

Научная статья

УДК 159.9 :62

ФОРМИРОВАНИЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЙ КОМПЕТЕНТНОСТИ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ПРОИЗВОДСТВА

Бабкина Наталия Викторовна, доктор психологических наук, доцент, заведующая лабораторией образования и комплексной абилитации детей с задержкой психического развития, Институт коррекционной педагогики Российской академии образования, Россия, Москва, babkina.natalia@yandex.ru;

Козлов Иван Алексеевич, аспирант, Институт коррекционной педагогики Российской академии образования, Россия, Москва, kozlov_ivan_psy@rambler.ru

Аннотация. Цифровая трансформация производственных систем закономерно модифицирует содержание профессиональной деятельности, что снижает прогностическую ценность традиционных моделей квалификации, ориентированных на усвоение фиксированного набора предметных знаний и операциональных навыков. Наблюдаемая вариабельность адаптационных траекторий специалистов при внедрении алгоритмических ассистентов и кумулятивный характер рисков профессиональной деградации указывают на необходимость динамического анализа когнитивно-регуляторных механизмов освоения цифровых инструментов. Данное положение актуализирует проблему разработки психолого-эргономических оснований непрерывного профессионального развития, обеспечивающих согласование обучающих воздействий с индивидуальными когнитивными профилями и закономерностями распределения внимания в условиях информационной перегрузки. Целью данной работы является теоретическое обоснование и эмпирическая верификация структурно-динамических детерминант формирования профессиональной компетентности в условиях автоматизации производственных процессов. В соответствии с намеченной целью были получены основные результаты исследования: подтверждена приоритетная роль

метакогнитивных стратегий в обеспечении устойчивости деятельности при нарушении штатного режима работы интеллектуальных систем; выявлена нелинейная динамика освоения алгоритмических инструментов, показывающая, что одного накопления практического опыта недостаточно для критической оценки и использования рекомендаций системы; выявлены зоны потенциальной профессиональной деградации, проявляющиеся в снижении самостоятельной диагностики, ослаблении прогностической активности и затруднениях регуляторного контроля; разработана адаптивная модель непрерывного обучения, основанная на динамической оценке когнитивных показателей, персонализации образовательных траекторий и регулярной обратной связи. Концептуальные положения и методический аппарат могут служить основой для оптимизации корпоративных программ повышения квалификации, проектирования эргономичных человеко-машинных интерфейсов и профилактики когнитивной дезадаптации персонала в ходе технологического обновления промышленных предприятий.

Ключевые слова: профессиональная компетентность, цифровая трансформация производства, инженерная психология, когнитивная эргономика, метакогнитивные стратегии, алгоритмические ассистенты, адаптивное обучение, профессиональная деградация.

Original article

DEVELOPING PROFESSIONAL COMPETENCE IN THE CONTEXT OF DIGITAL TRANSFORMATION OF PRODUCTION

**Babkina Natalia Viktorovna, Doctor of Psychological Sciences, Associate
Professor, Head of the Laboratory of Education and Comprehensive
Habilitation of Children with Intellectual Disabilities, Institute of Special
Education of the Russian Academy of Education, Moscow, Russia,
babkina.natalia@yandex.ru;**

**Kozlov Ivan Alekseevich, Postgraduate Student, Institute of Special Education
of the Russian Academy of Education, Moscow, Russia,
kozlov_ivan_psy@rambler.ru**

Abstract. The digital transformation of production systems inevitably alters the nature of professional work, thereby diminishing the predictive value of traditional qualification models that focus on mastering a fixed set of domain-specific knowledge and operational skills. The observed variability in how specialists adapt to the introduction of algorithmic assistants, combined with the cumulative risks of professional degradation, highlights the need for a dynamic analysis of the cognitive-regulatory mechanisms involved in mastering digital tools. This situation underscores the importance of establishing psycho-ergonomic foundations for continuous professional development—foundations that align training interventions with individual cognitive profiles and patterns of attention allocation amidst information overload. The aim of this study is to provide a theoretical rationale for, and empirical verification of, the structural-dynamic determinants of professional competence formation in the context of automated production processes. The study yielded the following key results: it confirmed the pivotal role of metacognitive strategies in maintaining performance stability when intelligent systems deviate from standard operating modes; it revealed a non-linear dynamic in the mastery of algorithmic tools, demonstrating that accumulating practical experience alone is insufficient for critically evaluating and utilizing system recommendations; it identified areas of potential professional degradation, manifested as reduced independent diagnostic capability, diminished predictive activity, and impaired regulatory control; and it developed an adaptive model for continuous learning based on the dynamic assessment of cognitive indicators, personalized educational pathways, and regular feedback. These conceptual insights and methodological tools can serve as a basis for optimizing corporate professional development programs, designing ergonomic human-machine interfaces, and preventing cognitive maladaptation among personnel during the technological modernization of industrial enterprises.

