

# ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ

**А. А. Ивлиева**

студентка Национального исследовательского университета  
«Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург)

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УСПЕШНОСТИ ПРОЕКТОВ НА ICO

### Введение

Финансовые технологии стали важной частью мировой экономической системы, поскольку они упрощают многие финансовые процессы, в том числе привлечение инвестиций (Котляров, 2011, с. 89; Устюжанина и др., 2017, с. 2240). В последнее время наблюдается рост популярности инновационных способов сбора средств (таких, как ICO — Initial Coin Offering) для реализации проектов по сравнению с традиционными (Обухова, 2018, 181; «ICO уже собрали \$1,2 млрд...», 2018). В 2017 г. сумма, привлеченных инвестиций технологическими стартапами с помощью венчурного финансирования, была приблизительно в шесть раз ниже суммы, собранной в 2017 г. на ICO (Banerjee et al., 2017, p. 3). Однако менее половины из 900 проектов, проводивших ICO в 2017 г., были успешны на этапе привлечения необходимого объема финансирования (Banerjee et al., 2017, p. 4). Именно этим можно объяснить рост количества компаний, желающих продать свои токены инвесторам, чтобы привлечь финансирование, этим можно объяснить и возрастание конкуренции за внимание инвесторов (Lee, 2017, p. 1). Инвесторам, в свою очередь, важно грамотно вложить свои средства.

Существующие эмпирические исследования, затрагивающие факторы, влияющие на успех ICO, пока что не могут быть точным ориентиром для принятия решений, поскольку в работах авторы ограничиваются выявлением статистически значимых взаимосвязей, но прогнозная сила моделей не оценивается (Adhami et al., 2018, p. 18; Amsden et al., 2018, p. 29). Кроме того, исследования содержат противоречивые результаты.

Прогнозирование исхода первичного размещения токенов необходимо как для академических целей в изучении феномена ICO, так и для бизнеса, поскольку это предоставит инвесторам и проектам ориентир на то, какие проекты сегодня достигают своей финансовой цели и реализуются.

В данной работе мы ставим перед собой цель сравнить существующие методы построения классификационных моделей и выявить наиболее точное предсказание при классификации исхода первичного размещения инвестиционных проектов на ICO, то есть при прогнозировании успеха.

### Обзор литературы

Первичное размещение (предложение) токенов (ICO, *initial coin offering*) — это механизм привлечения финансирования при помощи эмиссии токенов — новых цифровых активов (от англ. *token* — дословно «жетон») и их предложения инвесторам (Chohan, 2017b, p. 1).

Токены имеют разные функции — выделяют криптовалюты (*cryptocurrencies*) созданные для обмена других токенов, токены-акции (*security-tokens*), дающие

право на получение дивидендов от процента прибыли или доли компаний, а также утилитарные токены (utility-tokens), предназначенные для оплаты услуг или товаров проекта в будущем (Conley, 2017, p. 2; Chohan, 2017a, p. 1).

При подготовке к началу размещения токенов команда проекта описывает организационные детали предложения, детали продукта и планы по развитию проекта. Часто команда проекта определяет и минимальную (Softcap), и максимальную (Hardcap) сумму, которая должна быть привлечена для реализации проекта. Размещение может проходить в несколько этапов, в том числе с предварительными продажами и продажами токенов закрытому списку инвесторов.

Чаще всего токены обмениваются за криптовалюты BTC (биткойн) и ETH (эфир), но обмен может происходить и за фиат, то есть валюту, эмитируемую государством (Metke, 2017, p. 2), и другие криптовалюты (Marshall, 2018, p. 2).

ICO считается более подходящим способом привлечения финансирования для стартапов и молодых небольших компаний, чем традиционные способы привлечения инвестиций, такие как IPO и венчурное финансирование (Conley, 2017, p. 15). Первичное размещение токенов имеет сравнительно низкую стоимость проведения, не требует раскрытия финансовой отчетности и ее приведения к международным стандартам (Conley, 2017, p. 15). Кроме того, ICO проще в привлечении средств для неопытной команды и не ограничивает действия команды серьезным контролем со стороны инвесторов (Conley, 2017, p. 14).

Отмечается, что при проведении ICO у компании не возникает необходимости раскрывать финансовую отчетность и даже регистрировать юридическое лицо, что приводит к отсутствию контроля со стороны государства и очень высокому риску мошенничества (Chohan, 2017b, p. 3).

Некоторые проекты имеют более высокий риск мошенничества. Среди показателей-маркеров приводят недостаточно открытую информацию о проекте, например отсутствие зарегистрированного юридического лица и анонимность команды (Marshall, 2017, p. 6). Считается, что это увеличивает рискованность инвестиций, так как репутация является некоторым гарантом исполнения обязательств перед инвесторами. Кроме того, рискованность проекта увеличивается при отсутствии страниц в социальных сетях, поскольку с их помощью команда контактирует с аудиторией потенциальных инвесторов и показывает процесс работы, а также отсутствие наработок по продукту в открытом доступе, например в социальной сети Github, может быть приведен код продукта (Barsan, 2017, p. 55).

К признакам повышенной рискованности ICO относятся нереалистичные или нечеткие цели проекта, отсутствие информации о дальнейшем использовании средств с четким бюджетом. У проектов с нечетким планом развития либо недостаточно опытная команда, либо основатели заинтересованы лишь в сборе средств без дальнейшей реализации проекта (Marshall, 2017, p. 6).

### **Проведенные исследования успеха первичного размещения токенов**

Было проведено несколько исследований факторов успеха ICO, существует несколько работ, в которых была проведена попытка выявления факторов, влияющих на успех ICO.

