

Индекс УДК 330.34:004.9

Код ГРНТИ 06.52.13

DOI: 10.22204/2410-4639-2026-129-01-53-63



**А.Г. ЛОБАНОВ,
М.В. АЛИЕВ,
С.Г. ЧЕФРАНОВ,
М.Ф. АЛИЕВА***

Структурированные данные как фактор производства в цифровой экономике

В статье рассматривается трансформация роли данных в условиях цифровой экономики. Обосновывается тезис о том, что структурированные данные, встроенные в алгоритмическую инфраструктуру цифровых систем, приобретают свойства нематериального капитала и начинают функционировать как самостоятельный фактор производства. В теоретической части формализуется различие между потоками данных, данными как активом и знанием, извлекаемым из данных, а также анализируются механизмы капитализации данных — как в корпоративно-финансовом аспекте через влияние на ожидаемые денежные потоки и стоимость бизнеса, так и в учётно-оценочном аспекте через признание и стоимостную оценку цифровых активов. Показано, что институционализация знания в цифровой экономике происходит через архитектуру данных, включая схемы данных, онтологии, стандарты метаданных, правила качества и интерфейсы обмена. В прикладной части рассматривается селекционная платформа как алгоритмическая производственная система, в которой структурированные данные о генотипе, фенотипе и среде формируют контур принятия решений, автоматизируют аналитические процедуры и повышают продуктивность селекционного цикла.

Ключевые слова: цифровая экономика, экономика данных, капитализация, нематериальные активы, структурированные данные, алгоритмическая инфраструктура, производственный фактор, оценка цифровых активов, цифровая селекция

* **Лобанов Андрей Григорьевич** — старший преподаватель, ФГБОУ ВО «Адыгейский государственный университет».

E-mail: andrey.gl.pro@mail.ru

Алиев Марат Вячеславович — доцент, кандидат физико-математических наук, ФГБОУ ВО «Адыгейский государственный университет».

E-mail: alievmarat@mail.ru

Чефранов Сергей Георгиевич — доцент, доктор экономических наук, профессор кафедры информационной безопасности и прикладной информатики ФГБОУ ВО «Майкопский государственный технологический университет».

E-mail: chefranov@mkgtu.ru

Алиева Маргарита Фёдоровна — кандидат социологических наук, доцент, ФГБОУ ВО «Адыгейский государственный университет».

E-mail: aliyevalmargarita@mail.ru

Введение и постановка проблемы

Современное понимание цифровой экономики (в том числе в материалах международных организаций и в российских аналитико-стратегических интерпретациях) фиксирует качественное расширение роли цифровой информации и знаний в производстве, а также рост платформенных моделей процессов, где эффективность определяется не только традиционными факторами, но и цифровыми активами и инфраструктурой [1, 2].

На уровне государственной политики в России эта логика выражается и институционально: с 2025 года заявлен запуск национального проекта «Экономика данных и цифровая трансформация государства» (2025-2030), который прямо увязывает цифровизацию экономики и социальной сферы с управлением на основе данных, развитием цифровых платформ, искусственным интеллектом (ИИ) и инфраструктурой кибербезопасности.

Достигнутый уровень цифровизации, сфера применения искусственного интеллекта и, в особенности, перспективы и темпы расширения и углубления этих процессов позволяют говорить не просто об интенсификации, но об их качественных изменениях, коснувшихся как структуры, так и содержания воспроизводственных процессов.

Связь и телекоммуникации, торговля и логистика, медицина и здравоохранение, транспорт и креативные индустрии — все эти и многие другие отрасли и сферы изменились до неузнаваемости вследствие цифровой революции и интеллектуализации.

Новое качество экономики требует учёта и оценки вклада её цифровой составляющей в национальное богатство, а это в свою очередь — уточнения и развития модельных представлений, конкретизирующих механизмы и основные факторы производства в цифровом пространстве.

Теоретическая рамка и предпосылки формализации механизма воспроизводства в цифровом пространстве

Для экономики знаний характерна цепочка «данные → информация → знание», в которой экономически значимая ценность извлекается через интерпретацию и применение данных человеком (или организацией) — т.е. данные выступают сырьём, а «производственным агентом» превращения в результат является человеческий капитал и организационные процедуры. В цифровых средах сохраняется роль человеческого капитала, но меняется структура посредников: ключевым преобразователем становятся алгоритмы и цифровые сервисы, которые масштабируемо превращают массивы структурированных данных в решения, рекомендации, прогнозы и управленческие действия [1]. Логика «цифровой экономики» в российской практике и международных трактовках прямо указывает на центральность цифровой информации/знаний и цифровых технологий для достижения социально-экономических эффектов [1, 2].

