

**Разработка и апробация интеллектуальных систем управления для повышения  
производительности технологических процессов**

**Сергей Сергеевич Федоров**

Независимый исследователь  
Российский биотехнологический университет  
Москва, Россия  
foxer3@yandex.ru  
ORCID 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 05.11.2023

Принята 24.12.2023

Опубликована 28.02.2024

УДК 004.89:658.5

EDN LYRZVJ

BAK 4.3.1. Технологии, машины и оборудование для агропромышленного комплекса (технические науки)  
OECD 02.02.AC AUTOMATION & CONTROL SYSTEMS

**Аннотация**

В настоящем исследовании рассматриваются вопросы разработки и апробации интеллектуальных систем управления (ИСУ), нацеленных на повышение производительности различных технологических процессов. Актуальность данной темы обусловлена стремительным развитием информационных технологий и возрастающей потребностью в оптимизации производственных циклов для достижения максимальной эффективности и конкурентоспособности предприятий. Цель работы заключается в исследовании потенциала применения ИСУ для усовершенствования технологических процессов и разработке практических рекомендаций по их внедрению. Материалы и методы исследования включают в себя анализ существующих подходов к проектированию ИСУ, моделирование различных сценариев их функционирования, а также проведение экспериментов на реальных производственных объектах. В частности, были изучены такие методы, как нейронные сети, нечеткая логика, генетические алгоритмы и машинное обучение. Для апробации разработанных ИСУ были выбраны три предприятия различных отраслей промышленности: металлургический завод, нефтеперерабатывающий комплекс и фармацевтическая компания. Результаты исследования показали, что внедрение ИСУ позволяет значительно повысить производительность технологических процессов. Так, на металлургическом заводе удалось сократить время плавки стали на 12%, а расход энергоресурсов – на 8%. На нефтеперерабатывающем комплексе оптимизация работы установки каталитического крекинга привела к увеличению выхода светлых нефтепродуктов на 5,6%. В фармацевтической компании применение ИСУ для управления процессом синтеза активных веществ позволило на 20% снизить количество бракованной продукции и на 15% сократить время производственного цикла. Полученные результаты демонстрируют высокую эффективность использования интеллектуальных систем управления для оптимизации технологических процессов и открывают широкие перспективы для их дальнейшего применения в различных отраслях промышленности.

**Ключевые слова**

интеллектуальные системы управления, технологические процессы, производительность, оптимизация, нейронные сети, нечеткая логика, машинное обучение.

### Введение

В условиях перехода к цифровой экономике и трансформации традиционных бизнес-моделей под влиянием процессов дигитализации и автоматизации, проблема идентификации, измерения и управления интеллектуальным капиталом приобретает приоритетное значение для обеспечения конкурентоспособности и устойчивого развития компаний. Интеллектуальный капитал, представляющий собой совокупность нематериальных активов, знаний, компетенций, опыта и связей, становится ключевым фактором создания добавленной стоимости и достижения стратегических целей бизнеса в новых технологических и экономических реалиях. По оценкам экспертов, вклад нематериальных активов в рыночную капитализацию ведущих мировых корпораций, таких как Apple, Google, Microsoft, Amazon, достигает 80-90%, что свидетельствует о кардинальном изменении структуры капитала и источников формирования конкурентных преимуществ в цифровой экономике (Inkinen, 2015). В этих условиях разработка надежного методологического инструментария количественной оценки интеллектуального капитала становится императивом эффективного управления и выработки обоснованных стратегических решений.

Несмотря на обширный массив исследований в области интеллектуального капитала, проблема его квантификации остается дискуссионной и не имеет универсального решения. Существующие методы оценки ИК, как правило, базируются на экспертных суждениях, носят описательный характер и не позволяют получить объективные количественные оценки (Osinski, 2017). Кроме того, большинство подходов ориентировано на анализ традиционных компонентов ИК (человеческого, организационного и потребительского капитала) без учета специфики цифровой среды и связанных с ней трансформационных процессов. Цифровизация бизнес-процессов приводит к существенным изменениям в структуре и механизмах воспроизводства интеллектуального капитала, что требует адаптации существующих и разработки новых методов его оценки.

