DOI: 10.17323/2587-814X.2026.2.81.93

Проникновение искусственного интеллекта в жизненный цикл разработки программного обеспечения: эмпирический анализ рынка труда

Ольга Владимировна Стоянова
Email: ostoyanova@hse.ru

Иван Сергеевич Окусков
Email: iokuskov@hse.ru

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Санкт-Петербург, Россия

Аннотация

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в информационные технологии трансформирует требования к компетенциям специалистов, однако проникновение ИИ-компетенций на ранние этапы жизненного цикла программного обеспечения (Software Development Life Cycle, SDLC) – анализ требований и планирование – остаётся недостаточно изученным. Существующие работы опираются на статические модели компетенций без эмпирической валидации либо анализируют рынок труда на агрегированном уровне профессий, не дифференцируя спрос по функциональным кластерам SDLC. Цель исследования – эмпирическая проверка гипотезы о проникновении ИИ-компетенций в наборы навыков начальных стадий SDLC. Научная новизна состоит в методологическом переходе от статических моделей компетенций к процессно-ориентированному анализу: выполнено соотнесение ролей с этапами SDLC через взвешенную кластеризацию с нормативной привязкой к Software Engineering Body of Knowledge (SWEBOK v3.0), Business Analysis Body of Knowledge (BABOK v3.0) и ISO/IEC/IEEE 12207:2017. Эмпирической базой служат 182447 уникальных ИТ-вакансий портала hh.ru за март–декабрь 2025 г. по 19 ролям, релевантным SDLC. Перечень из 307 ИИ-компетенций сформирован через предварительный отбор большими языковыми моделями (LLM) с экспертной верификацией. Выделено восемь функциональных кластеров. Взвешенный спрос $S(s)$ распределяется следующим образом: аналитика – 16,0%, проектирование – 16,0%, разработка – 13,6%, управление – 12,2%, докумен-

тирование – 12,2%, тестирование – 12,0%, поддержка – 9,1%, дизайн – 8,9%. Взвешенное проникновение $P(s)$ варьируется от поддержки – 0,34% до дизайна – 1,70%. Гипотеза подтверждается: проникновение в кластере «Аналитика» – 0,69% соответствует среднерыночному уровню, а в кластере «Управление» – 0,76% превышает его, хотя по абсолютным значениям ранние этапы SDLC уступают кластерам Дизайна, Разработки и Проектирования. Результаты применимы для стратегий раннего предупреждения в компаниях, корректировки образовательных программ и обновления профессиональных стандартов в условиях распространения генеративного ИИ.

Ключевые слова: искусственный интеллект, жизненный цикл разработки программного обеспечения, компетенции, анализ вакансий, рынок труда, генеративный ИИ

Цитирование: Стоянова О. В., Окусков И. С. Проникновение искусственного интеллекта в жизненный цикл разработки программного обеспечения: эмпирический анализ рынка труда // Бизнес-информатика. 2026. Т. 20. № 2. С. 81–93. https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.2.81.93

Введение

Генеративный ИИ ускоряет жизненный цикл разработки ПО (Software Development Life Cycle, SDLC) [1, 2], при этом ключевым барьером внедрения остаётся дефицит ИИ-компетенций у сотрудников и руководителей [3].

Экспертное сообщество предпринимает попытки систематизировать требования к ИИ-компетенциям: ведётся доработка моделей O*NET, ESCO (European Skills, Competences, Qualifications and Occupations) и создание новых фреймворков [4–7]. Российский ИКТ-сектор в 2024 г. растёт опережающими темпами относительно экономики в целом [8], что обосновывает его выбор как объекта исследования.

Анализ литературы выявляет пробел: нормативные модели ИИ-компетенций [4, 6, 7] не верифицированы эмпирически на данных рынка труда, а исследования вакансий [9–11] оценивают спрос без дифференциации по этапам SDLC.

Поскольку наибольший потенциал ИИ связан с ранними этапами SDLC [7, 9], сформулирован следующий исследовательский вопрос: «Насколько ИИ-компетенции проникают в профессиональные роли, задействованные на ранних этапах SDLC, таких как анализ требований и планирование, или же они остаются преимущественно востребованными на более поздних стадиях SDLC?»

Целью исследования является эмпирическая проверка гипотезы о проникновении ИИ-компетенций в наборы навыков, востребованных на ранних этапах SDLC.

1. Теоретический базис исследования

Исследование опирается на компетентностный подход [12, 13], а также на теории ключевых компетенций [14] и динамических способностей [15], дополненные теорией человеческого капитала, обосновывающей накопление профессиональных навыков как инвестицию [16]. Компетенции рассматриваются как устойчивые характеристики, предсказывающие результативность, и формализуются комбинацией индуктивных и дедуктивных методов [17].

Для систематизации требований к профессиям применяются фреймворки e-CF (European e-Competence Framework) [4] и O*NET [5], а также модели SWEBOK (Software Engineering Body of Knowledge) и SWECOM (Software Engineering Competency Model), привязывающие компетенции к областям SDLC [18]. В условиях высокой изменчивости среды фиксируется переход от должностных к компетентностным моделям [19], а ролевые конфигурации в SDLC описываются таксономией skill-shape [20]. Устойчивость таких моделей вступает в противоречие со скоростью технологических

сдвигов: ИИ меняет профессиональные требования быстрее, чем фреймворки успевают их кодифицировать, что выдвигает задачу раннего выявления изменений в структуре компетенций.

Инструментом такого выявления служат «слабые сигналы» – ранние индикаторы будущих изменений [21]. Появление требований к ИИ-навыкам в вакансиях на аналитические и управленческие роли, традиционно не связанные с ИИ, интерпретируется как «слабый сигнал» трансформации структуры компетенций на ранних этапах SDLC.