Эта трансформация особенно заметна в областях, где:

- производственный процесс опирается на многомерные наблюдения и повторяемые контуры принятия решений;
- качество решения критически зависит от объёма и сопоставимости данных;
- возможно «встраивание» знания в стандарты, схемы и модели.

В классическом понимании [3] к основным факторам производства относят: земля, труд, капитал, предпринимательские способности. Если в традиционной экономике смысловое содержание каждого из указанных факторов достаточно проработано, то в отношении цифрового пространства не всё так очевидно.

Сырые данные в исследуемом контексте могут рассматриваться как исходное сырьё цифрового производства. Однако лишь в зависимости от готовности данных к обработке можно судить об их эконо-

мической ценности. По аналогии с традиционной экономикой можно сказать, что ценность ресурса определяется степенью его подготовленности к использованию: подобно тому как в сельском хозяйстве различается целина и обработанная пашня, в цифровой среде ценность данных возрастает по мере их структурирования, стандартизации и обеспечения сопоставимости. Таким образом, степень структурирования данных и их предметное соответствие имеющимся технологиям обработки определяют ценность данных как ресурса цифровой экономики.

Капитал — в традиционной экономике здания и сооружения, оборудование и другие активы, многократно участвующие в воспроизводственных процессах. То есть капитал — это всё то, что воплощает в материальной форме технологии производства. В цифровой экономике воплощение технологий — программы и алгоритмы.

Труд — фактор производства, который не столь очевидно поддается осмыслению через аналогии цифровой и традиционной экономик, однако можно отметить существенную особенность: производительность труда в традиционной экономике, то есть способность выполнять определённую работу в единицу времени, аналогична техническим возможностям цифровой экономики. Таким образом, фактором производства под названием «Труд» в цифровой экономике является аппаратная составляющая — технические возможности, определяющие скорость обработки информации, возможности её хранения и передачи.

Последний из рассматриваемых здесь факторов — предпринимательство, определяющее способ и связывающее воедино другие факторы производства. Необходимо отметить, что предпринимательство всегда имеет оттенок инновационности, что отличает его от бизнеса. Цель предпринимательства — апробация нового способа соединения факторов производства и достижение на этой основе позитивных эффектов, в то время как цель бизнеса — получение дохода, в том числе за счёт

уже известных способов. Однотипность множества цифровых систем и сервисов указывает на их принадлежность скорее к категории бизнеса: маркетплейсы, соцсети, сервисы такси, доставки и др. — примеры растиражированного бизнеса.

Рассмотрение комплекса факторов производства позволяет указать направления развития цифровой экономики: расширение структуры и рост объёмов данных, приращение алгоритмического потенциала — возможностей обработки информации, развитие технической (аппаратной) базы, поиск и фиксация новых эффективных способов соединения цифровых факторов производства.

Логичным продолжением идентификации основных факторов производства цифровой экономики является их оценка. Если для технической составляющей («труд» в цифровой экономике) имеется достаточно адекватная система оценки и учёта, программы и алгоритмы («капитал» цифровой экономики) представляют собой нематериальные активы, для которых также существуют методики оценки, то оценка структурированных данных вряд ли может быть полностью и адекватно учтена в существующих подходах. Современные методики измерения подчёркивают, что данные следует трактовать как нематериальный актив, который «накапливаем» и создаёт сервисы в производстве, но часто выпадает из стандартного учёта и статистики, где частично учитываются лишь базы данных в составе «software & databases», при этом стоимость «наполнения» (data stores) и связанных инвестиций может быть недоучтена [4, 5].

