

Повышение доходности торгового агента на основе метода Q-learning посредством использования производных финансовых показателей

А. С. Гурин, Я. С. Гурин, Р. И. Горохова, С. А. Корчагин, П. В. Никитин*

ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», г. Москва, Российская Федерация

125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49

* pvnikitin@fa.ru

Аннотация

Повышению доходности торговых агентов уделялось и продолжает уделяться огромное внимание. В статье рассматриваются различные подходы к решению указанной проблемы, одним из которых является обучение с подкреплением активно используемое для решения задач алгоритмической торговли. Повышение эффективности (доходности) алгоритмической торговли возможно двумя способами, с одной стороны, усовершенствование алгоритмов, с другой стороны обогащение данных, которые передаются на вход алгоритмам. В исследовании проведено подтверждение целесообразности применения производных финансовых показателей для задач применения торговых алгоритмов на основе алгоритмов обучения с подкреплением. Основная идея реализации исследования направлена на получение результатов работы торгового агента на основе Q-learning на технических показателях и на производных технических показателях (агент реализован на Python). Проведено обоснование выбора метода Q-learning для решения поставленной задачи, рассмотрены основы принятия решения, политика, стратегия, обучение с подкреплением. В работе рассмотрены вопросы повышения эффективности (доходности) торгового агента на основе алгоритма Q-learning посредством передачи ему производных технических показателей, определены и обоснованы производные технические показатели, проверены результаты работы торгового агента на технических показателях и на производных технических показателях. В исследовании, представленном в статье, проведена эмпирическая проверка возможности создания синтетических финансовых признаков для повышения эффективности алгоритмов обучения, кроме того, проведена проверка получения необходимых результатов при применении алгоритмов обучения с подкреплением. Проведено эмпирическое подтверждение, что применение производных финансовых показателей для повышения эффективности (доходности) торговых агентов на основе метода Q-learning с применением алгоритмов обучения с подкреплением является целесообразным.

Ключевые слова: финансовые показатели, доходность, торговый агент, алгоритмическая торговля, алгоритм Q-learning, обучение с подкреплением.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Гурин, А. С. Повышение доходности торгового агента на основе метода Q-learning посредством использования производных финансовых показателей / А. С. Гурин, Я. С. Гурин, Р. И. Горохова, С. А. Корчагин, П. В. Никитин. — DOI 10.25559/SITITO.16.202003.799-809 // Современные информационные технологии и ИТ-образование. — 2020. — Т. 16, № 3. — С. 799-809.

© Гурин А. С., Гурин Я. С., Горохова Р. И., Корчагин С. А., Никитин П. В., 2020



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.



Increasing the Profitability of a Sales Agent Based on the Q-learning Method through the Use of Derived Financial Indicators

A. S. Gurin, Ya. S. Gurin, R. I. Gorokhova, S. A. Korchagin, P. V. Nikitin*

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation
49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation

* pvnikitin@fa.ru

Abstract

Increasing the profitability of sales agents has been and continues to be given great attention. The article discusses various approaches to solving this problem, one of which is reinforcement learning, which is actively used to solve algorithmic trading problems. Increasing the efficiency (profitability) of algorithmic trading is possible in two ways, on the one hand, improving the algorithms, on the other hand, enriching the data that is transmitted to the input to the algorithms. The study confirmed the feasibility of using derived financial indicators for the tasks of applying trading algorithms based on reinforcement learning algorithms. The main idea of the research implementation is aimed at obtaining the results of the sales agent's work based on Q-learning on technical indicators and on derived technical indicators (the agent is implemented in Python). The substantiation of the choice of the Q-learning method for solving the problem is carried out, the basics of decision-making, policy, strategy, and reinforcement learning are considered. The paper considers the issues of increasing the efficiency (profitability) of a sales agent based on the Q-learning algorithm by transferring derivative technical indicators to him, determined and substantiated derived technical indicators, verified the results of a sales agent's work on technical indicators and derived technical indicators. In the study presented in the article, an empirical test of the possibility of creating synthetic financial features to improve the efficiency of learning algorithms was carried out, in addition, the verification of obtaining the necessary results when using reinforcement learning algorithms was carried out. Empirical confirmation has been carried out that the use of derived financial indicators to increase the efficiency (profitability) of sales agents based on the Q-learning method with the use of reinforcement learning algorithms is expedient.

Keywords: financial performance, profitability, sales agent, algorithmic trading, Q-learning algorithm, reinforcement learning.

The authors declare no conflict of interest.

For citation: Gurin A.S., Gurin Ya.S., Gorokhova R.I., Korchagin S.A., Nikitin P.V. Increasing the Profitability of a Sales Agent Based on the Q-learning Method through the Use of Derived Financial. *Sovremennye informacionnye tehnologii i IT-obrazovanie* = Modern Information Technologies and IT-Education. 2020; 16(3):799-809. DOI: <https://doi.org/10.25559/SITITO.16.202003.799-809>



Введение

Вопрос повышения эффективности торгового агента был и остается одним из важнейших вопросов проведения и реализации алгоритмической торговли [1-6]. Внедрение информационных технологий и технических возможностей для реализации различных подходов позволяют рассмотреть данный вопрос с точки зрения производных технических показателей¹ [7-15]. Решение проблемы эффективности (доходности) торгового агента с применением алгоритма Q-learning посредством передачи ему производных технических показателей является основой данного исследования [16-18]. В настоящий момент обучение с подкреплением активно используется для решения задач алгоритмической торговли. Одним из способов повышения эффективности (доходности) алгоритмической торговли служит усовершенствование алгоритмов [19-22]. Другим способом является обогащение данных, которые передаются на вход алгоритмам. Авторы данного проекта эмпирически подтвердили эффективность создания синтетических финансовых признаков для повышения эффективности алгоритмов обучения с учителем. Полезной будет и проверка такого подхода для алгоритмов обучения с подкреплением. Выводы, сделанные в данной работе, позволят принимать обоснованные решения о повышении эффективности торговых алгоритмов на основе обучения с подкреплением на уровне данных.