В работе С. Адхами с соавторами, на основе выборки из 253 проектов ICO за период с 2014 по август 2017 г., с помощью бинарных логистических моделей авторы выявили, что обещанные инвесторам дивиденды, утилитарность токена, проведение предварительной продажи, указание страны регистрации юридического

лица и доступность кода продукта повышают вероятность проекта быть успешным (Adhami et al., 2018). Под успешным проведением первичного размещения токенов подразумевался набор минимальной финансовой цели, количество таких проектов в выборке составило 81%, поэтому модель не была использована для предсказаний (Adhami et al., 2018, p. 21).

Другое исследование провели Р. Амсден и Д. Швейцер на данных сайта ICObench.com, с начала 2015 г. по 7 марта 2018 г., в выборку вошло 584 наблюдения (Amsden et al., 2018). При этом не было выявлено факторов, влияющих на успех схожим образом с указанным выше исследованием (Adhami et al., 2018, p. 36; Amsden et al., 2018, p. 30–38). Единственная переменная модели Адхами, значимая у Р. Амсдена и Д. Швейцера, — проведение предварительной продажи, однако ее влияние в их модели противоположно, при проведении предварительной продажи шансы проекта на успех снижаются. Кроме того, отрицательно влияют на вероятность успеха возможность покупки токенов проекта за фиат, более высокая цена (в ЕТН), а также более высокая доля токенов для продажи (Amsden et al., 2018, p. 55).

При этом выявлено, что наличие социальных сетей Github и Telegram, базирование токена на блокчейне Ethereum, наличие бонусов для покупателей токенов, большой состав команды, большая эмиссия токенов, а также большой софткэп повышают вероятность проекта быть успешным.

Отличия в результатах можно объяснить как разным периодом ICO в собранных данных, так и различным определением зависимой переменной «успех». В данном исследовании успешность проекта зависела не только от привлечения софткэпа, но и от дальнейшего выхода проекта на биржи (Amsden et al., 2018, p. 12–13). К тому же модели Р. Амсдена и Д. Швейцера не используются для прогноза, лишь выявляют существующие закономерности (Amsden et al., 2018, p. 29–30). В то же время оценка наличия у модели прогнозной силы весьма важна, поскольку от этого зависит ее использование для принятия управленческих решений.

## Данные

Исследование проведено на основе данных ICORating<sup>1</sup>, рейтингового агентства, которое проводит независимые аналитические исследования, оценивает проекты ICO и присваивает им рейтинги. На сайте агентства приведена база данных проектов, выходящих на первичное размещение, на основе которой была собрана информация о проектах, создающих их командах, размещениях и рискованности. Сбор данных с сайта был осуществлен 30 апреля 2018 г.

В данной работе под успехом проекта на первичном размещении понимается сбор необходимого финансирования и выход токенов на криптовалютные биржи. При этом в качестве успешных ICO рассматривались все проекты, представленные на биржах вне зависимости от даты окончания продаж, поскольку максимальная финансовая цель может быть достигнута до планируемого окончания продаж при высоком интересе со стороны инвесторов. В то же время среди проектов, не найденных на биржах, были отобраны те ICO, у которых продажи были завершены до 15 апреля 2018 г. включительно, чтобы не возникло ложных корреляций для успешных проектов, не успевших выйти на биржи из-за процедурных тонкостей.

<sup>1</sup> IcoRating [сайт]. URL: <https://icorating.com/ico/> (дата обращения: 30.04.2018)

Данные об успешности проектов были взяты с сайтов криптобирж Bitfinex<sup>1</sup>, Binance<sup>2</sup>, Coinbase<sup>3</sup>, OKEX<sup>4</sup>, Bithumb<sup>5</sup>, HuobiPro<sup>6</sup>, Upbit<sup>7</sup>, Kraken<sup>8</sup>, BitZ<sup>9</sup>, Bitstamp<sup>10</sup>, EXX<sup>11</sup>, Gemini<sup>12</sup>, HitBTC<sup>13</sup>, Poloniex<sup>14</sup>, Gateio<sup>15</sup>, Coinone<sup>16</sup>, BitTrex<sup>17</sup>, Yobit<sup>18</sup>, LiveCoin<sup>19</sup>, Korbit<sup>20</sup>, Tidex<sup>21</sup>, Cexio<sup>22</sup>, Zaif<sup>23</sup>, QuadrigaCX<sup>24</sup>, Exmo<sup>25</sup>, Liqui<sup>26</sup>, BitFlyer<sup>27</sup>, Kucoin<sup>28</sup>, Cryptopia<sup>29</sup>, Coincap<sup>30</sup>, Quoine<sup>31</sup>, DSX<sup>32</sup>, CoinEx<sup>33</sup>, BitBank<sup>34</sup>, ExtStock<sup>35</sup>, Bitso<sup>36</sup>, BTCMarkets<sup>37</sup>.

После отсеечения проектов с недостающими переменными и уравнивания числа успешных и неуспешных проектов массив составил 330 наблюдений. Всего было собрано 15 переменных, 13 из которых являются дамми-переменными (то есть принимают значение 1 в случае, если проект обладает соответствующими свойствами, и 0, в ином случае).