В экономической статистике и теории усиливается тенденция рассматривать данные как особый ресурс: они дают прирост эффективности, но остаются неполно отражёнными в макро- и финансовой статистике, поскольку по своей природе ближе к нематериальным активам, чем к материальному капиталу. В международных подходах данные можно концептуализировать как «накопленный фактор» (intangible

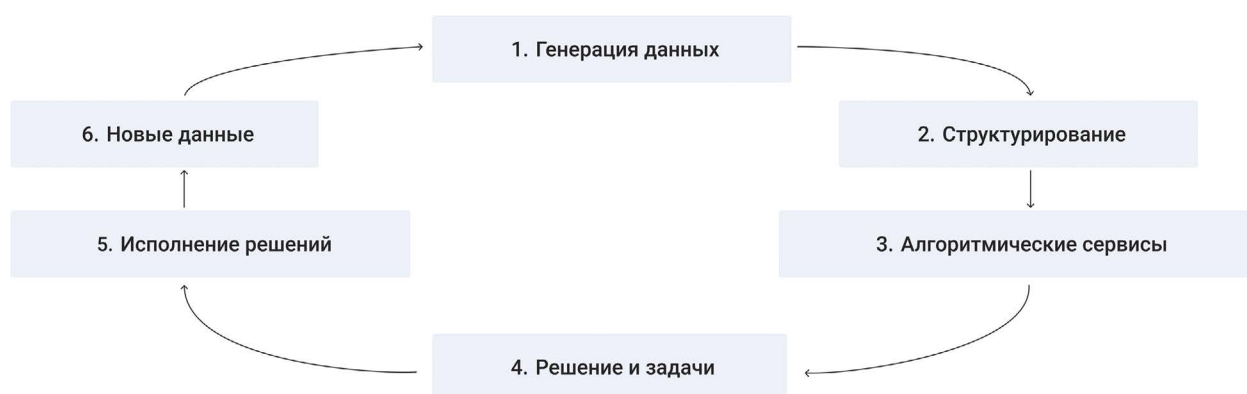


Рис. 1. Схема потенциала цифровых данных

asset), способный вносить вклад в выпуск и благосостояние через сервисы данных, а измерение инвестиций в данные требует отдельного методического контура [4, 6].

На этом фоне возникает исследовательская проблема, существенная для экономической теории, учетно-оценочной практики и прикладного управления: каким образом структурированные данные, будучи встроенными в алгоритмическую инфраструктуру, превращаются в основной фактор производства, и почему их роль в цифровой экономике становится всё более значимой.

Алгоритмическая инфраструктура как механизм реализации цифрового актива

Чтобы показать, как данные напрямую участвуют в создании ценности, полезно представить «петлю реализации потенциала цифрового актива», где данные дают услуги, услуги меняют производство, а производство производит новые данные.

В такой схеме (рис. 1) «знание» фиксируется в узлах (2)-(3): в моделях данных, правилах качества, алгоритмах и интерфейсах. Важно, что узел (4) — это уже не интерпретация человеком как обязательная стадия, а генерация предписаний к действию: задания на сбор новых данных, ранжирование альтернатив, выбор объектов для продвижения и т.п. Именно эта «операционализация знания» является отличительным признаком цифровой

среды в сравнении с классической парадигмой знания.

В экономических терминах представленный здесь механизм двуедин:

- 1) механизм продуктивности: данные повышают точность и скорость решений, уменьшая потери и повышая выпуск при тех же ресурсах; механизм масштабирования;
- 2) данные как актив многократно используются в разных операционных циклах и (при наличии прав/инфраструктуры) переносятся между площадками и организациями [2].

В международных подходах к измерению стоимости данных акцентируется, что оценка должна учитывать и бизнес-модель, и возможность монетизации через разные каналы, а также ограничения (например, барьеры перемещения/агрегации данных), влияющие на способность компаний извлекать экономическую ценность [1].

Технические методы оценки данных как цифрового актива

В прикладной плоскости для оценки и учёта активов применяются три группы подходов, которые в литературе рассматриваются как адаптации классических методик [7]:

- 1) затратный подход — оценка затрат на создание сопоставимого массива данных (с учётом очистки, разметки, поддержания, инфраструктуры хранения и управления качеством);

2) доходный подход — оценка прироста денежных потоков (или экономии затрат), обусловленных использованием данных и связанных моделей;

3) сравнительный подход — ограниченно применим из-за слабой сопоставимости сделок и закрытости рынков данных, но может работать на частных сегментах.

Российские исследования по оценке цифровых интеллектуальных активов систематизируют факторы стоимости и показывают применимость доходного и сравнительного подходов при условии корректного описания объекта, прав и полезности [7].

Отдельный прикладной контур — оценка персональных данных как специфического вида ресурса, где предлагаются экспериментальные методики, основанные на капитализации «арендной платы» за использование данных в цифровых сервисах, и обсуждаются ограничения таких подходов. Хотя персональные данные не равны производственным данным (например, в селекции), методологическая логика важна: стоимость появляется там, где данные системно включены в цепочку создания продукта и дохода.

