

DOI: <https://doi.org/10.22263/2312-4156.2026.4.62>

Метод прогнозирования отторжения почечного аллотрансплантата

А.Т. Щастный, А.С. Осочук, С.С. Осочук, А.Ф. Марцинкевич

Учреждение образования «Витебский государственный ордена Дружбы народов медицинский университет», г. Витебск, Республика Беларусь

Вестник ВГМУ. – 2026. – Том 25, №4. – С. 62-69.

A method for predicting kidney allograft rejection

A.T. Shchastniy, A.S. Osochuk, S.S. Osochuk, A.F. Martsinkevich

Vitebsk State Order of People's Friendship Medical University, Vitebsk, Republic of Belarus

Vestnik VGMU. 2026;25(4):62-69.

Резюме.

Цель работы – разработать метод выявления реципиентов с высоким риском отторжения почечного аллотрансплантата.

Материал и методы. Группу обследуемых пациентов составили 131 реципиент почечного аллотрансплантата. Все исследуемые пациенты получали трехкомпонентную иммуносупрессивную терапию (такролимус + микофенолат мофетил + глюкокортикостероид). В качестве исследуемых показателей использовались лонгитюдные (панельные) данные лабораторных показателей пациентов в послеоперационном периоде в динамике 5 и более лет наблюдения. Для определения показателей, обладающих наибольшей прогностической ценностью использован алгоритм Elastic net отобравший для создания математической модели минимальную концентрацию креатинина, его среднеквадратичное отклонение (sd), максимальное (max) содержание тромбоцитов, среднее, максимальной (max) и коэффициент вариации (cv) концентрации кальция, медиану и sd концентрации гемоглобина, sd содержания мочевины, минимальную (min) концентрацию билирубина, sd и среднее содержание общего белка, sd и cv количества лейкоцитов, медиана концентрации холестерина, min активность АлАТ, медиана концентрации калия и cv концентрации мочевой кислоты. Статистический анализ выполнен с использованием пакета прикладных программ R 4.2.2.

Результаты. Разработана модель выявления пациентов с высоким риском отторжения почечного аллотрансплантата.

Заключение. Разработанная нами модель позволяет выявить пациентов с высоким риском отторжения почечного аллотрансплантата, получающих трехкомпонентную иммуносупрессивную терапию на основании динамических лабораторных показателей крови.

Ключевые слова: пересадка почки, отторжение, такролимус, риск отторжения, прогностическая модель, машинное обучение.

Abstract.

Objectives. To develop a method for identifying recipients with a high risk of the kidney allograft rejection.

Material and methods. The study group consisted of 131 kidney allograft recipients. All patients received a triple-component immunosuppressive therapy (tacrolimus + mycophenolate mofetil + glucocorticosteroid). The study analyzed longitudinal (panel) data of patients' post-operative laboratory parameters tracked over a dynamic observation period of 5 or more years. To identify the parameters with the highest predictive value, the Elastic Net algorithm was applied. For the final mathematical model, the algorithm selected the following variables: minimum creatinine concentration and its standard deviation (SD); maximum (max) platelet count; mean, maximum (max), and coefficient of variation (CV) of calcium concentration; median and SD of hemoglobin concentration; SD of urea level; minimum (min) bilirubin concentration; SD and mean of total protein level; SD and CV of white blood cell (WBC) count; median cholesterol concentration; min Alanine Aminotransferase (ALT) activity; median potassium concentration; and CV of uric acid concentration. Statistical analysis was performed using the R 4.2.2 software package.

Results. A model for identifying patients at high risk of kidney allograft rejection was developed.

Conclusions. The developed model allows identification of patients at high risk of kidney allograft rejection receiving triple-component immunosuppressive therapy, based on dynamic laboratory blood parameters.

Keywords: kidney transplantation, rejection, tacrolimus, rejection risk, prognostic model, machine learning.

Введение

Отторжение почечного аллотрансплантата остаётся одной из главных проблем в трансплантологии, что существенно влияет на выживаемость и качество жизни пациентов. Частота отторжения наблюдается в среднем у 10% реципиентов в первый год после трансплантации, а в дальнейшем с отторжением сталкиваются до 3% реципиентов ежегодно [1, 2]. При этом некоторые исследования указывают на потерю до 50% графтов в период наблюдения от 5 до 10 лет [3].