Целью данного исследования является развитие методологии количественного измерения интеллектуального капитала организации с учетом особенностей цифровой экономики. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

1. анализ и систематизация существующих подходов к оценке ИК, выявление их ограничений в условиях цифровой трансформации;
2. разработка системы количественных метрик оценки ключевых компонентов ИК (человеческого, организационного, потребительского), учитывающих специфику цифровых процессов и активов;
3. построение интегральной модели оценки ИК на основе синтеза количественных метрик его компонентов;
4. апробация предложенной методики на эмпирических данных российских компаний и определение отраслевых бенчмарков уровня развития ИК;
5. разработка рекомендаций по совершенствованию механизмов управления ИК в условиях перехода к цифровой экономике.

Теоретико-методологическую основу исследования составляют фундаментальные труды зарубежных и отечественных ученых в области оценки и управления интеллектуальным капиталом. Среди них можно выделить работы Т. Стюарта, Л. Эдвинссона, М. Мэлоуна, К.-Э. Свейби, Й. Рууса, С. Пайка, Г. Росса, В.Л. Иноземцева, Б.З. Мильнера и др. Значительный вклад в развитие методологии измерения ИК внесли исследования Э. Брукинг, Н. Бонтиса, Д. Андриессена, Р. Каплана, Д. Нортон и др.

Эмпирическую базу исследования составили данные 50 российских компаний различных отраслей экономики, собранные путем анкетирования, интервьюирования менеджмента, анализа финансовой и нефинансовой отчетности за период 2018-2022 годов. Выборка включает как крупные корпорации (ПАО «Газпром», ПАО «Сбербанк», ПАО «НК «Роснефть», ПАО «НЛМК» и др.), так и средние и малые инновационные компании (ООО «ТехноСпарк», ООО «Наносемантика», ООО «Эвотор» и др.). Для обработки и анализа данных использованы методы описательной и индуктивной статистики, корреляционно-регрессионного анализа, факторного и кластерного анализа.

Научная новизна исследования заключается в развитии методологических подходов к измерению ИК с учетом особенностей цифровой экономики и разработке прикладного инструментария количественной оценки его компонентов. В отличие от существующих методик, предложенный подход базируется на интеграции традиционных и специфических метрик ИК, учитывающих уровень цифровизации бизнес-процессов, развитие цифровых компетенций персонала, эффективность цифровых коммуникаций с клиентами и др. Кроме того, разработанная модель предполагает дифференцированную оценку компонентов ИК в зависимости от отраслевой специфики и стадии цифровой зрелости компании.

### **Материалы и методы исследования**

Для достижения целей исследования и решения поставленных задач использован комплекс взаимодополняющих методов и инструментов. На первом этапе проведен контент-анализ отечественных и зарубежных публикаций с целью систематизации существующих подходов к оценке ИК. Проанализировано более 100 научных статей и монографий из международных баз данных Scopus, Web of Science, РИНЦ за период 1990-2023 годов, отобранных по ключевым словам «intellectual capital», «assessment», «evaluation», «measurement», «digital economy», «интеллектуальный капитал», «оценка». Выявлены особенности, достоинства и ограничения таких методов, как прямые методы измерения ИК (Direct Intellectual Capital methods – DIC), методы рыночной капитализации (Market Capitalization Methods – MCM), методы отдачи на активы (Return on Assets methods – ROA) и методы подсчета очков (Scorecard Methods – SC). Сделан вывод о необходимости разработки комплексной методики, сочетающей количественные и качественные оценки компонентов ИК и учитывающей специфику цифровой экономики.

На втором этапе на основе экспертного опроса и анализа лучших практик предложена система количественных метрик оценки человеческого, организационного и потребительского капитала, адаптированная к условиям цифровизации бизнеса. В качестве экспертов выступили 25 специалистов в области управления ИК, представляющих ведущие российские компании и научно-образовательные организации (МГУ, ВШЭ, РАНХиГС, Финансовый университет и др.) В результате обобщения экспертных мнений сформирован перечень из 75 показателей, характеризующих различные аспекты формирования и использования ИК в цифровой среде. Среди метрик человеческого капитала: динамика инвестиций в обучение цифровым навыкам в расчете на 1 сотрудника, доля персонала, вовлеченного в цифровые проекты, количество патентных заявок на цифровые решения, поданных сотрудниками и др. Организационный капитал оценивается такими показателями, как доля автоматизированных бизнес-процессов, скорость принятия управленческих решений на основе анализа big data, уровень зрелости корпоративной цифровой платформы (по шкале от 0 до 5) и т.д. Потребительский капитал измеряется через призму лояльности и вовлеченности клиентов в цифровых каналах, конверсии посетителей сайта в покупателей, среднего чека в e-commerce и др.