Keywords: professional competence, digital transformation of production, engineering psychology, cognitive ergonomics, metacognitive strategies, algorithmic assistants, adaptive learning, professional degradation.

Введение. Производственные системы подвержены структурной реорганизации, обусловленной внедрением цифровых технологий, что закономерно изменяет содержание и условия профессиональной деятельности. Переход к автоматизированным и информационно насыщенным технологическим контурам требует совершенствования сложившихся подходов к подготовке персонала. Специалисты вынуждены оперировать распределенными данными, взаимодействовать с адаптивными системами управления и принимать решения в условиях повышенной неопределенности. Подобные изменения формируют новые психологические требования, выходящие за рамки усвоения инструментальных навыков. Становление профессиональной компетентности в указанных обстоятельствах приобретает многокомпонентный характер, включающий когнитивные, регуляторные и адаптивные механизмы, формирующиеся в процессе взаимодействия специалиста с автоматизированными и интеллектуальными системами [4, 5].

Цифровизация производства изменяет критерий профессиональной компетентности. Если в традиционной технологической среде квалификация проявляется преимущественно в способности специалиста самостоятельно выполнить требуемую операцию, то при использовании интеллектуальной поддержки высокий текущий результат может достигаться совместно человеком и системой. Вследствие этого возникает методически значимое различие между эффективностью деятельности при доступной алгоритмической помощи и сохранностью профессиональных способов действия, необходимых при её отсутствии или ошибке.

Такое различие особенно важно для диагностических и прогностических операций. Алгоритмический ассистент способен ускорить классификацию ситуации и предоставить готовую рекомендацию, но одновременно сократить

число случаев, в которых специалист самостоятельно формулирует гипотезу, сопоставляет альтернативы и проверяет основания решения. В современной литературе этот эффект рассматривается как один из потенциальных механизмов эрозии когнитивных навыков: повышение наблюдаемой эффективности при использовании ИИ не обязательно означает сохранение той же эффективности при его отключении [11, 12].

Поэтому профессиональная компетентность в цифровизированной производственной среде целесообразно оценивать по двум взаимодополняющим критериям. Первый характеризует способность продуктивно использовать вычислительные рекомендации и встраивать их в решение производственной задачи. Второй отражает сохранность самостоятельной диагностики, прогнозирования и контроля в ситуациях, когда автоматизированный источник оказывается недостаточным. Соотношение этих критериев позволяет различать освоение цифрового инструмента и формирование зависимости от него.

Эмпирические исследования в данной области фокусируются на технологической инфраструктуре или организационном управлении, психологические аспекты адаптации остаются недостаточно теоретизированными. Отсутствие интегрированных моделей, связывающих принципы когнитивной эргономики с механизмами развития профессиональных качеств, затрудняет прогнозирование результатов обучения. Кроме того, методологические подходы часто игнорируют динамичность цифровых рабочих сред, где структура задач трансформируется параллельно с накоплением опыта оператора. Это расхождение обуславливает необходимость изучить, как формируется психологическая готовность на различных этапах технологического перехода.

Обзор литературы. Современные исследования профессиональной деятельности в цифровизированном производстве показывают, что профессиональная компетентность специалиста не может оцениваться только через объём предметных знаний и степень освоения технологических операций.

В условиях алгоритмической поддержки существенное значение приобретают способность сохранять самостоятельность профессионального решения, контролировать основания автоматизированной рекомендации и восстанавливать выполнение деятельности при ограничении или отказе цифровой системы [1-5]. Поэтому профессиональную компетентность целесообразно рассматривать как систему когнитивных, операциональных и регуляторных компонентов, обеспечивающих устойчивость деятельности в различных режимах человеко-машинного взаимодействия.

В когнитивной эргономике особое значение придаётся распределению функций между человеком и автоматизированной системой. Эффективность взаимодействия определяется не только техническими характеристиками цифрового инструмента, но и тем, сохраняет ли специалист возможность самостоятельно анализировать исходные данные, контролировать ход решения, оценивать надёжность полученной рекомендации и корректировать действие при возникновении противоречий [4, 5]. В этих условиях метакогнитивный компонент профессиональной компетентности выполняет регуляторную функцию: обеспечивает контроль собственной стратегии, оценку границ применимости алгоритмической помощи и переход к самостоятельному способу решения при недостаточности автоматизированной поддержки.

