резекционных операций на легких, функциональные показатели, показатель кровотока в удаляемом легком, спаечный процесс в плевральной полости, длительность операции, объем кровопотери, а также наличие интраоперационных осложнений. Для параметров, принимающих множественные значения, было проведено объединение подгрупп с последующим сужением шкалы значения признака для достижения выраженных различий между подгруппами по проявлению целевого показателя.

Статистическая обработка данных осуществлялась с помощью методов машинного обучения: линейных алгоритмов (гребневая регрессия, метод опорных векторов) и алгоритмов классификации (Random forest и Catboost). Построение моделей осуществлялось в среде разработки с открытым исходным кодом Jupyter при помощи языка программирования Python 3.6. Для линейных алгоритмов влияние показателей на развитие осложнений оценивалось при помощи коэффициента регрессии, для алгоритмов классификации – показателя относительной важности. В дальнейшем определялся набор факторов, на котором достигалась наибольшая прогностическая точность модели. В связи с крайне большим количеством всех возможных комбинаций факторов (более миллиарда) для поиска подходящего набора признаков был использован алгоритм имитации отжига, который явля-

ется субоптимальным методом дискретной оптимизации [11]. Для предупреждения переобучения модели использовался метод кросс-валидации [12]. Для оценки качества бинарной классификации построенных моделей использовался ROC-анализ. Для каждой модели производилось построение ROC-кривой, которая является графиком функции, отображающей отношение между верно классифицированными положительными ответами и неверно классифицированными отрицательными ответами [13, 14]. В качестве численного отображения точности модели использовалась площадь под ROC-кривой (area under receiving operating characteristic curve, ROC AUC). С допущениями возможно расценивать, что чем больше показатель ROC AUC, тем наилучшей предсказательной способностью обладает модель [15, 16]. Для определения оптимального соотношения чувствительности и специфичности был использован уровень пороговой вероятности. Данный порог позволяет причислять новые примеры к одному из двух классов (есть событие или нет).

Результаты

По результатам, полученным с помощью линейных алгоритмов (гребневая регрессия, метод опорных векторов), после отбора факторов по алгоритму имитации отжига была выявлена наиболее перспективная комбинация: мужской пол, длительность заболевания более 36 мес., наличие ШЛУ МБТ, ИМТ, ОФВ1 (%), кровотока в удаляемом легком (%), тотальная облитерация плевральной полости, интраоперационная контаминация (табл. 1).

Таблица 1
Факторы риска бронхоплеврального свища для моделей, основанных на линейных алгоритмах
Table 1
Risk factors for bronchopleural fistula in models based on linear algorithms

№	Фактор	Кодировка признака	Среднее значение	Стандартное отклонение значения	Коэффициент в гребневой регрессии для нормированных признаков	Коэффициент в SVM для нормированных признаков
1	Мужской пол	X1	0,566	0,496	0,549	0,135
2	Длительность заболевания более 36 мес.	X2	0,535	0,499	0,202	0,085
3	ШЛУ МБТ	X3	0,449	0,497	0,401	0,109
4	ИМТ	X4	22,122	3,976	–0,291	–0,116
5	Кровоток в удаляемом легком, %	X5	12,386	10,273	0,113	0,122
6	ОФВ1, %	X6	63,498	18,548	–0,196	–0,040
7	Тотальная облитерация плевральной полости	X7	0,611	0,487	0,097	0,101
8	Интраоперационная контаминация	X8	0,136	0,343	0,558	0,150

Прим.: ИМТ – индекс массы тела, ОФВ1 – объем форсированного выдоха за 1 секунду, ШЛУ МБТ – широкая лекарственная устойчивость микобактерий туберкулеза

Note: ИМТ – body mass index, ОФВ1 – forced expiratory volume in 1 second, ШЛУ МБТ – extensive drug-resistant *Mycobacterium tuberculosis*

Таблица 2

Факторы риска бронхоплеврального свища для моделей, основанных на алгоритмах классификации

Table 2

Risk factors for bronchopleural fistula in models based on classification algorithms