Метод анализа вакансий опирается на устоявшуюся практику: содержание вакансий служит опережающим сигналом реального спроса на навыки и чувствительно к технологическим сдвигам [10, 11]. В частности, Организация экономического сотрудничества и развития (Organization for Economic Co-operation and Development, OECD) использует данные профессиональной онлайн-сети для оценки спроса на ИИ-навыки в разрезе профессий [9].

2. Методология исследования

Методология представляет собой процессно-ориентированный подход и реализована в четыре этапа. Поскольку использование только профессиональной роли даёт смещение из-за размытия ролей в вакансиях, ключевым методологическим решением стало введение дополнительного аналитического признака – функционального кластера, явно соотносящего роли с этапами SDLC.

Этап 1. Формирование первичной выборки вакансий. Источник данных – платформа hh.ru. Сбор данных выполнен через открытый API за март – декабрь 2025 г. Критерий включения – отнесение вакансии по каталогу hh.ru к одной из 19 ролей, релевантных SDLC. Принадлежность к ИТ-сегменту обеспечивается самим набором ролей. После предобработки и исключения ролей BI-аналитик и маркетолог-аналитик (обоснование – п. 3.1) итоговая выборка составила 182447 уникальных вакансий.

Этап 2. Выделение функциональных кластеров SDLC и построение взвешенной матрицы участия. Каждая из 19 ролей отнесена к восьми функциональным кластерам на основе экспертного анализа типовых обязанностей по каталогу hh.ru и типовым описаниям вакансий.

В отличие от бинарного подхода, при котором роль жёстко относится к единственному кластеру, в настоящем исследовании применяется взвешенная кластеризация: каждой роли присваивается вектор нормированных коэффициентов участия w_{rs} по всем восьми кластерам ($\sum_s w_{rs} = 1$). Это позволяет учесть кросс-этапный характер ролей (менеджер продукта, DevOps-инженер, системный аналитик).

Веса определяются по расширенной шестиуровневой шкале (0–5) на основе доминирующих обязанностей каждой роли: 5 – владелец процесса; 4 – регулярный вклад; 3 – вспомогательное участие; 2 – эпизодическое участие; 1 – минимальный контакт; 0 – роль не вовлечена. Шестиуровневая шкала позволяет отделять кластер-владельца процесса (5) от кластеров регулярного вторичного вклада (4) и различать эпизодическое участие от минимального формального контакта (2 против 1), что важно для корректной атрибуции кросс-функциональных ролей. Экспертная разметка опирается на профили вакансий hh.ru, каталог профессий hh.ru и нормативную привязку к SWEBOK v3.0, BABOK v3.0, ISO/IEC/IEEE 12207:2017 [22–24]. Устойчивость разметки проверена анализом чувствительности (п. 5).

В результате выделено восемь функциональных кластеров. Перечень и состав ролей приведены в *таблице 1*. Кластер «Дизайн» выделен как самостоятельный восьмой функциональный кластер, содержательно обособленный от инженерного «Проектирования»: его ИИ-компетенции связаны преимущественно с генеративными инструментами визуального контента (Midjourney, Stable Diffusion), качественно отличными от инструментов архитектурного проектирования ПО. Ненулевые веса дизайнеров в кластерах «Проектирование» и «Аналитика» (*таблица 2*) отражают участие в UX-прототипировании и обеспечивают включённость кластера в систему восьми функциональных кластеров. Взвешенная матрица w_{rs} и данные N_r, AI_r по всем 19 ролям приведены в *таблице 2* (процедура расчёта – Этапы 1 и 3 раздела 2).

Этап 3. Формирование подвыборки вакансий с ИИ-компетенциями. Поскольку в выборке зафиксировано более 31 тыс. уникальных наименований в поле ключевых навыков, что исключает ручную разметку, эталонный перечень ИИ-компетенций формировался в два шага: (1) LLM-предотбор кандидатов, релевантных области ИИ (машинное обучение, LLM, обработка естественного языка (NLP), компьютерное зрение, нейросети) и (2) экспертная верификация с удалением нерелевантных позиций. Итоговый перечень – 307 наименований. Вакан-

сия относится к подвыборке с ИИ при ⩾1 точном совпадении ключевого навыка с пунктом перечня. Вакансии с незаполненным полем ключевых навыков исключаются. Подвыборка с ИИ – 1255 вакансий (1,17% от 107330 с заполненным полем ключевых навыков, 0,69% от всей выборки 182447).

Этап 4. Анализ проникновения ИИ-компетенций в этапы SDLC. Выполняется количественная оценка по двум взвешенным показателям: $P(s)$ – проникновение ИИ внутри этапа и $S(s)$ – доля совокупного спроса на ИИ, приходящаяся на этап. Расчёт ведётся по вхождениям вакансий в кластеры с использованием матрицы w_{rs} (*таблица 2*). Формулы, обозначения и интерпретация приведены в п. 3.3.

3. Результаты исследования

3.1. Первичная выборка вакансий

Из первоначального перечня исключены две роли – BI-аналитик (аналитик данных) и маркетолог-аналитик: ни SWEBOK v3.0, ни BABOK v3.0, ни ISO/IEC/IEEE 12207:2017 не относят эти функции к процессам SDLC; включение этих ролей в кластер «Аналитика» завысило бы оценку P(Аналитика) за счёт высокой концентрации в них ML/Data Science-инструментов, не связанных с фазой анализа требований. Перечень 19 ролей и распределение вакансий по ним приведены в *таблице 2*; соответствие ролей функциональным кластерам – в п. 3.2.

Таблица 1.