В настоящее время проблеме повышения доходности торгового агента посредством использования производных финансовых показателей посвящены многочисленные научные исследования, в том числе В.В. Бабич [23], Ю.А. Дмитриева [12], И.Р. Ипатьева [24], Е.В. Стрельникова [22], [25] и др. [14-17]. Однако не представлены в полном объеме возможности применения метода Q-learning посредством использования производных финансовых показателей.

Цель исследования

В исследовании поставлена цель подтвердить или опровергнуть целесообразность применения производных финансовых показателей для задач применения торговых алгоритмов на основе алгоритмов обучения с подкреплением. Основная идея реализации исследования направлена на получение результатов работы торгового агента на основе Q-learning на технических показателях и на производных технических показателях (агент реализован на Python).

Ввиду выбора метода Q-learning для решения задачи, необходимо рассмотреть темы, на основе которых он строится, среди них стратегия, обучение с подкреплением. Рассмотрение всех необходимых теоретических вопросов необходимо для описания алгоритма Q-learning.

Основная часть

В рассматриваемом исследовании применяется жадная стратегия. Стратегия максимизации математического ожидания (ожидаемой прибыли). На каждом шаге t выбирается действие

с максимальной оценкой математического ожидания.

$$a_t = \operatorname{argmax}_{a \in A} Q_a$$

После чего действие выполняется, а оценка математического ожидания обновляется.

$$P_{a_t} = P_{a_t} + 1$$
$$Q_{a_t} = Q_{a_t} + \frac{1}{p} (R(a_t) - Q_{a_t})$$

Среда в обучении с подкреплением чаще всего описывается в виде Марковского процесса принятия решений.

Обучение с подкреплением используется тогда, когда вероятности или награды неизвестны. Для этого определяется следующая функция:

$$Q(s, a) = \sum_{s'} P_a(s, s') (R_a(s, s') + \gamma V(s'))$$

Несмотря на то, то данная функция также неизвестна, опыт во время обучения основывается на парах (s, a) , что вместе с s' представляет следующую информацию: «Процесс перешел из состояния s в состояние s' после совершения действия a ». Таким образом имеется массив Q , который обновляется на основе опыта. Вместо явного описания вероятностей перехода, значения вероятностей перехода вычисляются многократным запуском симулятора из случайного начального состояния.

Функция Q задает оценку агентом награды, которую он может получить, совершив в определенный ход определенное действие и оценку того, какую награду агент может получить в будущем. Обучение представляет собой итерационное уточнение значения функции Q на каждом ходе агента.

Опишем функцию полезности Q для алгоритма Q-learning:

$$Q(s_{t+1}, a_{t+1}) = Q(s_t, a_t) + \alpha \cdot (r_t + \gamma \cdot \max Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t))$$

где

r_t — величина награды, которую агент получит в этот ход
 $\max Q(s_{t+1}, a)$ — максимальная ожидаемая награда на последующих ходах

γ — фактор дисконтирования, $0 \leq \gamma \leq 1$. Выражение $\gamma \cdot \max Q(s_{t+1}, a)$ уменьшает оценку последующих наград.

α — коэффициент, который регулирует скорость обучения агента.

Ход работы алгоритма проиллюстрирован на рисунке 1.