№	Показатель	Обозначение фактора	Относительная важность показателя для модели Random forest, %	Относительная важность показателя для модели CatBoost, %
1	Мужской пол	X1	1	0.5
2	Количество устойчивых препаратов	X2	24,9	20.8
3	ИМТ	X3	9,7	5.9
4	ЛУ МБТ	X4	9,9	8.4
5	ОФВ1, %	X5	17	14.2
6	Гнойный эндобронхит	X6	2,9	1.9
7	Тотальная облитерация плевральной полости	X7	7,2	6.0
8	Ручной шов бронха	X8	1,7	4,6
9	Интраоперационная контаминация	X9	5,2	3.5
10	Кровопотеря 500 мл и более	X10	1,3	0.4
11	Длительность операции, мин	X11	19,2	29.1

Прим.: ИМТ – индекс массы тела, ОФВ1 – объем форсированного выдоха за 1 сек., ЛУ МБТ – лекарственная устойчивость микобактерий туберкулеза

Note: ИМТ – body mass index, ОФВ1 – forced expiratory volume in 1 second, ЛУ МБТ – drug-resistant *Mycobacterium tuberculosis*

В таблице 1 представлен перечень факторов, их кодировка, среднее значение, стандартное отклонение, а также весовые коэффициенты регрессии.

По результатам, полученным с помощью алгоритмов классификации (Random forest и Catboost), после отбора факторов по алгоритму имитации отжига наиболее статистически значимой комбинацией оказались: мужской пол, количество устойчивых препаратов, ИМТ, ОФВ1 (%), гнойный эндобронхит, длительность операции, тотальная облитерация плевральной полости, ручной шов бронха, интраоперационная контаминация плевральной полости, кровопотеря 500 мл и более (табл. 2). В данной таблице представлена кодировка факторов и их относительная важность, выраженная в процентах, в зависимости от использованного алгоритма машинного обучения.

На основании полученных комбинаций факторов было построено 4 модели прогнозирования риска бронхоплеврального свища. Точность построенных моделей наглядно отражена с помощью ROC-кривых (рис. 1). Площадь под ROC-кривой (ROC AUC) является численным отражением данного показателя. По оси абсцисс указана вероятность ложноположительного результата (False-positive rate или 1-специфичность), по оси ординат – истинно положительного (True-positive rate или чувствительность).

Показатели точности построенных моделей представлены в таблице 3.

Таблица 3

Точность моделей прогнозирования риска бронхоплеврального свища

Table 3

Predictive accuracy of the models

Алгоритм	ROC AUC
Гребневая регрессия	0,88
Метод опорных векторов	0,87
Catboost	0,75
Random forest	0,74

Прим.: ROC AUC – площадь под ROC-кривой

Note: ROC AUC – area under receiving operating characteristic curve (area under the ROC curve)

Наиболее точными оказались модели, построенные с помощью линейных алгоритмов, по сравнению с моделями, основанными на алгоритмах классификации. Наилучший показатель ROC AUC (88%) продемонстрировала модель, построенная по алгоритму гребневой регрессии, что соответствует очень хорошему качеству модели [15, 16] (табл. 3).

В линейном виде модель прогнозирования риска развития бронхоплеврального свища, созданная с помощью алгоритма гребневой регрессии, представляется следующим образом:

$$L = 1,108X1 + 0,406X2 + 0,806X3 - 0,073X4 + 0,011X5 - 0,011X6 + 0,2X7 + 1,628X8 - 2,924$$

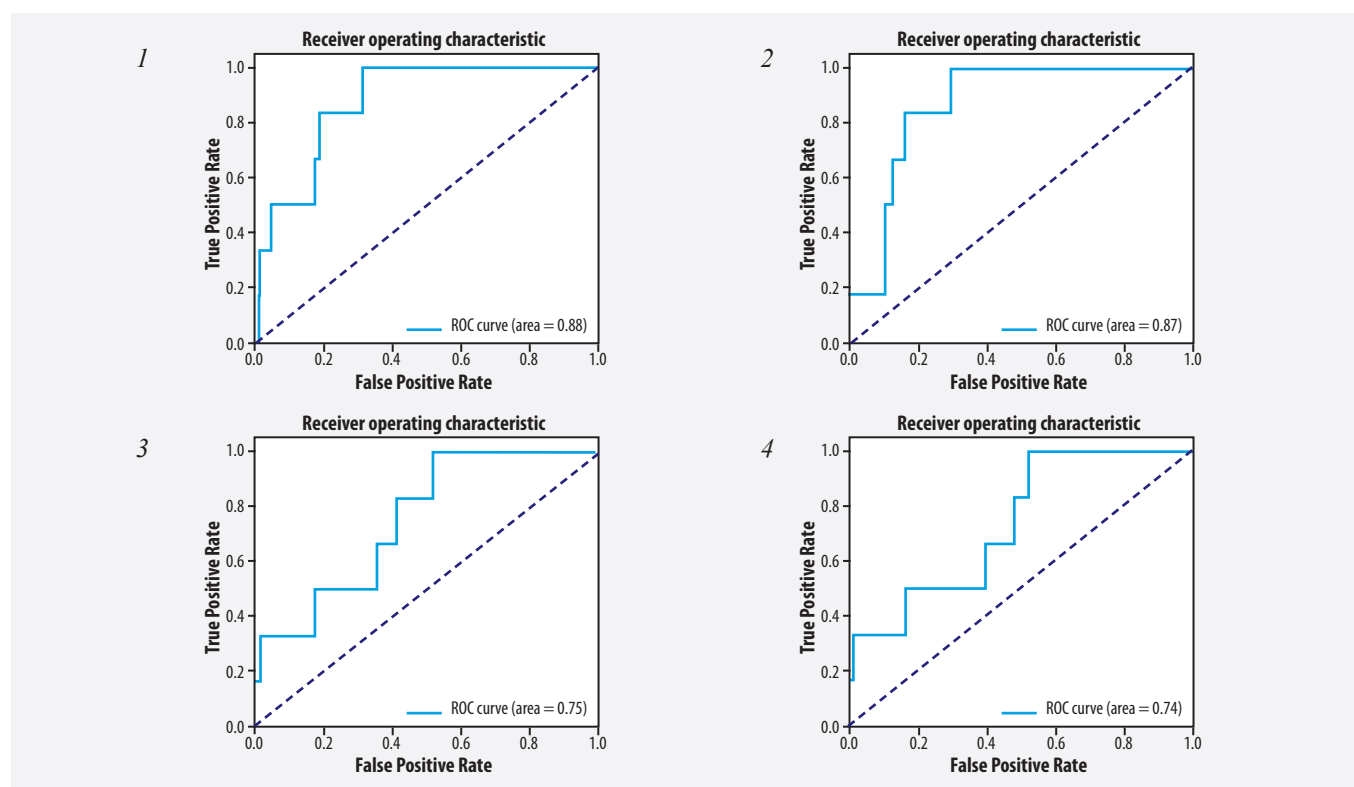


Рисунок 1. ROC-кривые для моделей прогнозирования риска бронхоплеврального свища: 1. Модель гребневой регрессии. 2. Модель опорных векторов 3. Модель “CatBoost”. 4. Модель “Random forest”
Figure 1. ROC curves for models to predict the risk of bronchopleural fistula: 1. Ridge regression model. 2. Support vector machine model. 3. CatBoost model. 4. Random forest model

где L – линейный отклик модели
X1 – пол (0 – женский, 1 – мужской);
X2 – длительность заболевания более 36 мес.
(0 – ≤ 36 мес., 1 – > 36 мес.);
X3 – ШЛУ МБТ (0 – нет, 1 – есть);
X4 – ИМТ (кг/м²);
X5 – ОФВ1 (%);
X6 – кровоток в удаляемом легком (%);
X7 – тотальная облитерация плевральной полости
(0 – нет, 1 – да);
X8 – интраоперационная контаминация плевральной
полости (0 – нет, 1 – да).

На начальном этапе определяется линейный отклик модели (L). Для получения вероятности осложнения для конкретного пациента (P) применяется сигмоидное преобразование:

$$P = \frac{1}{1 + \exp^{-L}}$$

где P – вероятность развития осложнения для конкретного пациента;

exp (X) – операция экспоненцирования (возведение числа “e” в степень X), число “e” – математическая константа, равна 2,718;

L – линейный отклик модели.

Для определения оптимального уровня пороговой вероятности была построена таблица координат ROC-кривой (табл. 4).