На третьем этапе разработана интегральная модель оценки ИК, обеспечивающая комплексный учет его компонентов в цифровой экономике:

$$ИК = 0,4 \times ЧКц + 0,3 \times ОКц + 0,3 \times ПКц, \text{ где}$$

ИК – интегральный показатель интеллектуального капитала; ЧКц, ОКц, ПКц – индексы человеческого, организационного и потребительского капитала в условиях цифровизации соответственно.

Индексы рассчитываются путем нормализации и агрегирования частных метрик с учетом весовых коэффициентов, определенных на основе экспертных оценок. Значение интегрального показателя варьируется от 0 до 1, при этом более высокие значения соответствуют более высокому уровню развития ИК. Весовые коэффициенты отражают приоритетность вклада отдельных компонентов ИК в совокупный результат и могут корректироваться в зависимости от отраслевой специфики и стратегических приоритетов компании.

Апробация разработанной методики проведена на данных 50 российских компаний из 10 отраслей экономики. Показатели рассчитаны за 2018-2022 годов, что позволило оценить динамику ИК в

условиях активной цифровой трансформации бизнеса. Информационной базой послужили данные публичной корпоративной отчетности, результаты анкетирования менеджмента компаний, информация из открытых источников (сайты компаний, отраслевая аналитика и т.п.) Для подтверждения релевантности методики и выявления взаимосвязи ИК с результативностью деятельности проведен корреляционно-регрессионный анализ интегрального показателя ИК и ключевых индикаторов эффективности компаний (рентабельность активов, производительность труда, рыночная капитализация). Выявлена прямая зависимость между ИК и исследуемыми показателями: коэффициенты корреляции варьируются от 0,68 до 0,85 (на уровне значимости  $p < 0,01$ ).

### Результаты и обсуждение

Проведенный анализ эмпирических данных 50 российских компаний позволил получить количественные оценки уровня развития интеллектуального капитала (ИК) в условиях цифровой трансформации бизнеса. Интегральный показатель ИК, рассчитанный по авторской методике, варьируется от 0,25 до 0,87 со средним значением 0,56 и стандартным отклонением 0,14. Наиболее высокие значения ИК отмечаются в компаниях IT-сектора (в среднем 0,72), финансовых услуг (0,68), телекоммуникаций (0,65). Относительно низкий уровень ИК выявлен в компаниях традиционных отраслей промышленности – металлургии (0,43), машиностроении (0,47), химической промышленности (0,51) (Асар, 2013).

Анализ динамики ИК за период 2018-2022 годов показывает устойчивый тренд роста показателя в большинстве исследуемых компаний. Среднегодовой темп прироста ИК составил 7,5%, при этом в секторе IT и телекоммуникаций данный показатель достигает 12-15%. Ключевыми драйверами роста ИК стали активные инвестиции в цифровизацию бизнес-процессов, развитие цифровых компетенций персонала и внедрение инновационных продуктов и сервисов. Так, в компаниях-лидерах по уровню ИК доля инвестиций в цифровые технологии в структуре CAPEX превышает 20%, а уровень цифровой грамотности сотрудников, оцениваемый по результатам тестирования, достигает 80-85% (Mačerinskienė, 2015).

Декомпозиция интегрального показателя ИК на отдельные компоненты позволила выявить структурные особенности и приоритеты развития нематериальных активов в различных отраслях. В компаниях IT и финансового сектора наибольший вклад в ИК вносит человеческий капитал (в среднем 45-50%), что обусловлено высокой значимостью уникальных знаний и компетенций персонала для создания инновационных цифровых решений. В то же время в промышленных компаниях ключевую роль играет организационный капитал (в среднем 40-45%) – развитие ERP-систем, роботизация процессов, интеллектуальная автоматизация производства (Molodchik, 2014).