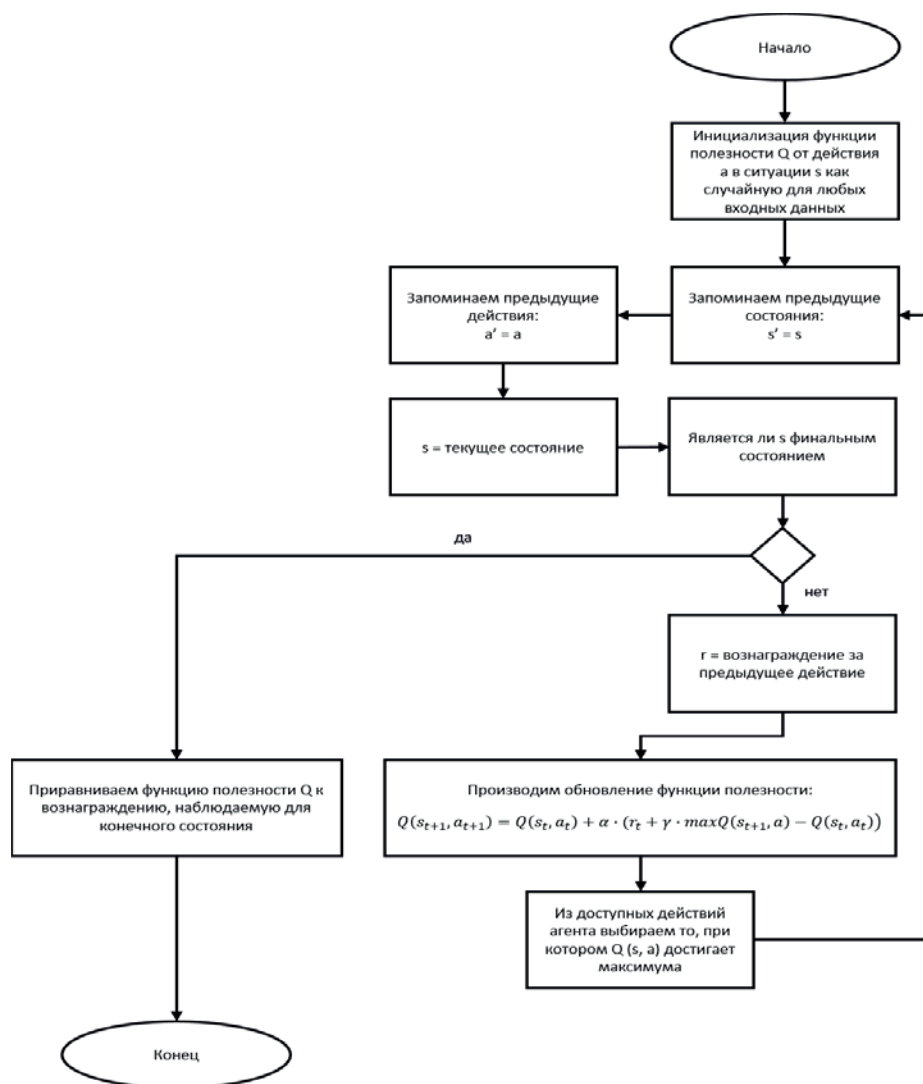
Постановка задачи обучения с подкреплением заключается в следующем. Для того чтобы сформулировать задачу обучения с подкреплением нужно задать следующие ключевые параметры модели обучения с подкреплением: среда (объекты), возможные действия, функция наград.

Среда включает в себя следующие объекты:

- Набор наблюдений: технические показатели в различные моменты времени
- Дельта цен: изменение цен в различные моменты времени исходя из набора наблюдений.

¹ Мороз А.В. Разработка системы мониторинга торговых агентов на базе «1С: Управление торговлей 8.2» // Вестник современных исследований. 2018. № 4.2(19). С. 282-284. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=35122057> (дата обращения: 19.06.2020).





Р и с. 1. Блок-схема алгоритма Q-learning

F i g. 1. Q-learning algorithm block diagram

- Список позиций: активы, которыми располагает торговый алгоритм в настоящий момент.
- Значение позиций: стоимость активов, которыми располагает торговый алгоритм в настоящий момент.

Возможные действия агента включают следующие варианты: бездействие (Hold), покупка акции (Buy), продажа акции (Sell). Исходя из вышеперечисленных действий агента функция награды действует следующим образом:

- агент награждается (+1), если текущее действие приводит к прибыли.
- агент штрафует (-1), если текущее действие приводит к потерям.
- агент штрафует (-1), если агент продает, не располагая акциями.

На каждом шаге происходит обновление набора наблюдений, дельта цен, списка позиций и значений позиций. Иными слова-

ми, среда переходит из состояния s в состояние s' . Задача модели будет состоять в том, чтобы найти политику, которая будет максимизировать функцию наград.

Первичные технические показатели были загружены из открытого источника (yahoo finance) с помощью специализированной python библиотеки. В качестве акций для торговли выбраны акции компании Apple с начала 2014 года до настоящего момента (19.06.2020).

Дельта цен или изменение цен акций в различные моменты времени представлены изменением значений Close в загруженном временном ряду (Рисунок 2). Другими техническими показателями служат: Open (цена акций при открытии торгов), High (высшее значение цены достигнутое за день торгов), Low (нижшее значение цены достигнутое за день торгов), Adj Close (цена закрытия при учете действий с акциями, которые могли быть совершены до момента открытия следующего торгового дня),



Volume (количество акций, с которыми совершались сделки в торговый день). Добавление производных технических показателей будет проиллюстрировано в отдельном разделе.

	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
0	2014-01-02	79.382858	79.575714	78.860001	79.018570	70.747330	58671200
1	2014-01-03	78.980003	79.099998	77.204285	77.282860	69.193306	98116900
2	2014-01-06	76.778572	78.114288	76.228569	77.704285	69.570625	103152700
3	2014-01-07	77.760002	77.994286	76.845711	77.148575	69.073074	79302300
4	2014-01-08	76.972855	77.937141	76.955711	77.637146	69.510536	64632400
...
1623	2020-06-15	333.250000	345.679993	332.579987	342.989990	342.989990	34702200
1624	2020-06-16	351.459991	353.200012	344.720001	352.079987	352.079987	41357200
1625	2020-06-17	355.149994	355.399994	351.089996	351.589996	351.589996	28532000
1626	2020-06-18	351.410004	353.450012	349.220001	351.730011	351.730011	24205100
1627	2020-06-19	354.640015	356.559998	345.149994	349.720001	349.720001	66072700

Р и с. 2. Изменения цен и технических показателей
F i g. 2. Changes in prices and technical indicators

Изменение состояния среды: списка позиций и их стоимости под влиянием действий агента реализовано с помощью класса Environment1 (рисунок 3). Список позиций или активы, которыми располагает торговый алгоритм изначально задается как пустой python list, который изменяется в зависимости от действий агента (Рисунок 3, строка 12). Значение позиций (стоимость активов) рассчитывается как float значение изначально равное 0 и изменяющееся в зависимости от цен на акции и действий агента (Рисунок 3, строка 13). Класс Environment1 также учитывает награды в зависимости от результатов действий агента (Рисунок 3, строки 21-32). Положительная прибыль трансформируется в положительную награду 1, отрицательная прибыль трансформируется в награду -1 (Рисунок 3, строки 45-48).