В данном исследовании прогнозные модели строятся на основе следующих групп факторов:

- финансовые характеристики ICO, включая цену 1 токена в долларах США, общую эмиссию токенов, указанную минимальную финансовую цель на ICO (Softcap) и предложение токенов за фиат (официальные государственные деньги в долларах США и Евро) во время ICO;
- организационные детали размещения, такие как проведение предварительного размещения, продажа токенов с ограничениями для резидентов некоторых стран (обычно вводятся ограничения на Китай и США, так как

<sup>1</sup> Bitfinex [сайт]. URL: <https://www.bitfinex.com/?locale=ru> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>2</sup> Binance [сайт]. URL: <https://www.binance.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>3</sup> Coinbase [сайт]. URL: <https://www.coinbase.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>4</sup> OKEX [сайт]. URL: <https://www.okex.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>5</sup> Bithumb [сайт]. URL: <https://www.bithumb.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>6</sup> HuobiPro [сайт]. URL: [www.huobipro.com/](http://www.huobipro.com/) (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>7</sup> Upbit [сайт]. URL: <https://upbit.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>8</sup> Kraken [сайт]. URL: <https://www.kraken.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>9</sup> BitZ [сайт]. URL: <https://www.bit-z.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>10</sup> Bitstamp [сайт]. URL: <https://www.bitstamp.net/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>11</sup> EXX [сайт]. URL: <https://www.exx.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>12</sup> Gemini [сайт]. URL: <https://gemini.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>13</sup> HitBTC [сайт]. URL: <https://hitbtc.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>14</sup> Poloniex [сайт]. URL: <https://poloniex.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>15</sup> Gateio [сайт]. URL: <https://gate.io/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>16</sup> Coinone [сайт]. URL: <https://coinone.co.kr/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>17</sup> BitTrex [сайт]. URL: <https://bittrex.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>18</sup> Yobit [сайт]. URL: <https://yobit.io/ru/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>19</sup> LiveCoin [сайт]. URL: <https://www.livecoin.net/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>20</sup> Korbit [сайт]. URL: <https://www.korbit.co.kr/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>21</sup> Tidex [сайт]. URL: <https://tidex.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>22</sup> Cex.io [сайт]. URL: <https://cex.io/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>23</sup> Zaif [сайт]. URL: <https://zaif.jp/?lang=en> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>24</sup> QuadrigaCX [сайт]. URL: <https://www.quadrigacx.com/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>25</sup> Exmo [сайт]. URL: <https://exmo.me/ru/> (дата обращения: 01.05.2018)

<sup>26</sup> Liqui [сайт]. URL: <https://liqui.io/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>27</sup> BitFlyer [сайт]. URL: <https://bitflyer.com/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>28</sup> Kucoin [сайт]. URL: <https://www.kucoin.com/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>29</sup> Cryptopia [сайт]. URL: <https://www.cryptopia.co.nz/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>30</sup> Coincap [сайт]. URL: <https://coincap.io/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>31</sup> Quoine [сайт]. URL: <https://quoine.com/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>32</sup> DSX [сайт]. URL: <https://dsx.uk/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>33</sup> CoinEx [сайт]. URL: [www.coinex.com/](http://www.coinex.com/) (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>34</sup> BitBank [сайт]. URL: <https://www.bitbank.com/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>35</sup> ExtStock [сайт]. URL: <https://extstock.com/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>36</sup> Bitso [сайт]. URL: <https://bitso.com/> (дата обращения: 02.05.2018)

<sup>37</sup> BTCMarkets [сайт]. URL: <https://www.btcmarkets.net/> (дата обращения: 02.05.2018)

законодательство этих стран запрещает их гражданам покупать токены во время ICO);

- факторы риска, в основном отражающие информационную открытость проекта, – проект, не имеющий анонимной команды, зарегистрировавший юридическое лицо и дающий подробную информацию о его стране регистрации; имеющий готовый продукт и имеющий продукт, являющийся приложением; показывающий планируемый бюджет; имеющий страницы в социальных сетях Facebook и Github;

Факторы, отражающие финансовые характеристики проекта, были указаны в разных валютах, ETH, BTC и USD. Для сопоставимости данных по минимальной и максимальной финансовым целям, а также цене токена в дальнейшем анализе был осуществлен перевод всех наблюдений в доллары США по среднему курсу за период размещения для каждого отдельного проекта, чтобы избежать ложных корреляций в связи с изменением курса.

Описательная статистика по использованным переменным приведена в табл. 1.

Таблица 1

#### Описательная статистика используемого массива данных

Переменная	Значение	Среднее	Минимум	Максимум
<i>Зависимая переменная</i>				
<i>Success</i>	Проект собрал финансирование и вышел на криптобиржи	0,50 (50%)	0	1
<i>Финансовые факторы</i>				
<i>Price</i>	Цена 1 токена, USD	2,610	0,0001	433
<i>Token_Supply</i>	Общая эмиссия	100 606 946 890 313	55 000	33 200 000 000 000 000
<i>Has_Softcap</i>	Имеет минимальную финансовую цель	0,515 (51,5%)	0	1
<i>Fiat_Accepted</i>	Предлагает токены за фиат	0,1636 (16,36%)	0	1
<i>Организационные факторы</i>				
<i>Pre_Sale</i>	Проводится предварительное размещение	0,645 (64,5%)	0	1
<i>Country Limitations</i>	ICO со страновыми ограничениями	0,297 (29,7%)	0	1
<i>Факторы, влияющие на рискованность проекта</i>				
<i>Team</i>	Команда анонимна	0,864 (86,4%)	0	1
<i>Legal</i>	Имеет юридическое лицо	0,500 (50%)	0	1
<i>Country Registration</i>	Указана страна регистрации проекта	0,494 (49,4%)	0	1
<i>Ready</i>	Имеет готовый продукт	0,424 (42,4%)	0	1
<i>Application</i>	Продукт-приложение	0,085 (8,5%)	0	1
<i>Funds Allocation</i>	Приводит планируемый бюджет	0,809 (80,9%)	0	1
<i>Facebook</i>	Имеет аккаунт в Facebook	0,855 (85,5%)	0	1
<i>Github</i>	Имеет аккаунт в Github	0,452 (45,2%)	0	1

Источник: ICORating, Криптовалютные биржи

## Результаты

Биномиальные модели представляют собой предсказание вероятности попадания в одну из двух групп (в нашем случае — вероятность проектов набрать финансирование на ICO и предпринять дальнейшие шаги по реализации проекта, выйти на биржу). Для сравнения прогнозирования успешности первичного размещения токенов использованы четыре модели: логистическая регрессия (Logistic Regression model), линейный дискриминантный анализ (Linear Discriminant Analysis model), деревья решений (Decision Trees model) и нейронная сеть (Neural Network model).

