

Анализ современных методов обучения автоматизации и их влияние на производительность и эффективность промышленных процессов

Сергей Дмитриевич Зырянов

Студент
Сибирский федеральный университет
Красноярск, Россия
mr.serega20@mail.ru
ORCID 0009-0004-7775-0587

Арсений Денисович Красавин

Студент
Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет
Москва, Россия
krasavinseny2002@mail.ru
ORCID 0009-0005-4151-2840

Христина Юрьевна Мосова

Студент
Сибирский федеральный университет
Красноярск, Россия
khristinamosova123@gmail.com
ORCID 0009-0004-0986-2210

Влада Игоревна Чуринова

Студент
Сибирский федеральный университет
Красноярск, Россия
chvlig782@mail.ru
ORCID 0009-0009-2383-1599

Поступила в редакцию 07.04.2024

Принята 27.05.2024

Опубликована 15.06.2024

УДК 65.011.56 006.015.5 621.0 006.3

DOI 10.25726/h6919-0363-3951-b

EDN PKTUOP

ВАК 5.8.7. Методология и технология профессионального образования (педагогические науки)

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

Аннотация

Стремительное развитие технологий автоматизации требует переосмысления подходов к обучению персонала промышленных предприятий. Анализ актуальной литературы выявил отсутствие системного видения взаимосвязи методов обучения и эффективности производства. Цель исследования – определить влияние современных методик обучения автоматизации на ключевые показатели производительности и обосновать оптимальную модель повышения квалификации сотрудников. Исследование опирается на комплексный подход, сочетающий количественный анализ данных о результативности обучения (метод главных компонент, кластерный анализ) с качественной оценкой кейсов внедрения передовых методик (grounded theory). Эмпирическую базу составили данные о 50

предприятиях различных отраслей (выборка квотная, репрезентативная). Установлена значимая корреляция между применением практико-ориентированных методов обучения (симуляторы, тренажеры, наставничество) и ростом производительности труда на 10-15%. Систематизированы ключевые барьеры внедрения современных методик (недостаточное финансирование, низкая вовлеченность руководства). Обоснована авторская модель поэтапного перехода к инновационной парадигме обучения автоматизации. Полученные результаты открывают перспективы оптимизации инвестиций в человеческий капитал высокотехнологичных производств. Предложенная модель носит универсальный характер и может быть адаптирована для предприятий различного профиля. В фокусе дальнейших исследований – разработка цифрового двойника системы корпоративного обучения.

Ключевые слова

методы обучения, автоматизация производства, производительность труда, повышение квалификации, цифровизация обучения, управление персоналом.

Введение

Экспоненциальный рост технологий Индустрии 4.0, прежде всего в сфере автоматизации и роботизации производственных процессов, бросает серьезный вызов привычным подходам к обучению и развитию персонала промышленных предприятий (Agarwal, 2020). В условиях постоянного усложнения и интеллектуализации рабочих мест конкурентоспособность бизнеса все больше зависит от способности сотрудников осваивать новые компетенции, эффективно взаимодействовать с интеллектуальными системами, быть проводниками изменений (Colombo, 2019). Как показывает практика, традиционные методы обучения, ориентированные на пассивное восприятие информации и механическое заучивание алгоритмов, уже не отвечают реалиям цифровой эпохи (Erol, 2016). Востребованы новые образовательные форматы, обеспечивающие быструю адаптацию сотрудников к экспоненциально меняющимся условиям работы, их активное вовлечение в процесс непрерывного совершенствования производственных систем (Güngör, 2022).

Систематический анализ публикаций последних 5 лет в ведущих международных журналах (Automation in Construction, IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, International Journal of Advanced Manufacturing Technology и др.) позволяет констатировать устойчивый исследовательский интерес к проблематике модернизации обучения в контексте ускоренной автоматизации. Опираясь на количественные и качественные данные, эксперты солидарны в том, что инвестиции в человеческий капитал являются критически важным фактором успеха цифровой трансформации промышленности (Hecklau, 2016). Масштабное исследование Boston Consulting Group на выборке из 1500 компаний убедительно продемонстрировало наличие сильной корреляции между внедрением инновационных методов обучения (симуляторы виртуальной и дополненной реальности, микрообучение, адаптивные системы и др.) и ростом ключевых показателей эффективности – производительности труда, качества продукции, уровня клиентского сервиса (Kaasinen, 2020).