В качестве модели обучения была выбрана трехслойная нейронная сеть, реализованная с помощью библиотеки PyTorch. Реализация нейронной сети изображена на рисунке 4.

```

1 class Environment1:
2
3     def __init__(self, data, history_t=90):
4         self.data = data
5         self.history_t = history_t
6         self.reset()
7
8     def reset(self):
9         self.t = 0
10        self.done = False
11        self.profits = 0
12        self.positions = []
13        self.position_value = 0
14        self.history = [0 for _ in range(self.history_t)]
15        return [self.position_value] + self.history # obs
16
17    def step(self, act):
18        reward = 0
19
20        # act = 0: hold, 1: buy, 2: sell
21        if act == 1:
22            self.positions.append(self.data.iloc[self.t, :]['Close'])
23        elif act == 2: # sell
24            if len(self.positions) == 0:
25                reward = -1
26            else:
27                profits = 0
28                for p in self.positions:
29                    profits += (self.data.iloc[self.t, :]['Close'] - p)
30                reward += profits
31                self.profits += profits
32                self.positions = []
33
34        # set next time
35        self.t += 1
36
37        self.position_value = 0
38        for p in self.positions:
39            self.position_value += (self.data.iloc[self.t, :]['Close'] - p)
40        self.history.pop(0)
41        self.history.append(self.data.iloc[self.t, :]['Close'] - self.data.iloc[(self.t-1), :]['Close'])
42        if (self.t==len(self.data)-1):
43            self.done=True
44        # clipping reward
45        if reward > 0:
46            reward = 1
47        elif reward < 0:
48            reward = -1
49        #print ("t={%d}, done={%str}"%(self.t,self.done))
50        return [self.position_value] + self.history, reward, self.done # obs, reward, done

```

Р и с. 3. Реализация среды в коде python
F i g. 3. Environment implementation in python code



```

1 class Q_Network(nn.Module):
2
3     def __init__(self,obs_len,hidden_size,actions_n):
4
5         super(Q_Network,self).__init__()
6
7         self.fc_val = nn.Sequential(
8             nn.Linear(obs_len, hidden_size),
9             nn.ReLU(),
10            nn.Linear(hidden_size, hidden_size),
11            nn.ReLU(),
12            nn.Linear(hidden_size, actions_n)
13        )
14
15
16    def forward(self,x):
17        h = self.fc_val(x)
18        return (h)

```

Р и с. 4. Реализация нейронной сети в коде python
F i g. 4. Neural network implementation in python code

Нейронная сеть имеет следующие ключевые параметры:

- На вход передается состояние среды

- На выход передается вектор размерности 3, что соответствует количеству возможных действий агента
- Размерность скрытого слоя нейронной сети 100
- Скорость обучения (learning rate) была установлена на уровне 0,001
- Данные разбиваются на 50 батчей
- Количество эпох 50
- Оптимизатор - Adam

Передача параметров нейронной сети изображена на рисунке 5.

Первым шагом является инициализация среды, включая наблюдения и награды. Q функция передает действие максимизирующее математическое ожидание, основываясь на входных технических показателях. Функция argmax (Рисунок 5 строка 16). Таким образом реализуется жадная стратегия. Предсказанное значение передается в среду и формирует новый набор наблюдений (s'). Рассчитывается награда в соответствии с результатами действий и эпизод помечается как выполненный (Рисунок 3, строка 43). В памяти сохраняется последние 200 действий и соответствующие им наблюдения.

```

1 start = time.time()
2 for epoch in range(epoch_num):
3
4     pobs = env.reset()
5     step = 0
6     done = False
7     total_reward = 0
8     total_loss = 0
9
10    while not done and step < step_max:
11
12        # select act
13        pact = np.random.randint(3)
14        if np.random.rand() > epsilon:
15            pact = Q(torch.from_numpy(np.array(pobs, dtype=np.float32).reshape(1, -1)))
16            pact = np.argmax(pact.data)
17            pact = pact.numpy()
18
19        # act
20        obs, reward, done = env.step(pact)
21
22        # add memory
23        memory.append((pobs, pact, reward, obs, done))
24        if len(memory) > memory_size:
25            memory.pop(0)

```

Р и с. 5. Работа модели
F i g. 5. Model operation

В качестве производных показателей будем использовать технические показатели, на которые часто ориентируются трейдеры. Индикатор Williams %R демонстрирует насколько акция перекуплена или перепродана, ориентируясь на ценовые минимумы и максимумы в предыдущем периоде. Для трейдеров снижение индикатора ниже 80 сигнализирует о необходимости открытия длинной позиции, повышение индикатора выше 20 свидетельствует о необходимости закрыть длинную позицию.

$$\%R = 100 * \frac{(C - L_{14})}{(H_{14} - L_{14})}$$

где, C — Текущая цена закрытия;

L₁₄ — Низший минимум (Lowest Low) за прошедшие 14 дней;

H₁₄ — Высший максимум (Highest High) за прошедшие 14 дней.