Экономическая формализация данных как капитала требует развести три близких, но не тождественных объекта:

- 1) данные как поток (data flow) — текущие наблюдения, транзакции, измерения, изображения;
- 2) данные как запас/актив (data asset, data stock) — организованный, управляемый и пригодный к повторному использованию массив данных с метаданными;
- 3) интеллект/знание, полученное из данных (data intelligence) — модели, правила, предикторы, извлечённые из данных и применяемые в производстве.

Важно отметить, что в отличие от многих традиционных активов данные обладают выраженной контекстной зависимостью экономической ценности. Их полезность определяется не только объёмом или структурой, но и соответствием конкретной технологической и производ-

ственной задаче. Поэтому часть накопленных данных со временем может терять прикладную ценность вследствие изменения оборудования, методик измерения или исследовательских задач. Однако это не является уникальным свойством данных: аналогичные процессы наблюдаются и для других видов капитала (например, технологическое устаревание оборудования или обесценение программного обеспечения). В экономическом смысле данные следует рассматривать как **актив с динамической ценностью**, зависящей от архитектуры данных, алгоритмов анализа и возможностей повторного использования в новых исследовательских и производственных контекстах.

В России учётно-оценочная проблематика цифровых активов развивается в двух линиях:

- 1) линия бухгалтерского учёта нематериальных активов (обновление стандартов, требования к идентификации, признанию и последующей оценке НМА);
- 2) линия оценочной практики цифровых интеллектуальных активов (факторы стоимости, применимость доходного/затратного/сравнительного подходов для цифровых объектов) [5, 7].

Так, в рамках отечественной исследовательской традиции, по стоимостной оценке цифровых интеллектуальных активов предлагается рассматривать их как объекты гражданского оборота с особыми факторами стоимости и применять классические подходы оценки с адаптацией к цифровой природе актива (ликвидность, полезность, правовой режим, технологические характеристики и др.) [7].

Параллельно учётные стандарты по НМА фиксируют, что объект НМА — это актив без материально-вещественной формы, а также определяют правила оценки и раскрытия информации, что усиливает потребность компаний описывать, идентифицировать и оценивать цифровые активы, возникающие в ходе цифровой трансформации [7].

С корпоративно-финансовой стороны «капитализация данных» означает, что ин-

вестиции в данные и инфраструктуру повышают ожидаемые денежные потоки и/или снижают риск/издержки (например, через автоматизацию и повышение точности решений), что отражается в стоимости бизнеса. Технически это может проявляться в росте производительности, сокращении операционных циклов, снижении транзакционных издержек и масштабировании на многосторонних рынках. Российские и международные обзоры по цифровой экономике связывают рост цифровых рынков с усилением инфраструктуры и платформенных моделей, что косвенно поддерживает механизм «данные → масштабирование → капитализация» [1, 2].

Ключевой тезис статьи требует уточнения: не любой цифровой след автоматически становится активом, а прежде всего данные, которые:

- 1) стандартизированы и сопоставимы (единые атрибуты, единицы, словари признаков);
- 2) документированы метаданными так, чтобы обеспечивать повторное использование, контроль качества и интеграцию;
- 3) встроены в контур алгоритмического действия — т.е. являются входом для автоматизированных процедур принятия решений/управления.

В практиках цифровой селекции, например, это выражается предельно предметно: данные фенотипирования/генотипирования/среды становятся потоковыми, ежедневно поступающими, а производительность селекционной работы связывается с оперативностью обработки и анализа непрерывно получаемого цифрового потока множества данных из различных источников [8, 9].

Стандартизация и структурирование данных — это механизм институционализации знания, потому что в стандартах закрепляются «правила мира»: что считать наблюдаемой переменной, как описывать эксперимент, как обеспечить трассируемость биологического материала и как сделать данные совместимыми. Например, стан-

дарт метаданных MIAPPE задаёт структуру описания фенотипических экспериментов (dataset — study — biological material — observed variables) и ориентирован на гармонизацию описаний экспериментальных и вычисленных данных ради публикации и повторного использования [10].

В цифровой экономике аналогичную роль играют API-стандарты обмена данными: BrAPI описывает синтаксический уровень взаимодействия систем, снижает барьеры интеграции, поддерживает сценарии «полевые фенотипические приложения», «трекинг образцов», «загрузка/выгрузка данных» и тем самым превращает интеграцию данных из разовой «ручной работы» в инфраструктурную функцию [11].