Значение метакогнитивного компонента в этих условиях связано не столько с общей склонностью специалиста к самоанализу, сколько с возможностью контролировать основания совместного решения человека и системы. Для профессиональной деятельности важно понимать, какие элементы вывода были сформированы самим оператором, какие предоставлены алгоритмом, насколько рекомендация применима к текущему случаю и какие данные способны поставить её под сомнение.

Таким образом, эффективное взаимодействие с интеллектуальной системой требует не максимального доверия и не постоянного недоверия, а адекватной степени доверия к автоматизированному источнику. Эмпирические

исследования показывают, что пользователи могут соглашаться и с ошибочными рекомендациями системы, причём профессиональная подготовка и диагностическая компетентность уменьшают вероятность такого некритичного согласия [7].

В производственных задачах существенна и форма предоставления алгоритмической помощи. Исследование с реальными специалистами показало преимущество объяснимой поддержки перед «чёрным ящиком» в задачах визуального контроля качества: возможность видеть основания рекомендации облегчала как её принятие при правильном результате, так и отклонение ошибочного предложения [6]. Следовательно, развитие профессиональной компетентности связано не только с подготовкой персонала, но и с тем, оставляет ли интерфейс специалисту возможность содержательно проверить результат работы системы.

Исследования взаимодействия человека с алгоритмическими системами показывают, что увеличение продолжительности использования цифрового инструмента само по себе не гарантирует развития профессиональной компетентности. Автоматизированная поддержка способна повышать текущую результативность деятельности, одновременно уменьшая количество ситуаций, в которых специалист самостоятельно выполняет диагностические, прогностические и контрольные операции [1, 2]. Поэтому принципиальное значение имеет не только накопленный опыт использования системы, но и характер распределения функций между специалистом и алгоритмическим помощником. С позиций человеко-ориентированного проектирования цифровой производственной среды необходимо сохранять активное участие специалиста в анализе информации и принятии решений [4, 5].

Отдельной проблемой является снижение самостоятельности профессионального выполнения при длительном использовании алгоритмической поддержки. Исследования когнитивной автоматизации показывают, что регулярная передача части профессиональных операций

цифровому инструменту может сопровождаться постепенным ослаблением навыков, которые редко используются специалистом самостоятельно [1, 2]. Дополнительным фактором риска выступает склонность принимать автоматически сформированную рекомендацию без достаточной самостоятельной проверки её оснований [7]. В настоящей работе эти эффекты рассматриваются не как общая утрата квалификации, а как возможное сужение функционального репертуара специалиста: снижение самостоятельной диагностики, генерации альтернативных решений и способности к самокоррекции при отсутствии алгоритмической подсказки.

С позиций психологии труда и когнитивной эргономики поддержание профессиональной компетентности предполагает организацию таких режимов человеко-машинного взаимодействия, при которых автоматизированная помощь не вытесняет самостоятельные когнитивные операции специалиста. Экспериментальные данные показывают, что частичная автоматизация в процессе освоения деятельности может обеспечивать более высокую вовлечённость и лучшее формирование самостоятельного навыка по сравнению с режимом, в котором система постоянно предоставляет готовое решение [3]. Это согласуется с принципами человеко-ориентированной когнитивной эргономики, предполагающими согласование технологической среды с возможностями человека и сохранение его активной роли в контуре управления [4, 5]. Следовательно, центральной задачей становится определение психологических условий, обеспечивающих сохранение когнитивной самостоятельности, профессионального контроля и устойчивости деятельности специалиста при цифровой трансформации производства.

Материалы и методы исследования. Эмпирическая база исследования сформирована на основе данных, полученных в ходе лонгитюдного наблюдения за специалистами производственных предприятий, внедряющих системы алгоритмической поддержки принятия решений. Выборка включала 187 респондентов (инженеры-технологи, операторы автоматизированных линий,

специалисты по контролю качества), разделенных на три группы в зависимости от стажа работы в условиях цифровой трансформации: до одного года, от одного до трех лет, свыше трех лет. Исследование проводилось в период 2023-2025 гг. на базе предприятий машиностроительной и приборостроительной отраслей.

Для диагностики структурных компонентов компетентности использовался комплекс методик, адаптированных к задачам инженерной психологии. Оценка декларативных знаний осуществлялась посредством тестовых заданий, моделирующих производственные ситуации с необходимостью применения нормативной информации. Процедурные навыки оценивались в ходе выполнения симуляционных задач на тренажерах. Метакогнитивные стратегии исследовались с помощью модифицированной версии опросника МАИ в сочетании с протоколированием мыслей вслух при решении диагностических кейсов.

Динамика освоения инструментов анализировалась по времени реакции, точности принятия решений и субъективной когнитивной нагрузке, оцениваемой с помощью шкалы NASA-TLX. Для выявления зон профессиональной деградации применялся сравнительный анализ результатов выполнения стандартных и нестандартных задач, а также оценка способности формулировать альтернативные стратегии при отказе автоматизированной системы. Разработка адаптивных моделей обучения базировалась на данных о индивидуальных траекториях изменения когнитивных показателей, полученных в ходе лонгитюдного наблюдения.