В клинической практике существует целый ряд лабораторных и инструментальных методов для оценки функции почечного аллотрансплантата, включая мониторинг уровня креатинина, мочевины, протеинурии и ультразвуковое исследование. Но золотым стандартом, позволяющим достоверно подтвердить или опровергнуть отторжение, является пункционная биопсия с последующим гистологическим исследованием ткани [4], однако инвазивность метода ограничивает возможность его частого применения. При этом ряд исследований показывает, что даже биопсия не всегда позволяет диагностировать подпороговые изменения, ведущие в конечном итоге к отторжению органа [5], более того, по данным ряда источников, чувствительность биопсии составляет 91% и увеличивается до 99% лишь после повторного отбора материала [6]. В связи с этим не ослабевают интерес к обнаружению предикторов отторжения графта, в том числе, с использованием динамических моделей [7].

В условиях отсутствия надёжных неинвазивных маркеров раннего риска отторжения особый интерес представляет анализ динамики лабораторных показателей в процессе длительного наблюдения пациентов после трансплантации. Изменение устойчивости гомеостаза и нарастание вариабельности лабораторных показателей могут отражать формирование неблагоприятных патофизиологических процессов до клинической манифестации отторжения.

В настоящем исследовании представлена модель, предназначенная для оценки риска реакции отторжения почечного аллотрансплантата на основе анализа динамики изменений показателей

крови. Модель не рассматривается как альтернатива биопсии, а предлагается к использованию в качестве дополнительного инструмента клинического мониторинга, способного повысить настороженность врача и оптимизировать тактику наблюдения пациентов.

Материал и методы

В исследование включены 131 реципиент почечного аллотрансплантата, находившихся под динамическим наблюдением. Среди них 58% составили мужчины и 42% – женщины. Возраст пациентов на момент трансплантации варьировал от 10 до 71 года, актуальный возраст на момент включения в исследуемую группу – от 19 до 76 лет. Исследуемая группа разделена на 2 подгруппы: реципиенты с нормальным послеоперационным течением, реципиенты с эпизодом отторжения. Все пациенты получали стандартную трёхкомпонентную иммуносупрессивную терапию (такролимус, микофенолат мофетил, глюкокортикостероиды). Диагноз отторжения верифицировался на основании пункционной биопсии с гистологическим исследованием. Анализ проводился на основе динамических лабораторных данных, полученных в ходе амбулаторного наблюдения (в среднем 1 раз в месяц в первый год и 1 раз в 2 месяца далее). В модель были включены стандартные биохимические (креатинин, мочевина, билирубин, АЛТ, общий белок, общий холестерол, Са, К, мочевиная кислота) и клинические показатели крови (уровни гемоглобина, тромбоцитов и лейкоцитов).

С учётом динамического характера данных для каждого пациента формировался набор агрегированных признаков, включающих показатели центральной тенденции (среднее, медиана), экстремальные значения (минимум, максимум) и характеристики вариабельности (стандартное отклонение, коэффициент вариации). Такой подход позволял учитывать не только абсолютные значения, но и нестабильность лабораторных параметров. Предобработка данных включала импутацию пропущенных значений (медианой обучающей выборки), удаление признаков с низкой дисперсией, устранение мультиколлинеарно-

сти ($r > 0,8$) и стандартизацию признаков методом Z-преобразования. Общая выборка была разделена на обучающую (70%) и тестовую (30%) на уровне пациентов, что исключало попадание данных одного пациента в обе выборки. Обучение модели проводилось с использованием обобщённой линейной модели с Elastic Net регуляризацией. Подбор гиперпараметров (λ и α) осуществлялся методом поиска по сетке с максимизацией площади под ROC-кривой. Качество модели оценивалось на независимой тестовой выборке с использованием ROC-анализа, а также метрик чувствительности, специфичности, точности и F1-меры [8]. Оптимальный порог классификации определялся на основе индекса Юдена [9]. Статистическая обработка данных выполнена с использованием программной среды R (версия 4.2.2) [10].

Результаты

В результате проведенной работы была построена модель, включающая показатели, отраженные в таблице 1.

Наибольший вклад в увеличение риска отторжения вносили показатели, связанные с ухудшением функции почки и воспалительной реакцией, в частности, повышение уровня креатинина, мочевины и лейкоцитов. В то же время ряд показателей демонстрировал обратную связь

с риском отторжения, что может отражать компенсаторные механизмы или особенности метаболического состояния пациентов.