Таблица 4
Координаты ROC-кривой модели, построенной на алгоритме гребневой регрессии

Table 4
ROC curve coordinates of the model based on the ridge regression

Порог вероятности, %	Чувствительность, % (TP)	1-специфичность, % (FP)	Специфичность, % (TN)
1,2	100,0	100,0	0,0
1,9	100,0	31,2	68,8
2,4	83,3	18,8	81,2
2,5	66,7	17,2	82,8
7,4	50,0	4,7	95,3
8,0	33,3	4,7	95,3
19,7	33,3	1,6	98,4
25,9	16,7	1,6	98,4
31,1	16,7	1,0	99,0
40,9	0,0	1,0	99,0
46,0	0,0	0,5	99,5
100,0	0,0	0,0	100,0

Прим.: TP – true-positive rate (доля истинно положительных ответов), FP – false-positive rate (доля ложно положительных ответов), TN – true-negative rate (доля истинно отрицательных ответов)

Note: TP – true-positive rate (percentage of true-positive responses), FP – false-positive rate (percentage of false-positive responses), TN – true-negative rate (percentage of true-negative responses)

В таблице 4 отражена зависимость чувствительности (true-positive rate) и специфичности (true-negative rate), а также показателя 1-специфичность (false-positive rate) от выбранного порогового значения вероятности. В данном случае пороговое значение, равное 1,9%, обеспечивает максимальный суммарный показатель чувствительности и специфичности, равный 100 и 68,8% соответственно.

Для наглядности построена таблица качества классификации модели при выбранном пороговом значении (табл. 5).

Таблица 5
Качество классификации модели, построенной на алгоритме гребневой регрессии
Table 5
Classification quality of the model built on the ridge regression

Результаты прогноза	Результат наблюдения	
	С осложнением	Без осложнения
С осложнением	6 (TP – 100%)	60 (FP – 31,2%)
Без осложнения	0 (FN – 0%)	132 (TN – 68,8%)

Прим.: TP – true-positive rate (доля истинно положительных ответов), FP – false-positive rate (доля ложно положительных ответов), FN – false-negative rate (доля ложно отрицательных ответов), TN – true-negative rate (доля истинно отрицательных ответов)

Note: TP – true-positive rate (percentage of true-positive responses), FP – false-positive rate (percentage of false-positive responses), FN – false-negative rate (percentage of false-negative responses), TN – true-negative rate (percentage of true-negative responses)

В таблице 4 продемонстрировано соотношение зависимости прогнозируемых и реально наблюдаемых исходов. Все случаи возникновения бронхоплеврального свища были правильно классифицированы моделью (true-positive rate или чувствительность составили 100%), поэтому ошибок I рода (false-negative rate) не наблюдалось. Доля верно классифицированного отсутствия осложнения (true-negative rate или специфичность) составила 68,8%, поэтому доля ошибок II рода (false-positive rate) составила 31,2%. Таким образом можно сделать вывод, что данная модель смещена в сторону гипердиагностики осложнения. Однако в конкретном случае это не будет являться существенным недостатком модели, так как бронхоплевральный свищ, исходя из клинической логики, представляется более оптимальным «предиктивно гипердиагностировать, чем не диагностировать».

Обсуждение

С неуклонным развитием медицинской науки и внедрением в нее различных методов статистического анализа стал актуальным вопрос, касающийся не только статистического подтверждения выявлен-

ных закономерностей, но и экстраполирования полученных данных на будущие клинические наблюдения [15, 16]. Построение моделей различных медицинских систем, в зависимости от воздействующих на них факторов, является важной задачей статистического анализа, выполняемого с применением современных информационных технологий.

К настоящему времени на основании математико-статистического анализа было разработано множество моделей, позволяющих прогнозировать возникновение осложнений, например, после резекций легких при раке, реконструктивных операций на пищеводе, операций по поводу рака желудка, а также рецидива спонтанного пневмоторакса [17–21]. Однако в доступной литературе не удалось найти моделей прогнозирования риска осложнений после хирургического лечения туберкулеза легких.

При помощи алгоритмов машинного обучения (гребневая регрессия, метод опорных векторов, CatBoost, Random Forest) была выполнена обработка всего имеющегося массива клинических данных, произведен расширенный поиск и определение комбинации факторов, оказывающих наибольшую статистическую значимость на развитие бронхоплеврального свища после пневмонэктомии, выполненной по поводу деструктивного туберкулеза легких. На основании этого были созданы 4 модели прогнозирования данного осложнения. Модель, построенная с использованием алгоритма гребневой регрессии, обладала наибольшей предиктивной способностью, равной 88%, что соответствует очень хорошему качеству модели. При выбранном пороговом значении вероятности показатели чувствительности и специфичности данной модели составили 100 и 68,8% соответственно.