Показатель SO (Stochastic Oscillator) демонстрирует расхождение цены закрытия текущего периода относительно цен предыдущих периодов в рамках заданного временного промежутка. Для трейдеров возрастание индикатора выше 80 свидетельствует о скорой остановке роста цены. Снижение индикатора ниже 20 свидетельствует о прекращении падения цены.



$$\%K = \frac{(H_{14} - C)}{(H_{14} - L_{14})} * (-100)$$

где, C — Текущая цена закрытия;
L₁₄ — Низший минимум (Lowest Low) за прошедшие 14 дней;
H₁₄ — Высший максимум (Highest High) за прошедшие 14 дней.

Индикатор MACD and SL (Moving Average Convergence Divergence and Signal Line), сигнализирующий о необходимости покупки или продажи акции. Обычно при пересечении линией MACD сигнальной линией снизу-вверх трейдеры принимают решение о покупке акции. при пересечении линией MACD сигнальной линией сверху-вниз, трейдеры принимают решение продавать.

$$MACD = EMA_{12}(C) - EMA_{26}(C)$$

$$SignalLine = EMA_9(MACD)$$

где, MACD — схождение-расхождение скользящих средних;
C — серия цен закрытия;
EMA_n — n дневная экспоненциальная скользящая средняя.

Показатель RSI (Relative Strength Index) определяет степень перекупленности или перепроданности акции. Акция перекуплена, когда из-за ажиотажного спроса происходит ее переоценка. Акция перепродана, когда в результате панических продаж она недооценена. Показатель выше 70 свидетельствует о перекупленности, Показатель ниже 30 может свидетельствовать о перепроданности.

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$

$$RS = \frac{Average\ Gain\ Over\ past\ 14\ days}{Average\ Loss\ Over\ past\ 14\ days}$$

Осциллятор PROF (Price Rate of Change), демонстрирует как сильно игроки на рынке влияют на цену. Пересечение индикатором нулевой линии снизу-вверх дает сигнал на покупку, обратная ситуация дает сигнал на продажу.

$$PROC(t) = \frac{(C_t - C_{t-n})}{C_{t-n}}$$

где, C_t — цена закрытия в момент t;

Индикатор OBV (On Balance Volume), основанный на данных о цене акций и объеме сделок по ним. Часто трейдеры используют его для подтверждения трендов. Пересечение индикатора своей скользящей средней может служить сигналом для покупки, если пересечение идет снизу-вверх или продажи, если пересечение идет сверху-вниз.

$$OBV(t) = \begin{cases} OBV_{t-1} + Vol_t, & \text{if } C_t > C_{t-1} \\ OBV_{t-1} - Vol_t, & \text{if } C_t < C_{t-1} \\ OBV_{t-1}, & \text{if } C_t = C_{t-1} \end{cases}$$

где, OBV_t — балансовый объем в момент t;
Vol_t — Объем торгов в момент t;
C_t — цена закрытия в момент t.

Все вышеперечисленные производные финансовые показатели рассчитываются с помощью python библиотеки technical analysis library.

Полученные результаты исследования и их обсуждение

Во время проведения проектной работы применим метод обучения с подкреплением Q-learning с трехслойной нейронной сетью для торгового алгоритма на трех наборах данных:

- Наборе стандартных технических показателей
- Наборе производных технических показателей
- Наборе совмещающем стандартные и производные технические показатели.

Данные были разбиты на обучающий (0,9) и проверочный (0,1) наборы. Обучающий набор включал значения за даты с 01.01.2014 по 31.10.2019. Проверочный набор включал значения за даты 01.11.2019 по 19.06.2020. Результаты применения алгоритма представлены в таблице 1.

Т а б л и ц а 1. Результаты применения алгоритма на различных наборах данных

Table 1. Results of applying the algorithm on various data sets

	Стандартные технические показатели	Производные технические показатели	Стандартные и производные технические показатели
Вложения	10000 у.е.	10000 у.е.	10000 у.е.
Прибыль	306,9 у.е.	403,2 у.е.	935,6 у.е.
Доходность	3,069%	4,032%	9,356%
Время обучения в Collab	7 мин. 26 с.	7 мин. 38 с.	7 мин. 27 с.

Худший результат агент показал на стандартных технических показателях (доходность составила 3,069%). Лучший результат агент показал на наборе данных, совмещающем стандартные и производные технические показатели (доходность составила 9,356%).

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что эффективность (доходность) торгового агента на основе алгоритма Q learning можно повысить посредством передачи ему производных технических показателей.

Нужно отметить, что обучение происходило на данных за период экономического подъема с 01.01.2014 по 31.10.2019. А вот тестовый набор представляет собой данные за период рецессии с 01.11.2019 по 19.06.2020, связанной с мировой эпидемией корона вируса. При этом агент демонстрирует доходность, что говорит об устойчивости используемой модели.