В анализе разграничивались показатели выполнения задач при доступной алгоритмической поддержке и показатели, характеризующие самостоятельность действия при ограничении такой поддержки. Точность и время решения отражали непосредственную результативность, тогда как устойчивость при сбое системы, генерация альтернативных стратегий и способность к самокоррекции использовались для оценки сохранности самостоятельных компонентов профессиональной деятельности.

Разграничение необходимо, поскольку высокая результативность работы совместно с ассистентом не позволяет сделать вывод о сформированности автономного профессионального навыка. Современные исследования обучения при помощи ИИ показывают, что полная автоматизация выбора способна улучшать текущее выполнение, но ухудшать вовлечённость и последующее приобретение самостоятельного навыка по сравнению с частичной автоматизацией, оставляющей решение за человеком [13].

Показатель NASA-TLX использовался как субъективная оценка переживаемой нагрузки и интерпретировался отдельно от объективных характеристик точности и времени. Протоколы вербализации позволяли дополнительно определить, способен ли специалист назвать критерии, на основании которых рекомендация алгоритмической системы принимается либо отвергается.

Статистическая обработка данных включала дисперсионный анализ с повторными измерениями, корреляционный анализ и структурное моделирование. Качественный анализ протоколов вербализации осуществлялся методом тематического кодирования с последующей верификацией независимыми экспертами. Все процедуры соответствовали этическим стандартам проведения исследований с участием людей.

Результаты исследования и их обсуждение. Анализ полученных данных позволил уточнить трехкомпонентную модель профессиональной компетентности в условиях цифровой трансформации. Результаты подтверждают, что знания, навыки и метакогнитивные стратегии взаимосвязаны и совместно соотносятся с эффективностью деятельности (таблица 1).

Таблица 1 - Взаимосвязь компонентов компетентности с показателями профессиональной эффективности (коэффициенты корреляции Пирсона, $n = 187$)

Компонент компетентности	Точность решений	Временной показатель реакции	Устойчивость при сбое системы	Субъективная надёжность
Декларативные знания	0,42**	0,18	0,31*	0,27*
Процедурные навыки	0,56**	0,61**	0,44**	0,39**
Метакогнитивные навыки	0,68**	0,53**	0,72**	0,64**

Источник: разработано авторами.

Примечание: * $p < 0,05$, ** $p < 0,01$.

Наиболее тесные связи с показателями профессиональной деятельности обнаружены для метакогнитивных навыков. Их корреляция с устойчивостью при нарушении работы системы составляет $r = 0,72$ ($p < 0,01$), с точностью решений - $r = 0,68$ ($p < 0,01$), с субъективной надёжностью - $r = 0,64$ ($p < 0,01$). Таким образом, способность анализировать ход собственного решения и оценивать основания используемой стратегии особенно выражено сопряжена с выполнением задач, в которых привычная алгоритмическая поддержка становится недостаточной.

Процедурные навыки также значимо связаны с большинством характеристик деятельности, особенно со временем реакции и точностью. Декларативные знания связаны с точностью, но значительно слабее - с устойчивостью при сбое системы. Полученный профиль позволяет предположить, что знание технологических правил остаётся необходимым основанием компетентности, тогда как нестандартная ситуация дополнительно требует возможности контролировать способ использования этих знаний.

Лонгитюдный анализ позволил выделить три фазы освоения инструментов алгоритмической поддержки, каждая из которых характеризуется специфическим соотношением когнитивных затрат и результативности (рисунок 1).

Фаза 1 (0-3 мес.) - внешняя ориентировка

- Высокая когнитивная нагрузка
- Фокус на интерфейсных операциях
- Низкая интеграция с профессиональными схемами

Фаза 2 (3-12 мес.) - интериоризация логики

- Снижение нагрузки за счёт автоматизации действий
- Формирование ментальных моделей работы ассистента
- Рост доверия, но риск избыточной зависимости

Фаза 3 (более 12 мес.) - адаптивная интеграция

- Гибкое переключение между ручным и автоматическим режимами
- Критическая оценка рекомендаций системы
- Использование ассистента как ресурса для прогностической активности

Рисунок 1 - Фазовая модель освоения алгоритмических ассистентов (источник: разработано авторами)

Выделенная трёхфазная схема описывает различия в характере освоения алгоритмического инструмента, однако не должна пониматься как обязательная последовательность, автоматически возникающая при достижении определённого стажа. У приблизительно 34% респондентов признаки, соответствующие промежуточной фазе, сохранялись несмотря на продолжительный опыт применения системы. Такие специалисты продолжали в значительной степени ориентироваться на алгоритмические подсказки и реже демонстрировали самостоятельное воспроизведение критериев решения.