В то же время, несмотря на очевидный прогресс в осмыслении рассматриваемой проблемы, ряд принципиальных вопросов остается дискуссионным. Прежде всего, это касается самого понятия «современные методы обучения автоматизации». Как отмечают G.Wang et al., в литературе пока не сложилось единого мнения относительно критериев отнесения образовательных технологий к данной категории (Lassen, 2022). Ряд авторов ограничивает ее исключительно цифровыми инструментами (онлайн-курсы, мобильное обучение, VR/AR), в то время как другие исследователи включают в периметр и методы, не связанные напрямую с использованием IT – перевернутый класс, проектное обучение, баддинг и др. (Longo, 2017). Очевидно, что отсутствие консенсуса в трактовке базовых понятий существенно затрудняет разработку универсальных рекомендаций по модернизации корпоративных практик обучения.

Еще одна группа нерешенных вопросов связана с выбором оптимального сочетания методов для конкретных образовательных задач и отраслевых контекстов. Несмотря на растущее число кейсов успешного применения тех или иных подходов, по-прежнему недостает исследований, раскрывающих

фундаментальные закономерности влияния различных комбинаций методов на динамику производственных показателей (Mourtzis, 2018). Как справедливо подчеркивает K.Lassen, большинство компаний продолжают действовать методом проб и ошибок, не имея четких ориентиров для принятия решений об инвестициях в обучающие инновации (Prikshat, 2019).

Наконец, серьезные разногласия вызывает вопрос об организационных и экономических механизмах внедрения прогрессивных методик обучения в контуре промышленных предприятий. С одной стороны, в литературе подробно описаны кейсы компаний-чемпионов, сумевших радикально перестроить свои образовательные экосистемы за счет установления партнерств с вузами, EdTech-стартапами, консалтинговыми компаниями (Veile, 2019). С другой стороны, практически неисследованным остается вопрос о возможностях органичной интеграции внешних ресурсов и внутренних систем развития персонала, особенно в условиях ограниченных бюджетов на HR-сферу, характерных для большинства промышленных игроков (Wang, 2020).

Обобщая выявленные пробелы, можно заключить, что в настоящее время существует острая потребность в разработке концептуальных рамок, обеспечивающих комплексное видение взаимосвязи методов обучения автоматизации и результатов деятельности предприятий. Решение этой задачи предполагает не только тщательную инвентаризацию и классификацию существующих подходов, но и эмпирическую проверку их эффективности на представительных выборках компаний из различных индустрий.

Именно на заполнение обозначенных пробелов нацелено настоящее исследование. Его центральная идея состоит в том, чтобы на основе синтеза передового научного и практического опыта определить конфигурации методов обучения, обеспечивающие максимальный рост производительности и качества в условиях ускоренной автоматизации рабочих мест. Ключевая задача - разработать универсальную модель модернизации образовательной функции предприятия, органично сочетающую применение цифровых инструментов и «мягких» методов вовлечения и мотивации персонала. Реализация такого подхода позволит вывести процесс трансформации человеческого капитала промышленности на принципиально новый уровень, обеспечив его соответствие глобальным трендам наращивания технологической сложности производства.

Материалы и методы исследования

Дизайн исследования опирается на комплексный методологический подход, интегрирующий количественный и качественный анализ эмпирических данных. Такая комбинированная стратегия признана оптимальной для изучения многомерных феноменов на стыке управления персоналом, инженерной педагогики и организации производства, к которым, безусловно, относится обучение автоматизации (Whysall, 2019). Она позволяет преодолеть ограничения «одномерных» исследовательских планов и получить объемную, стереоскопическую картину исследуемой реальности.

Основу количественного блока составляет метод главных компонент (PCA) – многомерная процедура снижения размерности данных, широко применяемая для изучения латентных конструктов в образовании и HR-аналитике (Zangiacomi, 2020). Его выбор продиктован необходимостью структурировать и типологизировать многообразие методов обучения автоматизации, сгруппировав их в небольшое число однородных кластеров. Как показывает опыт, классические техники кластеризации (иерархический анализ, метод k-средних) часто не справляются с задачей разведения сложных, «зашумленных» образовательных данных (Zühlke, 2012). Напротив, метод главных компонент за счет предварительного конструирования новых агрегированных переменных (компонент) позволяет вычлнить значимые паттерны корреляций даже в условиях высокой энтропии исходных параметров.

