

УДК 004.89

DOI:10.25729/ESI.2026.42.2.013

## Интеллектуальные модели профориентации: структурный анализ и формальная постановка

Иващенко Анастасия Олеговна

Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук, Россия, Санкт-Петербург, *aok@dscs.pro*

**Аннотация.** Статья посвящена систематизации современных методов интеллектуальной профориентации и формализации единой вычислительной модели рекомендаций, интегрирующей психометрические данные, цифровой след, академические показатели и текстовые описания профессий. Актуальность исследования определяется переходом от изолированных диагностических методик к комплексным системам карьерной поддержки, способным учитывать разнообразие данных о пользователе и динамику профессиональных траекторий. Цель работы заключается в повышении качества и интерпретируемости профориентационных рекомендаций путём анализа существующих подходов и разработки математически строгой модели, объединяющей три ключевые задачи: реконструкцию профессиональных интересов, мультимодальное сопоставление предпочтений пользователя и профессии и ранжирование возможных траекторий. В статье представлен обзор исследований 2020–2025 гг., демонстрирующий рост точности и устойчивости методов профориентации при использовании ансамблевых алгоритмов, мультимодальных архитектур глубокого обучения и диалоговых LLM-систем. Показано, что объединение психометрических профилей, цифровой активности и текстовых описаний профессий позволяет существенно повысить качество рекомендаций при реконструкции интересов и подборе карьерных направлений. Научная новизна работы состоит в предложении единой теоретико-вычислительной модели интеллектуальной профориентации, которая задаёт общий математический каркас для разнородных подходов и позволяет интерпретировать многие существующие решения, как частные случаи. Модель включает формальное описание пользовательских и профессиональных данных, функцию восстановления RIASEC-профиля, параметризованную схему мультимодального сопоставления и интегральную функцию оптимизации, совместно обучающую все компоненты. Представленная формализация создаёт основу для разработки интерпретируемых, воспроизводимых и масштабируемых профориентационных систем.

**Ключевые слова:** профориентация, карьерный выбор, искусственный интеллект, модель Голланда (RIASEC), мультимодальные данные, цифровой след, интеллектуальные системы, психометрия

**Цитирование:** Иващенко А.О. Интеллектуальные модели профориентации: структурный анализ и формальная постановка / А.О. Иващенко // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2026. – № 2(42). – С. 161-176. – DOI:10.25729/ESI.2026.42.2.013.

**Введение.** Современный рынок труда развивается при ускоренной цифровизации и трансформации профессиональных требований. В таких условиях от системы профориентации требуется не только разовая диагностика интересов, но и адаптивное сопровождение человека, учитывающее изменения его мотивации, компетенций и жизненных стратегий на разных этапах обучения и профессионального становления.

Как отмечает автор [1], в отличие от стран, где карьерное сопровождение интегрировано в национальные образовательные программы, отечественная профориентационная деятельность до недавнего времени имела фрагментарный характер и не опиралась на единую концептуальную модель. Однако, с 2023 года в России реализуется единая модель профориентационной деятельности («профминимум») и проект «Билет в будущее», а с 2024 года – Единая модель профориентации, охватывающая школьников 6-11-х классов и предусматривающая получение первой профессии к 2030 году. Эти инициативы формируют ранний профессиональный интерес и обеспечивают базовую информированность о возможных направлениях обучения, однако носят преимущественно диагностико-просветительский характер.

Отсутствие такого сопровождения непосредственно отражается на устойчивости профессиональных траекторий. По данным исследований, до 40 % молодых специалистов

меняют профессиональное направление в первые годы после завершения обучения [2]. Это подтверждает необходимость создания более комплексных инструментов профориентации, способных учитывать индивидуальные различия, связывать образовательные решения с потребностями рынка труда и обеспечивать непрерывную поддержку профессионального самоопределения.

Цель работы заключается в повышении качества и интерпретируемости профориентационных рекомендаций путём анализа существующих подходов и разработки математически строгой модели, объединяющей три ключевые задачи: реконструкцию профессиональных интересов, мультимодальное сопоставление предпочтений пользователя и профессии и ранжирование возможных траекторий.

Научная новизна заключается в формализации единой теоретико-вычислительной модели интеллектуальной профориентации, которая объединяет разнородные методы в общую математическую схему, задаёт их как частные случаи единого подхода и определяет согласованный набор вычислительных операций для восстановления интересов, мультимодального сопоставления и ранжирования профессиональных траекторий.

**1. Методология исследования.** Методология исследования сочетает систематический обзор современных подходов к интеллектуальной профориентации и последующую формализацию выявленных решений в виде единой вычислительной модели. Поисковая стратегия охватывала базы данных SpringerLink, IEEE Xplore, ACM Digital Library и РИНЦ за период 2020-2025 гг. В качестве ключевых запросов использовались комбинации терминов на русском и английском языках: профориентация, машинное обучение, career guidance, career recommendation, RIASEC, career decision, digital trace, social media profiling. Для расширения выборки применялся метод «снежного кома» по спискам литературы. Критерии включения: публикации, целью исследования которых являлось формирование профориентационных рекомендаций (подбор профессий/программ/траекторий), либо анализ возможности оценки психометрических характеристик и профессиональных интересов на основе цифрового следа.

Результаты систематизации использовались для выявления общих структурных элементов, ограничений и точек расхождения между существующими подходами. На основе этого анализа была разработана унифицированная формальная модель интеллектуальной профориентации.

**2. Психометрические модели профессиональных интересов.** Психометрические модели профессиональных интересов представляют собой формализованные схемы описания индивидуальных предпочтений, позволяющие представить личностные особенности в виде векторных признаков, пригодных для дальнейшего анализа методами машинного обучения и оптимального управления.

Классические психометрические методики (Е.А. Климова, Йоваши, методика «Якоря карьеры» Э. Шейна, карта интересов Голомштока, и др.) направлены на выявление устойчивых склонностей и ценностных ориентаций личности [3, 4]. Эти подходы позволяют выявить предрасположенности и ценности личности. Среди множества методик особое место занимает модель Дж. Голланда (RIASEC) [5, 6]. Эмпирические исследования подтверждают, что модель Дж. Голланда (RIASEC) обладает высокой предсказательной способностью при анализе профессиональных траекторий, удовлетворённости работой и образовательных исходов [7-9]. Структура модели описывает профессиональные интересы в виде шестимерного пространства типов личности – реалистичного (R), исследовательского (I), художественного (A), социального (S), предприимчивого (E) и конвенционального (C). Несоответствие между профилем личности и требованиями профессии – профессиональная

неконгруэнтность – может быть описано, как функция потерь, отражающая снижение удовлетворённости трудом и устойчивости карьеры [10-12].

Таким образом, психометрические модели, и прежде всего RIASEC, выступают базовым источником параметризации интересов в интеллектуальных профориентационных системах, обеспечивая формализованный вход для построения персонализированных рекомендаций.

**3. Роль социальных сетей в анализе психологических особенностей и профориентации.** Современные подходы к моделированию профессиональных интересов и карьерного выбора опираются на широкий спектр данных, отражающих личностные и поведенческие характеристики пользователей. Традиционно основу таких данных составляли самоотчёты и психометрические опросники, однако подобные методы трудоёмки и плохо масштабируются для больших выборок. В последние годы активно развиваются подходы, основанные на анализе цифрового следа, прежде всего данных социальных сетей, что открывает новые возможности для автоматического извлечения психологических признаков.