Кластеризация профессиональных обязанностей и распределение вакансий по кластерам SDLC (одна вакансия может учитываться в нескольких кластерах)

Кластер	Роль	Обязанности и активности в SDLC	Число вакансий
Разработка	Программист, разработчик; DevOps-инженер; системный инженер; сетевой инженер	Написание, поддержка и оптимизация кода; Implementation/Coding.	37165
Управление	Руководитель проектов; менеджер продукта; руководитель группы разработки	Планирование, риски, бюджеты; сквозной охват от инициации до завершения (Project Management Body of Knowledge, PMBOK / BABOK).	35277
Аналитика	Аналитик; бизнес-аналитик; системный аналитик; продуктовый аналитик; руководитель отдела аналитики	Сбор требований и ТЗ, продуктовые метрики; ключевой вклад в Requirements Analysis.	39241
Проектирование	Программист, разработчик; системный инженер; специалист по ИБ; аналитик; бизнес-аналитик; системный аналитик	Архитектура и технические спецификации; трансляция требований в проектные решения (Software Design, SWEBOK).	69313
Дизайн	Дизайнер, художник; гейм-дизайнер	UX/UI и визуальный контент; генеративные ИИ-инструменты (Midjourney, Stable Diffusion).	16083
Поддержка и администрирование	Специалист технической поддержки; системный администратор; специалист по ИБ	Администрирование, безопасность, инфраструктура; Deployment, Operations, Maintenance.	40397
Тестирование	Тестировщик	Поиск дефектов, тестирование; соответствие требованиям до релиза.	11009
Документирование	Технический писатель	Проектная и пользовательская документация на всех этапах SDLC (Software Documentation, SWEBOK/ISO 12207).	3275

3.2. Функциональные кластеры (кластеризация профессиональных обязанностей)

Кластеризация профессиональных обязанностей и распределение вакансий по этапам жизненного цикла (SDLC) сформировали восемь ключевых функциональных областей, представленных в *таблице 1*. Она показывает первичную принадлежность роли к кластеру; полные взвешенные вклады всех ролей приведены в *таблице* 2. Роли с двойственной функциональной нагрузкой отнесены к кластеру по доминирующей функции; вторичная активность отражена в баллах *таблицы 2*.

Семь из восьми функциональных кластеров непосредственно соответствуют этапам и сквозным процессам канонической SDLC (SWEBOK v3.0 [22], ISO/IEC/IEEE 12207:2017 [24]). Восьмой кластер «Дизайн» рассматривается отдельно (п. 2, Этап 2). Распределение вакансий по кластерам (*таблица 1*) отражает вхождения «вакансия – кластер»: суммарное число вхождений (251760) превышает число уникальных вакансий (182447) за счёт мультиролевых вакансий. Уменьшение на 11840 относительно исходной структуры обусловлено исключением ролей BI-аналитик и маркетолог-аналитик.

Таблица 2.

Взвешенная матрица участия профессиональных ролей в кластерах SDLC и статистика по ролям (N_r – всего вакансий, AI_r – с ИИ-компетенциями)

Профессиональная роль	АН	ПР	РЗ	ТС	ПА	УП	ДК	ДЗ	N_r	AI_r	Заполн., %
Программист, разработчик	1	3	**5**	3	2	1	2	0	17711	235	69,6
DevOps-инженер	1	2	4	3	**5**	2	2	0	8959	111	60,9
Системный инженер	1	**4**	3	2	3	1	2	0	5313	6	59,0
Сетевой инженер	0	2	1	1	**5**	1	1	0	5182	2	54,6
Системный администратор	0	0	1	1	**5**	1	1	0	12542	12	55,7
Специалист по ИБ	2	3	2	3	**5**	1	2	0	12488	15	50,5
Руководитель проектов	2	1	1	1	1	**5**	2	0	13752	53	57,3
Менеджер продукта	3	3	1	1	1	**4**	2	0	14933	108	49,7
Руководитель группы разработки	2	4	4	2	1	**5**	1	0	6592	166	57,6
Аналитик	**5**	2	0	1	1	1	3	0	12454	42	58,5
Бизнес-аналитик	**5**	2	0	1	1	2	4	0	10478	47	54,5
Системный аналитик	**5**	5	1	2	1	1	4	0	10869	51	60,9
Продуктовый аналитик	**5**	2	0	2	1	2	2	0	3291	63	60,0
Руководитель отдела аналитики	**5**	1	0	1	1	4	2	0	2149	34	51,2
Дизайнер, художник	2	2	1	1	0	0	1	**5**	14360	256	66,4
Гейм-дизайнер	3	2	1	1	0	1	1	**5**	1723	15	58,4
Тестировщик	2	0	1	**5**	1	0	2	0	11009	24	64,3
Технический писатель	2	1	1	1	1	0	**5**	0	3275	5	48,9
Специалист технической поддержки	1	0	0	1	**5**	0	2	0	15367	10	60,2
Итого									**182447**	**1255**	**58,8**

Примечание. Сырые баллы по шестиуровневой шкале 0–5, см. п. 2; нормированный вес w_{rs} = балл/сумма баллов роли; обозначения кластеров: АН – Аналитика, ПР – Проектирование, РЗ – Разработка, ТС – Тестирование, ПА – Поддержка и администрирование, УП – Управление, ДК – Документирование, ДЗ – Дизайн; Заполн., % – доля вакансий с заполненным полем ключевых навыков.

3.3. Проникновение ИИ-компетенций в этапы SDLC

Топ-10 наиболее встречаемых компетенций приведён в *таблице 3*. Всего выявлено 307 уникальных ИИ-компетенций. Числа в столбце «Вакансий» представляют собой число вакансий, содержащих данную компетенцию в поле ключевых навыков. Одна вакансия может содержать несколько ИИ-компетенций из перечня, поэтому сумма по всем строкам превышает общее число вакансий с ИИ (1255).

Данные *таблицы 3* показывают доминирование обобщённых формулировок – «AI» (16 ролей) и «ML» (13 ролей), указывающее на межролевой характер спроса. Среди специфических компетенций лидируют большие языковые модели (Large Language Model, LLM), фреймворки глубокого обучения (PyTorch, TensorFlow), инструменты управления жизненным циклом ML-моделей (Machine Learning Operations, MLOps), например MLflow и генеративный ИИ для дизайна (Midjourney).