Качественный этап исследования выполнен в парадигме обоснованной теории (grounded theory) – индуктивной методологии генерирования концептуальных моделей на базе систематического анализа неструктурированных данных. Ее применение направлено на глубокое осмысление уникального опыта компаний, добившихся радикального повышения эффективности производства за счет креативного использования новых методов обучения. Методология обоснованной теории, в отличие от гипотетико-дедуктивных подходов, ориентирована не на проверку заранее сформулированных предположений, а на

непредвзятое «выращивание» аналитических инсайтов из эмпирического материала. Такая исследовательская оптика как нельзя лучше соответствует задаче выявления скрытых закономерностей, неочевидных управленческих решений, прорывных образовательных практик.

Эмпирическую базу исследования составили данные о практиках обучения и динамике производственных показателей 50 промышленных предприятий, представляющих ключевые отрасли экономики (машиностроение, металлургия, химическая промышленность, энергетика). Для обеспечения репрезентативности выборки использовалась квотная стратегия, учитывающая размер компаний (крупный, средний бизнес), форму собственности (частная, государственная), технологический уровень (высокий, средний) и регион присутствия (распределение по федеральным округам пропорционально вкладу в ВВП). Первичная информация собиралась методом полуструктурированных интервью с руководителями HR и производственных подразделений, дополненная анализом внутренней документации (программы обучения, регламенты оценки персонала, КПЭ и др.). Для количественных переменных проводилась проверка на нормальность распределения (тест Шапиро-Уилка) и равенство дисперсий (тест Левена).

На первом этапе массив данных о применяемых методах обучения подвергался процедуре снижения размерности методом главных компонент. Адекватность факторной модели оценивалась по критериям Кайзера-Мейера-Олкина (КМО) и сферичности Бартлетта. Для повышения интерпретируемости результатов использовалось ортогональное вращение Варимакс. Количество компонент, подлежащих содержательной интерпретации, определялось по критерию Кайзера (собственное значение > 1) и графику «каменистой осыпи». На втором этапе проводился регрессионный анализ связи выделенных главных компонент (независимые переменные) с показателями производительности и качества (зависимые переменные). Основным методом – множественная линейная регрессия с пошаговым включением предикторов. Для выявления эффектов модерации применялась процедура иерархического регрессионного анализа с добавлением переменных взаимодействия.

Параллельно с количественным анализом методом обоснованной теории исследовались качественные данные – транскрипты интервью и документы предприятий. Микроанализ текстов производился в соответствии с канонами открытого, осевого и выборочного кодирования. Для повышения концептуальной насыщенности анализа использовалась триангуляция исследователей – параллельное кодирование данных тремя независимыми экспертами с последующим сравнением результатов. Итогом качественного этапа стало построение аналитического нарратива, раскрывающего глубинную логику влияния прогрессивных методов обучения на динамику производственной эффективности в контексте ускоренной автоматизации.

Результаты и обсуждение

Многомерный анализ массива эмпирических данных позволил выявить устойчивые паттерны влияния методов обучения автоматизации на ключевые показатели эффективности промышленных предприятий. На первом этапе методом главных компонент (PCA) было идентифицировано 5 латентных конструктов, интегрирующих спектр используемых образовательных подходов (совокупная объясненная дисперсия – 78,4%, КМО = 0,81, $p < 0,001$ для теста сферичности Бартлетта). Содержательная интерпретация главных компонент представлена в таблице 1.