Существующие исследования показывают, что цифровой след позволяет предсказывать как общие личностные факторы, так и более узкие характеристики, например, такие, как уровень экстраверсии. В одном из наиболее масштабных ретроспективных исследований [13] показано, что цифровые предпочтения пользователей, выраженные через отметки «нравится» в социальных сетях, демонстрируют устойчивые корреляции с их личностными характеристиками по модели Big Five даже при анализе данных, накопленных за десятилетний период. В работе [14] продемонстрирована возможность прогнозирования 16 факторов опросника Кеттелла (16PF) на основе данных страниц пользователей социальной сети «ВКонтакте» с применением методов машинного обучения; наилучшие результаты показал алгоритм Random Forest (Accuracy до 0.87). В исследовании [15] реализована нейросетевая архитектура на основе LSTM для определения типов личности по системе Майерс-Бриггс (MBTI), обеспечившая точность 86,31%. В работах [16, 17] проведено сравнительное исследование алгоритмов бустинга при классификации 16PF и показана их высокая устойчивость и обобщающую способность. В работе [18] предложена интегрированная модель, совмещающая текстовые и поведенческие признаки для прогнозирования дихотомии экстраверсии-интроверсии по публикациям пользователей в социальных сетях; использование ансамблевых алгоритмов (XGBoost, LightGBM, Random Forest) позволило достичь  $F1\text{-macro}=0.82$ , что подтверждает эффективность подходов, объединяющих лингвистический и поведенческий анализ.

Подтверждения релевантности цифровых следов для оценки профессиональных интересов получены в работах [19, 20]. Так в [19] показано наличие устойчивых корреляций между профориентационными предпочтениями пользователей и тематиками сообществ, на которые они подписаны. Аналогично в [20] авторы предложили способ количественного сопоставления ведущих интересов личности в терминах RIASEC-профиля на основе анализа контента аккаунтов, показав возможность реконструкции доминирующих типов интересов по цифровым признакам. Дальнейшее развитие этого направления представлено в работах [21, 22], где технологии больших данных и анализ цифрового следа используются для выявления паттернов интересов профессиональных сообществ и последующей профориентации школьников на медицинскую и педагогическую деятельность.

Таким образом, источники на основе цифрового следа образуют масштабируемую альтернативу анкетированию для извлечения психологически и профессионально значимых признаков.

**4. Методы искусственного интеллекта для профориентационных рекомендаций.** Таблица 1 суммирует основные характеристики рассмотренных исследований в области

интеллектуальных систем профориентации за период 2020-2025 гг., включая тип исходных данных, используемые методы и ключевые результаты в терминах качества рекомендаций. В таблицу включены пять классов решений, которые далее анализируются в тексте: (1) модели, основанные на цифровом следе пользователей социальных сетей; (2) системы, использующие академические и кадровые данные; (3) эвристические и нечёткие методы; (4) мультимодальные и NLP-ориентированные архитектуры; (5) LLM-ориентированные подходы. Такая классификация отражает переход от работы с отдельными источниками данных к комплексным системам, интегрирующим разнородные модальности.

**Таблица 1.** Характеристики исследований в области интеллектуальных систем профориентации (2020-2025 гг.)

Автор, год, ссылка	Данные	Метод/Модель	Метрика	Ключевой вклад
Анализ цифрового следа				
Erbay et al., 2024 [23]	10 455 текстовых постов (4 профессии, 80/20 split)	LDA + LSTM/GRU (3 слоя, embedding 100)	GRU: Acc = 0.871, F1 = 0.870	Идентификация профессий по текстовым постам; показана связь тематических признаков и RIASEC-кодов
Kiselev et al., 2020 [24]	VK: 1252 профиля, подписки ( $\approx 136$ /польз.), исключены профили <10 подписок и равные интересы	СВ бинарные классификаторы по 10 сферам (5-fold CV)	AUC-ROC: 0.68 (медиа) – 0.85 (производство); среднее 0.70–0.80. Лучшее: образование/IT (0.83), производство (0.85)	Восстановление профилей интересов по подпискам VK для предсказания профессиональных сфер
Забокрицкая и др., 2022 [25]	VK: 47 672 абитуриента, 138 программ, демография, ценности	LR, вектор интересов (подписки, контент, связи)	Поведенческие KPI: конверсия 26.8 %, переходы 32 %	Веб-платформа Wizard для рекомендаций образовательных программ на основе анализа VK-профилей
Chekalev et al., 2024 [26]	VK: $n \approx 1200$ (результаты RIASEC + темы сообществ)	XGB, СВ, LR, DT многоклассов. Классификация	XGB: F1-macro = 0.252, F1-weighted = 0.307	Модель предсказания типов RIASEC по тематике сообществ VK; подтверждена применимость ML к поведенческим данным
Применение машинного обучения к кадровым и образовательным данным				
Panthee et al., 2023 [27]	Big Five (Kaggle, 1 015 342 ответов) + VAK (GDS)	RF/DT (Big Five), SVM/XGB/DT/RF (VAK)	RF: Acc = 0.9114; SVM: Acc = 0.905	Веб-система рекомендаций на основе Big Five и типа восприятия информации VAK для профориентации студентов
Kamal et al., 2021 [28]	309 респондентов (RIASEC + Multiple Intelligences) (80/20 split, SMOTE)	RF, XGB (Grid Search, Stratified K-Fold)	RF: Acc = 0.986, F1 = 0.98; SVM: Acc = 0.963	Сочетание RIASEC и теории множественного интеллекта в веб-системе для выбора карьеры
Reddy et al., 2022 [29]	Kaggle: 20 000 записей (оценки, интересы, личностные факторы), 75/25 split	DT, RF, Voting Classifier	RF: Acc = 0.92, Prec = 0.94, Sens = 0.86; Voting = 0.89	Ансамблевое обучение для профориентации в IT; интеграция E-learning и оценок компетенций
Padma et al., 2025 [30]	Реальные и синтетические данные (500)	DT, NB, RF, SVM	RF: Acc = 0.911; DT: Acc = 0.783	Интеллектуальная система профориентации на основе

	записей): академические данные, навыки			машинного обучения для Big Five и VAK
Yang & Chang, 2023 [31]	≈4000 студентов (демография, GPA, соцмедиа-индекс (n=1424 статей))	DT, ANN, SVM, LR, k-NN, NB	Acc = 0.9785 (ANN на подвыборках), Карра: 0.96; незначительное улучшение от соцмедиа	Прогнозирование карьерных решений с интеграцией академических и соцмедиа-данных
Song et al., 2022 [33]	N=81 267 (PGI-Mini + O*NET)	Ансамбль (NN, kNN, Elastic Net, RF)	Hit Rate (Top-1): 0.34 (↑ с 0.28), Profile Corr: 0.44 (↑ с 0.23)	Интеграция ML в O*NET; улучшение предсказания RIASEC-профилей по сравнению с классическим сопоставлением
Gülten & Baraçlı, 2024 [32]	HR-данные (4890 сотрудников, 29 признаков) (75/25 split)	kNN, RF, GB, SVM	GB: Acc = 0.902, F1 = 0.903; RF: Acc = 0.853, F1 = 0.851	Прогностическая модель для HR-карьерного планирования в госорганизациях
Эвристические и нечёткие методы				
Сергушичева & Давыдова, 2020 [34]	Оценки по предметам + профессиограммы (компетенции, дисциплины)	Генетический алгоритм (кроссовер, мутация, селекция), fitness-функция	Fitness (E→1), суммарный F (макс. 500); топ-5 профессий с % успеха	Автоматизация подбора профессий по школьным оценкам с эволюционным отбором
Тарасова & Комарова, 2024 [35]	Школьные профили (опросы, оценки, тесты), 29 групп профессий (Атлас 3.0), векторы из 11 компетенций	Матричная модель корреляций + генетический алгоритм (fitness-оптимизация)	Эвристический fitness (без ML-метрик)	Самоадаптирующаяся система для подбора профессий с учетом компетенций и обратной связи
Cheng Y., 2025 [36]	Реальные и синтетические данные: анкеты студентов, профили LinkedIn, успеваемость, социальные данные; мультимодальные источники (текст, изображения, аудио)	Гибридная архитектура: Fuzzy Logic + Deep Learning (CNN, LSTM, Transformer) + Reinforcement Learning	Acc = 0.88; Recall = 0.82; F1 = 0.85; RMSE = 0.22	Разработана микросервисная платформа профориентации с нечеткой обработкой интересов и адаптивным онлайн-обучением; доказано повышение точности и персонализации рекомендаций
Мультимодальные и NLP модели				
José-García et al., 2023 (C3-IoC) [37]	IT-вакансии: 22 359 (195 skills) + O*NET (381 ролей, 142 навыков)	Word2Vec + Sim + RCA + Louvain + регрессия	SRP@10 = 0.40–1.00, Acc = 0.80–1.00	Система C3-IoC: визуализация навыков и карьер в IT на основе сетевого анализа
Li et al., 2025 [38]	10 выпускников: резюме, фото, поведенческие данные	Мультимодальны й DL (NLP: TF-IDF/Word2Vec; CNN: VGG/ResNet; LSTM)	Acc = 0.90–0.95, F1 = 0.90–0.95 (+ 0.15 при мультимодальност и)	Мультимодальная модель для рекомендаций с интеграцией текста, изображений и поведения