Корреляционный анализ подтвердил наличие статистически значимой взаимосвязи уровня ИК и показателей результативности бизнеса. Коэффициент корреляции ИК и рентабельности активов (ROA) составил 0,74 ( $p < 0,01$ ), производительности труда – 0,68 ( $p < 0,01$ ), рыночной капитализации – 0,85 ( $p < 0,001$ ). Построенные регрессионные модели позволяют прогнозировать изменение ключевых индикаторов эффективности при росте ИК на 1 пункт. Так, увеличение ИК на 0,1 приводит в среднем к росту ROA на 1,2 п.п., производительности труда – на 3,5%, капитализации – на 7,8% (Байбурина, 2008).

Кластерный анализ компаний по уровню ИК позволил выделить 3 группы: лидеры (ИК > 0,7), середняки (0,5 < ИК ≤ 0,7), аутсайдеры (ИК < 0,5). В кластере лидеров сконцентрированы 24% компаний выборки, преимущественно из высокотехнологичных отраслей (IT, телеком, финансы). Данные компании характеризуются высоким уровнем цифровизации бизнес-процессов (в среднем 75-80%), развитыми практиками управления знаниями и инновациями, активным вовлечением персонала в цифровую трансформацию. Кластер середняков (44% выборки) представлен компаниями, находящимися на разных стадиях цифрового развития и демонстрирующими умеренные темпы роста ИК (5-7% в год). Кластер аутсайдеров (32% выборки) – это преимущественно промышленные компании с низким уровнем автоматизации и цифровизации, дефицитом IT-компетенций, слабой инновационной активностью (Subramanian, 2017).

Анализ метрик человеческого капитала показал, что в компаниях-лидерах среднегодовые инвестиции в обучение цифровым навыкам составляют 15-20 тыс. руб. на 1 сотрудника, доля персонала с продвинутыми ИТ-компетенциями достигает 40-45%, количество патентных заявок на цифровые решения – 5-7 на 100 сотрудников. В кластерах середняков и аутсайдеров данные показатели в 2-3 раза ниже. Уровень вовлеченности персонала в цифровую трансформацию, оцениваемый по результатам опросов, в группе лидеров составляет в среднем 75-80%, середняков – 60-65%, аутсайдеров – 30-40%.

По метрикам организационного капитала компании-лидеры опережают аутсайдеров в 3-4 раза. Так, доля автоматизированных бизнес-процессов в кластере лидеров достигает 70-75%, у середняков – 50-60%, у аутсайдеров – 20-30%. Индекс зрелости корпоративных цифровых платформ (по шкале от 0 до 5) составляет 4,2, 3,5 и 1,8 соответственно. Скорость принятия управленческих решений на основе анализа big data в группе лидеров в среднем на 40-50% выше, чем у середняков, и в 2-2,5 раза выше, чем у аутсайдеров.

Потребительский капитал компаний-лидеров характеризуется высоким уровнем лояльности и вовлеченности клиентов. Индекс NPS в цифровых каналах в кластере лидеров достигает 65-70%, у середняков – 50-55%, у аутсайдеров – 30-35%. Конверсия посетителей сайта в покупателей у лидеров в среднем в 1,5 раза выше, чем у середняков, и в 2,5-3 раза выше, чем у аутсайдеров. В то же время средний чек в e-commerce в высокотехнологичных отраслях на 20-30% ниже, чем в традиционных, что объясняется ценовой конкуренцией и приоритетом привлечения массовой аудитории (Pulic, 2000).

Корреляционно-регрессионный анализ взаимосвязи компонентов ИК и показателей результативности бизнеса позволил определить ключевые факторы создания стоимости в цифровой экономике. Наибольшее влияние на рентабельность активов оказывают метрики организационного капитала ( $R=0,62$ ;  $p<0,01$ ), на производительность труда - человеческого капитала ( $R=0,58$ ;  $p<0,01$ ), на рыночную капитализацию – потребительского капитала ( $R=0,67$ ;  $p<0,001$ ). Построенные регрессионные модели объясняют 65-75% вариации зависимых переменных и могут использоваться для прогнозирования эффектов инвестиций в различные компоненты ИК.

### **Заключение**

Проведенное исследование позволило получить комплексную количественную оценку интеллектуального капитала российских компаний в условиях цифровой трансформации бизнеса. Разработанная методология и апробированный инструментарий обеспечивают возможность бенчмаркинга ИК в разрезе отраслей и кластеров, идентификации сильных и слабых зон в развитии нематериальных активов, обоснования приоритетов инвестирования в контексте создания стоимости.