Практический пример селекционной платформы

Почему селекция — «идеальная» область для демонстрации тезиса

Селекция — это длинный, многоцикловый производственный процесс, в котором результат (сорт/линия) создаётся через последовательность решений на основе наблюдений и испытаний. Цифровизация здесь естественно выдвигает данные в центр, потому что селекция опирается на многомерные признаки, повторяемые эксперименты, сложные взаимодействия «генотип — среда» и возрастающие объёмы измерений (включая изображения и сенсорные потоки). Российские материалы по цифровой трансформации в растениеводстве подчёркивают рост потоков цифровых данных с полей, применение машинного зрения и ИИ для сбора фенотипической информации и значимость высокопроизводительных платформ фенотипирования [8, 9].

Таким образом, практика цифровой селекции и фенотипирования демонстрирует удобный для иллюстрации тип процессов: рост потоков цифровых данных с полей, интеграция машинного зрения и ИИ, переход к «сквозным» моделям селекционно-семеноводческих процессов и к интегрированному геномно-экологическому прогнозированию [8, 9].

Кроме того, селекция хорошо иллюстрирует, как структурированные данные начинают структурировать сам процесс производства: если набор признаков (traits), методы измерения и формат описания закреплены стандартами и корпоративными справочниками, то они превращаются в «регламент производства данных», а затем — в регламент производства решений. В этом смысле данные и метаданные работают как «технологическая карта» (но в цифровом виде).

Референсная архитектура селекционной платформы

В качестве иллюстративного кейса рассмотрим типовую архитектуру селекционной платформы управления данными и анализом, совместимую с распространёнными стандартами (MIAPPE/BrAPI) и реализуемую, в частности, в программных комплексах класса BreedBase: платформа поддерживает проектирование полевых раскладок, сбор фенотипов (в т.ч. на мобильных устройствах), сопровождение отбора и трекинг генотипирования, хранение высокоплотных генотипических данных и выполнение анализов/предсказаний для геномной селекции, при этом заявлена поддержка стандарта BrAPI [10, 11].

1. Источники данных:

- a. Поле (фенотипы, изображения, БПЛА/сенсоры)
- b. Лаборатория (генотипирование/секвенирование)
- c. Среда (погода, почва, агрофоны) | v ETL/ELT и управление качеством (валидаторы, справочники признаков, единицы)

2. Хранилище/витрины данных:

- a. Паспорт генетического материала
- b. Эксперименты/испытания
- c. Наблюдения/признаки

3. Аналитика и «контур решения»:

- a. Статистическая обработка/BLUP/индексы
- b. Прогнозирование, ML, геномная/геномно-экологическая модель
- c. Ранжирование линий/решения по продвижению

4. Workflow-движок (задания и регламенты):

- a. План фенотипирования (что/где/когда измерить)
- b. Трекинг образцов и лабораторных партий
- c. План скрещиваний/полевых испытаний

5. Исполнение решений

6. Новые данные

Эта архитектура принципиально отличается от «табличного учёта результатов» тем, что данным приписывается активная роль: они становятся управляющим сигналом в workflow-движке, генерируя задания и ограничивая пространство допустимых операций. Именно здесь и проявляется тезис о данных как факторе производства: без структурированных данных (паспортов, наблюдений, метаданных, связей) платформа не может формировать задания, а алгоритмы не могут производить воспроизводимые решения.

Как структурированные данные «определяют деятельность» селекционеров

Нормирование того, что считать признаком и наблюдением. Стандарты метаданных фиксируют состав объекта исследования и переменных наблюдения. В MIAPPE «observed variable» определяется как сочетание «признак — метод — единица измерения» (с возможностью детализации по части растения), а набор таких переменных становится обязательным «каркасом» сбора данных [10]. Это означает, что решение «что измерять» частично институционализируется в стандарте и корпоративных справочниках.

Автоматизация сбора фенотипов и превращение поля в «поток данных». Материалы по цифровой трансформации селекции фиксируют, что машинное зрение и ИИ позволяют собирать фенотипическую информацию с цифровых изображений посевов, а распространение БПЛА и камер делает массовый сбор изображений доступным; при этом точность распоз-

навания зависит от алгоритма, а объёмы данных в селекционном процессе непрерывно растут и формируют ежедневный цифровой поток [8]. Это фактически переводит часть фенотипирования в режим индустриального производства данных.