Kumbhar et al., 2023 [39]	Корпус Q&A по профориентации (ручная разметка)	Гибрид RNN/LSTM + NLP	Acc = 0.9933, F1 = 0.9844	Чат-бот для адаптированного под пользователя карьерного консультирования
LLM-ориентированные подходы в профориентации				
Wang Q. et al. (2025) [40]	Реальные данные Walmart: 10k пользователей, 932 тыс. записей о смене работы; граф People.AI (83 млн связей)	LLM-powered агентная архитектура (AdaptJobRec) с механизмом определения сложности и планировщиком задач	Hit@10=0.3176; NDCG@10=0.081; MAP@10=0.037; Latency↓53%	Агентная LLM-система для карьерных рекомендаций; примененная к промышленным данным Walmart
Ramesh V. et al. (2025) [41]	Собственные данные ≈150 пользователей: анкеты (образование, навыки, цели), результаты тестов, диалоги с чат-ботом GPT-4o, рейтинги полезности рекомендаций, интеграция с API курсов (Coursera, Udemu, NPTEL)	GPT-4o (1.8 трлн параметров, multimodal AI) + Predictive Analytics + Feedback Loop	Acc = 0.941, Response Time = 0.320 с, User Feedback (качеств.)	Создана мультимодальная AI-платформа профориентации, объединяющая LLM-анализ, адаптивные тесты и API интеграции с образовательными платформами
Kulugh et al. (2025) [42]	Профили пользователей (soft skills, hard skills, интересы), 3 тестовых синтетических сценария; UAT-оценки; API-лог запросов	Интеграция RIASEC + SCT; генеративная модель Llama API; rule-based логика; Waterfall-архитектура; Supabase backend	Успешное прохождение unit tests; API latency (8464 ms)	Разработка архитектуры AI-платформы профориентации на основе RIASEC+SCT; интеграция Llama API в процесс рекомендаций; инженерная валидизация
Shahzada et al. (2025) [43]	50 пользователей (студенты, выпускники, специалисты); ввод навыков, психометрии, целей; skill-gap профили	LLaMA-3.1-8B-Instant; генеративная архитектура; комплексная система рекомендаций + XAI + fairness	Relevance = 0.923; SUS = 0.915; Actionability = 0.874; Accuracy рекомендаций = 0.87	LLM-ориентированная карьерная система с интеграцией психометрии, рынка труда, XAI и skill-gap анализа; высокая релевантность и практическая применимость
Arya et al., 2025 [44]	Ответы RIASEC; OCR-оценки из табеля; тестовые профили	RIASEC-анализ + CNN-OCR + LLM (prompt engineering)	Tesseract 0.47; EasyOCR 0.55; Doctr 0.57	Интегрированная система на основе RIASEC, OCR и LLM для персонализированных карьерных рекомендаций

Расшифровка сокращений: Acc – Accuracy; F1 – F1-score; RF – Random Forest; SVM – Support Vector Machine; DT – Decision Tree; LSTM – Long Short-Term Memory; GRU – Gated Recurrent Unit; DL – Deep Learning; NN – Neural Network; LR – Logistic Regression; k-NN – k-Nearest Neighbors; NB – Naïve Bayes; XGB – XGBoost; Prec – Precision; Sens – Sensitivity; SRP@k – Success Rate Percentage at k; Corr – Correlation.

*Подходы, основанные на цифровом следе.* Методы анализа цифрового поведения и подписок в социальных сетях позволяют реконструировать профессиональные интересы и профили пользователей. Работы в этом направлении показывают, что ML-модели (CatBoost, XGBoost, тематическое моделирование, RNN) способны выделять профессиональные сообщества, предсказывать тип личности и формировать первичные карьерные рекомендации [23-26]. Точность таких систем варьируется в зависимости от платформы и набора признаков, достигая высоких значений для сфер образования, медицины и IT.

*Применение машинного обучения к кадровым и образовательным данным.* Помимо цифрового следа, значительное развитие получили подходы, использующие академические и кадровые данные обучающихся и сотрудников. Большинство исследований демонстрируют, что классические ML-модели – Random Forest, Gradient Boosting, SVM, нейронные сети – стабильно превосходят традиционные методы сопоставления профилей при прогнозировании профессиональных интересов и карьерных решений.

Работы на крупных выборках демонстрируют достижение высокой точности классификации образовательных траекторий, а также успешное интегрирование личностных характеристик, успеваемости и демографических данных в единые прогнозные модели [27-31]. Анализ корпоративных HR-данных подтверждает аналогичную тенденцию: ансамблевые модели обеспечивают точность 0.94–0.98 при прогнозировании должностных категорий [32]. Отдельный класс решений связан с использованием профилей компетенций O\*NET. Так, в работе [33] авторы показали, что внедрение методов машинного обучения в традиционную систему профилей O\*NET позволяет повысить качество сопоставления должностей и профессиональных интересов: показатель Hit Rate (Top-1) увеличился до 0.34, а корреляция профилей – до 0.44.

Совокупность этих исследований демонстрирует, что ансамблевые алгоритмы машинного обучения устойчиво повышают точность анализа академических и HR-данных, формируя основу для персонализированных систем профориентации и автоматизированного планирования карьерных траекторий.

*Эвристические и нечёткие методы.* Помимо статистических и нейросетевых моделей, в ряде работ рассматриваются эвристические подходы к формированию карьерных рекомендаций. Эволюционные алгоритмы используются для поиска оптимальных вариантов профессий с учётом предпочтений и компетентностных требований: генетические схемы позволяют формировать ограниченный набор (Top-5) релевантных направлений и адаптировать критерии отбора под обратную связь пользователя [34, 35].

Другим направлением являются гибридные архитектуры, объединяющие нечёткую логику и методы глубокого обучения. Такие системы позволяют работать с субъективными описаниями интересов, учитывать неопределённость пользовательских ответов и интегрировать разнородные признаки [36].

*Мультимодальные и NLP-ориентированные решения.* Современные системы профориентации всё чаще объединяют разнородные источники данных – тексты вакансий и резюме, онтологии навыков, визуальные материалы и поведенческие сигналы. Исследования показывают, что комбинирование этих источников позволяет существенно повысить точность рекомендаций.

Показано, что применение NLP-моделей и методов сетевого анализа к текстовым данным позволило выявить структуру профессиональных ролей и визуализировать взаимосвязи навыков [37].