Подбор факторов, влияющих на зависимую переменную и тестирование модели, осуществляется по случайно отобранной обучающей выборке, составляющей всего массива данных, после чего точность предсказания проверяется на массива, 80% и 20%, соответственно.

При этом наиболее важным фактором сравнения являлась доля верных предсказаний модели (ассигасу), рассчитанная как отношение числа верно-спрогнозированных исходов к общему числу исходов в тестовой выборке.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}},$$

где TP — истинно-положительные, TN — истинно-отрицательные, FP — ложноположительные, FN — ложноотрицательные.

Поскольку нашей целью является построение наиболее точной прогнозной модели, при сравнении разных подходов, необходимо для всех моделей считать точность (ассигасу) на одинаковых обучающей и тестовой выборках для сопоставимости результатов.

## Логистическая регрессия

Логистическая регрессия является линейной моделью оценки вероятностей возникновения исследуемого события с помощью вектора независимых признаков  $X$ :

$$\log \frac{P(y=1 \vee X; \beta)}{P(y=0 \vee X; \beta)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_a x_a.$$

В общем виде формула логистической регрессии имеет вид:

$$f(\vec{x}, \vec{\beta}) = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^N \beta_i x_i}}.$$

Для точной интерпретации влияния факторов в модели используются предельные эффекты, в качестве оценки которых выступают частные производные объясняющих факторов на зависимую переменную. Сравнительно невысокие предельные эффекты показывают незначительную степень влияния факторов на вероятность события, в нашем случае — вероятность проекта быть успешным. Высокие значения, напротив, показывают высокую степень влияния. Кроме того, положительные и отрицательные предельные эффекты отражают соответствующую направленность зависимости.

Для выявления потенциально-значимых факторов в модели была построена вспомогательная регрессия Модель 0, в которую были включены все переменные массива. Необходимо отметить, что переменные *Price*, *Tokens\_Total* включены в модель под натуральным логарифмом в связи с отсутствием нормального распределения.

Критерий Акаике модели достиг 305,53. При этом в базовой модели четыре переменные оказываются незначимыми: *Team*, *Pre-ICO*, *Facebook* and *Github*.

В результате сочетания значимых переменных вспомогательной Модели 0 была построена итоговая логистическая регрессия Модель 1. Она отражает зависимость переменной *Success* от следующих факторов: *Ready*, *Country\_Registration*, *Legal*, *log(Price)*, *log(Token\_Supply)*, *Has\_Soft*, *Fiat\_Accepted*, *Country\_Limitations*, *Funds\_Allocation*, *Application*.

Предельные эффекты итоговой Модели отражены в табл. 2.

Таблица 2

Предельные эффекты логистической регрессии Модели 1

	effect	error	t. value	p. value
(Intercept)	0,310	0,448	0,693	0,489
Ready	0,468	0,061	7,640	0,000***
Country_Registration	-0,332	0,105	-3,149	0,002**
Legal	0,338	0,106	3,187	0,002**
log(Price)	0,053	0,028	1,922	0,056,
log(Token_Supply)	0,041	0,023	1,765	0,078,
Has_Softcap	-0,139	0,070	-2,006	0,046*
Fiat_Accepted	-0,173	0,102	-1,689	0,092,
Country_Limitations	-0,162	0,084	-1,926	0,055 ,
Funds_Allocation	-0,584	0,038	-15,362	0,000***
Application	-0,388	0,111	-3,484	0,001**
Signif. codes:	0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 '.' 0,1 ' ' 1			

Модель 1 признана релевантной. Все предельные эффекты значимы на 95%-ном интервале, поэтому они оказывают статистически значимое влияние на вероятность успешности проекта. И, как можно видеть на рис. 1, итоговая логит модель хорошо описывает данные из тренировочной выборки.

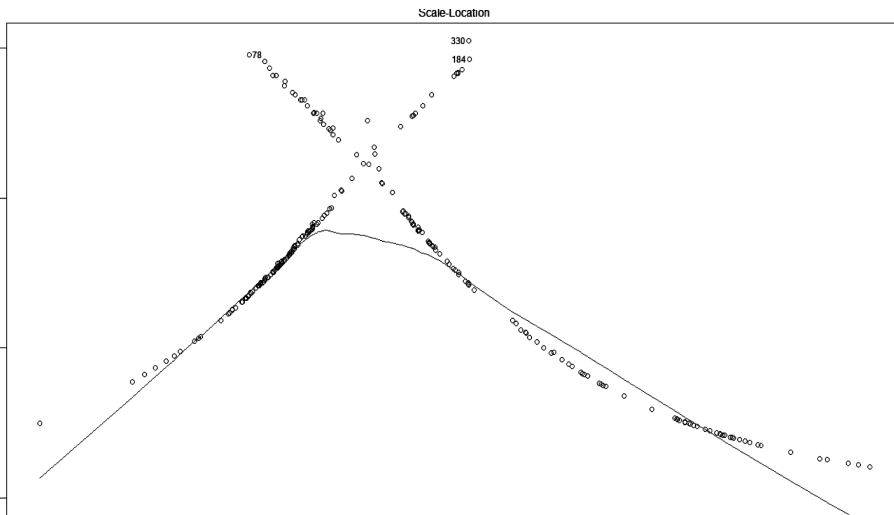


Рис. 1. Логистическая регрессия: Модель 1

По матрице спрогнозированных исходов была посчитана точность прогноза модели (ассурасу) для логистической регрессии, составившая 72,73%. Это говорит о высокой точности модели, поскольку процент верно спрогнозированных исходов успеха и неудачи значительно превышает случайное гадание.

