

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИСХОДА ЭНДОВАСКУЛЯРНЫХ ОПЕРАЦИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

В. В. Козловский

*Белорусский государственный университет, г. Минск;
kozlovskVV@bsu.by; науч. рук. – М. С. Абрамович, канд. физ.-мат. наук*

Рассматривается проблема предсказания успеха проводниковой реканализации хронических тотальных окклюзий коронарных артерий на основании рентгеноанатомических и клинических признаков. Представлены результаты сравнительного анализа точности предсказания различных методов машинного обучения.

Ключевые слова: реканализация коронарных артерий; машинное обучение; метод LASSO; логистическая регрессия; деревья решений; случайный лес.

ВВЕДЕНИЕ

Хронические тотальные окклюзии (ХТО) коронарных артерий являются достаточно часто встречающимся типом поражения коронарного русла у пациентов, страдающих ишемической болезнью сердца. Успешная реканализация ХТО позволяет улучшить качество жизни у обозначенной группы лиц. Однако показания к проведению реканализации ХТО базируются на основании клинических признаков, без учета технической сложности выполнения данной процедуры и риска возможного неуспеха чрескожного коронарного вмешательства [1].

Наиболее важным этапом рентгенэндоваскулярной коррекции ХТО коронарных артерий является проведение коронарного проводника сквозь толщу окклюзионной ткани: как правило, подавляющее число случаев неуспешно выполненных операций объясняется невозможностью проведения данной манипуляции. Соответственно, минимизация частоты неуспешного проведения коронарного проводника позволит не только оптимизировать качество оказания медицинской помощи данной группе пациентов, но и снизить риск развития возможных осложнений в ходе выполнения операции.

В настоящее время отсутствуют специфические шкалы, позволяющие прогнозировать успех выполнения проводниковой реканализации ХТО коронарных артерий антеградным доступом. В связи с этим представляется важным разработать систему прогнозирования успеха проведения реканализации ХТО коронарных артерий антеградным доступом, основанную на учете рентгеноанатомических и клинических маркеров.

ДААННЫЕ И МЕТОДЫ

Исследование включало данные 395 пациентов, которым предпринималась попытка реканализации ХТО коронарных артерий во временном интервале с 2009 по 2018 гг. в РНПЦ «Кардиология». Исходя из успеха проведения коронарного проводника через зону хронического окклюзионного поражения, все пациенты были разделены на 2 группы: лица с успешно ($n=292$) и неуспешно ($n=103$) выполненной реканализацией ХТО. У всех пациентов рассматривалось 77 рентгеноанатомических и клинических признаков.

Первоначально все данные были разделены на тренировочные (264 пациента) и тестовые (131 пациент).

Отбор информативных признаков производился с использованием метода LASSO [2]. В процессе работы алгоритма величина коэффициентов будет пропорциональна важности соответствующих признаков классификации, а для признаков, которые дают наименьший вклад в устранение ошибки, коэффициенты станут нулевыми. Таким образом, более значимые признаки сохраняют свои коэффициенты ненулевыми, а менее значимые – обнулятся.

Для предсказания успеха проводниковой реканализации хронических тотальных окклюзий коронарных артерий антеградным доступом использовались методов машинного обучения, такие как логистическая регрессия, деревья решений и случайный лес [3].

Подбор гиперпараметров происходил по сетке (табл. 1) с использованием перекрестной проверки. При оценке каждого набора гиперпараметров имеющиеся в наличии данные разбиваются на 4 части. Затем на 3 частях данных производится обучение модели, а оставшаяся часть данных используется для тестирования. Процедура повторяется 4 раза; в итоге каждая из 4 частей данных используется для тестирования. В результате получается оценка эффективности выбранного набора гиперпараметров с наиболее равномерным использованием имеющихся данных.