Мультимодальные архитектуры, объединяющие NLP, CNN и LSTM, учитывают профессиональные, визуальные и поведенческие аспекты профиля пользователя, обеспечивая прирост точности по сравнению с однотипными моделями и совпадение рекомендаций с реальными интересами на уровне 90–95% [38]. Отдельный класс решений связан с диалоговыми системами, использующими классические нейросетевые NLP-подходы. Такие чат-боты опираются на RNN/LSTM и векторные представления текста, обеспечивая интерактивный подбор профессий, но оставаясь ограниченными фиксированным набором сценариев и отсутствием контекстной адаптации [39].

*LLM-ориентированные подходы в профориентации.* Использование больших языковых моделей стало новым этапом развития интеллектуальных профориентационных систем. Современные решения включают агентные и диалоговые архитектуры, способные интерпретировать запросы пользователей и формировать персонализированные рекомендации. Примером является LLM-центричная система [40], использующая механизмы анализа сложности запросов, релевантную память и планирование подзадач для повышения качества ранжирования вакансий.

Генеративные модели активно интегрируются с психометрическими и образовательными данными: работы [41, 42] демонстрируют применение GPT- и LLaMA-моделей для интерпретации RIASEC-профилей и построения карьерных траекторий. Более комплексный подход реализован в системе CAREERLLAMA [43] объединяющей психометрию, анализ навыков и подбор обучающих маршрутов. В исследовании [44] LLM дополнены OCR-моделями, что позволяет обрабатывать академические данные и формировать рекомендации в диалоговом режиме.

В совокупности эти разработки показывают, что LLM обеспечивают гибкую интеграцию психометрических, текстовых и образовательных признаков, повышая адаптивность и персонализацию профориентационных рекомендаций.

**5. Формальная постановка задачи интеллектуальной профориентации.** Согласно проведённому обзору, интеллектуальная система профориентации может опираться на разнородные данные о пользователях, включая психометрические показатели, цифровой след, академические и кадровые характеристики, а также текстовые описания. Чтобы представить эти данные в едином формате и обеспечить возможность вычислительной обработки, введём общую формальную модель.

Пусть задано множество пользователей  $U = \{U_1, \dots, U_N\}$ . Для пользователя  $U_i$  определим:  $R_i \in \mathbf{R}^6$ ; – вектор профессиональных интересов RIASEC (может быть неизвестен для части пользователей),  $X_i = (D_i, E_i, T_i)$  – дополнительные данные о пользователе, где  $D_i \in \mathbf{R}^{d_s}$  – признаки цифрового следа,  $E_i \in \mathbf{R}^{d_e}$  – академические и HR-признаки,  $T_i$  – текстовая информация (описания, резюме, диалог с ботом и т.п.).

Поскольку доступность этих модальностей может различаться, все дополнительные данные приводятся к единому мультимодальному эмбедингу пользователя:  $Z_i = \psi(X_i) \in Z = \mathbf{R}^{d_z}$ , где  $\psi$  – обучаемое или фиксированное отображение, обрабатывающее доступные признаки и формирующее эмбединг профиля пользователя. Таким образом, итоговое описание пользователя задаётся парой  $U_i = (R_i, Z_i)$ .

*Задача 1. Восстановление вектора профессиональных интересов.* Поскольку психометрический профиль  $R_i$  известен не всегда, требуется оценить его по мультимодальному представлению  $Z_i$ . Построим отображение:  $f_\theta: Z \rightarrow \mathbb{R}^6$ , где  $Z$  – пространство мультимодальных представлений пользователей, а  $\theta$  – параметры модели восстановления.

Оценка параметров  $\theta$  осуществляется по пользователям с известными профилями RIASEC:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} \sum_{i \in L_R} L_R(R_i, f_\theta(Z_i)),$$

где  $L_R$  – множество пользователей с доступным RIASEC-профилем,  $L_R$  – функция ошибки (например, RMSE). После оценки параметров получаем обученную модель  $\hat{f} = f_{\theta^*}$ .

Тогда восстановленный профиль будет иметь вид:  $R_i = \hat{f}(Z_i)$ , а итоговый вектор интересов определяться как:  $R_i^* = \begin{cases} R_i, & i \in L_R \\ \hat{f}(Z_i), & i \notin L_R \end{cases}$ .

*Задача 2. Мультимодальное соответствие «пользователь – профессия».* Обозначим множество профессий (или должностей, либо образовательных направлений), как  $P = \{P_1, \dots, P_K\}$ . Для каждой профессии  $P_j \in P$  зададим двухкомпонентный векторный профиль:  $P_j^R \in \mathbb{R}^6$  – вектор профессиональных интересов RIASEC, который соответствует данной профессии,  $P_j^Z \in Z$  – вектор-эмбединг текстового описания профессии. Предполагается, что в практической реализации эмбединги профессий приводятся к той же размерности, что и мультимодальные представления пользователя.

Определим частные функции сходства:

– Психометрическое соответствие  $S_R(U_i, P_j) = \cos(R_i^*, P_j^R) = \frac{\langle R_i^*, P_j^R \rangle}{\|R_i^*\| \cdot \|P_j^R\|}$ .

– Семантическое соответствие:  $S_Z(U_i, P_j) = h(Z_i, P_j^Z)$ , где  $h: Z^2 \rightarrow \mathbb{R}$  – функция сходства (например, скалярное произведение, косинусное расстояние).

Введём параметризованную функцию соответствия между предпочтениями пользователя и профессией:  $S_\varphi(U_i, P_j) = g_\varphi(S_R(U_i, P_j), S_Z(U_i, P_j))$ , где  $g_\varphi: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  – обучаемая функция, параметры которой оптимизируются по разметке релевантности.

*Интегральная оптимизационная модель.* Чтобы обучить функции  $f_\theta$  и  $S_\varphi$ , введём разметку релевантности профессий предпочтениям пользователя. Пусть  $\Omega \subseteq \{1, \dots, N\} \times \{1, \dots, K\}$  – множество пар  $(i, j)$ , для которых известна метка релевантности:  $y_{ij}$  (бинарная, ранговая или вероятностная). Обозначим два семейства параметров:

$\theta$  – параметры функции восстановления психометрического профиля  $f_\theta$ ;

$\varphi$  – параметры мультимодальной функции соответствия  $S_\varphi$ .

Определим интегральную функцию потерь:

$$L(\theta, \varphi) = \underbrace{\sum_{i \in L_R} L_R(R_i, f_\theta(Z_i))}_{\text{ошибка восстановления RIASEC}} + \lambda \underbrace{\sum_{(i,j) \in \Omega} L_S(S_\varphi(U_i, P_j), y_{ij})}_{\text{ошибка сопоставления профессии}}$$

где  $\lambda$  – гиперпараметр, задающий относительную важность задачи восстановления профиля по сравнению с задачей обучения рекомендаций.

Итоговая оптимизационная задача формулируется как:  $(\theta^*, \varphi^*) = \arg \min_{\theta, \varphi} L(\theta, \varphi; \lambda)$ .

*Задача 3: Ранжирование и выбор рекомендуемой траектории.* После обучения итоговая функция соответствия  $S_{\varphi^*}(U_i, P_j)$  используется для построения индивидуальных рекомендаций пользователю  $U_i$ . Пусть  $\text{score}_i(j) = S_{\varphi^*}(U_i, P_j)$  – функция оценок профессий. Определим перестановку индексов профессий  $\pi_i = \text{argsort}_{j \in \{1, \dots, K\}} \text{score}_i(j)$ . Тогда индивидуальный ранжированный список профессий для пользователя  $U_i$  будет иметь вид:  $\Pi_i = (P_{\pi_i(1)}, P_{\pi_i(2)}, \dots, P_{\pi_i(K)})$ .

**Обсуждение.** Предложенная формальная постановка рассматривает интеллектуальную профориентацию как единую вычислительную задачу, объединяющую три ключевых этапа: реконструкцию психометрического профиля, мультимодальное сопоставление пользователя и профессии и последующее ранжирование возможных траекторий. Такая структура позволяет описать разнородные подходы, представленные в современной литературе, в рамках единой модели и сравнивать их по общим принципам.