Заключение

Подводя итог, можно сказать, что в результате проведенного исследования теоретически рассмотрены основы повышения доходности торгового агента: объяснение терминов, метод обучения с подкреплением, применение алгоритма Q-learning для реализации торгового агента. Определены и обоснованы производные технические показатели, проверены результаты работы торгового агента на технических показателях и на производных технических показателях. Авторы эмпирически подтвердили, что применение производных финансовых показателей для повышения эффективности (доходности) торговых агентов на основе метода Q-learning с применением алгоритмов обучения с подкреплением является целесообразным.

Список использованных источников

- [1] Alexandre, M. Macroeconomic impacts of trade credit: An agent-based modeling exploration / M. Alexandre, G. T. Lima. — DOI 10.1016/j.econ.2020.04.002 // *Economía*. — 2020. — Vol. 21, issue 2. — Pp. 130-144. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1517758020300321> (дата обращения: 19.06.2020).
- [2] Dai, Y. Price delegation and salesforce contract design with asymmetric risk aversion coefficient of sales agents / Y. Dai, X. Chao. — DOI 10.1016/j.ijpe.2015.11.006 // *International Journal of Production Economics*. — 2016. — Vol. 172. — Pp. 31-42. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527315004405> (дата обращения: 19.06.2020).
- [3] Díaz, E. Is ICT good for employees? An analysis of its effects on sales agents' perceptions of service cannibalization / E. Díaz, D. Martín-Consuegra, A. Esteban. — DOI 10.1016/j.chb.2015.05.012 // *Computers in Human Behavior*. — 2015. — Vol. 51, part A. — Pp. 263-271 — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563215003751> (дата обращения: 19.06.2020).
- [4] Soberman, D. A. Marketing agencies, media experts and sales agents: Helping competitive firms improve the effectiveness of marketing / D. A. Soberman. — DOI 10.1016/j.ijresmar.2008.05.003 // *International Journal of Research in Marketing*. — 2009. — Vol. 26, issue 1. — Pp. 21-33. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167811608000815> (дата обращения: 19.06.2020).
- [5] Пученкова, В. А. Проблемы организации взаимоотношений менеджера по работе с клиентами (торгового агента) с потенциальными потребителями / В. А. Пученкова // *Экономика и социум*. — 2016. — № 6-3(25). — С. 268-271. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=26721288> (дата обращения: 19.06.2020).
- [6] Shin, G. H. The profitability of asset sales as an explanation of asset divestitures / G. H. Shin. — DOI 10.1016/j.pacfin.2007.10.004 // *Pacific-Basin Finance Journal*. — 2008. — Vol. 16, issue 5. — Pp. 555-571. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927538X07000686> (дата обращения: 19.06.2020).
- [7] Gupta, S. Dynamic Decision Making in Marketing Channels / S. Gupta, J. H. Steckel, A. Banerji. — DOI 10.1007/978-1-4757-5196-3_2 // *Experimental Business Research*, ed. by R. Zwick, A. Rapoport. — Springer, Boston, MA, 2002. — Pp. 21-47. — URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4757-5196-3_2 (дата обращения: 19.06.2020).
- [8] Syam, N. Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice / N. Syam, A. Sharma. — DOI 10.1016/j.indmarman.2017.12.019 // *Industrial Marketing Management*. — 2018. — Vol. 69. — Pp. 135-146. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019850117302730> (дата обращения: 19.06.2020).
- [9] Fang, K. Customer profitability forecasting using Big Data analytics: A case study of the insurance industry / K. Fang, Y. Jiang, M. Song. — DOI 10.1016/j.cie.2016.09.011 // *Computers & Industrial Engineering*. — 2016. — Vol. 101. — Pp. 554-564. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835216303515> (дата обращения: 19.06.2020).
- [10] Loureiro, L. D. Exploring the use of deep neural networks for sales forecasting in fashion retail / A. L. D. Loureiro, V. L. Miguéis, L. F. M. da Silva. — DOI 10.1016/j.dss.2018.08.010 // *Decision Support Systems*. — 2018. — Vol. 114. — Pp. 81-93. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923618301398> (дата обращения: 19.06.2020).
- [11] Özdemir, K. A. Understanding latent drivers of firm behaviour: A new methodological approach applied to agents' company visit scores / K. A. Özdemir. — DOI 10.1016/j.econmod.2020.11.001 // *Economic Modelling*. — 2021. — Vol. 94. — Pp. 455-472. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264999320312372> (дата обращения: 19.06.2020).
- [12] Дмитриев, Ю. А. Современные подходы к повышению эффективности торгового персонала на глобальном уровне / Ю. А. Дмитриев // *Известия Международной академии аграрного образования*. — 2018. — № 38. — С. 71-74. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32464321> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [13] Саханевич, Д. Ю. Исследование подходов и методов применения искусственного интеллекта и машинного обучения в социально-экономических процессах / Д. Ю. Саханевич. — DOI 10.24147/1812-3988.2020.18(2).65-79 // *Вестник Омского университета. Серия: Экономика*. — 2020. — Т. 18, № 2. — С. 65-79. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43843508> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [14] Миронов, В. В. Прогнозирование рыночных цен при помощи нейронных сетей / В. В. Миронов, Е. Н. Рябов // *ИТ Арктика*. — 2016. — № 2. — С. 3-40. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32616702> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [15] Gerdin, J. The contingent nature of complementarity between results and valuebased controls for managing