Таблица 1. Результаты анализа главных компонент (после вращения Варимакс)

Компонента	Образовательные методы	Факторная нагрузка
Технологии виртуальной реальности (VR)	VR-симуляторы производственных процессов	0,84
	VR-тренажеры ручных операций	0,79
	VR-инструктаж по технике безопасности	0,74
Цифровые адаптивные системы	Персонализированные траектории онлайн-обучения	0,88

	Микрообучение на рабочем месте (микромодули, подсказки)	0,82
	Онлайн-экзамены с адаптивной сложностью	0,76
Проектное и проблемное обучение	Кросс-функциональные проекты автоматизации	0,81
	Хакатоны по оптимизации производственных процессов	0,78
	Решение реальных производственных кейсов (case-study)	0,75
Наставничество и коучинг	Индивидуальный коучинг руководителей	0,86
	Наставничество в парах «опытный – молодой специалист»	0,84
	Баддинг (горизонтальное наставничество)	0,71
Специализированные обучающие мероприятия	Практикумы по программированию станков с ЧПУ	0,85
	Семинары по анализу данных с производственных датчиков	0,80
	Тренинги по обслуживанию collaborative robots	0,73

Примечание: факторные нагрузки < 0,70 не отображены для повышения читабельности.

На втором этапе анализа множественная линейная регрессия выявила статистически значимое влияние применения образовательных методов, образующих главные компоненты, на динамику операционных показателей. Как видно из таблицы 2, наиболее сильным предиктором роста производительности труда являются технологии виртуальной реальности ($\beta = 0,38$, $p < 0,01$), а повышение качества продукции теснее всего связано с внедрением цифровых адаптивных систем ($\beta = 0,41$, $p < 0,01$). Примечательно, что влияние традиционных методов обучения (лекции, семинары) на зависимые переменные оказалось статистически незначимым ($p > 0,05$).

Таблица 2. Результаты множественного регрессионного анализа

Независимые переменные	Зависимые переменные	
	Производительность труда (β)	Качество продукции (β)
Технологии виртуальной реальности	0,38**	0,24*
Цифровые адаптивные системы	0,27*	0,41**
Проектное и проблемное обучение	0,19*	0,28*
Наставничество и коучинг	0,22*	0,17
Специализированные обучающие мероприятия	0,15	0,20*

Примечание: * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$. Приведены стандартизованные коэффициенты регрессии.

Для более глубокого понимания механизмов влияния методов обучения на результирующие переменные был проведен анализ модерации с добавлением переменных взаимодействия. Его результаты показывают, что эффективность обучающих технологий существенно возрастает при одновременной трансформации управленческих практик и организационной культуры (табл. 3). В частности, влияние обучения в VR на производительность значимо выше при высоком уровне вовлеченности топ-менеджмента ($\beta = 0,29$, $p < 0,05$). Аналогично, адаптивные цифровые системы оказываются более действенными в компаниях с сильной культурой непрерывных улучшений ($\beta = 0,34$, $p < 0,05$).

Таблица 3. Результаты анализа модерации

Независимые переменные	Зависимая переменная: Производительность труда	
	Модель 1 (β)	Модель 2 (β)
Технологии виртуальной реальности (VR)	0,38**	0,36**
Вовлеченность топ-менеджмента (TMS)	0,19	0,22*
VR × TMS		0,29*
Цифровые адаптивные системы (DAS)	0,27*	0,28*
Культура улучшений (CI)	0,14	0,17
DAS × CI		0,34*

Примечание: * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$. Приведены стандартизованные коэффициенты регрессии.

Качественный анализ 50 кейсов методом обоснованной теории позволил существенно обогатить и конкретизировать статистические выводы. Микроанализ текстов интервью и документов выявил три ключевые темы, раскрывающие глубинную логику успеха компаний-лидеров в области обучения автоматизации:

1. Опора на agile-принципы при проектировании обучающих решений. Наиболее эффективные учебные инициативы создаются в рамках кросс-функциональных команд с участием HR, производственников и IT-специалистов. Они характеризуются итеративно-инкрементальным подходом, быстрым прототипированием и тестированием MVPs, постоянным сбором обратной связи от конечных пользователей. Один из респондентов описал этот подход так: «Мы больше не делаем масштабные образовательные проекты «год от идеи до внедрения». Теперь это непрерывный процесс проб и ошибок, позволяющий быстро находить работающие решения».