Таблица 1

Сетка гиперпараметров

Метод	Параметр	Значения	Описание
Логистическая регрессия	Penalty	11, 12	вид регуляризации
	C	0.8, 0.9, 1, 1.1, 1.2, 1.3, 1.4	параметр регуляризации
Дерево решений	max_depth	2, 4, ..., 8	максимальная глубина дерева
	criterion	gini, entropy	функция для оценки качества разбиения

Продолжение таблицы 1

	min_samples_split	2, 4, 6, 8	минимальное количество наблюдений для разбиения внутренней вершины
	min_samples_leaf	2, 4, 6, 8	минимальное количество наблюдений в листе
Случайный лес	n_estimators	10, 60, 110, 160, 210	количество деревьев
	max_depth	2, 3, 4, 5	максимальная глубина каждого дерева
	criterion	gini, entropy	функция для оценки качества разбиения
	min_samples_split	2, 3, 4	минимальное количество наблюдений для разбиения внутренней вершины
	min_samples_leaf	2, 3, 4	минимальное количество наблюдений для разбиения внутренней вершины

РЕЗУЛЬТАТЫ

В таблице 2 представлена информативность признаков для классификации пациентов с успешной и неуспешной реканализацией ХТО. Признаки ранжируются по шкале от 0 до 100 с точки зрения потенциальной значимости.

Таблица 2

Значимость признаков

Признак	Значимость
В каком сегменте?	100
Плоская форма	71
Мягкие с зауженным кончиком проводники в качестве 1-го выбора	61
Уровень сложности ХТО	48
Сердней жесткости БЗК в качестве 1-го выбора	44
Поддержка и ужесточение проводника	41
Количество использованных проводников для реканализации	35
Извитость сосуда в зоне ХТО?	27
Если да, кол-во SB	21

В таблице 3 представлены результаты поиска по сетке для методов машинного обучения и точность классификации пациентов с успешной и неуспешной ХТО реканализацией на тренировочной выборке.

**Точность классификации пациентов
с успешной и неуспешной ХТО реканализацией**

Метод	Лучшие параметры	Результаты на перекрестной проверке
Логистическая регрессия	penalty: l2 C: 0.8	0.7803
Дерево решений	max_depth: 4 criterion: entropy min_samples_split: 2 min_samples_leaf: 6	0.7771
Случайный лес	n_estimators: 60 criterion: gini max_depth: 2 min_samples_split: 3 min_samples_leaf: 3	0.7924

На рисунке 1 представлены ROC кривые и значения показателя AUC для логистической регрессии, дерева решений и случайного леса на тестовой выборке. Отметим, что логистическая регрессия более точно классифицирует тестовую выборку.

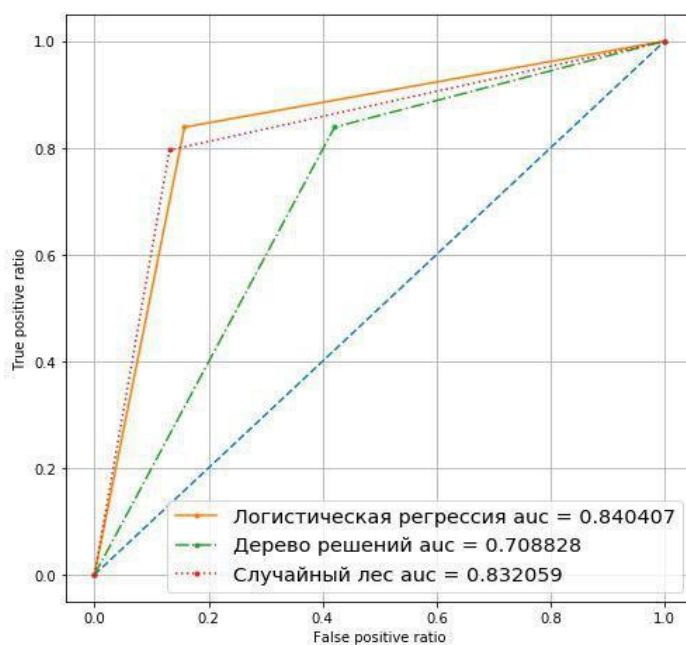


Рис. 1. ROC кривые

Библиографические ссылки

1. Perspective in the recanalization of Chronic Total Occlusions (CTO): consensus document from the EuroCTO Club / C. Di Mario [et al.] // EuroIntervention. 2007. Vol. 3 (1). P. 33–43.
2. Harrington P. Machine Learning in Action. Manning. New York, 2012.