Наибольшим образом повышают шансы на успешность проекта при выходе на ICO наличие готового продукта и юридического лица. Данные факторы повышают шансы проекта обеспечить финансирование, поскольку эти пункты отмечены исследователями как маркеры нерискованности проекта. Они снижают неуверенность инвесторов относительно результата проекта. Кроме того, при повышении цены на \$1 и повышении общего объема эмиссии также возрастает вероятность собрать финансирование и реализовать проект. Предлагается объяснение с помощью психологических факторов, то есть выбора в пользу покупки большего числа токенов при прочих равных и одинаковой стоимости пакета токенов. Кроме того, необходимо отметить, что результат влияния объема эмиссии схож с результатом предыдущих исследований, в то время как влияние цены на успешность противоположно (Li et al., 2018, p. 9; Amsden et al., 2018, p. 51).

В то же время продукт-приложение в GooglePlay или AppStore снижает шансы проекта на успешность. Вероятно, это можно объяснить тем, что издержки на реализацию такого продукта не так высоки и инвесторам не кажутся правдоподобными достаточно высокие финансовые цели проектов, хардкэп и софткэп. Более того, указание планируемого бюджета расходов вырученных от продажи средств уменьшает вероятность успеха среднестатистического проекта, что можно попробовать объяснить неправдоподобной сметой, отражающей неподготовленность команды к реализации проекта, и тем, что у инвесторов могут возникать опасения, что цель проведения размещения — сбор средств, но не реализация проекта.

Продажа токенов за фиат, то есть доллары США и Евро также снижает шансы проекта на успех, что подтверждает результаты предыдущих исследований (Amsden et al., 2018, p. 55). Наличие минимальной финансовой цели снижает вероятность успешного проведения размещения по определению, ведь, если проект не наберет указанный основателями минимум, он не будет реализован и, соответственно, не выйдет на криптовалютные биржи.

Кроме того, снижают шансы проекта выйти на биржу такие факторы, как указанная страна регистрации проекта, возможно, в связи со страновыми стереотипами, и введение ограничений для резидентов каких-либо стран, что можно объяснить тем, что это снижает число потенциальных инвесторов.

### Линейный дискриминантный анализ

Линейный дискриминантный анализ — метод классификации с помощью нахождения линейной комбинации характеристик, которая характеризует или разделяет несколько классов объектов. В нашем случае, отделяет успешные проекты от неуспешных (проводится бинарная классификация). Для успешного проведения ЛДА необходимо, чтобы классы были линейно разделимыми, поскольку в пространстве признаков, используемых для классификации, будет проведена разделяющая плоскость линейной формы. И решение об отнесении наблюдения к тому или иному классу будет зависеть от сравнения порогового значения ( $c$ ): со скалярным произведением вектора признаков ( $\hat{x}$ ) и вектора коэффициентов ( $\hat{b}$ ):

$$\hat{x} \cdot \hat{b} < c.$$



Технически, в ЛДА строится прогноз с помощью оценки апостериорных вероятностей того, что новая комбинация характеристик попадает в тот или иной класс. К классу, получившему таким образом наибольшую вероятность, и будет отнесено новое наблюдение. Модель использует Байесовскую теорему для оценки вероятностей.

Модель была построена на аналогичных переменных, что и логистическая регрессия. Результаты представлены ниже.

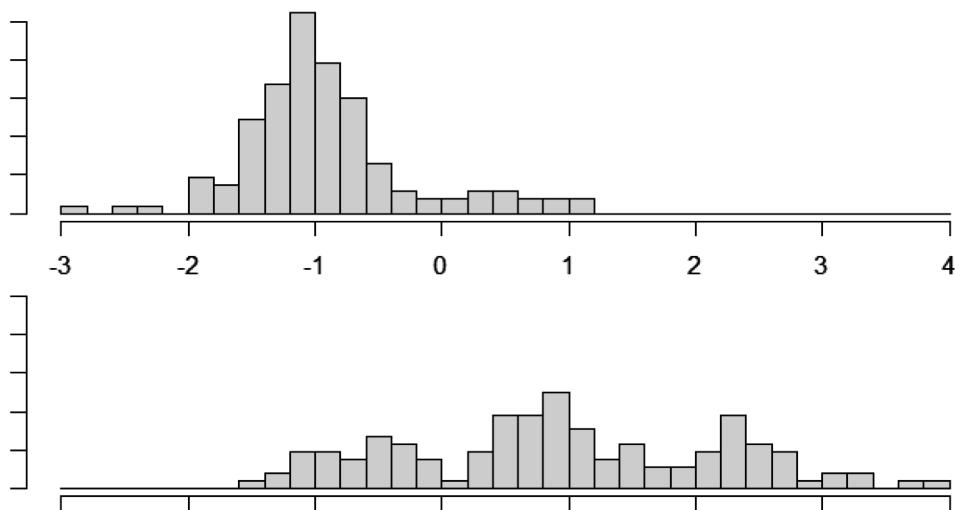


Рис. 2. Разделение классов: линейный дискриминантный анализ

Как видно по гистограмме модели (рис. 2), классы нельзя считать линейно-разделимыми идеально, поскольку kde-оценки плотности обоих классов имеют большую долю совместных наблюдений, вызывая неопределенность при классификации подобных случаев. Это приводит к тому, что при проведении тестирования модели на прежнем разделении на тренировочную и тестовую выборки точность прогноза (ассигасу) модели с помощью линейного дискриминантного анализа оказывается несколько ниже — 69,6%. Причины подобного результата могут лежать в основе предпосылок ЛДА. Во-первых, сильным является предположение о нормальности распределения признаков для каждого из классов. Во-вторых, ковариационные матрицы для обоих классов совпадут с очень малой вероятностью (это основная предпосылка для использования линейности в квадратичном дискриминантном анализе). В-третьих, для построения разделяющей поверхности используются, в основном, количественные переменные, которых всего две.