Интеграция генотип – фенотип – среда как единый объект управления. Для «умной селекции» описывается переход к интегрированному геномно-экологическому прогнозированию, где продуктивность/фенотип растения представляется функцией генотипа, среды и их взаимодействия (GxE), а объединение этих компонент повышает мощность моделей прогнозирования и снижает ошибку решений [9]. В таком режиме ценность данных возрастает не «после интерпретации», а в момент включения в модель, которая генерирует предписания по отбору.

Превращение анализа в производственную операцию. Платформа осуществляет поддержку геномной селекции в виде анализов и предсказаний. Это означает, что селекционер получает не просто таблицы, а автоматизированный операционный контур: загрузка данных → расчёт показателей → ранжирование линий → формирование планов работ. В такой системе значительная часть «знания о том, как выбирать» схвачена и воспроизводится через данные и алгоритмы.

Экономическая интерпретация эффекта в селекционном цикле. Экономический эффект «данных как фактора» в селекции корректнее описывать не через разовые выгоды, а через изменение параметров производственного цикла:

- 1) повышается точность решений (выбор линий/скрещиваний) за счёт интеграции больших массивов данных и предиктивного моделирования;
- 2) сокращается время/издержки на сбор и обработку фенотипов за счёт высокопроизводительного фенотипирования, машинного зрения, автоматизации;
- 3) снижаются потери качества из-за человеческого фактора, потому что «сквозные модели» и робототехнические/

цифровые контуры ориентированы на воспроизводимость и контроль неопределённости [8, 9].

Указанные направления прямо фиксируются в российских материалах по цифровой трансформации селекции (рост потоков данных, автоматизация, «сквозные» модели, повышение производительности и снижение неопределённостей) и в международных обзорах по высокопроизводительному фенотипированию (переход к быстрым, повторяемым, количественным измерениям и рост роли анализа данных, сенсоров, робототехники и вычислительных ресурсов).

С точки зрения капитализации это означает: создаётся актив (данные средовые, фенотипические и генетические), который многократно используется, улучшает производственную функцию селекционного предприятия и увеличивает будущие денежные потоки (через сортовые преимущества, лицензионные доходы, снижение затрат селекционного цикла и т.п.). Чтобы этот эффект стал «стоимостным», требуется механизм оценки: либо через доходный подход (прирост эффекта/денежных потоков), либо через затратный (стоимость воспроизводства данных и сопутствующей инфраструктуры), что хорошо согласуется с российскими рамками оценки цифровых интеллектуальных активов и ИТ-активов [5, 7].

Выводы

Смена логики реализации факторов производства в цифровой экономике проявляется в том, что структурированные данные, будучи встроенными в алгоритмическую инфраструктуру, начинают выступать не только объектом интерпретации, но и операциональным ресурсом, непосредственно функционирующим и создающим экономическую ценность через автоматизированное принятие решений и управление процессами. Это согласуется с современными методическими подходами к трактовке данных как нематериального актива и накапливаемого фактора,

который пока неполно отражён в стандартных статистических и учётных контурах, но требует отдельного измерения инвестиций и запасов данных [1, 4].

Ключевой механизм «институционализации знания» в цифровой среде — перенос регулятивной и когнитивной составляющей знания в архитектуру данных: стандарты метаданных (MIAPPE), API-интерфейсы (BrAPI), справочники признаков и единиц, правила качества, процедуры трасируемости и workflow-модели [10, 11]. В результате структурированные данные начинают буквально «структурировать» производство: определяют, что и как собирать, какие проверки выполнять, как интегрировать, какие решения и задания формировать.

Пример селекционной платформы демонстрирует предельную форму этой логики: в цифровой селекции поток фенотипических/генотипических/средовых данных превращается в актив, который задаёт регламенты и решения (от планов фенотипирования до ранжирования линий и планов испытаний), а экономический результат возникает через повышение точности, скорости и воспроизводимости се-

лекционного цикла [8, 9]. Такой пример позволяет рассматривать структурированные данные как фактор производства, сопоставимый по функции с капиталом, поскольку они накапливаемы, многократно используются, требуют инвестиций и управления и участвуют в формировании потока доходов.

Наконец, учётно-оценочная практическая импликация заключается в необходимости развивать стандартизированные процедуры идентификации и оценки данных как цифровых активов: через совмещение требований учёта НМА и методик стоимостной оценки цифровых интеллектуальных активов/ИТ-активов, с учётом специфики прав, полезности, качества метаданных и технологической встраиваемости данных в принятие решений [5, 7]. Российская регуляторика НМА и исследования по оценке цифровых активов задают основу для такого контура, но для данных как самостоятельного объекта требуется дополнительная методология (включая оценку «амортизации данных» и дрейфа), что подтверждается международными работами по измерению данных как актива.