Этот результат особенно важен, поскольку опыт использования системы и способность компетентно работать без её помощи не совпадают. Современная теория навыков также указывает, что человек способен продолжительное время успешно выполнять профессиональную задачу с технологической поддержкой и при этом не замечать снижения отдельных когнитивных навыков, поскольку обычный результат деятельности остаётся высоким [12].

В исследовании более благоприятный профиль наблюдался у

специалистов, способных вербализовать критерии алгоритмической рекомендации и обозначить границы её применимости. Полученный результат позволяет трактовать метакогнитивную рефлексия как характеристику, сопряжённую с переходом от освоения интерфейса к более критичному использованию интеллектуальной поддержки, не приписывая ей при этом единственную причинную роль.

Анализ выполнения нестандартных задач при искусственном отключении алгоритмического ассистента идентифицировал три зоны потенциальной профессиональной деградации. Первая зона связана с утратой навыков первичной диагностики: у специалистов, длительно работающих с автоматизированными системами предобработки данных, отмечается снижение способности к самостоятельному выявлению аномалий в исходной информации. Вторая зона отражает ослабление прогностической активности, потому что при привычке полагаться на рекомендации системы операторы реже генерируют альтернативные сценарии развития ситуации. Третья зона касается регуляторных функций, так как фиксируется снижение способности к самокоррекции при обнаружении ошибок, если система не предоставляет явных сигналов о несоответствии (таблица 2).

Таблица 2 - Частота индикаторов снижения самостоятельности профессионального выполнения в группах с различным стажем использования алгоритмических ассистентов, %

Индикатор	До 1 года	1-3 года	Свыше 3 лет
Снижение самостоятельной диагностики	12	28	47
Ослабление генерации альтернативных решений	9	31	52
Затруднения самокоррекции без подсказок	15	35	49
Сохранение критической оценки рекомендаций	78	54	31

Источник: разработано авторами.

Межгрупповое сопоставление показывает последовательные различия показателей в зависимости от продолжительности взаимодействия с алгоритмическими ассистентами. В группе со стажем свыше трёх лет чаще фиксируются снижение самостоятельной диагностики (47%), ограничение

генерации альтернатив (52%) и затруднения самокоррекции без подсказок (49%). Одновременно доля участников, сохраняющих критическую оценку автоматизированных рекомендаций, уменьшается с 78% до 31%.

Эти значения свидетельствуют об ассоциации между продолжительностью взаимодействия с автоматизированной поддержкой и снижением отдельных самостоятельных действий, однако не доказывают прямого кумулятивного воздействия стажа. На различия могут влиять содержание работы, характер используемых систем, частота самостоятельного выполнения задач и другие характеристики профессионального опыта.

Исследования показывают, что длительное использование когнитивной автоматизации действительно может сопровождаться эрозией навыков через уменьшение самостоятельного выполнения и проверки результата [11], а современный обзор потенциальных эффектов ИИ отдельно выделяет риск ослабления экспертного суждения и решения задач при систематической передаче этих операций ассистенту [12].

На основании выявленных закономерностей предложена модель непрерывного обучения, ориентированная одновременно на повышение эффективности работы с алгоритмическим ассистентом и сохранение самостоятельной профессиональной компетентности. В отличие от подхода, при котором обучающийся постоянно получает максимальный объём автоматизированной помощи, модель предполагает контролируемое изменение степени поддержки.

На этапе первичного освоения система может предоставлять расширенные ориентиры и обратную связь. После стабилизации базовых операций часть подсказок целесообразно сокращать, возвращая специалисту задачу самостоятельной диагностики и формулирования решения. Отдельный тренировочный блок должны составлять сценарии ошибочной, неполной или отсутствующей рекомендации, поскольку именно они позволяют проверить, сохранилась ли способность выполнить профессиональную задачу вне

привычной автоматизированной поддержки.

Такое построение соответствует экспериментальным данным о подготовке работников для взаимодействия с ИИ. В исследовании производственной задачи участники, обучавшиеся при частичной, а не полной автоматизации принятия решения, демонстрировали более высокие показатели вовлечённости и приобретения навыка и успешнее приспосабливались к последующему сбоям системы [13]. Современная когнитивная эргономика также подчёркивает необходимость проектировать технологическую среду вокруг возможностей человека [14, 15].