### Дерево решений

Дерево решений — один из самых популярных алгоритмов машинного обучения, работающий как для регрессии, так и для классификации. Каждое дерево решений состоит из трех частей: листья (отражают значения предсказываемого результата), узлы (признаки, по которым происходит разделение) и ребра, содержащие правила перехода.

Из-за специфики деревьев решений, связанной с универсальностью их применения, в предварительной подготовке данных нет необходимости. Дерево решений способно обнаружить нелинейные взаимосвязи между переменными,

и кроме того, обученная модель не теряет качество при нарушении предпосылок (в отличие от линейных моделей). Более того, качество модели, в отличие от ЛДА, не зависит от типа входных переменных, что позволяет выявить нетривиальные взаимосвязи в данных.

Дерево решений автоматически определяет наиболее значимые корни и порядок ветвления. На наших данных было построено дерево с семью терминальными вершинами (листьями) на следующих шести переменных: Funds Allocation, Ready, Application, Facebook, Token\_Supply and Github (рис. 3).

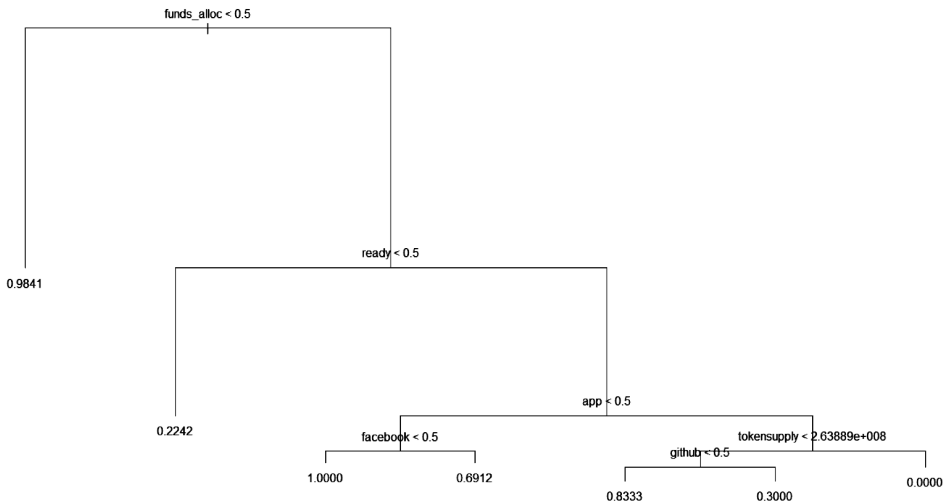


Рис. 3. Обученное дерево решений

Прогнозная точность (ассурагу) обученного дерева решений на прежней тестовой выборке составила 66,67%. Так же как и в логистической регрессии, отсутствие планируемого бюджета увеличивает вероятность успеха ICO, при этом данный фактор является наиболее значимым в пределах построенного дерева, поскольку он используется при его первом ветвлении. Также интересно заметить, что у проектов, не имеющих готовый продукт, вероятность успеха очень мала — 0,22%.

В целом, точность модели ниже, чем получилось в логистической регрессии. Для одиночного дерева решений полученный результат является большим стимулом для исследования данного подхода для прогнозирования успеха ICO. Вероятно, что с помощью нескольких деревьев решений и некоторых эвристик можно добиться больших результатов, но тогда необходимо использовать методы ансамблирования деревьев, при которых значительно теряется возможность проведения точного факторного анализа (поскольку в оценке вероятности будут участвовать несколько деревьев с разными атрибутами).

## Нейронная сеть

Еще одним популярным методом для моделирования прогнозных моделей и анализа данных являются нейронные сети. В терминах машинного обучения, процесс построения нейронной сети сводится к поиску оптимальных коэффициентов между нейронами, приводящих к минимальной ошибке на тренировочной выборке. Нейроны, как обязательный атрибут сети, обычно объединены в слои, которые выступают важным элементом во всей архитектуре. В стандартной нейронной сети различают три типа слоев: входной, скрытый, выходной.

Входной слой содержит массив данных, поданных на обработку нейронной сети. Следующий слой является скрытым, содержащим промежуточные результаты работы сети. Наконец, последний слой, выходной слой, содержит в себе данные после работы нейронной сети, по сути — прогноз значений целевой функции. Размер выходного слоя соответствует количеству классов, используемых при прогнозировании.

Размер и сложность нейронной сети напрямую связаны с количеством скрытых слоев в ее архитектуре. Чем больше скрытых слоев содержит сеть, тем более сложную функцию она сможет аппроксимировать. В то же время лишние слои могут привести к нестабильным результатам, переобучению и большим техническим затратам, связанным с обучением. В данном исследовании была построена модель с одним скрытым слоем, элементы которой показаны на рис. 4.

Данная модель является оптимальной с точки зрения сложности сети. Тем не менее было проведено обучение сети с двумя скрытыми слоями, при прочих равных. Мы получили относительно большую нейронную сеть, предсказывающую смещение с невысокой точностью. Другими словами, модель была переобучена, поэтому наблюдались смещенность в прогнозах (были верно предсказаны почти все успешные исходы, ни одного неуспешного) и неспособность проводить качественное прогнозирование.