Роли ранжированы по числу вакансий с ИИ-компетенциями. Топ-10 ролей по доле ИИ приведён в *таблице 4*.

Проникновение ИИ в этап SDLC измеряется двумя взаимодополняющими показателями, рассчитываемыми по взвешенной схеме с использованием матрицы коэффициентов участия w_{rs} из *таблицы 2*.

Таблица 3.

Топ-10 ИИ-компетенций по числу вакансий, в которых встречается компетенция

№ п/п	ИИ-компетенция	Число вакансий	Число ролей
1	AI	218	16
2	ML	204	13
3	LLM	148	14
4	PyTorch	139	12
5	Midjourney	123	3
6	ChatGPT	108	14
7	TensorFlow	102	10
8	MLflow	101	9
9	Нейронные сети	99	12
10	OpenCV	86	3

Таблица 4.

Топ-10 профессиональных ролей по числу вакансий с ИИ-компетенциями

№ п/п	Профессиональная роль	Общее число вакансий	Число вакансий с ИИ	Доля вакансий с ИИ (%)
1	Дизайнер, художник	14360	256	1,8
2	Программист, разработчик	17711	235	1,3
3	Руководитель группы разработки	6592	166	2,5
4	DevOps-инженер	8959	111	1,2
5	Менеджер продукта	14933	108	0,7
6	Продуктовый аналитик	3291	63	1,9
7	Руководитель проектов	13752	53	0,4
8	Системный аналитик	10869	51	0,5
9	Бизнес-аналитик	10478	47	0,4
10	Аналитик	12454	42	0,3

Обозначим: r – профессиональная роль (1...19), s – функциональный кластер (1...8), N_r – всего вакансий для роли r, AI_r – число вакансий с ИИ-компетенциями для роли r, w_{rs} – нормированный вес участия роли r в кластере s, из *таблицы 2*.

Показатель 1 – взвешенное проникновение ИИ в этап s из *таблицы 5*. Для каждого функционального кластера s вычисляется взвешенная свёртка по всем ролям:

$$P(s) = \frac{\sum_r AI_r \cdot w_{rs}}{\sum_r N_r \cdot w_{rs}}.$$

Показатель 2 – взвешенное распределение спроса на ИИ-компетенции по этапам SDLC (*таблица 6*). Для каждого кластера s вычисляется:

$$S(s) = \frac{\sum_r AI_r \cdot w_{rs}}{\sum_{s'} \sum_r AI_r \cdot w_{rs'}}.$$

Таблица 5.

Взвешенное проникновение ИИ-компетенций по функциональным кластерам SDLC – Показатель 1

Функциональный кластер	Число взвешенных вакансий, ΣN_w	Число взвешенных вакансий с ИИ, ΣAI_w	$P(s)$ взвешенное, %	$P(s)$ базовое, %
Дизайн	6599	112,0	1,70	1,70
Разработка	17975	170,8	0,95	1,00
Проектирование	23587	201,0	0,85	0,57
Управление	20016	153,1	0,76	0,90
Аналитика	29182	201,1	0,69	0,60
Тестирование	23651	150,6	0,64	0,20
Документирование	28356	152,6	0,54	0,15
Поддержка и администрирование	33083	113,9	0,34	0,10

Примечание. Взвешенный расчёт – по *таблице 2*. Базовый P(s) – по полному составу кластера (*табл. 1*); базовый $S(s)$ в *таблице 6* – по уникальной первичной принадлежности роли к доминирующему кластеру. Расхождение базовых оценок демонстрирует чувствительность к правилу атрибуции, которая снимается взвешенной свёрткой.

Таблица 6.

Взвешенное распределение спроса на ИИ-компетенции по этапам SDLC – Показатель 2

Функциональный кластер	Число ролей с $w > 0$	ΣAI_w	$S(s)$ взвешенное, %	$S(s)$ базовое, %
Аналитика	17	201,1	16,0	18,9
Проектирование	16	201,0	16,0	0,0
Разработка	14	170,8	13,6	28,2
Документирование	19	152,6	12,2	0,4
Тестирование	19	150,6	12,0	1,9
Управление	15	153,1	12,2	26,1
Поддержка и администрирование	17	113,9	9,1	2,9
Дизайн	2	112,0	8,9	21,6

Примечание. Базовый расчёт без весов приведён для сравнения. Взвешенный расчёт по *таблице 2*. Базовый $P(s)$ и $S(s)$ рассчитаны по бинарной привязке роли к одному основному кластеру (*табл. 1*). Расхождения с взвешенным расчётом отражают вклад кросс-функциональных ролей. Базовый $S(s)$ для «Проектирования» равен 0,0%, так как все входящие в кластер роли имеют основную принадлежность к другим кластерам – именно этот случай демонстрирует необходимость взвешенного подхода.

Знаменатель равен $\sum_r AI_r$ (= 1255), поэтому $S(s)$ отражает долю совокупного взвешенного спроса на ИИ, приходящуюся на данный этап. Для сравнения уровней кластеров вводится ориентир – средний уровень проникновения по всей выборке $\overline{P}=\sum_r AI_r \Big/ \sum_r N_r = 1255 / 182447 = 0{,}69\%$. Результаты расчёта обоих показателей – в *таблицах 5* и *6*.

4. Дискуссия

4.1. Научная новизна и значение взвешенной кластеризации

Процессно-ориентированный подход преодолевает два ограничения предшествующих работ: опору на статические модели компетенций и агрегированный анализ вакансий без разбивки по этапам

SDLC. Взвешенная кластеризация (п. 3.2, *табл. 2*) присваивает каждой роли вектор нормированных весов по всем восьми кластерам, корректно учитывая кросс-этапный характер позиций и обеспечивая валидность свёртки $P(s)$ и $S(s)$. Двухэтапный отбор эталонного перечня ИИ-компетенций (LLM-предотбор + экспертная верификация) повышает воспроизводимость и контролируемость границы «ИИ / не-ИИ».