Перечисленные предикторы расположены в порядке их ценности от наиболее к наименее ценному.

Результаты ROC-анализа показали (табл. 2, рис. 1), что площадь под кривой (AUC) для обучающей и тестовой выборок близки к 1 и составляют 0,9955 и 0,9677 соответственно, при этом 95% доверительный интервал также регистрируется в малом диапазоне значений. Полученные характеристики модели свидетельствуют о её высокой описательной значимости [11], что также подтверждается высокой точностью (0,9535 и 0,9143 соответственно), чувствительностью (1 для обоих случаев) и специфичностью (0,9459 и 0,9032 соответственно). Вместе с тем высокие значения AUC могут быть получены при калибровке невысокого качества. Оценка индекса Бриера показала, что его значение стремится к нулю, что можно расценить как подтверждение качества математической модели. О качестве калибровки свидетельствует также тест Хосмера-Лемешоу [12], не выявивший статистически значимых различий с идеальной калибровкой (p -значение 0,5683).

Таким образом, полученные результаты свидетельствуют о создании высокоэффективной и стабильной прогностической модели с отличной

Таблица 1 – Коэффициенты итоговой логистической регрессии

Предиктор	Коэффициент	Абсолютное значение коэффициента	Отношение рисков	Интерпретация
min_Креатинин	0,3583	0,3583	1,4309	Фактор риска (OR = 1,43)
max_Тромбоциты	-0,3039	0,3039	0,7379	Протективный фактор (OR = 0,74)
sd_Креатинин	0,2904	0,2904	1,3369	Фактор риска (OR = 1,34)
ср.знач_Са	-0,2392	0,2392	0,7873	Протективный фактор (OR = 0,79)
медиана_Гемоглобин	-0,2250	0,2250	0,7985	Протективный фактор (OR = 0,8)
sd_Гемоглобин	-0,1691	0,1691	0,8444	Протективный фактор (OR = 0,84)
sd_Мочевина	0,1624	0,1624	1,1763	Фактор риска (OR = 1,18)
min_Билирубин	0,1613	0,1613	1,1750	Фактор риска (OR = 1,18)
sd_Белок	0,1607	0,1607	1,1743	Фактор риска (OR = 1,17)
max_Са	-0,1590	0,1590	0,8530	Протективный фактор (OR = 0,85)
sd_Лейкоциты	0,0760	0,0760	1,0789	Фактор риска (OR = 1,08)
медиана_Холестерол	-0,0630	0,0630	0,9389	Протективный фактор (OR = 0,94)
ср. знач_Белок	-0,0616	0,0616	0,9402	Протективный фактор (OR = 0,94)
min_АЛТ	0,0357	0,0357	1,0364	Фактор риска (OR = 1,04)
cv_Лейкоциты	0,0271	0,0271	1,0275	Фактор риска (OR = 1,03)
медиана_K	0,0121	0,0121	1,0121	Фактор риска (OR = 1,01)
cv_Са	0,0002	0,0002	1,0002	Фактор риска (OR = 1)
cv_Мочевая кислота	0,0001	0,0001	1,0001	Фактор риска (OR = 1)

Таблица 2 – Характеристики полученной модели

Модель	AUC	95% ДИ AUC	Точность	Чувствительность	Специфичность	F1	PPV	NPV	MCC	Индекс Бриера	Порог отсечения
Train	0,9955	0,986 - 1,000	0,9535	1	0,9459	0,7500	1	0,8571	0,8423	0,0431	0,3675
Test	0,9677	0,912 - 1,000	0,9143	1	0,9032	0,5714	1	0,7273	0,7184	0,0761	0,3675

Примечание: Train – обучающая выборка; Test – тестовая выборка; AUC – Area under curve; F1-мера; PPV – Positive Predictive Value; NPV – Negative Predictive Value; MCC – Коэффициент корреляции Мэтьюса.