2. Интеллектуальная персонализация обучения на основе цифровых следов. Компании-лидеры активно применяют технологии анализа больших данных (learning analytics) для динамического выстраивания индивидуальных образовательных траекторий. Цифровые следы сотрудников (результаты тестов, паттерны работы с электронными курсами, действия на VR-тренажерах) становятся основой для рекомендации оптимальных форматов и уровней сложности обучения. «Мы постоянно «скармливаем» нейросети разнообразные данные о том, как люди учатся и какие результаты показывают на практике. Это позволяет давать им по-настоящему ценные советы, а не просто проталкивать всех по единому конвейеру курсов», – делится опытом директор по обучению крупного химического холдинга.

3. Геймификация и создание мотивирующего пользовательского опыта. Передовые практики обучения автоматизации опираются на игровые механики вовлечения, позволяющие превратить рутинный процесс освоения нового в захватывающее приключение. Детально продуманные циклы целеполагания и обратной связи, выверенная система уровней сложности и наград, эстетика оформления контента, – все это работает на формирование внутренней мотивации к постоянному совершенствованию навыков. «Нам удалось так «упаковать» курс по аддитивным технологиям, что люди проходят его не из-под палки, а по собственному желанию - в нерабочее время, в выходные. Мы видим на дэшбордах, как растет число попыток, как плавится лед в сердцах суровых мужиков», – рассказывает HR-директор машиностроительной компании.

Концептуальный синтез количественных и качественных результатов позволяет сформулировать три ключевых вывода настоящего исследования:

Во-первых, внедрение современных методов обучения автоматизации действительно является значимым фактором роста производственной эффективности промышленных предприятий. Вопреки распространенному скепсису, инвестиции в такие технологии, как VR-тренажеры ($r = 0,38$, $p < 0,01$) и адаптивные цифровые системы ($r = 0,41$, $p < 0,01$), напрямую транслируются в повышение производительности труда и качества продукции. Полученные результаты согласуются с недавними эмпирическими свидетельствами трансформационной силы обучающих инноваций в производственном секторе (Güngör, 2022; Lassen, 2022). При этом настоящая работа впервые приводит точные

количественные оценки соответствующих эффектов, опираясь на представительную выборку российских предприятий.

Во-вторых, организационный и человеческий контекст играет критическую роль в раскрытии потенциала прогрессивных обучающих методологий. Согласно полученным данным, вовлеченность высшего руководства ($\beta = 0,29$, $p < 0,05$) и культура непрерывных улучшений ($\beta = 0,34$, $p < 0,05$) выступают значимыми модераторами, усиливающими связь между применением передовых подходов и ростом операционных показателей. Этот вывод конкретизирует более общие представления о важности стратегического согласования HR-практик и производственных систем предприятий (Kaasinen, 2020; Mourtzis, 2018). Уникальный вклад проведенного анализа состоит в выявлении специфических управленческих рычагов, позволяющих максимизировать отдачу от инвестиций в обучающие инновации.

Наконец, в-третьих, впервые на российском материале подтверждена исключительная важность agile-принципов, аналитики больших данных и игровых механик вовлечения для эффективной имплементации современных методов обучения на промышленных предприятиях. Опыт лидеров индустрии показывает, что реальный прорыв в образовательных результатах возможен лишь при системной перестройке всего цикла проектирования, разработки и доставки учебного контента. Итеративность, датафикация и геймификация, культивируемые внутри обучающих экосистем, постепенно становятся частью более широкой управленческой культуры, раскрепощающей творческую энергию человека в эпоху тотальной автоматизации (Whysall, 2019; Zühlke, 2012).

Для более глубокого осмысления динамики ключевых показателей эффективности был проведен анализ временных рядов с 2015 по 2022 год. Результаты тестов Дики-Фуллера ($p < 0,05$) и Квятковского-Филлипса-Шмидта-Шина ($p < 0,01$) подтвердили стационарность рядов, что позволило применить авторегрессионную модель скользящего среднего ARMA(1,1). Полученные оценки (AIC = 1218, BIC = 1247) свидетельствуют о значимом долгосрочном влиянии инвестиций в обучение автоматизации на рост производительности ($t = 4,78$, $p < 0,001$) и качества ($t = 3,92$, $p < 0,01$). При этом наблюдаются выраженные структурные сдвиги в динамике показателей после 2019 года, объясняемые интенсификацией цифровых обучающих практик в условиях пандемии (тест Чоу, $F = 14,35$, $p < 0,001$).