ЛИТЕРАТУРА

1. Goldfarb A., Tucker C. Digital Economics // Journal of Economic Literature. 2019. Vol. 57, No. 1. P. 3–43. DOI: 10.1257/jel.20171452.
2. Meltzer J.P. The Internet, Cross-Border Data Flows and International Trade // Asia & the Pacific Policy Studies. 2015. Vol. 2, No. 1. P. 90–102. DOI: 10.1002/app5.60.
3. Макконнелл К.Р., Брю С.Л. Экономикс: принципы, проблемы и политика = Economics: Principles, Problems, and Policies. Т. 2. М.: Республика, 1992. ISBN 5-250-01486-0.
4. Corrado C., Haskel J., Jona-Lasinio C., Iommi M. Intangible Capital and Modern Economies // Journal of Economic Perspectives. 2022. Vol. 36, No. 3. P. 3–28. DOI: 10.1257/jep.36.3.3.
5. Lev B., Zarowin P. The Boundaries of Financial Reporting and How to Extend Them // Journal of Accounting Research. 1999. Vol. 37, No. 2. P. 353–385.
6. Jones C.I., Tonetti C. Nonrivalry and the Economics of Data // American Economic Review. 2020. Vol. 110, No. 9. P. 2819–2858. DOI: 10.1257/aer.20191330.
7. Лосева О.В., Косорукова И.В., Федотова М.А., Тазихина Т.В., Абдикеев Н.М. Оценка стоимости цифровых интеллектуальных активов: принципы, факторы, подходы и методы // Финансы: теория и практика. 2022. Т. 26. № 4. С. 6–28. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-4-6-28.
8. Araus J.L., Cairns J.E. Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier // Trends in Plant Science. 2014. Vol. 19, No. 1. P. 52–61. DOI: 10.1016/j.tplants.2013.09.008.

9. Crossa J., Pérez-Rodríguez P., Cuevas J. [et al.] Genomic selection in plant breeding: methods, models, and perspectives // Trends in Plant Science. 2017. Vol. 22, No. 11. P. 961–975. DOI: 10.1016/j.tplants.2017.08.011.
10. Papoutsoglou E.A., Faria D., Arend D. [et al.] Enabling reusability of plant phenomic datasets with MIAPPE 1.1 // New Phytologist. 2020. Vol. 227, No. 1. P. 260–273. DOI: 10.1111/nph.16544.
11. Selby P., Abbeloos R., Backlund J. E. [et al.] BrAPI – an application programming interface for plant breeding applications // Bioinformatics. 2019. Vol. 35, No. 20. P. 4147–4155. DOI: 10.1093/bioinformatics/btz190.

Structured Data as a Factor of Production in the Digital Economy

Andrey Grigorevich Lobanov – Senior Lecturer, Adyghe State University.
E-mail: andrey.gl.pro@mail.ru

Marat Vyacheslavovich Aliev – PhD in Physics and Mathematics, associate professor, Adyghe State University.
E-mail: alievmarat@mail.ru

Sergey Georgievich Chefranov – Docent, Doctor of economics, Professor of the Department of Information Security and Applied Informatics, Maikop State Technological University.
E-mail: chefranov@mkgtu.ru

Margarita Fedorovna Aliyeva – Ph.D. in Sociology, associate professor, Adyghe State University.
E-mail: aliyevalmargarita@mail.ru

The article examines the transformation of the role of data in the context of the digital economy. It substantiates the thesis that structured data embedded in the algorithmic infrastructure of digital systems acquire the properties of intangible capital and begin to function as an independent factor of production. The theoretical section formalizes the distinction between data flows, data as an asset, and knowledge derived from data, and analyzes the mechanisms of data capitalization – both in the corporate-financial sense, through their influence on expected cash flows and firm value, and in the accounting and valuation sense, through the recognition and valuation of digital assets. The study shows that the institutionalization of knowledge in the digital economy occurs through data architecture, including data schemas, ontologies, metadata standards, quality rules, and data exchange interfaces. The applied section examines a breeding platform as an algorithmic production system in which structured data on genotype, phenotype, and environment form the decision-making framework, automate analytical procedures, and increase the productivity of the breeding cycle.

