

Корреляционный анализ динамических рядов индексов ВВП РБ и РФ дает коэффициент корреляции величиной  $r = 0,988$ .

Регрессионный анализ позволяет построить регрессионную модель с изменениями ВВП РФ в качестве независимой переменной  $X$  и изменениями ВВП РБ в качестве зависимой переменной  $\tilde{Y}_t$ :

$$\tilde{Y}_t = -75,4 + 1,75X_t, \quad (1)$$

где  $\tilde{Y}_t$  — теоретические значения индексов ВВП РФ;  $X_t$  — индексы ВВП РБ.

Уравнение (1) регрессионной модели означает, что изменения ВВП РФ на 1 п.п. влекут за собой изменения ВВП РБ почти на 2 п.п. Динамические ряды индексов ВВП, корреляционный и регрессионный анализы показывают взаимосвязь и сильную зависимость изменений ВВП РБ от изменений ВВП РФ.

### Литература

1. Национальные счета [Электронный ресурс] // Национальный статистический комитет Республики Беларусь. — Режим доступа: <http://www.belstat.gov.by/ofitsialnaya-statistika/makroekonomika-i-okruzhayushchaya-sreda/natsionalnye-scheta>. — Дата доступа: 15.03.2018.

2. Приложение к Ежегоднику [Электронный ресурс] // Федеральная служба государственной статистики Российской Федерации. — Режим доступа: [http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat\\_main/rosstat/ru/statistics/publications/catalog/doc\\_1270707126016](http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/publications/catalog/doc_1270707126016). — Дата доступа: 15.03.2018.

3. О производстве и использовании валового внутреннего продукта (ВВП) за 2017 год [Электронный ресурс] // Федеральная служба государственной статистики Российской Федерации. — Режим доступа: [http://www.gks.ru/bgd/free/b04\\_03/Isswww.exe/Stg/d03/63.htm](http://www.gks.ru/bgd/free/b04_03/Isswww.exe/Stg/d03/63.htm). — Дата доступа: 03.04.2018.

**Д.В. Волчек**

*Научные руководители — кандидат экономических наук  
И.В. Хмельницкая, Д.А. Оськин  
БГЭУ (Минск)*

## АНАЛИЗ ТЕХНОЛОГИЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И ИХ ПРИКЛАДНОЙ АСПЕКТ

**Введение.** В работе рассматриваются актуальные методы использования технологий машинного обучения в образовательных практиках. Актуальность работы заключается в том, что в настоящее время вопрос применения технологий машинного обучения в образовательных практиках не решен, а также в целом машинное обучение пока является недостаточно популярной технологией, хотя может принести неоспоримо высокую пользу обществу.

**Методы машинного обучения.** В зависимости от типа решаемой задачи, рассматриваемые методы машинного обучения можно разделить на 4 основные группы: методы классификации (метод опорных векторов, дерево решений и др.), кластеризации (метод средних, лес решений и др.), регрессии (линейная, логистическая) и понижение размерности (метод главных компонент).

**Подготовка данных.** Для построения эффективной модели машинного обучения важным фактором является подготовка входных данных. Так, в случае использования количественных признаков перед применением метода необходимо выполнить нормализацию признаков, чтобы избежать ошибок масштабирования данных. Также в случае, если у нас есть признаки, сильно коррелирующие между собой, то с помощью метода главных компонент можно заменить такие признаки одним, который будет отражать совокупную характеристику. Стоит также отметить, что согласно исследованию М. Бланко и Э. Брилла [2], подготовка достаточно большой и полной выборки данных играет более существенную роль в минимизации ошибки модели, чем сам выбор используемого алгоритма.

Таким образом, после сбора достаточного количества входных данных и их предварительной обработке, необходимо разделить все признаки на группы: обучающая выборка, уточняющая выборка (данные для подбора оптимальных значений параметров алгоритма, таких как коэффициент регуляризации, количество слоев нейронной сети и др.), проверочная выборка (данные для оценки точности построенной модели).

**Анализ эффективности.** В результате применения методов машинного обучения могут возникнуть два нежелательных явления: недообучение и переобучение. Недообучение возникает в случае, если величина ошибки на данных обучения и уточнения высоки, причем эти величины примерно равны. В случае, если ошибка на данных обучения мала, а на данных уточнения гораздо больше, то в таком случае имеем ситуацию переобучения. Стоит отметить, что явление недообучения возникает при использовании недостаточно сложных моделей, а переобучение, наоборот, в случае использования избыточно сложных моделей.

Для того чтобы избежать вышеописанных явлений и повысить точность построенной модели, можно использовать следующие методы. В случае недообучения: повышение размерности входных данных, добавление нелинейных признаков, уменьшение параметра регуляризации. В случае переобучения: увеличение количества входных данных, уменьшение числа признаков, увеличение параметра регуляризации.

**Заключение.** Рассмотрены основные методы машинного обучения и области их применения, вопрос подготовки данных для построения модели машинного обучения. Рассмотрены основные нежелательные явления при использовании алгоритмов обучения, такие как недообучение и переобучение, а также способы и методы, позволяющие повысить точность модели.

## Литература

1. Machine Learning [Электронный ресурс] // Coursera. — Режим доступа: <https://www.coursera.org/learn/machine-learning/>. — Дата доступа: 15.04.2018.
2. Banko. M. Scaling to Very Large Corpora for Natural Language Disambiguation [Electronic resource] / M. Banko, E. Brill // The Association for Computational Linguistics. — Mode of access: <http://www.aclweb.org/anthology/P01-1005>. — Date of access: 15.04.2018.

**А.Ю. Дашко**

*Научный руководитель — кандидат экономических наук К. А. Забродская  
БГЭУ (Минск)*

## РОЛЬ ЦИФРОВОЙ ВАЛЮТЫ В МИРОВОЙ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ

Мировая экономическая система на современном этапе характеризуется рядом тенденций, одной из которых является усиление роли цифровой валюты (ЦВ). Следует отметить, что решение данного вопроса является важным и в Республике Беларусь, поскольку в 2018 г. имели место два противоположных события. С одной стороны, вступил в силу Декрет № 8 «О развитии цифровой экономики» [1], легализовавший использование в стране ЦВ, с другой стороны, Национальный Банк выступил с предупреждением, что операции с биткоинами по своей сути являются высокорискованными и носят, как правило, спекулятивный характер [2].

Целью работы является анализ теоретических аспектов влияния цифровой валюты на систему мирохозяйственных связей.

Большинство экономистов сходится во мнении, что цифровые деньги не выполняют основные функции классических денег: мера стоимости, средство обращения, средство накопления и сбережения. По мнению руководителя Банка международных расчетов Агустина Карстенса, «на сегодняшний день незначительная доля товаров оценивается в биткоинах, а издержки транзакций в цифровых валютах находятся на запретительном уровне — слишком высоки» [3]. В то же время, колебания курсов многих ЦВ превышают 20–30 % в день, что характеризует инвестиции в них с высокой долей риска. В большей мере экономисты относят криптовалюту не к категории денег, а к виду финансового актива. Так, директор-распорядитель МВФ Кристин Лагард в своих выступлениях [4] преднамеренно использует термин «криптоактивы» вместо популярного «криптовалюты». Фактически характеристика ЦВ во многом совпадает с характеристикой офшоров, которые в большинстве случаев используются с целью создания эффекта анонимности в сфере финансов и оптимизации налогообложения, а также как своеобразный механизм защиты (специфический вид страховки) от несовер-