- company-level profitability: A situational strength perspective / J. Gerdin, T. Johansson, G. Wennblom. — DOI 10.1016/j.aos.2019.101058 // Accounting, Organizations and Society. — 2019. — Vol. 79, Article 101058. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0361368219300534> (дата обращения: 19.06.2020).
- [16] Cheng, T. Y. The effect of risk-taking behavior on profitability: Evidence from futures market / T. Y. Cheng, C. I. Lee, C. H. Lin. — DOI 10.1016/j.econmod.2019.04.017 // Economic Modelling. — 2020. — Vol. 86. — Pp. 19-38. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264999317319004> (дата обращения: 19.06.2020).
- [17] Соколова, Е. С. Алгоритмизация мультиагентного обучения с подкреплением в теоретико-игровых задачах поиска оптимальных стратегий / Е. С. Соколова, К. А. Разинкин. — DOI 10.26102/2310-6018/2020.28.1.040 // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. — 2020. — Т. 8, № 1(28). — С. 21-22. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43136548> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [18] Matignon, L. Hysteretic Q-learning: an algorithm for Decentralized Reinforcement Learning in Cooperative Multi-Agent Teams / L. Matignon, G. J. Laurent, N. Le Fort-Piat. — DOI 10.1109/IROS.2007.4399095 // 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. — San Diego, CA, USA, 2007. — Pp. 64-69. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4399095> (дата обращения: 19.06.2020).
- [19] Медведев, А. В. Анализ экономики региона на основе многокритериальной математической модели / А. В. Медведев, А. В. Смольянинов, Л. С. Аврова, Е. Г. Колесникова // Современные проблемы науки и образования. — 2013. — № 6. — С. 886. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=21163321> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [20] Ильмуратов, Д. П. Производные финансовые инструменты в формировании портфеля на российском финансовом рынке / Д. П. Ильмуратов // Colloquium-journal. — 2019. — № 13-10(37). — С. 100-105. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=38594693> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [21] Крылов, С. И. Сбалансированная система показателей и прикладной стратегический анализ в стратегическом управлении финансами / С. И. Крылов // Экономический анализ: теория и практика. — 2015. — № 18(417). — С. 2-14. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=23422564> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [22] Стрельников, Е. В. Проблемы применимости показателей риска производных финансовых инструментов / Е. В. Стрельников // Фундаментальные исследования. — 2013. — № 4-2. — С. 490-493. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=18814723> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [23] Бабич, В. В. Разработка алгоритма продвижения товарной продукции на целевом рынке / В. В. Бабич // Via scientiarum — Дорога знаний. — 2017. — № 1. — С. 147-151. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=29915123> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [24] Ипатьев, И. Р. Управление рисками и основные проблемы использования внебиржевых производных финансовых инструментов. Страхование опционных позиций / И. Р. Ипатьев // Финансовые рынки и банки. — 2020. — № 3. — С. 144-150. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43118789> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.
- [25] Стрельников, Е. В. Изменчивость риска производных финансовых инструментов / Е. В. Стрельников // Фундаментальные исследования. — 2015. — № 2-16. — С. 3584-3588. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=23465986> (дата обращения: 19.06.2020). — Рез. англ.

Поступила 19.06.2020; одобрена после рецензирования 18.10.2020; принята к публикации 06.11.2020.

Об авторах:

Гурин Арсений Станиславович, магистрант департамента анализа данных и машинного обучения, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49), ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8449-3476>, gurin-arseny@mail.ru

Гурин Яков Станиславович, магистрант департамента анализа данных и машинного обучения, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49), ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2774-5048>, gurin-yakov@mail.ru

Горохова Римма Ивановна, доцент департамента анализа данных и машинного обучения, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49), кандидат педагогических наук, доцент, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-7818-8013>, rigorokhova@fa.ru

Корчагин Сергей Алексеевич, доцент департамента анализа данных и машинного обучения, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49), кандидат физико-математических наук, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8042-4089>, sakorchagin@fa.ru

Никитин Петр Владимирович, доцент департамента анализа данных и машинного обучения, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (125993, Российская Федерация, ГСП-3, г. Москва, Ленинградский пр., д. 49), кандидат педагогических наук, доцент, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8866-5610>, pvnikitin@fa.ru

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.