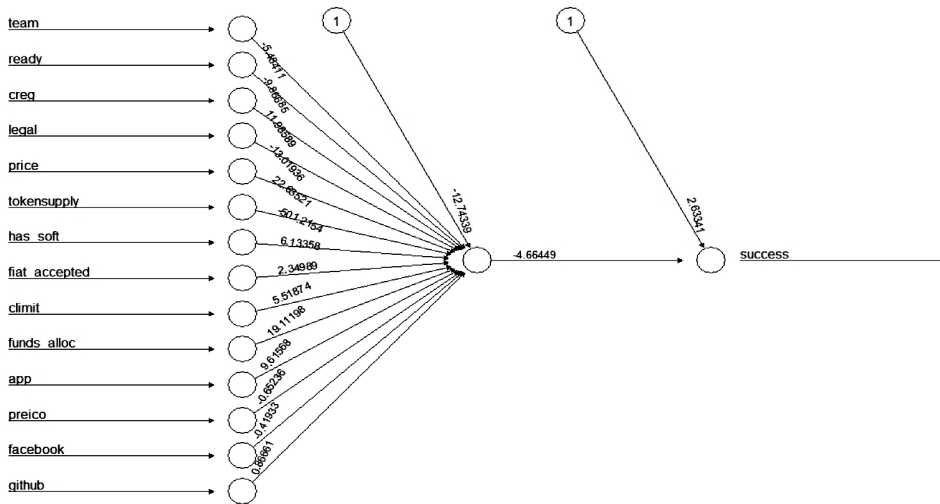


Рис. 4. Модель с помощью нейронной сети с одним скрытым слоем

Прогнозная точность (ассигасу) модели с одним скрытым слоем достигает 63,63%. Тем не менее модель признана более качественной, чем модель с двумя скрытыми слоями, поскольку значение точности (ассигасу) второй модели равно 53,03%.

Результат нейронной сети оказался хуже логистической регрессии, что наталкивает на вывод, что подобная архитектура не подходит к прогнозированию успеха ICO. Из этого, конечно, не следует, что нейронные сети не смогут решить эту задачу, поскольку есть недостатки использования сети для данной задачи именно на подобных данных. Известно то, что для современных нейронных сетей, в том числе глубоких, свойственно обучение на больших массивах данных, что дает возможность провести больше итераций по обучению сети и получить высокие результаты. В данном случае массив данных не позволяет нам использовать

комплексные архитектуры нейронных сетей, поэтому в качестве итоговой сети будет выбрана однослойная нейронная сеть.

### Результаты сравнительного анализа

В данной работе было построено четыре модели: логистическая регрессия, линейно-дискриминантный анализ, нейронная сеть и дерево решений. Сравнивая результаты наших финальных моделей (табл. 2), мы отдаем предпочтение логистической регрессии. Эта модель позволяет достичь самой высокой точности (ассигасу), что означает ее способность лучше прогнозировать успешность ICO по сравнению с тремя другими методами.

Таблица 2

Точность используемых моделей

Model	Logit	LDA	Decision Tree	Neural Network
Accuracy, %	72,7	69,6	66,7	63,6

Кроме того, логистическая регрессия имеет понятные в интерпретации предельные эффекты, отражающие степень и характер влияния конкретного фактора на вероятность успеха. Так что результаты построенной логистической классификационной модели могут быть использованы для прогнозирования успешных проектов с факторами, влияющими на инвестиционную привлекательность ICO-проектов.

### Источники

*Котляров И. Д.* Формы ведения предпринимательской деятельности в виртуальном пространстве: попытка классификации // Экономическая наука современной России. 2011. № 2. С. 89–100.

*Обухова Е. А.* ICO как современный способ финансирования высокотехнологичных проектов // ЭКО. 2018. № 3. С. 181–192.

*Устюжанина Е. В., Сигарев А. В., Шеин Р. А.* Цифровая экономика как новая парадигма экономического развития // Экономический анализ: теория и практика. 2017. Т. 16. № 12. С. 2238–2253.

ICO уже собрали \$1,2 млрд в 2018 году. РБК (сайт). URL: <https://www.rbc.ru/crypto/news/5a9691949a79471b207a65c7> (дата обращения: 17.05.2018).

*Adhami S., Giudici G., Martinazzi S.* Why Do Businesses Go Crypto? An Empirical Analysis of Initial Coin Offerings (January 6, 2018) // Journal of Economics and Business, Forthcoming. URL: <https://ssrn.com/abstract=3046209> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3046209>

*Amsden R., Schweizer D.* Are Blockchain Crowdsales the New 'Gold Rush'? Success Determinants of Initial Coin Offerings (April 30, 2018). URL: <https://ssrn.com/abstract=3163849> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3163849>

*Banerjee A., Belyaeva A., Frankopan C., Mersch M., Muirhead R.* The State of the Token Market: a Year in Review & an Outlook for 2018 (2017). Fabric Ventures Official Report (2017). URL: Fabric Ventures official website: <https://www.fabric.vc/report/>

*Barsan I.* Legal Challenges of Initial Coin Offerings (ICO) (November 2, 2017). Revue Trimestrielle de Droit Financier (RTDF). 2017. N 3. P. 54–65. URL: <https://ssrn.com/abstract=3064397>

*Chohan U. W.* Cryptocurrencies: A Brief Thematic Review (August 4, 2017). URL: <https://ssrn.com/abstract=3024330> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3024330>

*Chohan U. W.* Initial Coin Offerings (ICOs): Risks, Regulation, and Accountability (November 30, 2017). Discussion Paper Series: Notes on the 21st Century. URL: <https://ssrn.com/abstract=3080098> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3080098>