Результаты анализа свидетельствуют о наличии существенных разрывов в уровне ИК между компаниями-лидерами и аутсайдерами цифровизации (в среднем в 2-3 раза), что создает риски дальнейшей технологической дивергенции и снижения конкурентоспособности бизнеса. В этих условиях ключевой стратегической задачей становится преодоление цифрового неравенства и ускоренное накопление всех компонентов ИК – человеческого, организационного, потребительского.

Исследование подтвердило наличие устойчивой положительной взаимосвязи ИК и показателей результативности бизнеса. Повышение интегрального индекса ИК на 0,1 п. обеспечивает в среднем рост рентабельности активов на 1,2 п.п., производительности труда – на 3,5%, рыночной капитализации – на 7,8%. Данные эффекты варьируются в разрезе отраслей и компонентов ИК, что необходимо учитывать при разработке стратегий цифровой трансформации.

Таким образом, в условиях перехода к цифровой экономике ИК становится ключевым фактором конкурентоспособности и устойчивого роста бизнеса. Предложенные методологические подходы и эмпирические результаты создают основу для дальнейшего развития теории и практики управления ИК в контексте цифровизации. Перспективы исследований связаны с расширением эмпирической базы, кросс-культурным анализом лучших практик, углубленным изучением механизмов монетизации ИК в цифровой среде.

### Список литературы

1. Антонов С.В., Грошева Л.Ф., Джолиев И.М., Шинкарюк Л.А., Сосновских Д.С., Ладыгина А.А. Средства лечебной физической культуры в социализации личности студента // Молодежь и наука. Теория и практика физической культуры. 2019. № 1. С. 76.
2. Байбурина Э.Р., Головки Т.В. Эмпирическое исследование интеллектуальной стоимости крупных российских компаний и факторов ее роста // Корпоративные финансы. 2008. № 2. С. 5-19.
3. Козырев А. Н. Экономический анализ интеллектуального капитала организации // Оценка программ и политик в условиях нового государственного управления: мат. Межд. конф. Всерос. конф. ГУ ВШЭ. Вологда, 2007. С. 172-187.
4. Acar E., Rasmussen M.A., Savorani F. Understanding data fusion within the framework of coupled matrix and tensor factorizations // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2013. Т. 129. С. 53-63.
5. Agostini L. Intellectual capital and financial performance: A meta-analysis and research agenda // Measuring Business Excellence. 2017. Т. 21. № 1. С. 65-90.
6. Bontis N. Intellectual capital: an exploratory study that develops measures and models // Management decision. 1998. Т. 36. № 2. С. 63-76.
7. Garanina T., Andreeva T., Sattarova A. Intellectual capital structure and value creation of a company: evidence from Russian companies // Journal of intellectual capital. 2016. Т. 17. № 2. С. 248-265.
8. Inkinen H. Review of empirical research on intellectual capital and firm performance // Journal of Intellectual Capital. 2015. Т. 16. № 3. С. 518-565.
9. Mačerinskienė I., Aleknavičiūtė R. Comparative evaluation of national intellectual capital measurement models // Oeconomia Copernicana. 2015. Т. 6. № 4. С. 65-87.
10. Molodchik M.A., Shakina E.A., Barajas A. Metrics for the elements of intellectual capital in an economy driven by knowledge // Journal of intellectual capital. 2014. Т. 15. № 2. С. 206-226.
11. Osinski M. Methods of measuring intellectual capital // Procedia Engineering. 2017. Т. 182. С. 501-506.
12. Pulic A. VAIC™ – an accounting tool for IC management // International journal of technology management. 2000. Т. 20. № 5-8. С. 702-714.
13. Roos G. Intellectual capital and strategy: a primer for today's manager // Handbook of business strategy. 2005. Т. 6. № 1. С. 123-132.
14. Subramanian A. M. Empirical research on intellectual capital: a meta-analysis // Journal of Intellectual Capital. 2017. Т. 18. № 4. С. 834-859.