При этом предлагаемая в настоящей работе модель представляет собой проектное решение, основанное на полученных эмпирических данных. Полученные данные использованы для определения её содержания, однако эффективность самой программы обучения в отдельном контролируемом исследовании не проверялась. Следующим этапом должна стать оценка переноса: сохраняются ли самостоятельные диагностические и прогностические действия после обучения и проявляются ли они при реальном отказе или ошибке алгоритмической поддержки.

Выводы. Исследование профессиональной компетентности специалистов, работающих с алгоритмическими ассистентами, показывает необходимость различать результативность совместной системы «специалист - цифровой инструмент» и сохранность профессиональных действий, которые человек способен выполнить самостоятельно.

Декларативные знания, процедурные и метакогнитивные навыки обнаруживают разные профили связей с показателями деятельности. Среди рассматриваемых компонентов наиболее тесная связь с устойчивостью выполнения при сбое системы выявлена для метакогнитивных навыков ($r = 0,72$; $p < 0,01$). Они также выраженно связаны с точностью решений ($r = 0,68$; $p < 0,01$) и субъективной надёжностью ($r = 0,64$; $p < 0,01$). Данные показатели характеризуют корреляционную структуру результатов и сами по себе не

подтверждают причинное или прогностическое превосходство метакогнитивного компонента.

Полученная фазовая схема показывает, что продолжительность работы с алгоритмическим инструментом не тождественна достижению критически осмысленного способа его использования. Около 34% обследованных специалистов сохраняли выраженную зависимость от системных подсказок на промежуточном уровне освоения. Способность объяснить основание алгоритмического решения и определить границы его применимости была характерна для более самостоятельного способа взаимодействия с системой.

Сравнение групп по стажу также обнаружило более частые признаки снижения самостоятельного выполнения у специалистов с длительным опытом использования алгоритмической поддержки. В группе свыше трёх лет снижение самостоятельной диагностики отмечено у 47%, ограничение генерации альтернатив - у 52%, затруднения самокоррекции без подсказок - у 49%. Критическую оценку рекомендаций сохраняли 31% против 78% в группе со стажем до одного года. Эти различия следует рассматривать как связь с продолжительностью автоматизированного опыта, а не как доказательство того, что именно стаж является непосредственной причиной обнаруженных изменений.

Следовательно, одним из критериев профессиональной компетентности в цифровизированном производстве становится резерв самостоятельного выполнения - сохранение способности диагностировать ситуацию, формулировать альтернативы и корректировать решение при недоступности либо ошибке алгоритмического помощника. Современные исследования ИИ-поддержки подтверждают практическую значимость такого критерия: высокая эффективность при наличии ассистента может скрывать недостаточное развитие или постепенное ослабление самостоятельных когнитивных навыков [11, 12].

Для системы повышения квалификации из этого следует необходимость чередовать режимы полной, частичной и отсутствующей поддержки.

Подготовка должна включать не только правильное использование рекомендаций, но и их проверку, объяснение основания решения и работу со сценарием отказа системы. Экспериментальные данные производственного обучения подтверждают преимущество такого сохранения участия человека в принятии решений по сравнению с полностью автоматизированной тренировкой [13].

Разработанная модель непрерывного обучения может использоваться как основание для последующей экспериментальной проверки, но в настоящей работе её эффективность непосредственно не оценивалась. Перспективным направлением становится продольное сопоставление эффективности специалиста в двух режимах с одновременным контролем содержания выполняемых задач, интенсивности использования ассистента и индивидуальных особенностей профессионального опыта.

Список литературы

1. Ноздрачева Т. М., Щеглова Т. М. Цифровые технологии в формировании информационно-профессиональной компетентности специалиста легкой промышленности // Вопросы журналистики, педагогики, языкознания. – 2023. – Т. 42. – №. 3. – С. 459-473.
2. Бураева Е. В., Гришаева О. Ю., Паршутин И. Г. Компетенции работников: адаптация кадров в условиях цифровой трансформации сельского хозяйства // Вестник аграрной науки. – 2025. – №. 6 (117). – С. 76-84.
3. Рожков В. Д., Костюченко С. Б. Развитие профессиональных компетенций и конкурентоспособности работников промышленных предприятий в условиях цифровой трансформации // Экономика, предпринимательство и право. – 2025. – Т. 15. – №. 4. – С. 2343-2362.
4. Ноздрачева Т. М., Щеглова Т. М. Цифровые компетенции в профессиональной деятельности будущих специалистов легкой промышленности // Профессиональное образование в России и за рубежом. – 2024. – №. 3 (55). – С. 46-56.