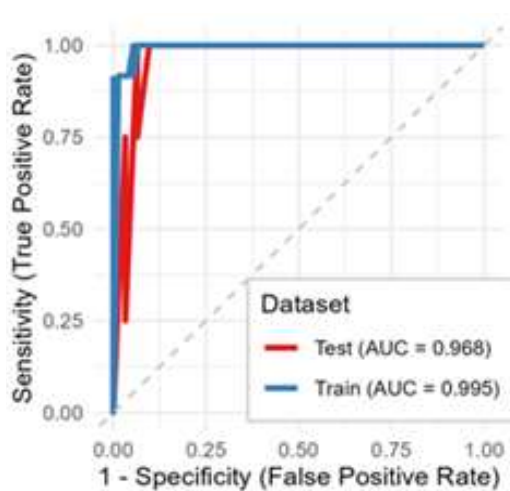


Рисунок 1 – ROC-кривые различных наборов данных

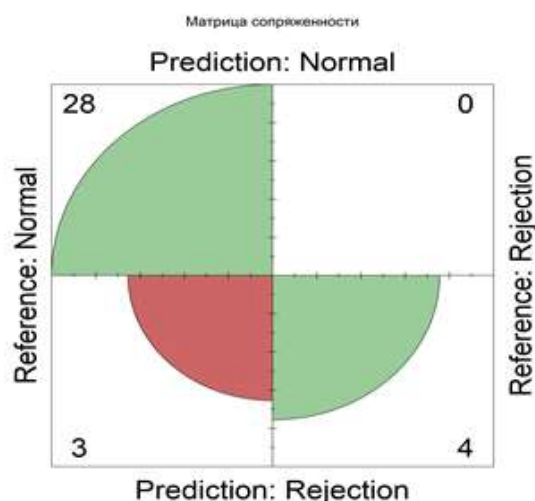


Рисунок 2 – Графическое отображение прогноз-реальность

способностью к генерализации (отсутствием переобучения).

Вместе с тем, модель выдает численные значения риска, которые могут не соответствовать реальному состоянию пациента. Это значит, что модель отлично разделяет пациентов с отторжением и без отторжения, но значение 99% или 40% (порог равен 36,75) должны интерпретироваться одинаково.

Оценка матрицы сопряженности (рис. 2) показала, что все случаи отторжения (100%) были корректно идентифицированы моделью, что подтверждается отсутствием ложноотрицательных результатов. В то же время часть пациентов без отторжения (3 из 31; 9,7%) была ошибочно отнесена к группе высокого риска. Таким образом, модель имеет склонность к переоценке риска отторжения. С клинической точки зрения подобное может быть оправдано, поскольку минимизация пропущенных случаев отторжения является приоритетной задачей мониторинга после трансплантации.

Пример расчета фактического клинического материала

Для практического использования полученные данные должны быть предварительно стандартизованы с использованием указанных коэффициентов (табл. 3) путем вычитания среднего, деления разности на стандартное отклонение и умножения результата на коэффициент.

Расчетная формула для определения уровня риска отторжения:

$$p = \frac{1}{(1 + e^{-y})} * 100,$$

где:

$y = \text{ср.знач.Са} + \text{ср.знач.Белок} + \text{медиана К} + \text{медиана Холестерол} + \text{медиана Гемоглобин} + \min \text{Креатинин} + \min \text{Билирубин} + \min \text{АЛТ} + \max \text{Са} + \max \text{Тромбоциты} + \text{sd Мочевина} + \text{sd Креатинин} + \text{sd Белок} + \text{sd Гемоглобин} + \text{sd Лейкоциты} + \text{cv Са} + \text{cv Мочевая кислота} + \text{cv Лейкоциты} - 1,200658198.$

Подставив соответствующие значения в уравнение, можно получить значение p , которое

Таблица 3 – Параметры стандартизации

Предиктор	Среднее	Стандартное отклонение	Коэффициент
ср.знач. Са	2,304989	0,155922	-0,23916922
ср.знач. Белок	67,80244	4,847298	-0,061631864
Медиана К	4,835116	0,596884	0,012065214
медиана Холестерол	5,194535	0,938902	-0,063008444
Медина Гемоглобин	127,0916	20,64722	-0,225005629
Min Креатинин	144,56	156,3378	0,35833093
Min Билирубин	6,267093	2,531739	0,161294339
Min АЛТ	10,98488	4,125745	0,035746374
Max Са	2,644535	0,361128	-0,15899529
Max Тромбоциты	326,218	91,71875	-0,303906169
sd Мочевина	2,453772	1,583805	0,162398831
sd Креатинин	41,66498	56,58472	0,290378946
sd Белок	4,845835	2,000345	0,160691285
sd Гемоглобин	12,83225	5,318563	-0,169142623
sd Лейкоциты	1,954346	1,041964	0,075971698
cv Са	8,183903	4,521968	0,000213886
Cv Мочевая кислота	15,61057	5,475967	0,000107045
cv Лейкоциты	24,27173	10,62271	0,027149657