Интерпретация ролей через таксономию skill-shape [20] объясняет наблюдаемые в *таблицах 5* и *6* паттерны. Концентрированные профили *I*-shape (глубокая специализация без широты охвата) и *Г*-shape (глубокая специализация плюс одна смежная компетенция средней глубины) – например, техподдержка, тестировщик, технический писатель – дают высокое $P(s)$ в первичном кластере, не распределяя числитель метрики по смежным кластерам. Распределённые профили *T*-shape (одна глубокая специализация при широком межфункциональном охвате) и π-shape (две специализации при широком охвате) – например, системный аналитик, менеджер продукта, руководитель группы разработки – распределяют ИИ-вакансии по нескольким кластерам, что проявляется как снижение $P(s)$ и одновременный рост $S(s)$ за счёт вкладов из смежных кластеров. Отсюда характерный паттерн ранних этапов SDLC – умеренное $P(s)$ при высоком $S(s)$ – является прямым следствием преобладания T/π-shape профилей в «Аналитике» и «Управлении».

4.2. Результаты, сопоставление со смежными работами и проникновение по этапам SDLC

ИИ-компетенции фиксируются во всех 19 ролях (*табл. 4*), что задаёт основу для интерпретации по этапам SDLC.

Полученные результаты подтверждают концентрацию ИИ-спроса в технических профессиях (OECD [9], Van Haeften et al. [25]): P(Разработка) = 0,95%; P(Дизайн) = 1,70%. При этом фиксируется измеримое присутствие ИИ-компетенций на нетехнических этапах (P(Аналитика) = 0,69%; P(Управление) = 0,76% > $\overline{P}$), что согласуется с прогнозами WEF [3] и McKinsey [2]. $\overline{P}$ = 0,69% – средняя доля ИИ-вакансий по ИТ-сегменту выборки; превышение $\overline{P}$ в кластере означает структурный, а не остаточный спрос на ИИ-компетенции. Значение P(Управление) > $\overline{P}$ объясняется охватом кластером ранних фаз инициации и планирования SDLC (Initiating, Planning по PMBOK/BABOK [23, 26]), где формируется спрос на ИИ-компетенции для постановки задач. В отличие от фреймворка Annapureddy et al. [6] без SDLC-привязки, настоящее исследование встраивает ИИ-требования внутрь существующих ролей и этапов жизненного цикла. Сближение P(Аналитика) = 0,69% и P(Управление) = 0,76% – слабый сигнал конвергенции ИИ-требований в кросс-функциональных ролях.

По $S(s)$ лидируют Аналитика и Проектирование (по 16,0%, *табл. 6*). Перераспределение от базовых долей (Проектирование 0,0% → 16,0%, Дизайн 21,6% → 8,9%) подтверждает корректность весовой свёртки, обоснованной в п. 3.2.

4.3. Практические рекомендации

Образовательные программы. Наибольшее обоснование для оперативного пересмотра – у дизайн-программ: P(Дизайн) = 1,70% превышает $\overline{P}$ = 0,69% в 2,5 раза, а 1,8% вакансий дизайнеров уже требуют генеративные ИИ-инструменты (*табл. 3*). Включение их в учебный план дизайн-программ отвечает сложившемуся рыночному запросу.

Для программ бизнес-анализа и ИТ-менеджмента $P(s)$ соответствует уровню ориентира $\overline{P}$ или незначительно его превышает (Аналитика: 0,69% = $\overline{P}$; Управление: 0,76% > $\overline{P}$) при S(Аналитика) = 16,0%. Это стадия «слабого сигнала»: достаточно вариативного модуля по ИИ-ассистентам в работе с требованиями и планировании – без немедленной реструктуризации программы.

Профессиональные стандарты. P(Разработка) = = 0,95% превышает $\overline{P}$ на 38%; в вакансиях разработчиков с ИИ доминируют инструментальные компетенции (см. *таблицу 3*), что согласуется с систематическим обзором применения LLM в программной инженерии [27] и формирует основания для включения этих компетенций в рекомендуемый базовый уровень профстандарта разработчика. Для аналитиков и ИТ-менеджеров P ~ 0,7% поддерживают вариативный статус: включение уместно, но без перевода в обязательный уровень на данном этапе.

Формирование команд. На нетехнических этапах ($P(s)$ ≈ 0,7%) выделение отдельного ИИ-специалиста избыточно: распределённые T/π-shape профили охватывают смежные ИИ-компетенции

внутри роли, а концентрированные *I*/*Г*-shape профили требуют предметно-специализированных инструментов, а не универсального ИИ-профиля. ИИ-грамотность как метакомпетенция обосновывает подготовку *T*-shape специалистов вне зависимости от места в SDLC.

5. Ограничения исследования и направления дальнейших исследований

Исследование опирается на одну платформу hh.ru, ориентированную на формальную занятость крупных и средних компаний. Стартапы и специализированные ИТ-каналы рекрутмента (Habr Career, GeekJob) в выборку не включены, что может занижать P(s) в технических кластерах. Профессиональная роль вакансии определяется работодателем по каталогу hh.ru, что вносит шум в атрибуцию кросс-функциональных позиций. Одномоментный характер сбора (март–декабрь 2025 г.) исключает моделирование динамики и сезонности. Граница «ИИ-компетенция» зафиксирована перечнем из 307 наименований (LLM-предотбор + экспертная верификация) – формулировки вне перечня не учитываются.

Ключевое ограничение – смещение типа MNAR (Missing Not At Random – «отсутствует не случайно») по полю ключевых навыков (key_skills): заполненность 58,8% (107330 из 182447) и варьируется по ролям от 48,9% до 69,6% (*табл. 2*). При допущении однородной доли ИИ-компетенций в заполненных и незаполненных вакансиях верхние границы $P(s)$ рассчитаны как $P(s)$ / fill(s), где fill(s) – кластер-специфичная заполненность key_skills: Аналитика 1,17% (fill ≈ 59%), Управление 1,35% (fill ≈ 56%), Разработка 1,51% (fill ≈ 63%). Корректирующий множитель лежит в узком диапазоне 1,52–1,77× (разброс ~16%) – смещение квазиравномерно, иерархия кластеров устойчива к поправке, а $P(s)$ следует трактовать как нижние оценки.