В такой формализации модели, ориентированные на извлечение психометрических характеристик из цифрового следа [23–26] интерпретируются, как частные случаи задачи восстановления  $R_i^*$ . Системы, в которых сначала оцениваются профессиональные интересы, а затем формируются рекомендации [27–33], соответствуют последовательному решению задач реконструкции и сопоставления. Мультимодальные архитектуры, использующие текстовые, визуальные и поведенческие признаки [37–39], интегрируются в общую модель через уточнение функции семантического соответствия и расширение набора входных модальностей. В свою очередь, исследования, использующие LLM-архитектуры [40–44], расширяют класс функций сопоставления и позволяют обучать модель на более гибких и неструктурированных данных. Таким образом, используемые в современных исследованиях методы могут быть объединены в единую вычислительную схему. Формализация также совместима с основными метриками, применяемыми в исследованиях.

Перспективным направлением развития является переход от статической постановки к динамической, в которой интересы пользователя, компетенции и карьерные решения рассматриваются, как временные ряды. Такая модель позволила бы учитывать траектории обучения, изменения мотивации и переходы между профессиональными ролями. Однако реализация подобного подхода требует расширенных лонгитюдных данных, что пока ограничивает распространение динамических моделей.

**Заключение.** Проведённый обзор демонстрирует переход от отдельных психометрических методик к интеллектуальным профориентационным системам, интегрирующим психометрические, цифровые, академические и кадровые данные. Показано, что использование формализованных векторных представлений профессиональных интересов в сочетании с методами машинного обучения улучшает релевантность рекомендаций. Современные решения, основанные на ансамблевых, мультимодальных и диалоговых архитектурах, обеспечивают существенный прирост качества и подтверждают значимость объединения текстовых, визуальных и поведенческих признаков.

Научная новизна и оригинальность данного исследования состоят в предложении единой вычислительной модели интеллектуальной профориентации, которая объединяет три ключевые задачи – восстановление профессиональных интересов, мультимодальное

сопоставление и ранжирование – в единую оптимизационную схему. Такой подход позволяет интерпретировать существующие методы, как частные случаи общей модели и обеспечивает обобщённый математический аппарат для анализа и сравнения современных систем профориентации.

Значимость исследования заключается в формировании единой теоретико-вычислительной основы, которая позволяет сравнивать разнородные методы, выявлять их ограничения и строить более интерпретируемые, воспроизводимые и масштабируемые профориентационные системы.

**Благодарности.** Работа выполнена в рамках проекта по государственному заданию СПб ФИЦ РАН № FFZF-2025-0006.

#### Список источников

1. Ивакина М.В. Сравнительный анализ систем профориентационной работы в России и за рубежом / М.В. Ивакина // Педагогическое образование в России, 2022. – № 3. – С. 85–94.
2. Горбунова Н.В. От выбора профессии к профессиональной карьере и успеху в жизни / Н.В. Горбунова // Гуманитарные науки, 2016. – № 2 (34). – С. 28–33.
3. Пряжникова Е.Ю. Профориентация: учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений / Е.Ю. Пряжникова, Н.С. Пряжников. – М.: Академия, 2006. – 496 с.
4. Бендюков М.А. Ступени карьеры: азбука профориентации / М.А. Бендюков, И.Л. Соломин. – СПб.: Речь, 2006. – 240 с.
5. Holland J.L. Making Vocational Choices: A Theory of Vocational Personalities and Work Environments. Englewood Cliffs (NJ), Prentice-Hall, 1985.
6. Воробьев А.Н. Опросник профессиональных предпочтений: руководство / А.Н. Воробьев, И.Г. Сенин, В.И. Чирков. – 3-е изд. – М.: Когито-Центр, 2001. – 20 с.
7. Batista J.S., Gondim S.M.G. Personality and Person–Work Environment Fit: A Study Based on the RIASEC Model, International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, vol. 20, no. 1, p. 719, DOI: 10.3390/ijerph20010719.
8. Chu C., Hoff K.A., Liu Z., et al. Interest Fit Beyond the RIASEC: The Comprehensive Assessment of Basic Interests – O\*NET (CABIN-NET). Journal of Career Assessment, 2025, article 10690727251322520, DOI: 10.1177/10690727251322520.
9. Roemer L., Lewis P., Rounds J. The German O\*NET Interest Profiler Short Form. Psychological Test Adaptation and Development, 2023, vol. 4, no. 1, pp. 156–167, DOI: 10.1027/2698-1866/a000048.
10. Englert B. The Incongruity of Misfit: A Systematic Literature Review and Future Research Agenda. Human Relations, 2024, vol. 77, no. 9, pp. 1306–1332, DOI: 10.1177/00187267231187751.
11. Sun Y. What Is This Thing Called Misfit? A Systematic Review into How Employee Misfit Has Been Defined and Researched. Management Review Quarterly, 2024, pp. 1–64, DOI: 10.1007/s11301-024-00461-w.
12. Ertl B., Hartmann F.G., Wunderlich A. Impact of Interest Congruence on Study Outcomes, Frontiers in Psychology, 2022, vol. 13, article 816620, DOI: 10.3389/fpsyg.2022.816620.
13. Marengo D., Settanni M. Examining the Postdictive Validity of Self-Report Big Five Personality Traits with Objective Recordings of Online Behaviors: A Ten-Year Retrospective Study Using Facebook Page Likes. Heliyon, 2024, vol. 10, no. 12, DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e32746.
14. Oliseenko V.D., Abramov M.V. Predicting the Results of the 16-Factor R. Cattell Test Based on the Analysis of Text Posts of Social Network Users, Scientific and Technical Journal of Information Technologies. Mechanics and Optics, 2023, vol. 148, no. 2, pp. 279–288, DOI: 10.17586/2226-1494-2023-23-2-279-288.
15. Самойлова Л. Прогнозирование личностных характеристик MBTI с использованием рекуррентной нейронной сети LSTM и текстовых данных социальных сетей / Л. Самойлова, В.М. Даниловский // Вестник науки, 2024. – Т. 4. – № 6 (75). – С. 1176–1184.
16. Khan A., Maneria H., Kumar A., et al. A Comprehensive Examination of Machine Learning Models in Predicting 16 Personality Traits. Doctoral Symposium on Computational Intelligence, Singapore, Springer Nature, 2024, pp. 1–13, DOI: 10.1007/978-981-97-6726-7\_1.
17. Goyal C., Kemni D., Pandey M. An Evaluation of Machine Learning Techniques for Personality Classification Using the Myers–Briggs Assessment. International Conference on Innovative Computing and Communication, Singapore, Springer Nature, 2024, pp. 555–570, DOI: 10.1007/978-981-97-3591-4\_42.