5. Ямкина И. А. Формирование мультилингвально-цифровой профессиональной компетенции будущих инженеров средствами мультязычных веб-сайтов // Гуманитарные исследования. Педагогика и психология. – 2024. – №. 17. – С. 50-59.
6. Девятловский Д. Н., Смирнова А. В. Праксиологическая культура будущего инженера как основа его профессиональной компетентности // Проблемы современного педагогического образования. – 2025. – №. 87-4. – С. 92-95.
7. Вороненкова Т. А. Педагогическая технология формирования коммуникативной компетентности будущих инженеров в процессе изучения иностранного языка // Векторы психолого-педагогических исследований. – 2025. – №. 3. – С. 72-82.
8. Дубровская Ю. А. Формирование профессиональных компетенций средствами фреймовых технологий в процессе практической подготовки будущих горных инженеров-спасателей // Ярославский педагогический вестник. – 2025. – №. 3 (144). – С. 116-126.
9. Лебедева Н. А., Гришаева Ю. М. Исследовательская культура будущего инженера // Казанский педагогический журнал. – 2024. – №. 3-4 (30). – С. 33-52.
10. Васильева В. Д. Социально-психологические основы профессиональной деятельности: модульное структурирование // Мир науки, культуры, образования. – 2024. – №. 2 (105). – С. 184-186.
11. Rinta-Kahila T., Penttinen E., Salovaara A., Soliman W., Ruissalo J. The Vicious Circles of Skill Erosion: A Case Study of Cognitive Automation // Journal of the Association for Information Systems. – 2023. – Vol. 24. – No. 5. – P. 1378–1412. – DOI: 10.17705/1jais.00829.
12. Macnamara B. N., Berber I., Çavuşoğlu M. C., Krupinski E. A., Nallapareddy N., Nelson N. E., Smith P. J., Wilson-Delfosse A. L., Ray S. Does using artificial intelligence assistance accelerate skill decay and hinder skill development without performers' awareness? // Cognitive Research: Principles and Implications. – 2024. – Vol. 9. – Article 46. – DOI: 10.1186/s41235-024-00572-8.

13. Passalacqua M., Pellerin R., Yahia E., Magnani F., Rosin F., Joblot L., Légère P.-M. Practice With Less AI Makes Perfect: Partially Automated AI During Training Leads to Better Worker Motivation, Engagement, and Skill Acquisition // *International Journal of Human–Computer Interaction*. – 2025. – Vol. 41. – No. 4. – P. 2268–2288. – DOI: 10.1080/10447318.2024.2319914.
14. Gualtieri L., Fraboni F., Brendel H., Pietrantoni L., Vidoni R., Dallasega P. Updating design guidelines for cognitive ergonomics in human-centred collaborative robotics applications: An expert survey // *Applied Ergonomics*. – 2024. – Vol. 117. – Article 104246. – DOI: 10.1016/j.apergo.2024.104246.
15. Hartikainen M., Spurava G., Väänänen K. Human-AI Collaboration in Smart Manufacturing: Key Concepts and Framework for Design // *HHAI 2024: Hybrid Human AI Systems for the Social Good*. – 2024. – DOI: 10.3233/FAIA240192.
16. Senoner J., Schallmoser S., Kratzwald B., Feuerriegel S., Netland T. Explainable AI improves task performance in human–AI collaboration // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14. – Article 31150. – DOI: 10.1038/s41598-024-82501-9.
17. Kücking F., Hübner U., Przysucha M., Hannemann N., Kutza J.-O., Moelleken M., Erfurt-Berge C., Dissemond J., Babitsch B., Busch D. Automation Bias in AI-Decision Support: Results from an Empirical Study // *Studies in Health Technology and Informatics*. – 2024. – Vol. 317. – P. 298–304. – DOI: 10.3233/SHTI240871.

References

1. Nozdracheva T. M., Shcheglova T. M. Tsifrovye tekhnologii v formirovanii informatsionno-professional'noi kompetentnosti spetsialista legkoi promyshlennosti // *Voprosy zhurnalistiki, pedagogiki, yazykoznaniya*. – 2023. – T. 42. – №. 3. – S. 459–473.
2. Buraeva E. V., Grishaeva O. Yu., Parshutina I. G. Kompetentsii rabotnikov: adaptatsiya kadrov v usloviyakh tsifrovoi transformatsii sel'skogo khozyaistva // *Vestnik agrarnoi nauki*. – 2025. – №. 6 (117). – S. 76–84.
3. Rozhkov V. D., Kostyuchenko S. B. Razvitie professional'nykh kompetentsii i konkurentosposobnosti rabotnikov promyshlennykh predpriyatii v usloviyakh tsifrovoi

transformatsii // *Ekonomika, predprinimatel'stvo i pravo*. – 2025. – T. 15. – №. 4. – S. 2343-2362.