Таблица 4 – Данные реципиента почечного аллотрансплантата с отторжением

Визит	АЛТ	Билирубин	Са	Холестерол	Креатинин	Гемоглобин	К	Лейкоциты	Тромбоциты	Белок	Мочевина	Мочевая кислота	Результат
1	42,0	16,1	2,14	3,9	89,00	150,0	4,6	4,43	126,0	70,0	7,5	310,0	Высокий риск отторжения
2	28,0	27,2	2,38	4,7	91,0	152,0	4,9	5,1	133,0	73,0	6,0	280,0	
3	35,0	14,3	2,4	3,0	92,0	159,0	5,6	5,2	141,0	69,0	4,2	NA	
4	46,0	NA	2,3	4,3	106,0	152,0	5,9	4,18	141,0	75,0	5,9	260,0	Порог срабатывания модели
5	23,0	16,8	2,2	4,1	106,0	147,0	4,7	4,1	115,0	63,0	6,9	330,0	
6	23,0	20,8	2,3	4,2	119,0	152,0	4,14	4,86	129,0	69,0	6,3	380,0	
7	24,0	27,9	2,43	4,2	108,0	157,0	4,44	5,0	133,0	72,0	6,7	330,0	
8	24,0	17,5	NA	4,2	140,0	140,0	4,49	6,11	149,0	65,0	10,5	390,0	
9	NA	NA	NA	NA	149,0	133,0	NA	4,46	123,0	NA	14,3	NA	
10	12,0	15,9	1,9	NA	121,0	130,0	5,3	4,77	119,0	61,0	11,7	NA	Верифицированное биопсией отторжение

описывает вероятность отнесения пациента к той или иной группе. При значении больше 0.3675 (36.75%) следует относить пациента к группе с высоким риском отторжения, меньше – с низким. В качестве примера можно рассмотреть несколько из обследованных пациентов (данные пациентов указаны в табл. 4, 5).

На представленном массиве данных модель зафиксировала негативные динамические сдвиги

в анализах крови примерно за 6 месяцев (4 визит) до назначенной биопсии и клинического подтверждения отторжения (10 визит).

$$y = 0,07 - 0,01 + 0 + 0,07 - 0,26 - 0,13 + 0,51 + 0,01 + 0,09 + 0,59 + 0,07 - 0,11 - 0,01 + 0,1 - 0,1 + 0 + 0 - 0,03 - 1,200658198 \approx -0,34.$$

$$p = \frac{1}{(1 + e^{0,34})} * 100 \approx 41,53$$

Таблица 5 – Данные реципиента почечного аллотрансплантата с нормальным послеоперационным периодом

Визит	АЛТ	Билирубин	Са	Холестерол	Креатинин	Гемоглобин	К	Лейкоциты	Тромбоциты	Белок	Мочевина	Мочевая кислота	Результат
1	14,0	7,74	2,29	4,48	100,0	93,0	5,2	11,91	307,0	66,5	8,71	460,0	Норма
2	13,0	8,6	2,3	4,2	68,0	112,0	5,1	10,48	248,0	64,0	7,4	410,0	
3	23,0	7,9	2,37	4,2	91,0	130,0	4,4	7,97	228,0	62,0	7,0	420,0	
4	23,0	7,96	2,44	4,7	80,0	140,0	4,6	12,21	219,0	66,7	6,75	430,0	
5	25,0	7,4	2,4	4,6	90,0	140,0	4,1	12,12	225,0	67,1	6,36	450,0	
6	22,0	6,0	2,3	4,7	80,0	142,0	4,1	10,45	242,0	68,0	5,84	430,0	
7	21,0	9,8	2,4	4,2	80,0	142,0	4,4	4,93	247,0	65,0	5,50	450,0	

Полученное значение больше 36,75% (0,3675), следовательно, пациент должен быть отнесен к группе с высоким риском отторжения.

На представленном массиве данных модель не зафиксировала отклонений от нормы, что совпало с реальным послеоперационным периодом.