18. Yang Q., Farseev A., Nikolenko S., Filchenkov A. Do We Behave Differently on Twitter and Facebook: Multi-View Social Network User Personality Profiling for Content Recommendation. *Frontiers in Big Data*, 2022, vol. 5, article 931206, DOI: 10.3389/fdata.2022.931206.
19. Хлобыстова А.О. Исследование тенденций взаимосвязи между профориентационными предпочтениями пользователей и их цифровыми следами в социальной сети / А.О. Хлобыстова, М.В. Абрамов, В.Ф. Столярова // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*, 2023. – Т. 23. – № 3. – С. 564–574. – DOI: 10.17586/2226-1494-2023-23-3-564-574.
20. Khlobystova A.O., Abramov M.V., Stoliarova V.F. Characterization of the Person’s Leading Interests in Terms of RIASEC Scores, *International Conference on Intelligent Information Technologies for Industry*. Cham, Springer Nature Switzerland, 2023, pp. 281–290, DOI: 10.1007/978-3-031-43789-2\_26.
21. Малахов В.В. Использование больших данных в практиках профориентации школьников на медицинскую профессию / В.В. Малахов, Л.Г. Смышляева, А.Н. Мелентьева, и др. // *Перспективы науки и образования*, 2023. – № 6 (66). – С. 516–531. – DOI: 10.32744/pse.2023.6.30.
22. Малахов В.В. Особенности использования технологий больших данных в практиках профориентации школьников на педагогическую деятельность / В.В. Малахов // *Научно-педагогическое обозрение*, 2025. – № 1 (59). – С. 56–65. – DOI: 10.23951/2307-6127-2025-1-56-65.
23. Erbay H., Yurttakal A.H., Dağistanlı Ö., et al. Advising Career Choice Through Tweeter Data. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, pp. 1–17, DOI: 10.1007/s11042-024-20440-3.
24. Kiselev P., Kiselev B., Matsuta V., et al. Career Guidance Based on Machine Learning: Social Networks in Professional Identity Construction. *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 169, pp. 158–163, DOI: 10.1016/j.procs.2020.02.128.
25. Забокрицкая Л.Д. Wizard: интеллектуальная система профориентации для абитуриентов на основе машинного обучения / Л.Д. Забокрицкая, Т.А. Орешкина, И.Н. Обабков, и др. // *Вестник Томского государственного университета*, 2022. – № 485. – С. 217–225.
26. Chekalev A., Khlobystova A., Abramov M. Community Theme Analyser: Predicting Career Guidance in Online Social Networks. *Proceedings of the Eighth International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (IITI’24)*, vol. 2, IITI 2024, pp. 153–162, DOI: 10.1007/978-3-031-77411-9\_14.
27. Panthee S., Rajkarnikar S., Begum R. Career Guidance System Using Machine Learning. *Journal of Advanced College of Engineering and Management*, 2023, vol. 8, no. 2, pp. 10–19, DOI: 10.3126/jacem.v8i2.55947.
28. Kamal A., Naushad B., Rafiq H., et al. Smart Career Guidance System. *2021 4th International Conference on Computing & Information Sciences (ICCIS)*, IEEE, 2021, pp. 1–7, DOI: 10.1109/ICCIS54243.2021.9676408.
29. Reddy K., Reddy M.A., Kaur V., et al. Career Guidance System Using Ensemble Learning. *Proceedings of the Advancement in Electronics & Communication Engineering*, 2022, pp. 33–39, DOI: 10.2139/ssrn.4157249.
30. Padma E., Sowdharshini P., Shanmugapriya P., et al. Career Guidance System for Students Using Machine Learning, *Challenges in Information, Communication and Computing Technology*. CRC Press, 2025, pp. 666–671, DOI: 10.1201/9781003559092-115.
31. Yang T.C., Chang C.Y. Using Institutional Data and Messages on Social Media to Predict the Career Decisions of University Students: A Data-Driven Approach. *Education and Information Technologies*, 2023, vol. 28, no. 1, pp. 1117–1139, DOI: 10.1007/s10639-022-11185-3.
32. Gülten H., Baraçlı H. A Machine Learning-Based Forecast Model for Career Planning in Human Resource Management: A Case Study of the Turkish Post Corporation. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, no. 15, article 6679, DOI: 10.3390/app14156679.
33. Song Q.C., Shin H.J., Tang C., et al. Investigating Machine Learning’s Capacity to Enhance the Prediction of Career Choices. *Personnel Psychology*, 2022, vol. 77, no. 2, pp. 295–319, DOI: 10.1111/peps.12529.
34. Сергушичева А.П. Построение компьютерной системы профориентации выпускников средних образовательных заведений на базе генетического алгоритма / А.П. Сергушичева, Е.Н. Давыдова // *Открытое образование*, 2020. – № 3. – С. 33–43. – DOI: 10.21686/1818-4243-2020-3-33-43.
35. Тарасова А.С. Проектирование рекомендательной системы профориентации школьников средствами машинного обучения / А.С. Тарасова, Э.П. Комарова // *Гуманитарные исследования. Педагогика и психология*, 2024. – № 17. – С. 7–14.
36. Cheng Y. Development of a Career Planning Assistance Platform for College Students Combining Fuzzy Logic and Deep Learning. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2025, vol. 29, no. 3, pp. 445–455, DOI: 10.20965/jaciii.2025.p0445.
37. José-García A., Sneyd A., Melro A., et al. C3-IoC: A Career Guidance System for Assessing Student Skills Using Machine Learning and Network Visualisation. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 2023, vol. 33, no. 4, pp. 1092–1119, DOI: 10.1007/s40593-022-00317-y.

38. Li D., Wang Y., Liao M. Multi-Modal Deep Learning Models in Career Guidance for College Students: Fusing Text, Image, and Behavioral Data. Proceedings of the 8th International Conference on Software Engineering and Information Management (ICSIM 2025), Singapore, ACM, 2025, pp. 226–232, DOI: 10.1145/3725899.3725933.
39. Kumbhar V.R., Maddel M.M., Raut Y. Smart Model for Career Guidance Using Hybrid Deep Learning Technique. 2023 1st International Conference on Innovations in High-Speed Communication and Signal Processing (IHCS), IEEE, 2023, pp. 327–331, DOI: 10.1109/IHCS56702.2023.10127152.
40. Wang Q., Wang D., Chen K., et al. AdaptJobRec: Enhancing Conversational Career Recommendation through an LLM-Powered Agentic System. arXiv preprint arXiv:2508.13423, 2025, DOI: 10.48550/arXiv.2508.13423.
41. Ramesh V., Hema M.S., Shetty R.V., et al. SavvyAI: AI enhanced personalized career guidance system. Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Intelligent Technologies (CONIT 2025), Karnataka, India, IEEE, 2025, DOI: 10.1109/CONIT65521.2025.11167621.
42. Kulugh V.E., Aondover K.P., Faki A.S. Artificial intelligence-powered personalised career guidance system. Dutse Journal of Pure and Applied Sciences, 2025, vol. 11, no. 1c, pp. 92–104, DOI: 10.4314/dujopas.v11i1c.11.
43. Shahzada A., Hussain I., Shaheen N., Hussain S.M., Khan T.F., Shehzad M. CAREERLLAMA: An AI-powered personalized career recommendation system with psychometric and skill gap integration. Spectrum of Engineering Sciences, 2025, vol. 3, no. 6, DOI: 10.5281/zenodo.15674001.
44. Arya K., Deshmukh V., Tamboli S., et al. SkillSet Sherpa: Career counseling with large language models. International Conference on ICT for Sustainable Development, Singapore, Springer Nature Singapore, 2024, pp. 269–279, DOI: 10.1007/978-981-97-9523-9\_23.