References

- [1] Alexandre M., Lima G.T. Macroeconomic impacts of trade credit: An agent-based modeling exploration. *Economia*. 2020; 21(2):130-144. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econ.2020.04.002>
- [2] Dai Y., Chao X., Price delegation and salesforce contract design with asymmetric risk aversion coefficient of sales agents. *International Journal of Production Economics*. 2016; 172:31-42. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.11.006>
- [3] Díaz E., Martín-Consuegra D., Esteban A. Is ICT good for employees? An analysis of its effects on sales agents' perceptions of service cannibalization. *Computers in Human Behavior*. 2015; 51(A):263-271. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.05.012>
- [4] Soberman D.A. Marketing agencies, media experts and sales agents: Helping competitive firms improve the effectiveness of marketing. *International Journal of Research in Marketing*. 2009; 26(1):21-33. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2008.05.003>
- [5] Puchenkova V.A. *Problemy organizacii vzaimootnoshenij menedzhera po rabote s klientami (torgovogo agenta) s potencial'nymi potrebiteljami* [Problems of organizing relationships between a customer relationship manager (sales agent) with potential customers]. *Economics and Society*. 2016; 6(3):268-271. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=26721288> (accessed 19.06.2020). (In Russ.)
- [6] Shin G.H. The profitability of asset sales as an explanation of asset divestitures. *Pacific-Basin Finance Journal*. 2008; 16(5):555-571. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2007.10.004>
- [7] Gupta S., Steckel J.H., Banerji A. Dynamic Decision Making in Marketing Channels. In: Zwick R., Rapoport A. (ed.) *Experimental Business Research*. Springer, Boston, MA; 2002. p. 21-47. (In Eng.) DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4757-5196-3_2
- [8] Syam N., Sharma A. Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management*. 2018; 69:135-146. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.019>
- [9] Fang K., Jiang Y., Song M. Customer profitability forecasting using Big Data analytics: A case study of the insurance industry. *Computers & Industrial Engineering*. 2016; 101:554-564. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.09.011>
- [10] Loureiro A.L.D., Miguéis V.L., da Silva L.F.M. Exploring the use of deep neural networks for sales forecasting in fashion retail. *Decision Support Systems*. 2018; 114:81-93. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.08.010>
- [11] Özdemir K.A. Understanding latent drivers of firm behaviour: A new methodological approach applied to agents' company visit scores. *Economic Modelling*. 2021; 94:455-472. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.11.001>
- [12] Dmitriev Yu.A. Modern Approaches to Boosting Sales Force Effectiveness at Global Level. *Izvestia MAAO*. 2018; (38):71-74. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32464321> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [13] Sakhanevich D.Yu. Research of Approaches and Methods of Applying Artificial Intelligence and Machine Learning in Socio-Economic Processes. *Herald of Omsk University. Series Economics*. 2020; 18(2):65-79. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: [https://doi.org/10.24147/1812-3988.2020.18\(2\).65-79](https://doi.org/10.24147/1812-3988.2020.18(2).65-79)
- [14] Mironov V.V., Ryabov E.N. Forecasting market prices by using neural networks. *IT Arctica*. 2016; (2):3-40. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=32616702> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [15] Gerdin J., Johansson T., Wennblom G. The contingent nature of complementarity between results and valuebased controls for managing company-level profitability: A situational strength perspective. *Accounting, Organizations and Society*. 2019; 79:101058. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aos.2019.101058>
- [16] Cheng T.Y., Lee C.I., Lin C.H. The effect of risk-taking behavior on profitability: Evidence from futures market. *Economic Modelling*. 2020; 86:19-38. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.04.017>
- [17] Sokolova E.S., Razinkin K.A. Algorithmization of Multi-Agent Learning with Reinforcement in the Game-Theoretic Problems of Finding Optimal Strategies. *Modeling, optimization and information technology*. 2020; 8(1):21-22. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.28.1.040>
- [18] Matignon L., Laurent G.J., Le Fort-Piat N. Hysteretic Q-learning: an algorithm for Decentralized Reinforcement Learning in Cooperative Multi-Agent Teams. In: *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Diego, CA, USA; 2007. p. 64-69. (In Eng.) DOI: <https://doi.org/10.1109/IROS.2007.4399095>
- [19] Medvedev A.V., Smolyaninov A.V., Avrova L.S., Kolesnikova E.G. Analysis of regional economy on the basis of multi-objective mathematical model. *Modern problems of science and education*. 2013; (6):886. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=21163321> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [20] Elmuratov J.F. Derivative financial instruments in portfolio on the Russian financial market. *Colloquium-journal*. 2019; (13-10):100-105. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=38594693> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [21] Krylov S.I. Balanced scorecard and applied strategic analysis in strategic financial management. *Economic Analysis: Theory and Practice*. 2015; (18):2-14. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=23422564> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [22] Strelnikov E.V. The problems of Usage Risk of Special Financial Instruments. *Fundamental research*. 2013; (4-2):490-493. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=18814723> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [23] Babich V.V. Algorithm development promotion of commercial products in the target market. *Via scientiarum* —



- The Road of Knowledge*. 2017; (1):147-151. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=29915123> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [24] Ipatyev I.R. Risk Management and Basic Problems of OTC Derivatives Dealing. Insurance of Optional Positions. *Financial Markets and Banks*. 2020; (3):144-150. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43118789> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)
- [25] Strelnikov E.V. The Usage Risk of Special Financial Instruments. *Fundamental research*. 2015; (2-16):3584-3588. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=23465986> (accessed 19.06.2020). (In Russ., abstract in Eng.)

*Submitted 19.06.2020; approved after reviewing 18.10.2020;
accepted for publication 06.11.2020.*

About the authors:

Arseny S. Gurin, Undergraduate student of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation (49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation), ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8449-3476>, gurin-arseny@mail.ru

Yakov S. Gurin, Undergraduate student of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation (49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation), ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2774-5048>, gurin-yakov@mail.ru

Rimma I. Gorokhova, Associate Professor of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation (49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation), Ph.D. (Pedagogy), Associate Professor, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-7818-8013>, rigorokhova@fa.ru

Sergey A. Korchagin, Associate Professor of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation (49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation), Ph.D. (Phys.-Math.), ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8042-4089>, sakorchagin@fa.ru

Petr V. Nikitin, Associate Professor of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation (49 Leningradskiy prospect, Moscow 125993, GSP-3, Russian Federation), Ph.D. (Pedagogy), Associate Professor, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8866-5610>, pvnikitin@fa.ru

All authors have read and approved the final manuscript.