Чувствительность весовой матрицы проверена тремя сценариями (экспертный 0–5, бинарный, плоский) и поячеечным возмущением баллов на ±1. Устойчивы: первенство «Дизайна» (1,70%), последнее место «Поддержки», вхождение «Разработки» в топ-3 и ключевой для гипотезы вывод о сопоставимом проникновении ИИ на «Аналитике» (0,63–0,71%) и «Управлении» (0,67–0,93%) на уровне ~0,7%; асимметрия интервалов обусловлена составом кластеров и долей кросс-функциональных ролей. Чувствительны: взаимное ранжирование «Аналитики» и «Управления» и количественные доли S(s) для «Управления» и «Проектирования» – они трактуются как методологически обусловленные оценки, а не инвариантные характеристики.

Направления дальнейших исследований включают расширение источников (Habr Career, GeekJob, международные рынки), анализ динамики и сезонности спроса, NLP-извлечение компетенций из текстов вакансий для преодоления MNAR-смещения, а также актуализацию эталонного перечня ИИ-компетенций и дифференциацию по уровню позиций (junior–lead).

Заключение

Настоящее исследование эмпирически подтверждает гипотезу о проникновении ИИ-компетенций в наборы навыков ранних этапов SDLC. Взвешенный анализ $P(s)$ и $S(s)$ по восьми функциональным кластерам зафиксировал средний уровень проникновения $\overline{P} = 0{,}69\%$ (в подвыборке с заполненным полем ключевых навыков – 1,17%) при выраженной кластерной неоднородности.

P(Аналитика) = 0,69% = $\overline{P}$ и P(Управление)= = 0,76% > $\overline{P}$: проникновение ИИ на ранних этапах SDLC достигает среднерыночного ориентира и превосходит его. Гипотеза подтверждается: ИИ-компетенции на аналитических и управленческих фазах SDLC проникают не ниже $\overline{P}$, хотя по абсолютным значениям уступают трём верхним кластерам: Дизайну (1,70%), Разработке (0,95%) и Проектированию (0,85%). Это свидетельствует о распространении ИИ-компетенций за пределы технических фаз SDLC.

Научный вклад исследования – методологический переход к процессно-ориентированному анализу через взвешенную кластеризацию ролей SDLC (матрица), двухэтапный отбор 307 ИИ-компетенций по 19 ролям и расчёт $P(s)$ / $S(s)$ по восьми кластерам. Подход обеспечивает воспроизводимый эмпирический базис для мониторинга трансформации компетентностного спроса в условиях распространения генеративного ИИ.

Практическая значимость – корректировка образовательных программ (бизнес-анализ, ИТ-менеджмент), обновление профстандартов, формирование *T*-shape специалистов с ИИ-грамотностью как метакомпетенцией, инструмент раннего предупреждения для компаний и регуляторов. ■

Литература

1. Топ-10 цифровых технологий в России и мире / А. С. Аксенова и [др.] // Институт статистических исследований и экономики знаний. Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики». 2024. [Электронный ресурс]: https://issek.hse.ru/news/1000447295.html (дата обращения 12.06.2026).

2. AI in the Workplace: A report for 2025 // McKinsey & Company. 2025. [Электронный ресурс]: https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work (дата обращения 12.06.2026).

3. The Future of Jobs: Report 2025 // World Economic Forum. 2025. [Электронный ресурс]: https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/ (дата обращения 12.06.2026).

4. European e-Competence Framework (e-CF) // European Skills, Competences, Qualifications and Occupations (ESCO). [Электронный ресурс]: https://esco.ec.europa.eu/en/about-esco/escopedia/escopedia/european-e-competence-framework-e-cf (дата обращения 12.06.2026).

5. The O*NET® Content Model / O*NET Resource Center. 2025. [Электронный ресурс]: https://www.onetcenter.org/content.html (дата обращения 12.06.2026).

6. Annapureddy R., Fornaroli A., Gatica-Perez D. Generative AI literacy: Twelve defining competencies // Digital Government: Research and Practice. 2025. Vol. 6. No. 1. P. 1–21. https://doi.org/10.1145/3685680

7. Базовая модель профессий и компетенций в сфере искусственного интеллекта (БМПК) / Ассоциация «Альянс в сфере искусственного интеллекта». 2024. [Электронный ресурс]: https://skills.a-ai.ru (дата обращения 12.06.2026).

8. Российский сектор ИКТ в I–III кварталах 2024 года / Г. И. Абдрахманова и [др.] // Институт статистических исследований и экономики знаний. Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики». 2025. [Электронный ресурс]: https://issek.hse.ru/news/1008748239.html (дата обращения 12.06.2026).

9. Demand for AI Skills in Jobs / OECD. 2021. [Электронный ресурс]: https://www.oecd.org/en/publications/demand-for-ai-skills-in-jobs_3ed32d94-en.html (дата обращения 12.06.2026).

10. Deming D., Kahn L. Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals // Journal of Labor Economics. 2018. Vol. 36. No. S1. P. S337–S369. https://doi.org/10.1086/694106

11. Hershbein B., Kahn L. B. Do recessions accelerate routine-biased technological change? Evidence from vacancy postings // American Economic Review. 2018. Vol. 108. No. 7. P. 1737–1772. https://doi.org/10.1257/aer.20161570

12. McClelland D. C. Testing for competence rather than for “Intelligence” // American Psychologist. 1973. Vol. 28. No. 1. P. 1–14. https://doi.org/10.1037/h0034092

13. Spencer L. M., Spencer S. M. Competence at work: Models for superior performance. New York: Wiley, 1993.

14. Prahalad C. K., Hamel G. The core competence of the corporation // Harvard Business Review. 1990. Vol. 68. No. 3. P. 79–91.