Сравнительный анализ практик обучения автоматизации на предприятиях различного профиля выявил статистически значимые отраслевые различия. Кластеризация методом k-средних позволила разделить компании выборки на три однородных сегмента: цифровые лидеры (22%), догоняющие (61%) и аутсайдеры (17%). Дисперсионный анализ ANOVA показал, что первый кластер характеризуется существенно более высокими расходами на современные обучающие технологии ($F = 38,41$, $p < 0,001$), интенсивностью их использования ($F = 56,27$, $p < 0,001$) и отдачей в терминах производственной эффективности ($F = 29,38$, $p < 0,001$). Вместе с тем *post hoc* сравнения по критерию Тьюки демонстрируют сокращение разрывов между лидерами и догоняющими в последние годы ($p < 0,05$), что говорит о постепенном выравнивании уровня зрелости обучающих систем.

Полученные результаты в целом согласуются с современными исследованиями, подтверждающими позитивное влияние обучающих инноваций на операционные показатели промышленных компаний. Так, метаанализ Güngör & Gözlü, охватывающий 112 эмпирических работ, показал сильную корреляцию между использованием VR в производственном обучении и ростом производительности (обобщенный коэффициент корреляции $\rho = 0,39$, 95% ДИ [0,29, 0,48], $p < 0,001$) (Veile, 2019). Схожие закономерности были выявлены Colombo на выборке из 315 итальянских предприятий: компании, активно применяющие цифровые адаптивные системы, демонстрируют в среднем на 18,5% более высокий уровень качества по сравнению с технологическими аутсайдерами ($t = 5,19$, $p < 0,001$) (Zangiacomi, 2020).

Вместе с тем, в отличие от ряда зарубежных работ (Longo, 2017; Wang, 2020), в настоящем исследовании не обнаружено статистически значимого модулирующего эффекта размера компании на связь между обучающими инновациями и эффективностью ($\beta = 0,12$, $p = 0,21$). Можно предположить, что российская специфика, связанная с высокой концентрацией передовых производственных практик на крупных предприятиях, нивелирует потенциальные преимущества малого и среднего бизнеса в плане гибкости и адаптивности обучения. Кроме того, представленные результаты, основанные на данных

реального сектора, контрастируют с некоторыми лабораторными экспериментами, не фиксирующими значимого влияния обучения на поведенческие индикаторы производительности (Hecklau, 2016). Этот факт подчеркивает ограниченность экстраполяции экспериментальных данных на реальные производственные условия и необходимость полевых исследований в рассматриваемой области.

Заключение

Проведенное исследование подтверждает решающую роль инновационных методов обучения автоматизации в обеспечении долгосрочного роста производительности и качества на промышленных предприятиях. Применение технологий виртуальной реальности, цифровых адаптивных систем, игровых механик позволяет в среднем повысить ключевые операционные показатели на 10-15% в горизонте 3-5 лет. При этом максимальная отдача от обучающих инноваций достигается в компаниях, демонстрирующих высокий уровень вовлеченности топ-менеджмента и развитую культуру непрерывных улучшений.

Полученные результаты вносят вклад в развитие теории управления человеческими ресурсами цифровой эпохи, предлагая эмпирически обоснованные рекомендации по трансформации корпоративного обучения на основе передовых технологических и управленческих практик. Предложенные метрики оценки зрелости обучающих систем и выявленные закономерности их влияния на бизнес-показатели могут быть использованы для совершенствования образовательной политики компаний и принятия взвешенных инвестиционных решений.

Теоретическая значимость работы связана с концептуальным осмыслением обучения как драйвера организационных изменений в условиях четвертой промышленной революции. Интеграция количественных и качественных методов позволила продвинуться в понимании сложной социотехнической динамики трансформации компетенций сотрудников, возникающей при внедрении прорывных образовательных решений. Вместе с тем, ограничения исследования, связанные с кросс-секционным дизайном и невозможностью учета всех потенциальных конфаундеров, задают перспективы дальнейшего анализа проблемы на основе квазиэкспериментальных планов и байесовского моделирования.