Keywords: digital economy, data economy, capitalization, intangible assets, structured data, algorithmic infrastructure, factor of production, digital asset valuation, digital breeding

REFERENCES

1. Goldfarb A., Tucker C. Digital Economics // Journal of Economic Literature. 2019. Vol. 57, No. 1. P. 3–43. DOI: 10.1257/jel.20171452.
2. Meltzer J.P. The Internet, Cross-Border Data Flows and International Trade // Asia & the Pacific Policy Studies. 2015. Vol. 2, No. 1. P. 90–102. DOI: 10.1002/app5.60.

3. Makkonnell K.R., Bryu S.L. Ekonomiks: printsipy, problemy i politika = Economics: Principles, Problems, and Policies. T. 2. M.: Respublika, 1992. ISBN 5-250-01486-0 (in Russian).
4. Corrado C., Haskel J., Jona-Lasinio C., Iommi M. Intangible Capital and Modern Economies // Journal of Economic Perspectives. 2022. Vol. 36, No. 3. P. 3–28. DOI: 10.1257/jep.36.3.3.
5. Lev B., Zarowin P. The Boundaries of Financial Reporting and How to Extend Them // Journal of Accounting Research. 1999. Vol. 37, No. 2. P. 353–385.
6. Jones C.I., Tonetti C. Nonrivalry and the Economics of Data // American Economic Review. 2020. Vol. 110, No. 9. P. 2819–2858. DOI: 10.1257/aer.20191330.
7. Loseva O.V., Kosorukova I.V., Fedotova M.A., Tazikhina T.V., Abdikeev N.M. Otsenka stoimosti tsifrovyykh intellektualnykh aktivov: printsipy, faktory, podkhody i metody // Finansy: teoriya i praktika. 2022. T. 26. № 4. S. 6–28. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-4-6-28 (in Russian).
8. Araus J.L., Cairns J.E. Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier // Trends in Plant Science. 2014. Vol. 19, No. 1. P. 52–61. DOI: 10.1016/j.tplants.2013.09.008.
9. Crossa J., Pérez-Rodríguez P., Cuevas J. [et al.] Genomic selection in plant breeding: methods, models, and perspectives // Trends in Plant Science. 2017. Vol. 22, No. 11. P. 961–975. DOI: 10.1016/j.tplants.2017.08.011.
10. Papoutsoglou E.A., Faria D., Arend D. [et al.] Enabling reusability of plant phenomic datasets with MIAPPE 1.1 // New Phytologist. 2020. Vol. 227, No. 1. P. 260–273. DOI: 10.1111/nph.16544.
11. Selby P., Abbeloos R., Backlund J.E. [et al.] BrAPI – an application programming interface for plant breeding applications // Bioinformatics. 2019. Vol. 35, No. 20. P. 4147–4155. DOI: 10.1093/bioinformatics/btz190.

Image

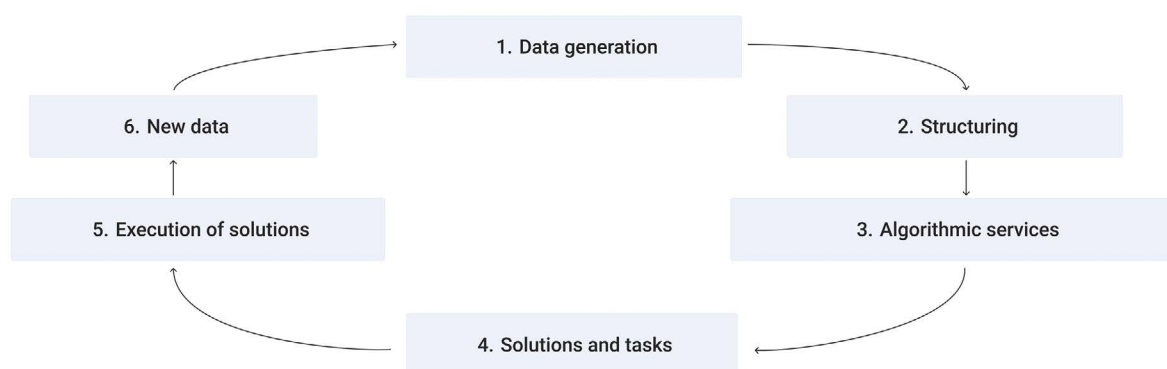


Fig. 1. Diagram of the potential of digital data