Заключение

Созданная модель обладает высокой предиктивной способностью, позволяющей в реальной клинической практике акцентировать внимание на группе пациентов с повышенным риском бронхоплеврального свища и научно обосновать необходимость превентивных мер для предотвращения возникновения данного осложнения. На основании представленных данных возможно рекомендовать данную модель для апробации в клинической практике.

Вклад авторов

Концепция и дизайн исследования: И.С. Серезвин, П.К. Яблонский

Написание статьи: И.С. Серезвин

Проведение статистического анализа: И.С. Серезвин, М.Б. Потиевский, А.А. Родин, Н.А. Родин, Г.К. Савон, Д.К. Грабецкий

Исправление статьи: А.О. Аветисян

Утверждение окончательной версии: П.К. Яблонский

Author contributions

Concept and design: Serezvin, Yablonskiy

Manuscript drafting: Serezvin

Statistical analysis: Serezvin, Potievskiy, A.A. Rodin,

N.A. Rodin, Savon, Grabetskii

Manuscript revising: Avetisyan

Final approval of the version to be published: Yablonskiy

Литература/References

1. Somorcio JG, Sotomayor A, Shin S, et al. Surgery for patients with drug-resistant tuberculosis: report of 121 cases receiving community-based treatment in Lima, Peru. *Thorax*. 2007; 62(5):416–421. PMID: 16928717. PMCID: PMC2117182. <https://doi.org/10.1136/thx.2005.051961>
2. Wang H, Lin H, Jiang G. Pulmonary resection in the treatment of multidrug-resistant tuberculosis: a retrospective study of 56 cases. *Ann Thorac Surg*. 2008;86(5):1640–1645. PMID: 19049764. <https://doi.org/10.1016/j.athoracsur.2008.07.056>
3. Bai L, Hong Z, Gong C, Yan D, Liang Z. Surgical treatment efficacy in 172 cases of tuberculosis-destroyed lungs. *Eur J Cardiothorac Surg*. 2012;41(2):335–340. PMID: 21684172. <https://doi.org/10.1016/j.ejcts.2011.05.028>
4. Shiraishi Y, Nakajima Y, Koyama A, Takasuna K, Katsuragi N, Yoshida S. Morbidity and mortality after 94 extrapleural pneumonectomies for empyema. *Ann Thorac Surg*. 2000;70(4):1202–1207. PMID: 11081871. [https://doi.org/10.1016/s0003-4975\(00\)01612-x](https://doi.org/10.1016/s0003-4975(00)01612-x)
5. Kim YT, Kim HK, Sung SW, Kim JH. Long-term outcomes and risk factor analysis after pneumonectomy for active and sequela forms of pulmonary tuberculosis. *Eur J Cardiothorac Surg*. 2003;23(5):833–839. PMID: 12754042. [https://doi.org/10.1016/s1010-7940\(03\)00031-9](https://doi.org/10.1016/s1010-7940(03)00031-9)
6. Byun CS, Chung KY, Narm KS, Lee JG, Hong D, Lee CY. Early and long-term outcomes of pneumonectomy for treating sequelae of pulmonary tuberculosis. *Korean J Thorac Cardiovasc Surg*. 2012;45(2):110–115. PMID: 22500281. PMCID: PMC3322180. <https://doi.org/10.5090/kjcts.2012.45.2.110>
7. Marfina GY, Vladimirov KB, Avetisyan AO, Starshinova AA, Kudriashov GG, Sokolovich EG, Yablonskiy PK. Bilateral cavitary multidrug- or extensively drug-resistant tuberculosis: role of surgery. *Eur J Cardiothorac Surg*. 2018;53(3):618–624. PMID: 29040413. <https://doi.org/10.1093/ejcts/ezx350>
8. Яблонский П.К., Васильев И.В., Кирюхина Л.Д. и др. Непосредственные результаты пневмонэктомий у больных с односторонней локализацией деструктивного туберкулеза легких. Результаты проспективного нерандомизированного исследования. *Медицинский альянс*. 2017;(4):103–111.
9. Yablonskiy P, Vasilev I, Kirjuhina L, et al. Immediate results of pneumonectomies in patients with unilateral localization of destructive pulmonary tuberculosis. Results of the prospective, non-randomized study. *Medical Alliance*. 2017;(4):103–111 (In Russ.).
10. Сerezvin И.С., Аветисян А.О., Кудряшов Г.Г., Яблонский П.К. Эффективность и безопасность пневмонэктомии в комплексном лечении больных деструктивным туберкулезом легких. *Медицинский альянс*. 2022;10(1):47–57. <https://doi.org/10.36422/23076348-2022-10-1-47-57>