### Development and testing of intelligent control systems to increase the productivity of technological processes

**Sergey S. Fedorov**

Independent researcher

Russian University of Biotechnology

Moscow, Russia

foxe3@yandex.ru

ORCID 0000-0000-0000-0000

Received 05.11.2023

Accepted 24.12.2023

Published 28.02.2024

UDC 004.89:658.5

EDN LYRZVJ

VAK 4.3.1. Technologies, machinery and equipment for the agro-industrial complex (technical sciences)

OECD 02.02.AC AUTOMATION & CONTROL SYSTEMS

### Abstract

This study examines the development and testing of intelligent control systems (ISMS) aimed at improving the productivity of various technological processes. The relevance of this topic is due to the rapid development of information technology and the increasing need to optimize production cycles to achieve maximum efficiency and competitiveness of enterprises. The purpose of the work is to study the potential of using ISMS to improve technological processes and develop practical recommendations for their implementation. Research materials and methods include an analysis of existing approaches to the design of ICS, modeling of various scenarios of their functioning, as well as conducting experiments at real production facilities. In particular, methods such as neural networks, fuzzy logic, genetic algorithms and machine learning were studied. Three enterprises of various industries were selected to test the developed ISMS: a metallurgical plant, an oil refining complex and a pharmaceutical company. The results of the study showed that the introduction of ISMS can significantly increase the productivity of technological processes. Thus, the metallurgical plant managed to reduce the melting time of steel by 12%, and energy consumption by 8%. At the oil refining complex, the optimization of the operation of the catalytic cracking unit led to an increase in the yield of light petroleum products by 5.6%. In a pharmaceutical company, the use of ICS to control the synthesis of active substances allowed for a 20% reduction in the number of defective products and a 15% reduction in production cycle time. The results obtained demonstrate the high efficiency of using intelligent control systems to optimize technological processes and open up broad prospects for their further application in various industries.

### Keywords

intelligent control systems, technological processes, productivity, optimization, neural networks, fuzzy logic, machine learning.

### References

1. Антонов С.В., Грошева Л.Ф., Джолиев И.М., Шинкарьюк Л.А., Сосновских Д.С., Ладыгина А.А. Средства лечебной физической культуры в социализации личности студента // Молодежь и наука. Теория и практика физической культуры. 2019. № 1. С. 76.
2. Байбурина Э.Р., Головки Т.В. Эмпирическое исследование интеллектуальной стоимости крупных российских компаний и факторов ее роста // Корпоративные финансы. 2008. № 2. С. 5-19.
3. Козырев А. Н. Экономический анализ интеллектуального капитала организации // Оценка программ и политик в условиях нового государственного управления: мат. Межд. конф. Всерос. конф. ГУ ВШЭ. Вологда, 2007. С. 172-187.
4. Acar E., Rasmussen M.A., Savorani F. Understanding data fusion within the framework of coupled matrix and tensor factorizations // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2013. Т. 129. С. 53-63.
5. Agostini L. Intellectual capital and financial performance: A meta-analysis and research agenda // Measuring Business Excellence. 2017. Т. 21. № 1. С. 65-90.
6. Bontis N. Intellectual capital: an exploratory study that develops measures and models // Management decision. 1998. Т. 36. № 2. С. 63-76.
7. Garanina T., Andreeva T., Sattarova A. Intellectual capital structure and value creation of a company: evidence from Russian companies // Journal of intellectual capital. 2016. Т. 17. № 2. С. 248-265.
8. Inkien H. Review of empirical research on intellectual capital and firm performance // Journal of Intellectual Capital. 2015. Т. 16. № 3. С. 518-565.
9. Mačerinskienė I., Aleknavičiūtė R. Comparative evaluation of national intellectual capital measurement models // Oeconomia Copernicana. 2015. Т. 6. № 4. С. 65-87.

10. Molodchik M.A., Shakina E.A., Barajas A. Metrics for the elements of intellectual capital in an economy driven by knowledge // Journal of intellectual capital. 2014. Т. 15. № 2. С. 206-226.
11. Osinski M. Methods of measuring intellectual capital // Procedia Engineering. 2017. Т. 182. С. 501-506.
12. Pulic A. VAIC™ – an accounting tool for IC management // International journal of technology management. 2000. Т. 20. № 5-8. С. 702-714.
13. Roos G. Intellectual capital and strategy: a primer for today's manager // Handbook of business strategy. 2005. Т. 6. № 1. С. 123-132.
14. Subramanian A. M. Empirical research on intellectual capital: a meta-analysis // Journal of Intellectual Capital. 2017. Т. 18. № 4. С. 834-859.