$y = -0,08 + 0,03 - 0,01 + 0,05 - 0,14 - 0,18 - 0,02 + 0,02 + 0,09 + 0,06 - 0,14 - 0,16 - 0,22 - 0,2 + 0,05 + 0 + 0 + 0,01 - 1,200658198 \approx -2,04$.

$$p = \frac{1}{(1 + e^{2,04})} * 100 \approx 11,53$$

Обсуждение

В последние годы методы машинного обучения всё активнее применяются в трансплантологии для прогнозирования исходов трансплантации и риска отторжения. Ряд исследований продемонстрировал возможность построения прогностических моделей с использованием клинических, иммунологических и генетических данных [13, 14].

В частности, в работе Minato и соавторов была разработана модель для прогнозирования отторжения трансплантата с использованием клинических и трансплантационных факторов, включая время холодовой ишемии, и особенности проводимой иммуносупрессии [15]. Другие исследования направлены на выявление субклинического отторжения с применением более сложных подходов, включая анализ биопсийных данных и расширенных клинических параметров [16]. Таким образом, применение методов машинного обучения в данной области является современным и высокоактуальным, однако большинство существующих моделей опирается

на широкий спектр данных, включая иммунологические, морфологические и донорские характеристики, что ограничивает их применение в повседневной клинической практике в связи с увеличением стоимости и отсутствием единообразия перечня мониторируемых показателей. В отличие от этих подходов, представленная в настоящем исследовании модель основана исключительно на лабораторных показателях крови, получаемых в ходе стандартного наблюдения пациентов. Такой подход существенно упрощает внедрение модели и является экономически более выгодным. Следует отметить, что подобная упрощённая структура модели может уступать более сложным системам по точности прогнозирования. Однако полученные результаты демонстрируют, что даже на основе ограниченного набора данных возможно достижение высокого уровня дискриминации, что подтверждается значениями AUC. Важной особенностью разработанной модели является её ориентация на максимальную чувствительность, что позволяет минимизировать риск пропущенных случаев отторжения. С клинической точки зрения такой подход представляется оправданным, поскольку своевременное выявление отторжения имеет приоритетное значение, даже ценой увеличения числа ложноположительных результатов.

Заключение

1. Создана высокоэффективная прогностическая модель с чувствительностью 100%, точностью 91,4% и специфичностью 90,3%.

2. Созданная модель обладает 36,7% порогом отсека, что позволяет минимизировать риск

пропуска случаев отторжения.

3. Модель может быть использована в качестве дополнительного инструмента клинического мониторинга, способного повысить настороженность врача и оптимизировать тактику наблюдения пациентов.