11. Serezvin I, Avetisyan A, Kudriashov G, Yablonskiy P. Efficacy and safety of pneumonectomy in the comprehensive treatment of patients with destructive pulmonary tuberculosis. *Medical Alliance*. 2022;10(1):47–57 (In Russ.). <https://doi.org/10.36422/23076348-2022-10-1-47-57>
12. Seely AJ, Ivanovic J, Threader J, et al. Systematic classification of morbidity and mortality after thoracic surgery. *Ann Thorac Surg*. 2010;90(3):936–942. PMID: 20732521. <https://doi.org/10.1016/j.athoracsur.2010.05.014>
13. Aarts EHL, Korst JHM, Van Laarhoven PJM. Simulated annealing. In: Aarts E, Lenstra K, eds. *Local Search in Combinatorial Optimization*. Princeton University Press; 2018:91–120.
14. Browne MW. Cross-validation methods. *J Math Psychol*. 2000;44(1):108–132. PMID: 10733860. <https://doi.org/10.1006/jmps.1999.1279>
15. Kohavi R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In: *IJCAI-95: Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Vol 2. IJCAI; 1995:1137–1143.
16. Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition*. Springer; 2009.
17. Григорьев С.Г., Лобзин Ю.В., Скрипченко Н.В. Роль и место логистической регрессии и ROC-анализа в решении медицинских диагностических задач. *Журнал инфектологии*. 2016;8(4):36–45. <https://doi.org/10.22625/2072-6732-2016-8-4-36-45>
18. Grigoryev SG, Lobzin YuV, Skripchenko NV. The role and place of logistic regression and ROC analysis in solving medical diagnostic task. *Journal Infectology*. 2016;8(4):36–45. (In Russ.). <https://doi.org/10.22625/2072-6732-2016-8-4-36-45>
19. Мудров В.А. Алгоритм применения ROC-анализа в биомедицинских исследованиях с помощью пакета программ SPSS. *Забайкальский медицинский вестник*. 2021;(1):148–153. https://doi.org/10.52485/19986173_2021_1_148
20. Mudrov VA. ROC curve analysis algorithm in biomedical research using SPSS software package. *Transbaikalian Medical Bulletin*. 2021;(1):148–153. (In Russ.). https://doi.org/10.52485/19986173_2021_1_148
21. Яблонский П.К., Атюков М.А., Пищик В.Г., Буляница А.Л. Выбор лечебной тактики и возможности прогнозирования рецидивов у больных с первым эпизодом спонтанного пневмоторакса. *Вестник Санкт-Петербургского университета*. 2010;(1): 118–129.
22. Yablonsky PK, Atiukov MA, Pischik VG, Bulisnitsa AL. Choice of treatment for the first episode of primary spontaneous pneumothorax. *Vestnik of Saint Petersburg University. Medicine*. 2010;(1):118–129. (In Russ.).
23. Беркасова И.В., Верещагин Е.И., Митрофанов И.М. Прогнозирование риска периоперационных осложнений в реконструктивной хирургии пищевода. *Медицина и образование в Сибири*. 2013;(2):39.
24. Berkasova IV, Vereshchagin EI, Mitrofanov IM. Risk on forecasting of perioperative complications in reconstructive surgery of gullet. *Medicine and Education in Siberia*. 2013;(2):39. (In Russ.).
25. Боякова Н.В., Зуков Р.А., Слепов Е.В., Петрова Е.О., Винник Ю.С. Математические модели прогноза послеоперационных инфекционно-воспалительных осложнений у больных раком желудка. *Хирургическая практика*. 2016;(1):31–35.
26. Boyakova NV, Zukov RA, Slepov EV, Petrova EO, Vinnik YuS. Mathematical forecasting models of postoperative infectious and inflammatory complications it patients with stomach cancer. *Surgical Practice (Russia)*. 2016;(1):31–35. (In Russ.).
27. Sato T, Kondo H, Watanabe A, et al. A simple risk scoring system for predicting acute exacerbation of interstitial pneumonia after pulmonary resection in lung cancer patients. *Gen Thorac Cardiovasc Surg*. 2015;63(3):164–172. PMID: 25352311. <https://doi.org/10.1007/s11748-014-0487-6>
28. Meyer A, Zverinski D, Pfahringer B, et al. Machine learning for real-time prediction of complications in critical care: a retrospective study. *Lancet Respir Med*. 2018;6(12):905–914. PMID: 30274956. [https://doi.org/10.1016/S2213-2600\(18\)30300-X](https://doi.org/10.1016/S2213-2600(18)30300-X)