15. Teece D. J., Pisano G., Shuen A. Dynamic capabilities and strategic management // Strategic Management Journal. 1997. Vol. 18. No. 7. P. 509–533. https://doi.org/10.1002/smj.4250180703

16. Schultz T.W. Investment in human capital // American Economic Review. 1961. Vol. 51. No. 1. P. 1–17. https://doi.org/10.2307/1818907

17. Bouteiller D., Gilbert P. La diffusion de l’instrumentation de la gestion des compétences en Amérique du Nord depuis David C. McClelland // Relations industrielles / Industrial Relations. 2016. Vol. 71. No. 2. P. 224–246. https://doi.org/10.7202/1036608ar

18. Software engineering competency model (SWECOM), Version 1.0 / IEEE Computer Society. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2014.

19. Lawler E. E. From job-based to competency-based organizations // Journal of Organizational Behavior. 1994. Vol. 15. No. 1. P. 3–15. https://doi.org/10.1002/job.4030150103

20. Ninan J., Hertogh M., Liu Y. Educating engineers of the future: T-shaped professionals in infrastructure project management // Project Leadership and Society. 2022. Vol. 3. Art. 100071. https://doi.org/10.1016/j.plas.2022.100071

21. Ansoff H. I. Managing strategic surprise by response to weak signals // California Management Review. 1975. Vol. 18. No. 2. P. 21–33. https://doi.org/10.2307/41164635

22. Guide to the software engineering body of knowledge (SWEBOK), Version 3.0 // IEEE Computer Society. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2014.

23. A guide to the business analysis body of knowledge (BABOK Guide), Version 3.0 // International Institute of Business Analysis (IIBA). Toronto: IIBA, 2015.

24. ISO/IEC/IEEE 12207:2017. Systems and software engineering – Software life cycle processes // International Organization for Standardization. Geneva: ISO, 2017.

25. Bridging the AI skills gap in Europe: A detailed analysis of AI skills and roles / W. van Haeften [et al.] // Proceedings of the 37th Bled eConference, Bled, Slovenia, June 9–12, 2024. Maribor: University of Maribor Press, 2024. P. 385–402. https://doi.org/10.18690/um.fov.4.2024.22

26. A guide to the project management body of knowledge (PMBOK® Guide), 7th edition // Project Management Institute (PMI). Newtown Square, PA: PMI, 2021.

27. Large language models for software engineering: A systematic literature review / X. Hou [et al.] // ACM Transactions on Software Engineering and Methodology. 2024. Vol. 33. No. 8. P. 1–79. https://doi.org/10.1145/3695988

Об авторах

Ольга Владимировна Стоянова

доктор технических наук;

профессор, департамент бизнес-информатики и операционного менеджмента, Санкт-Петербургская школа экономики и менеджмента, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Россия, 194100, г. Санкт-Петербург, ул. Кантемировская, д. 3А;

Email: ostoyanova@hse.ru

ORCID: 0000-0002-7281-2708

Иван Сергеевич Окусков

аспирант, департамент бизнес-информатики и операционного менеджмента, Санкт-Петербургская школа экономики и менеджмента, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Россия, 194100, г. Санкт-Петербург, ул. Кантемировская, д. 3А;

Email: iokuskov@hse.ru

ORCID: 0009-0004-8701-847X

Penetration of artificial intelligence into the software development life cycle: An empirical labor market analysis

Olga Vladimirovna Stoyanova
Email: ostoyanova@hse.ru

Ivan Sergeevich Okuskov
Email: iokuskov@hse.ru

HSE University, St. Petersburg, Russia

Abstract

The integration of artificial intelligence (AI) into information technologies is reshaping competency requirements for IT specialists. However, AI competency penetration into the early phases of the Software Development Life Cycle (SDLC) – requirements analysis and planning – remains underexplored.

Existing studies either rely on static competency models lacking empirical validation or analyze the labor market at an aggregated occupational level without differentiation across SDLC functional clusters. The research objective is to empirically test the hypothesis of AI competency penetration into the skill sets associated with early SDLC phases. The scientific novelty lies in the methodological transition from static competency models to a process-oriented analysis. Roles are cross-referenced with SDLC phases through weighted clustering with normative alignment to SWEBOK v3.0, BABOK v3.0, and ISO/IEC/IEEE 12207:2017. The empirical basis comprises 182,447 unique IT job postings from the hh.ru platform for the period March–December 2025, covering 19 SDLC-relevant roles. A reference list of 307 AI competencies was compiled via LLM-based preliminary screening followed by expert verification. Eight functional clusters are identified. Weighted demand $S(s)$ is distributed as follows: analytics – 16.0%, architecture – 16.0%, development – 13.6%, management – 12.2%, documentation – 12.2%, testing – 12.0%, support – 9.1%, design – 8.9%. Weighted penetration $P(s)$ ranges from support (0.34%) to design (1.70%). The hypothesis is confirmed: penetration in the Analytics cluster (0.69%) corresponds to the market average, while in the Management cluster (0.76%) it exceeds it, though early SDLC phases lag behind the Design, Development, and Architecture clusters in absolute terms. The findings are applicable to corporate early-warning strategies, educational curriculum revision, and updating professional standards in the context of the proliferation of generative AI.