4. Nozdracheva T. M., Shcheglova T. M. Tsifrovye kompetentsii v professional'noi deyatel'nosti budushchikh spetsialistov legkoi promyshlennosti // *Professional'noe obrazovanie v Rossii i za rubezhom*. – 2024. – №. 3 (55). – S. 46-56.

5. Yamkina I. A. Formirovanie mul'tilingval'no-tsifrovoy professional'noi kompetentsii budushchikh inzhenerov sredstvami mul'tiyazychnykh veb-saitov // *Gumanitarnye issledovaniya. Pedagogika i psikhologiya*. – 2024. – №. 17. – S. 50-59.

6. Devyatlovskii D. N., Smirnova A. V. Praksiologicheskaya kul'tura budushchego inzhenera kak osnova ego professional'noi kompetentnosti // *Problemy sovremennogo pedagogicheskogo obrazovaniya*. – 2025. – №. 87-4. – S. 92-95.

7. Voronenkova T. A. Pedagogicheskaya tekhnologiya formirovaniya kommunikativnoi kompetentnosti budushchikh inzhenerov v protsesse izucheniya inostrannogo yazyka // *Vektory psikhologo-pedagogicheskikh issledovaniy*. – 2025. – №. 3. – S. 72-82.

8. Dubrovskaya Yu. A. Formirovanie professional'nykh kompetentsii sredstvami freimovykh tekhnologii v protsesse prakticheskoi podgotovki budushchikh gornykh inzhenerov-spasatelei // *Yaroslavskii pedagogicheskii vestnik*. – 2025. – №. 3 (144). – S. 116-126.

9. Lebedeva N. A., Grishaeva Yu. M. Issledovatel'skaya kul'tura budushchego inzhenera // *Kazanskii pedagogicheskii zhurnal*. – 2024. – №. 3-4 (30). – S. 33-52.

10. Vasil'eva V. D. Sotsial'no-psikhologicheskie osnovy professional'noi deyatel'nosti: modul'noe strukturirovanie // *Mir nauki, kul'tury, obrazovaniya*. – 2024. – №. 2 (105). – S. 184-186.

11. Rinta-Kahila T., Penttinen E., Salovaara A., Soliman W., Ruissalo J. The Vicious Circles of Skill Erosion: A Case Study of Cognitive Automation // *Journal of the Association for Information Systems*. – 2023. – Vol. 24. – No. 5. – P. 1378–1412. – DOI: 10.17705/1jais.00829.

12. Macnamara B. N., Berber I., Çavuşoğlu M. C., Krupinski E. A., Nallapareddy N.,

Nelson N. E., Smith P. J., Wilson-Delfosse A. L., Ray S. Does using artificial intelligence assistance accelerate skill decay and hinder skill development without performers' awareness? // *Cognitive Research: Principles and Implications*. – 2024. – Vol. 9. – Article 46. – DOI: 10.1186/s41235-024-00572-8.

13. Passalacqua M., Pellerin R., Yahia E., Magnani F., Rosin F., Joblot L., Légère P.-M. Practice With Less AI Makes Perfect: Partially Automated AI During Training Leads to Better Worker Motivation, Engagement, and Skill Acquisition // *International Journal of Human–Computer Interaction*. – 2025. – Vol. 41. – No. 4. – P. 2268–2288. – DOI: 10.1080/10447318.2024.2319914.

14. Gualtieri L., Fraboni F., Brendel H., Pietrantoni L., Vidoni R., Dallasega P. Updating design guidelines for cognitive ergonomics in human-centred collaborative robotics applications: An expert survey // *Applied Ergonomics*. – 2024. – Vol. 117. – Article 104246. – DOI: 10.1016/j.apergo.2024.104246.

15. Hartikainen M., Spurava G., Väänänen K. Human-AI Collaboration in Smart Manufacturing: Key Concepts and Framework for Design // *HHAI 2024: Hybrid Human AI Systems for the Social Good*. – 2024. – DOI: 10.3233/FAIA240192.

16. Senoner J., Schallmoser S., Kratzwald B., Feuerriegel S., Netland T. Explainable AI improves task performance in human–AI collaboration // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14. – Article 31150. – DOI: 10.1038/s41598-024-82501-9.

17. Kücking F., Hübner U., Przysucha M., Hannemann N., Kutza J.-O., Moelleken M., Erfurt-Berge C., Dissemond J., Babitsch B., Busch D. Automation Bias in AI-Decision Support: Results from an Empirical Study // *Studies in Health Technology and Informatics*. – 2024. – Vol. 317. – P. 298–304. – DOI: 10.3233/SHTI240871.

Статья поступила в редакцию 27.01.2026; одобрена после рецензирования 10.03.2026; принята к публикации 15.07.2026.

The article was submitted 27.01.2026; approved after reviewing 10.03.2026; accepted for publication 15.07.2026.