Сведения об авторах

Серезвин Илья Сергеевич, к. м. н., врач-торакальный хирург туберкулезного легочно-хирургического отделения № 3, Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт фтизиопульмонологии (Санкт-Петербург, Россия). <https://orcid.org/0000-0001-7588-9009>

Аветисян Армен Оникович, к. м. н., врач-торакальный хирург, заведующий туберкулезным легочно-хирургическим отделением (торакальным) № 3, Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт фтизиопульмонологии (Санкт-Петербург, Россия). <https://orcid.org/0000-0003-4590-2908>

Потиевский Михаил Борисович, руководитель направления цифровых технологий, ООО «Диомед»; врач-онколог, Московский научно-исследовательский онкологический институт им. П.А. Герцена - филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» (Москва, Россия). <https://orcid.org/0000-0002-8514-8295>

Родин Александр Алексеевич, к. физ.-мат. н., доцент, Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет) (Долгопрудный, Россия). <https://orcid.org/0000-0003-0083-1069>

Родин Никита Алексеевич, программист, ООО «Диомед» (Москва, Россия). <https://orcid.org/0009-0003-6091-7558>

Савон Галина Константиновна, программист, ООО «Диомед» (Москва, Россия). <https://orcid.org/0009-0002-0292-7777>

Грабецкий Даниил Константинович, директор по развитию, ООО «Диомед» (Москва, Россия). <https://orcid.org/0009-0001-7378-6492>

Яблонский Петр Казимирович, д. м. н., профессор, директор, Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт фтизиопульмонологии; проректор по медицинской деятельности, заведующий кафедрой госпитальной хирургии, Санкт-Петербургский государственный университет (Санкт-Петербург, Россия). <https://orcid.org/0000-0003-4385-9643>

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Author credentials

Ilya S. Serezvin, Cand. Sci. (Med.), Thoracic Surgeon, Tuberculosis Pulmonary Surgery Division No. 3 (Thoracic), Saint Petersburg Research Institute of Phthisiopulmonology (Saint Petersburg, Russian Federation). <https://orcid.org/0000-0001-7588-9009>

Armen O. Avetisyan, Cand. Sci. (Med.), Thoracic Surgeon, Head of Tuberculosis Pulmonary Surgery Division No. 3 (Thoracic), Saint Petersburg Research Institute of Phthisiopulmonology (Saint Petersburg, Russian Federation). <https://orcid.org/0000-0003-4590-2908>

Mikhail B. Potievskiy, Head of the Digital Technologies Division, Diomed LLC; Oncologist, Hertsen Moscow Oncology Research Institute – Branch of National Medical Research Radiological Center of the Ministry of Health of the Russian Federation (Moscow, Russian Federation). <https://orcid.org/0000-0002-8514-8295>

Alexandr A. Rodin, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Associate Professor, Moscow Institute of Physics and Technology (Dolgoprudny, Russian Federation). <https://orcid.org/0000-0003-0083-1069>

Nikita A. Rodin, Computer Programmer, Diomed LLC (Moscow, Russian Federation). <https://orcid.org/0009-0003-6091-7558>

Galina K. Savon, Computer Programmer, Diomed LLC (Moscow, Russian Federation). <https://orcid.org/0009-0002-0292-7777>

Daniil K. Grabetskii, Director of Development, Diomed LLC (Moscow, Russian Federation). <https://orcid.org/0009-0001-7378-6492>

Petr K. Yablonskiy, Dr. Sci. (Med.), Professor, Director, Saint Petersburg Research Institute of Phthisiopulmonology; Vice-Rector for Medical Affairs, Head of the Hospital Surgery Department, Saint Petersburg State University (Saint Petersburg, Russian Federation). <https://orcid.org/0000-0003-4385-9643>

Conflict of interest: none declared.