Keywords: artificial intelligence, software development life cycle, competencies, job posting analysis, labor market, generative AI

Citation: Stoyanova O. V., & Okuskov I. S. (2026). Penetration of artificial intelligence into the software development life cycle: An empirical labor market analysis. *Business Informatics*, *20*(2), 81–93. https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.2.81.93

References

1. Aksenova, A. S., Privorotskaya, S. G., & Serova, T. A. (2024, December 26). *Top 10 digital technologies in Russia and the world*. Institute for Statistical Studies and Economics of Knowledge, HSE University (in Russian). https://issek.hse.ru/news/1000447295.html

2. McKinsey & Company. (2025). *AI in the workplace: A report for 2025*. https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work

3. World Economic Forum. (2025). *The future of jobs: Report 2025*. https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/

4. European Commission. (n.d.). *European e-Competence Framework (e-CF)*. European Skills, Competences, Qualifications and Occupations (ESCO). https://esco.ec.europa.eu/en/about-esco/escopedia/escopedia/european-e-competence-framework-e-cf

5. National Center for ONET Development. (2025). *The ONET® content model*. O*NET Resource Center. https://www.onetcenter.org/content.html

6. Annapureddy, R., Fornaroli, A., & Gatica-Perez, D. (2025). Generative AI literacy: Twelve defining competencies. *Digital Government: Research and Practice*, *6*(1), 1–21. https://doi.org/10.1145/3685680

7. Alliance in the Field of Artificial Intelligence. (2024). *Basic model of professions and competences in the field of artificial intelligence (BMPK)* (in Russian). https://skills.a-ai.ru

8. Abdrakhmanova, G. I., Bogdanov, T. V., Demyanova, A. V., Zinina, T. S., Kovaleva, G. G., Latushkina, I. V., Lola, I. S., Rudnik, P. B., & Ryzhikova, Z. A. (2025, January 30). *Russian ICT sector in the I–III quarters of 2024*. Institute for Statistical Studies and Economics of Knowledge, HSE University (in Russian). https://issek.hse.ru/news/1008748239.html

9. Organization for Economic Co-operation and Development. (2021). *Demand for AI skills in jobs*. OECD Publishing. https://www.oecd.org/en/publications/demand-for-ai-skills-in-jobs_3ed32d94-en.html

10. Deming, D., & Kahn, L. (2018). Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals. *Journal of Labor Economics*, *36*(S1), S337–S369. https://doi.org/10.1086/694106

11. Hershbein, B., & Kahn, L. B. (2018). Do recessions accelerate routine-biased technological change? Evidence from vacancy postings. *American Economic Review*, *108*(7), 1737–1772. https://doi.org/10.1257/aer.20161570

12. McClelland, D. C. (1973). Testing for competence rather than for "Intelligence." *American Psychologist*, *28*(1), 1–14. https://doi.org/10.1037/h0034092

13. Spencer, L. M., & Spencer, S. M. (1993). *Competence at work: Models for superior performance*. New York: Wiley.

14. Prahalad, C. K., & Hamel, G. (1990). The core competence of the corporation. *Harvard Business Review*, *68*(3), 79–91.

15. Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, *18*(7), 509–533. https://doi.org/10.1002/smj.4250180703

16. Schultz, T. W. (1961). Investment in human capital. *American Economic Review*, *51*(1), 1–17. https://doi.org/10.2307/1818907

17. Bouteiller, D., & Gilbert, P. (2016). La diffusion de l'instrumentation de la gestion des compétences en Amérique du Nord depuis David C. McClelland [The dissemination of competency management tools in North America since David C. McClelland]. *Relations Industrielles / Industrial Relations*, *71*(2), 224–246 (in French). https://doi.org/10.7202/1036608ar

18. IEEE Computer Society. (2014). *Software engineering competency model (SWECOM)* (Version 1.0). IEEE Computer Society.

19. Lawler, E. E. (1994). From job-based to competency-based organizations. *Journal of Organizational Behavior*, *15*(1), 3–15. https://doi.org/10.1002/job.4030150103

20. Ninan, J., Hertogh, M., & Liu, Y. (2022). Educating engineers of the future: T-shaped professionals in infrastructure project management. *Project Leadership and Society*, *3*, 100071. https://doi.org/10.1016/j.plas.2022.100071

21. Ansoff, H. I. (1975). Managing strategic surprise by response to weak signals. *California Management Review*, *18*(2), 21–33. https://doi.org/10.2307/41164635

22. IEEE Computer Society. (2014). *Guide to the software engineering body of knowledge (SWEBOK)* (Version 3.0). IEEE Computer Society.

23. International Institute of Business Analysis. (2015). *A guide to the business analysis body of knowledge (BABOK guide)* (Version 3.0). International Institute of Business Analysis.

24. International Organization for Standardization. (2017). *Systems and software engineering – Software life cycle processes* (ISO/IEC/IEEE Standard No. 12207:2017).

25. Van Haeften, W., Zhang, R., Boesen-Mariani, S., Lub, X., Ravesteijn, P., & Aertsen, P. (2024). Bridging the AI skills gap in Europe: A detailed analysis of AI skills and roles. *Proceedings of the 37th Bled eConference* (pp. 385–402). University of Maribor Press. https://doi.org/10.18690/um.fov.4.2024.22

26. Project Management Institute. (2021). *A guide to the project management body of knowledge (PMBOK® guide)* (7th ed.). Project Management Institute.

27. Hou, X., Zhao, Y., Liu, Y., Yang, Z., Wang, K., Li, L., Luo, X., Lo, D., Grundy, J., & Wang, H. (2024). Large language models for software engineering: A systematic literature review. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, *33*(8), 1–79. https://doi.org/10.1145/3695988

About the authors

Olga Vladimirovna Stoyanova

Doctor of Sciences (Technology);

Professor, Department of Business Informatics and Operations Management, St. Petersburg School of Economics and Management, HSE University, 3A Kantemirovskaya St., St. Petersburg 194100, Russia;

Email: ostoyanova@hse.ru

ORCID: 0000-0002-7281-2708

Ivan Sergeevich Okuskov

PhD Student, Department of Business Informatics and Operations Management, St. Petersburg School of Economics and Management, HSE University, 3A Kantemirovskaya St., St. Petersburg 194100, Russia;

Email: iokuskov@hse.ru

ORCID: 0009-0004-8701-847X