*Иващенко Анастасия Олеговна. Научный сотрудник лаборатории прикладного искусственного интеллекта Санкт-Петербургского Федерального исследовательского центра Российской академии наук. Область научных интересов: Data Science, машинное обучение, технологии обработки знаний, профессиональная ориентация, выбор карьеры, анализ цифровых следов, анализ социальных сетей. AuthorID: 1024011, SPIN: 1767-6405, ORCID: 0000-0002-9811-5476, aok@dscs.pro. 199178, Россия, Санкт-Петербург, 14-я линия В.О., д. 39.*

---

UDC 004.89

DOI:10.25729/ESI.2026.42.2.013

## **Intelligent career guidance models: structural analysis and formal problem formulation**

**Anastasiia O. Ivashchenko**

St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences,  
Russia, St. Petersburg, *aok@dscs.pro*

**Abstract.** This article systematizes modern methods of intelligent career guidance and proposes a unified computational model of recommendations that integrates psychometric data, digital footprints, academic indicators, and textual descriptions of professions. The relevance of the study is driven by the transition from isolated diagnostic techniques to comprehensive, data-driven career support systems capable of accounting for heterogeneous user information and the dynamics of professional trajectories. The aim of the work is to enhance the quality and interpretability of career guidance recommendations by analyzing existing approaches and developing a mathematically rigorous model that integrates three key tasks: reconstructing professional interests, multimodal matching between user preferences and occupational profiles, and ranking possible career trajectories. The article presents an overview of studies published between 2020 and 2025, demonstrating improvements in the accuracy and robustness of career guidance methods achieved through ensemble algorithms, multimodal deep learning architectures, and LLM-based conversational systems. The analysis shows that combining psychometric profiles, digital activity, and textual descriptions of professions substantially increases the quality of recommendations in both interest reconstruction and career selection tasks. The scientific novelty of the work lies in proposing a unified theoretical and computational framework for intelligent career guidance, which provides a common mathematical structure for diverse existing approaches and enables viewing them as special cases of a general model. The proposed framework includes a formal representation of user and profession data, a RIASEC

profile reconstruction function, a parameterized multimodal matching mechanism, and a joint optimization objective that simultaneously trains all components. This formalization establishes a foundation for developing interpretable, reproducible, and scalable career guidance systems.

**Keywords:** career guidance, career choice, artificial intelligence, Holland Codes (RIASEC), multimodal data, digital footprint, intelligent systems, psychometrics

**Acknowledgements:** This work was carried out within the framework of the project under the state assignment of SPC RAS no. FFZF-2025-0006.

## References

1. Ivakina M.V. Sravnitel'nyj analiz sistem proforientatsionnoj raboty v Rossii i za rubezhom [Comparative analysis of career guidance systems in Russia and abroad]. *Pedagogicheskoye obrazovaniye v Rossii* [Pedagogical education in Russia], 2022, no. 3, pp. 85–94.
2. Gorbunova N.V. Ot vybora professii k professional'noj kar'ere i uspehu v zhizni [From choosing a profession to a professional career and success in life]. *Gumanitarnyye nauki* [Humanities], 2016, no. 2(34), pp. 28–33.
3. Prjazhnikova E.Ju., Prjazhnikov N.S. Proforientatsija: ucheb. posobie dlja stud. vyssh. ucheb. zavedenij [Career guidance: textbook for university students]. Moscow, Akademiya [Academy] Publ., 2006, 496 p.
4. Bendjukov M.A., Solomin I.L. Stupeni kar'ery: azbuka proforientatsii [Career steps: the alphabet of career guidance]. St. Petersburg, Rech', 2006, 240 p.
5. Holland J.L. *Making Vocational Choices: A Theory of Vocational Personalities and Work Environments*. Englewood Cliffs (NJ), Prentice-Hall, 1985.
6. Vorob'ev A.N., Senin I.G., Chirkov V.I. Oprosnik professional'nyh predpochtenij: rukovodstvo [Vocational preference inventory: manual]. 3rd ed., Moscow, Kogito-Centr, 2001, 20 p.
7. Batista J.S., Gondim S.M.G. Personality and Person–Work Environment Fit: A Study Based on the RIASEC Model, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, vol. 20, no. 1, p. 719, DOI: 10.3390/ijerph20010719.
8. Chu C., Hoff K.A., Liu Z., et al. Interest Fit Beyond the RIASEC: The Comprehensive Assessment of Basic Interests – O\*NET (CABIN-NET). *Journal of Career Assessment*, 2025, article 10690727251322520, DOI: 10.1177/10690727251322520.
9. Roemer L., Lewis P., Rounds J. The German O\*NET Interest Profiler Short Form. *Psychological Test Adaptation and Development*, 2023, vol. 4, no. 1, pp. 156–167, DOI: 10.1027/2698-1866/a000048.
10. Englert B. The Incongruity of Misfit: A Systematic Literature Review and Future Research Agenda. *Human Relations*, 2024, vol. 77, no. 9, pp. 1306–1332, DOI: 10.1177/00187267231187751.
11. Sun Y. What Is This Thing Called Misfit? A Systematic Review into How Employee Misfit Has Been Defined and Researched. *Management Review Quarterly*, 2024, pp. 1–64, DOI: 10.1007/s11301-024-00461-w.
12. Ertl B., Hartmann F.G., Wunderlich A. Impact of Interest Congruence on Study Outcomes, *Frontiers in Psychology*, 2022, vol. 13, article 816620, DOI: 10.3389/fpsyg.2022.816620.
13. Marengo D., Settanni M. Examining the Postdictive Validity of Self-Report Big Five Personality Traits with Objective Recordings of Online Behaviors: A Ten-Year Retrospective Study Using Facebook Page Likes. *Heliyon*, 2024, vol. 10, no. 12, DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e32746.
14. Oliseenko V.D., Abramov M.V. Predicting the Results of the 16-Factor R. Cattell Test Based on the Analysis of Text Posts of Social Network Users, *Scientific and Technical Journal of Information Technologies. Mechanics and Optics*, 2023, vol. 148, no. 2, pp. 279–288, DOI: 10.17586/2226-1494-2023-23-2-279-288.
15. Samoilova L., Danilovskii V.M. Prognozirovanie lichnostnyh harakteristik MBTI s ispol'zovaniem rekurrentnoj nejronnoj seti LSTM i tekstovyh dannyh social'nyh setej [Predicting MBTI personality characteristics using an LSTM recurrent neural network and social-media text data]. *Vestnik nauki* [Bulletin of science], 2024, vol. 4, no. 6(75), pp. 1176–1184.
16. Khan A., Maneria H., Kumar A., et al. A Comprehensive Examination of Machine Learning Models in Predicting 16 Personality Traits. *Doctoral Symposium on Computational Intelligence*, Singapore, Springer Nature, 2024, pp. 1–13, DOI: 10.1007/978-981-97-6726-7\_1.
17. Goyal C., Kemni D., Pandey M. An Evaluation of Machine Learning Techniques for Personality Classification Using the Myers–Briggs Assessment. *International Conference on Innovative Computing and Communication*, Singapore, Springer Nature, 2024, pp. 555–570, DOI: 10.1007/978-981-97-3591-4\_42.
18. Yang Q., Farseev A., Nikolenko S., Filchenkov A. Do We Behave Differently on Twitter and Facebook: Multi-View Social Network User Personality Profiling for Content Recommendation. *Frontiers in Big Data*, 2022, vol. 5, article 931206, DOI: 10.3389/fdata.2022.931206.
19. Khlobystova A.O., Abramov M.V., Stoliarova V.F. Issledovanie tendentsij vzaimosvjazi mezhdru proforientatsionnymi predpochtenijami pol'zovatelej i ih tsifrovymi sledami v sotsial'noj seti [Investigation of