Литература

1. Tamargo, C. L. Pathophysiology of Rejection in Kidney Transplantation / C. L. Tamargo, S. Kant // Journal of clinical medicine. 2023 Jun. Vol. 12, № 12. P. 4130. DOI: 10.3390/jcm12124130
2. Late graft failure after kidney transplantation as the consequence of late versus early events / R. S. Gaston, A. Fieberg, L. Hunsicker [et al.] // American journal of transplantation. 2018 May. Vol. 18, № 5. P. 1158–1167. DOI: 10.1111/ajt.14590
3. Evolution of kidney allograft loss causes over 40 years (1979-2019) / D. Redondo-Pachón, E. Calatayud, A. Buxeda [et al.] // Nefrologia. 2023 May-Jun. Vol. 43, № 3. P. 316–327. DOI: 10.1016/j.nefro.2023.07.003
4. Kidney Disease: Improving Global Outcomes (KDIGO) Transplant Work Group (2009). KDIGO clinical practice guideline for the care of kidney transplant recipients // American journal of transplantation. 2009 Nov. Vol. 9, suppl. 3. P. S1–S155. DOI: 10.1111/j.1600-6143.2009.02834.x
5. Subthreshold rejection activity in many kidney transplants currently classified as having no rejection / P. F. Halloran, K. S. Madill-Thomsen, G. Böhmig [et al.] // American journal of transplantation. 2025 Jan. Vol. 25, № 1. P. 72–87. DOI: 10.1016/j.ajt.2024.07.034
6. Evaluation of pathologic criteria for acute renal allograft rejection: reproducibility, sensitivity, and clinical correlation / R. B. Colvin, A. H. Cohen, C. Saiontz [et al.] // Journal of the American Society of Nephrology. 1997 Dec. Vol. 8, № 12. P. 1930–1941. DOI: 10.1681/ASN.V8121930
7. Predicting kidney graft function and failure among kidney transplant recipients / Y. Yao, B.C. Astor, W. Yang [et al.] // BMC Medical research methodology. 2024 Dec. Vol. 24, № 1. Art. 324.
8. Glmulti: model selection and multimodel inference made easy. URL: <https://cran.r-project.org/package=glmulti> (date of access: 11.08.2026).
9. The R Project for Statistical Computing. R-project. URL: <https://www.r-project.org> (date of access: 11.08.2026).
10. Youden, W. J. Index for rating diagnostic tests / W. J. Youden // Cancer. 1950 Jan. Vol. 3, № 1. P. 32–35. DOI: 10.1002/1097-0142(1950)3:1<32::aid-cncr2820030106>3.0.co;2-3
11. Hanley, J. A. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve / J. A. Hanley, B. J. McNeil // Radiology. 1982 Apr. Vol. 143, № 1. P. 29–36. DOI: 10.1148/radiology.143.1.7063747
12. Surjanovic, N. Improving the Hosmer-Lemeshow goodness-of-fit test in large models with replicated Bernoulli trials / N. Surjanovic, T. M. Loughin // Journal of applied statistics. 2023 Oct. Vol. 51, № 7. P. 1399–1411. DOI: 10.1080/02664763.2023.2272223
13. Machine learning in predicting graft failure following kidney transplantation: a systematic review of published predictive models / S. Senanayake, N. White, N. Graves [et al.] // International journal of medical informatics. 2019. Vol. 130. Art. 103957.
14. Predicting graft and patient outcomes following kidney transplantation using interpretable machine learning models / A. Salaün, S. Knight, L. Wingfield, T. Zhu // Scientific reports. 2024 Jul. Vol. 14, № 1. Art. 17356.
15. Machine Learning Model to Predict Graft Rejection After Kidney Transplantation / A. C. D. S. Minato, P. G. C. Hannun, A. M. P. Barbosa [et al.] // Transplantation proceedings. 2023 Nov. Vol. 55, № 9. P. 2058–2062. DOI: 10.1016/j.transproceed.2023.07.021
16. Jo, S. J. Prediction of very early subclinical rejection with machine learning in kidney transplantation / S. J. Jo, J. B. Park, K. W. Lee // Scientific reports. 2023 Dec. Vol. 13. Art. 22387.

Поступила 17.06.2026 г.

Принята в печать 27.08.2026 г.

References

1. Tamargo CL, Kant S. Pathophysiology of Rejection in Kidney Transplantation Journal of Clinical Medicine. 2023 Jun;12(12):4130. doi: 10.3390/jcm12124130
2. Gaston RS, Fieberg A, Hunsicker L, Kasiske BL, Leduc R, Cosio FG, et al. Late graft failure after kidney transplantation as the consequence of late versus early events. American Journal of Transplantation. 2018 May;18(5):1158-1167. doi: 10.1111/ajt.14590
3. Redondo-Pachón D, Calatayud E, Buxeda A, Pérez-Sáez MJ, Arias-Cabrales C, Gimeno J, et al. Evolution of kidney allograft loss causes over 40 years (1979-2019). Nefrologia. 2023 May-Jun;43(3):316-327. doi: 10.1016/j.nefro.2023.07.003
4. Kidney Disease: Improving Global Outcomes (KDIGO) Transplant Work Group (2009). KDIGO clinical practice guideline for the care of kidney transplant recipients. American Journal of Transplantation. 2009 Nov;9 Suppl 3:S1-S155. doi: 10.1111/j.1600-6143.2009.02834.x
5. Halloran PF, Madill-Thomsen KS, Böhmig G, Bromberg J, Budde K, Barner M, et al. Subthreshold rejection activity in many kidney transplants currently classified as having no rejection. American Journal of Transplantation. 2025 Jan;25(1):72-87. doi: 10.1016/j.ajt.2024.07.034
6. Colvin RB, Cohen AH, Saiontz C, Bonsib S, Buick M, Burke B, et al. Evaluation of pathologic criteria for acute renal allograft rejection: reproducibility, sensitivity, and clinical correlation. Journal of the American Society of Nephrology. 1997 Dec;8(12):1930-1941. doi: 10.1681/ASN.V8121930
7. Yao Y, Astor BC, Yang W, Greene T, Li L. Predicting kidney graft function and failure among kidney transplant recipients. BMC Medical Research Methodology. 2024 Dec;24(1):324.
8. Glmulti: model selection and multimodel inference made easy. URL: <https://cran.r-project.org/package=glmulti> [Accessed 11th August 2026].
9. The R Project for Statistical Computing. R-project. URL: <https://www.r-project.org> [Accessed 11th August 2026].
10. Youden WJ. Index for rating diagnostic tests. Cancer. 1950 Jan;3(1):32-35. doi: 10.1002/1097-0142(1950)3:1<32::aid-cncr2820030106>3.0.co;2-3
11. Hanley JA, McNeil BJ. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. Radiology. 1982 Apr;143(1):29-36. doi: 10.1148/radiology.143.1.7063747
12. Surjanovic N, Loughin TM. Improving the Hosmer-