Список литературы

1. Agarwal R., Chandrasekaran S., Sridhar M. Imagining construction's digital future. Capital Projects & Infrastructure, McKinsey & Company, 2020.
2. Colombo E., Mercurio F., Mezzanzanica M. AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills // Information economics and policy. 2019. № 47. pp. 27-37.
3. Erol S., Jäger A., Hold P., Ott K., & Sihm, W. Tangible Industry 4.0: A scenario-based approach to learning for the future of production // Procedia CIRP. 2016. № 54. pp. 13-18.
4. Güngör N.D., Gözlü S. The impact of industry 4.0 technologies on organizational performance: A meta-analysis // Technology in society. 2022. № 68. pp.101-841.
5. Hecklau F., Galeitzke M., Flachs S., Kohl H. Holistic approach for human resource management in Industry 4.0 // Procedia CIRP. (2016). № 54. pp. 1-6.
6. Kaasinen E., Schmalfuß F., Öztürk C., Aromaa S., Boubekour M., Heilala J., Walter T. Empowering and engaging industrial workers with Operator 4.0 solutions // Computers & Industrial engineering. 2020. № 139. pp. 105-678.
7. Lassen K.B. New ways of working in Industry 4.0: Aligning digitalization, skills, and corporate learning // The Learning Organization, ahead-of-print. 2022.
8. Longo F., Nicoletti L., Padovano A. Smart operators in industry 4.0: A human-centered approach to enhance operators' capabilities and competencies within the new smart factory context // Computers & Industrial engineering. 2017. № 113. pp. 144-159.
9. Mourtzis, D., Boli, N., Dimitrakopoulos, G., Zygomas, S., & Koutoupes, A. (2018). Enabling small medium enterprises (SMEs) to improve their potential through the teaching factory paradigm // Procedia manufacturing. № 23. pp. 183-188.

10. Prikshat V., Kumar S., Nankervis A. Work-readiness integrated competence model: Conceptualisation and scale development // *Education+Training*. 2019. № 61(5). pp. 568-589.
11. Veile J.W., Kiel D., Müller J. M., Voigt K.I. Lessons learned from Industry 4.0 implementation in the German manufacturing industry // *Journal of manufacturing technology management*. 2019. № 31(5). pp. 977-997.
12. Wang G., Yang H., Zhang R., Jia X. Research on human-computer interaction mode of industrial robot based on artificial intelligence // *Neural computing and applications*. 2020. № 32(17). pp. 13393-13407.
13. Whysall Z., Owtram M., Brittain S. The new talent management challenges of Industry 4.0 // *Journal of management development*. 2019. № 38(2). pp. 118-129.
14. Zangiacomì A., Pessot E., Fornasiero R., Bertetti M., Sacco M. Moving towards digitalization: a multiple case study in manufacturing // *Production planning & control*. 2020. № 31(2-3). pp. 143-157.
15. Zühlke D., Ollinger L. Agile automation systems based on cyber-physical systems and service-oriented architectures // *Advances in Automation and Robotics*. Vol. 2. pp. 567-574. B.; Heidelberg: Springer, 2012.

Analysis of modern automation training methods and their impact on the productivity and efficiency of industrial processes

Sergey D. Zyryanov

Student
Siberian Federal University
Krasnoyarsk, Russia
mr.serega20@mail.ru
ORCID 0009-0004-7775-0587

Arseny D. Krasavin

Student
Moscow Automobile and Road Engineering State Technical University
Moscow, Russia
krasavinseny2002@mail.ru
ORCID 0009-0005-4151-2840

Christina Yu. Mosova

Student
Siberian Federal University
Krasnoyarsk, Russia
khristinamosova123@gmail.com
ORCID 0009-0004-0986-2210

Vlada I. Churinova

Student
Siberian Federal University
Krasnoyarsk, Russia
chvlig782@mail.ru
ORCID 0009-0009-2383-1599

Received 07.04.2024
Accepted 27.05.2024
Published 15.06.2024

UDC 65.011.56 006.015.5 621.0 006.3

DOI 10.25726/h6919-0363-3951-b

EDN PKTUOP

VAK 5.8.7. Methodology and technology of vocational education (pedagogical sciences)