Conley J. P. *Blockchain and the Economics of Crypto-Tokens and Initial Coin Offerings* (June 06, 2017). Vanderbilt University Department of Economics Working Papers, VUECON-17-00008. URL: <http://www.accessecon.com/Pubs/VUECON/VUECON-17-00008.pdf>

Lee T. N. *Traditional Firms are Opening up to Blockchain and its Decentralised Apps* (October 2, 2017). LSE Business Review. URL: <http://eprints.lse.ac.uk/85520/1/businessreview-2017-10-02-traditional-firms-are-opening-up-to.pdf>

Li J., Mann W. *Initial Coin Offerings and Platform Building* (October 1, 2018). 2018 WFA, 2019 AFA. URL: <https://ssrn.com/abstract=3088726> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3088726>

Marshall A. *ICO, Explained* (March 7, 2017). URL: <https://cointelegraph.com/explained/ico-explained>

Metke J. *Marketing behind ICO Part I //Marketing Science & Inspirations*. 2017. Vol. 12. N 4.

Teutsch J., Buterin V., Brown C. *Interactive Coin Offerings* (2017. 11 Dec.). URL: <https://people.cs.uchicago.edu/~teutsch/papers/ico.pdf>

Varnaitė I. *Identify the Success Factors of the Initial Coin Offerings from the Investors Perspective* (February, 2018). A Thesis Presented to the Faculty of ISM University of Management and Economics in Partial Fulfilment of the Requirements for the Degree of Executive Master of Management. URL: <http://gs.elaba.lt/object/elaba:26895419/>

## References

Kotliarov I. D. *Formy vedenja predprinimatelskoy dejatel'nosti v virtual'nom prostranstve: popitka klassifikacii [Forms of business in the virtual environment: an attempt to classify]. *Economicheskaya nauka sovremennoy Rossii [Economic Science of Modern Russia]*, 2011, N 2, pp. 89–100. (In Russian)*

Obuchova E. A. *ICO kak sovremennyi sposob finansirovaniya vysokotekhnologicheskikh proektov [ICO as a modern way of financing high-tech projects]. *ECO [ECO]*, 2018, N 3, pp. 181–192. (In Russian)*

Ustuzhanina E. V., Sigarev A. V., Shein R. A. *Zifrovaya ekonomika kak novaya paradigma ekonomicheskogo razvitiya [Digital economy as a new paradigm of economic development]. *Economicheskii Analiz: Teoriya i Praktika [Economic Analysis: Theory and Practice]*, 2017, vol. 16, N 12, pp. 2238–2253. (In Russian)*

*ICO yzhe sobrali \$1.2 mlrd v 2018 godu [CO has already raised \$ 1.2 billion in 2018]. RBK [RBK]. Available at: <https://www.rbc.ru/crypto/news/5a9691949a79471b207a65c7> (accessed at 17.05.2018). (In Russian)*

Adhami S., Giudici G., Martinazzi S. *Why Do Businesses Go Crypto? An Empirical Analysis of Initial Coin Offerings* (January 6, 2018). *Journal of Economics and Business*, Forthcoming. Available at: <https://ssrn.com/abstract=3046209> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3046209>

Amsden R., Schweizer D. *Are Blockchain Crowdsales the New 'Gold Rush'? Success Determinants of Initial Coin Offerings* (April 30, 2018). Available at: <https://ssrn.com/abstract=3163849> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3163849>

Banerjee A., Belyaeva A., Frankopan C., Mersch M., Muirhead R. *The State of the Token Market: a Year in Review & an Outlook for 2018* (2017). Fabric Ventures Official Report (2017). Available at: Fabric Ventures official website: <https://www.fabric.vc/report/>

Barsan I. *Legal Challenges of Initial Coin Offerings (ICO)* (November 2, 2017). *Revue Trimestrielle de Droit Financier (RTDF)*, 2017, N 3, pp. 54–65. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3064397>

Chohan U. W. *Cryptocurrencies: A Brief Thematic Review* (August 4, 2017). Available at: <https://ssrn.com/abstract=3024330> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3024330>

Chohan U. W. *Initial Coin Offerings (ICOs): Risks, Regulation, and Accountability* (November 30, 2017). Discussion Paper Series: Notes on the 21st Century. Available at: <https://ssrn.com/abstract=3080098> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3080098>

Conley J. P. *Blockchain and the Economics of Crypto-Tokens and Initial Coin Offerings* (June 06, 2017). Vanderbilt University Department of Economics Working Papers, VUECON-17-00008. Available at: <http://www.accessecon.com/Pubs/VUECON/VUECON-17-00008.pdf>

Lee T. N. *Traditional Firms are Opening up to Blockchain and its Decentralised Apps* (October 2, 2017). LSE Business Review. Available at: <http://eprints.lse.ac.uk/85520/1/businessreview-2017-10-02-traditional-firms-are-opening-up-to.pdf>

Li J., Mann W. *Initial Coin Offerings and Platform Building* (October 1, 2018). 2018 WFA, 2019 AFA. Available at: <https://ssrn.com/abstract=3088726> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3088726>

Marshall A. *ICO, Explained* (March 7, 2017). Available at: <https://cointelegraph.com/explained/ico-explained>

Metke J. *Marketing behind ICO Part I. *Marketing Science & Inspirations*, 2017, vol. 12, N 4.*

Teutsch J., Buterin V., Brown C. *Interactive Coin Offerings* (December 11, 2017). Available at: <https://people.cs.uchicago.edu/~teutsch/papers/ico.pdf>

Varnaitė I. *Identify the Success Factors of the Initial Coin Offerings from the Investors Perspective* (February, 2018). A Thesis Presented to the Faculty of ISM University of Management and Economics in Partial Fulfilment of the Requirements for the Degree of Executive Master of Management. Available at: <http://gs.elaba.lt/object/elaba:26895419/>