- Lemeshow goodness-of-fit test in large models with replicated Bernoulli trials. *Journal of Applied Statistics*. 2023 Oct;51(7):1399-1411. doi: 10.1080/02664763.2023.2272223
13. Senanayake S, White N, Graves N, Healy H, Baboolal K, Kularatna S. Machine learning in predicting graft failure following kidney transplantation: a systematic review of published predictive models. *International Journal of Medical Informatics*. 2019;130:103957.
 14. Salaün A, Knight S, Wingfield L, Zhu T. Predicting graft and patient outcomes following kidney transplantation using interpretable machine learning models. *Scientific Reports*. 2024 Jul;14(1):17356.
 15. Minato ACDS, Hannun PGC, Barbosa AMP, da Rocha NC, Machado-Rugolo J, Cardoso MMA, et al. Machine Learning Model to Predict Graft Rejection After Kidney Transplantation. *Transplantation Proceedings*. 2023 Nov;55(9):2058-2062. doi: 10.1016/j.transproceed.2023.07.021
 16. Jo SJ, Park JB, Lee KW. Prediction of very early subclinical rejection with machine learning in kidney transplantation. *Scientific Reports*. 2023 Dec;13:22387.

Submitted 17.06.2026

Accepted 27.08.2026

Сведения об авторах:

А.Т. Щастный – д.м.н., профессор, зав. кафедрой госпитальной хирургии с курсом ФПК и ПК, Витебский государственный ордена Дружбы народов медицинский университет, <https://orcid.org/0000-0003-2796-4240>

А.С. Осочук – ассистент кафедры госпитальной хирургии с курсом ФПК и ПК, Витебский государственный ордена Дружбы народов медицинский университет, <https://orcid.org/0000-0002-5942-3601>;

Осочук Сергей Стефанович – д.м.н., профессор, заведующий НИЛ, УО «Витебский государственный ордена Дружбы народов медицинский университет», <https://orcid.org/0000-0003-2074-3832>, e-mail: oss62@mail.ru;

А.Ф. Марцинкевич – к.б.н., доцент кафедры общей и клинической биохимии с курсом ФПК и ПК, УО «Витебский государственный ордена Дружбы народов медицинский университет», <https://orcid.org/0000-0003-3655-4489>.

Information about authors:

A.T. Shchastniy – Doctor of Medical Sciences, professor, head of the Chair of Hospital Surgery with the course of the Faculty for Advanced Training & Retraining, Vitebsk State Order of Peoples' Friendship Medical University, <https://orcid.org/0000-0003-2796-4240>;

A.S. Osouchuk – lecturer of the Chair of Hospital Surgery with the course of the Faculty for Advanced Training & Retraining, Vitebsk State Order of Peoples' Friendship Medical University, <https://orcid.org/0000-0002-5942-3601>;

Sergey S. Osouchuk – Doctor of Medical Sciences, professor, head of the research laboratory, Vitebsk State Order of Peoples' Friendship Medical University, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2074-3832>, e-mail: oss62@mail.ru;

A.F. Martsinkevich – Candidate of Biological Sciences, associate professor of the Chair of General & Clinical Biochemistry with the course of the Faculty for Advanced Training & Retraining, Vitebsk State Order of Peoples' Friendship Medical University, <https://orcid.org/0000-0003-3655-4489>.