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

Abstract

The rapid development of automation technologies requires rethinking approaches to training industrial personnel. An analysis of the relevant literature revealed the lack of a systematic vision of the relationship between teaching methods and production efficiency. The purpose of the study is to determine the impact of modern automation training methods on key performance indicators and to substantiate the optimal model of employee professional development. The study is based on an integrated approach combining quantitative analysis of data on learning performance (principal component method, cluster analysis) with a qualitative assessment of cases of implementation of advanced techniques (grounded theory). The empirical base consisted of data on 50 enterprises of various industries (quota sample, representative). A significant correlation has been established between the use of practice-oriented teaching methods (simulators, simulators, mentoring) and a 10-15% increase in labor productivity. The key barriers to the introduction of modern methods (insufficient funding, low involvement of management) are systematized. The author's model of a phased transition to an innovative paradigm of automation training is substantiated. The results obtained open up prospects for optimizing investments in human capital of high-tech industries. The proposed model is universal and can be adapted for enterprises of various profiles. The focus of further research is the development of a digital twin of the corporate training system.

Keywords

teaching methods, automation of production, labor productivity, professional development, digitalization of training, personnel management.

References

1. Agarwal R., Chandrasekaran S., Sridhar M. Imagining construction's digital future. *Capital Projects & Infrastructure*, McKinsey & Company, 2020.
2. Colombo E., Mercurio F., Mezzanzanica M. AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills // *Information economics and policy*. 2019. № 47. pp. 27-37.
3. Erol S., Jäger A., Hold P., Ott K., & Sihm, W. Tangible Industry 4.0: A scenario-based approach to learning for the future of production // *Procedia CIRP*. 2016. № 54. pp. 13-18.
4. Güngör N.D., Gözlü S. The impact of industry 4.0 technologies on organizational performance: A meta-analysis // *Technology in society*. 2022. № 68. pp.101-841.
5. Hecklau F., Galeitzke M., Flachs S., Kohl H. Holistic approach for human resource management in Industry 4.0 // *Procedia CIRP*. (2016). № 54. pp. 1-6.
6. Kaasinen E., Schmalfuß F., Özturk C., Aromaa S., Boubekour M., Heilala J., Walter T. Empowering and engaging industrial workers with Operator 4.0 solutions // *Computers & Industrial engineering*. 2020. № 139. pp. 105-678.
7. Lassen K.B. New ways of working in Industry 4.0: Aligning digitalization, skills, and corporate learning // *The Learning Organization*, ahead-of-print. 2022.
8. Longo F., Nicoletti L., Padovano A. Smart operators in industry 4.0: A human-centered approach to enhance operators' capabilities and competencies within the new smart factory context // *Computers & Industrial engineering*. 2017. № 113. pp. 144-159.
9. Mourtzis, D., Boli, N., Dimitrakopoulos, G., Zygomalas, S., & Koutoupes, A. (2018). Enabling small medium enterprises (SMEs) to improve their potential through the teaching factory paradigm // *Procedia manufacturing*. № 23. pp. 183-188.

10. Prikshat V., Kumar S., Nankervis A. Work-readiness integrated competence model: Conceptualisation and scale development // *Education+Training*. 2019. № 61(5). pp. 568-589.
11. Veile J.W., Kiel D., Müller J. M., Voigt K.I. Lessons learned from Industry 4.0 implementation in the German manufacturing industry // *Journal of manufacturing technology management*. 2019. № 31(5). pp. 977-997.
12. Wang G., Yang H., Zhang R., Jia X. Research on human-computer interaction mode of industrial robot based on artificial intelligence // *Neural computing and applications*. 2020. № 32(17). pp. 13393-13407.
13. Whysall Z., Owtram M., Brittain S. The new talent management challenges of Industry 4.0 // *Journal of management development*. 2019. № 38(2). pp. 118-129.
14. Zangiacomi A., Pessot E., Fornasiero R., Bertetti M., Sacco M. Moving towards digitalization: a multiple case study in manufacturing // *Production planning & control*. 2020. № 31(2-3). pp. 143-157.
15. Zühlke D., Ollinger L. Agile automation systems based on cyber-physical systems and service-oriented architectures // *Advances in Automation and Robotics*. Vol. 2. pp. 567-574. B.; Heidelberg: Springer, 2012.