- trends in the relationship between users' career preferences and their digital traces in a social network]. *Nauchno-tekhnicheskij vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhaniki i optiki* [Scientific and technical journal of information technologies, mechanics and optics], 2023, vol. 23, no. 3, pp. 564–574, DOI: 10.17586/2226-1494-2023-23-3-564-574.
20. Khlobystova A.O., Abramov M.V., Stoliarova V.F. Characterization of the Person's Leading Interests in Terms of RIASEC Scores, *International Conference on Intelligent Information Technologies for Industry*. Cham, Springer Nature Switzerland, 2023, pp. 281–290, DOI: 10.1007/978-3-031-43789-2\_26.
  21. Malakhov V.V., Smyshlyaeva L.G., Melentyeva A.N., Okorokov A.O. Ispol'zovanie bol'shih dannyh v praktikah proforientatsii shkol'nikov na meditsinskuyu professiju [The use of big data in practices of school career guidance towards the medical profession]. *Perspektivy nauki i obrazovaniya* [Perspectives of science and education], 2023, no. 6(66), pp. 516–531, DOI: 10.32744/pse.2023.6.30.
  22. Malakhov V.V. Osobennosti ispol'zovaniya tekhnologij bol'shih dannyh v praktikah proforientatsii shkol'nikov na pedagogicheskuyu dejatel'nost' [Features of using big-data technologies in practices of school career guidance towards teaching]. *Nauchno-pedagogicheskoye obozreniye* [Scientific and pedagogical review], 2025, no. 1(59), pp. 56–65, DOI: 10.23951/2307-6127-2025-1-56-65.
  23. Erbay H., Yurttakal A.H., Dağistanlı Ö., et al. Advising Career Choice Through Tweeter Data. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, pp. 1–17, DOI: 10.1007/s11042-024-20440-3.
  24. Kiselev P., Kiselev B., Matsuta V., et al. Career Guidance Based on Machine Learning: Social Networks in Professional Identity Construction. *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 169, pp. 158–163, DOI: 10.1016/j.procs.2020.02.128.
  25. Zabokritskaya L.D., Oreshkina T.A., Obabkov I.N., Chepurov E.G. Wizard: intellektual'naja sistema proforientatsii dlja abiturientov na osnove mashinnogo obuchenija [Wizard: An intelligent career-guidance system for applicants based on machine learning]. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta* [Bulletin of Tomsk state university], 2022, no. 485, pp. 217–225.
  26. Chekalev A., Khlobystova A., Abramov M. Community Theme Analyser: Predicting Career Guidance in Online Social Networks. *Proceedings of the Eighth International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'24)*, vol. 2, IITI 2024, pp. 153–162, DOI: 10.1007/978-3-031-77411-9\_14.
  27. Panthee S., Rajkarnikar S., Begum R. Career Guidance System Using Machine Learning. *Journal of Advanced College of Engineering and Management*, 2023, vol. 8, no. 2, pp. 10–19, DOI: 10.3126/jacem.v8i2.55947.
  28. Kamal A., Naushad B., Rafiq H., et al. Smart Career Guidance System. *2021 4th International Conference on Computing & Information Sciences (ICCIS)*, IEEE, 2021, pp. 1–7, DOI: 10.1109/ICCIS54243.2021.9676408.
  29. Reddy K., Reddy M.A., Kaur V., et al. Career Guidance System Using Ensemble Learning. *Proceedings of the Advancement in Electronics & Communication Engineering*, 2022, pp. 33–39, DOI: 10.2139/ssrn.4157249.
  30. Padma E., Sowdharshini P., Shanmugapriya P., et al. Career Guidance System for Students Using Machine Learning, *Challenges in Information, Communication and Computing Technology*. CRC Press, 2025, pp. 666–671, DOI: 10.1201/9781003559092-115.
  31. Yang T.C., Chang C.Y. Using Institutional Data and Messages on Social Media to Predict the Career Decisions of University Students: A Data-Driven Approach. *Education and Information Technologies*, 2023, vol. 28, no. 1, pp. 1117–1139, DOI: 10.1007/s10639-022-11185-3.
  32. Gülten H., Baraçlı H. A Machine Learning-Based Forecast Model for Career Planning in Human Resource Management: A Case Study of the Turkish Post Corporation. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, no. 15, article 6679, DOI: 10.3390/app14156679.
  33. Song Q.C., Shin H.J., Tang C., et al. Investigating Machine Learning's Capacity to Enhance the Prediction of Career Choices. *Personnel Psychology*, 2022, vol. 77, no. 2, pp. 295–319, DOI: 10.1111/peps.12529.
  34. Sergushicheva A.P., Davydova E.N. Postroenie komp'yuternoj sistemy proforientatsii vypusnikov srednih obrazovatel'nyh zavedenij na baze geneticheskogo algoritma [Building a computer career-guidance system for secondary-school graduates based on a genetic algorithm]. *Otkrytoye obrazovaniye* [Open education], 2020, no. 3, DOI: 10.21686/1818-4243-2020-3-33-43.
  35. Tarasova A.S., Komarova E.P. Proektirovanie rekomendatel'noj sistemy proforientatsii shkol'nikov sredstvami mashinnogo obuchenija [Designing a career-guidance recommender system for school students using machine learning]. *Gumanitarnyye issledovaniya. Pedagogika i psikhologiya* [Humanities research. Pedagogy and psychology], 2024, no. 17, pp. 7-14.
  36. Cheng Y. Development of a Career Planning Assistance Platform for College Students Combining Fuzzy Logic and Deep Learning. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2025, vol. 29, no. 3, pp. 445–455, DOI: 10.20965/jaciii.2025.p0445.

37. José-García A., Sneyd A., Melro A., et al. C3-IoC: A Career Guidance System for Assessing Student Skills Using Machine Learning and Network Visualisation. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 2023, vol. 33, no. 4, pp. 1092–1119, DOI: 10.1007/s40593-022-00317-y.
38. Li D., Wang Y., Liao M. Multi-Modal Deep Learning Models in Career Guidance for College Students: Fusing Text, Image, and Behavioral Data. *Proceedings of the 8th International Conference on Software Engineering and Information Management (ICSIM 2025)*, Singapore, ACM, 2025, pp. 226–232, DOI: 10.1145/3725899.3725933.
39. Kumbhar V.R., Maddel M.M., Raut Y. Smart Model for Career Guidance Using Hybrid Deep Learning Technique. *2023 1st International Conference on Innovations in High-Speed Communication and Signal Processing (IHCSP)*, IEEE, 2023, pp. 327–331, DOI: 10.1109/IHCSP56702.2023.10127152.
40. Wang Q., Wang D., Chen K., et al. AdaptJobRec: Enhancing Conversational Career Recommendation through an LLM-Powered Agentic System. *arXiv preprint arXiv:2508.13423*, 2025, DOI: 10.48550/arXiv.2508.13423.
41. Ramesh V., Hema M.S., Shetty R.V., et al. SavvyAI: AI enhanced personalized career guidance system. *Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Intelligent Technologies (CONIT 2025)*, Karnataka, India, IEEE, 2025, DOI: 10.1109/CONIT65521.2025.11167621.
42. Kulugh V.E., Aondover K.P., Faki A.S. Artificial intelligence-powered personalised career guidance system. *Dutse Journal of Pure and Applied Sciences*, 2025, vol. 11, no. 1c, pp. 92–104, DOI: 10.4314/dujopas.v11i1c.11.
43. Shahzada A., Hussain I., Shaheen N., Hussain S.M., Khan T.F., Shehzad M. CAREERLLAMA: An AI-powered personalized career recommendation system with psychometric and skill gap integration. *Spectrum of Engineering Sciences*, 2025, vol. 3, no. 6, DOI: 10.5281/zenodo.15674001.
44. Arya K., Deshmukh V., Tamboli S., et al. SkillSet Sherpa: Career counseling with large language models. *International Conference on ICT for Sustainable Development*, Singapore, Springer Nature Singapore, 2024, pp. 269–279, DOI: 10.1007/978-981-97-9523-9\_23.

**Ivashchenko Anastasiia Olegovna.** *Researcher at the Applied Artificial Intelligence Laboratory of the St. Petersburg Federal Research Centre of the Russian Academy of Sciences. Areas of scientific interest: Data Science, machine learning, knowledge processing technologies, professional orientation, career choice, digital footprint analysis, social network analysis. AuthorID: 1024011, SPIN: 1767-6405, ORCID: 0000-0002-9811-5476, aok@dscs.pro. 199178, Russia, Saint Petersburg, 14th Line V.O., 39.*

*Статья поступила в редакцию 04.12.2025; одобрена после рецензирования 16.01.2026; принята к публикации 21.05.2026.*

*The article was submitted 12/04/2025; approved after reviewing 01/16/2026; accepted for publication 05/21/2026.*