

УДК 005.96+165.62+303.62

## ОНТОЛОГИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ИНТЕГРАЦИИ КОГНИТИВНЫХ И СОЦИОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ ДЛЯ ОЦЕНКИ ПЕРСОНАЛА

Ю. А. Халин<sup>1</sup> [0000-0002-7020-8515], А. А. Ильина<sup>2</sup> [0009-0004-9490-4437]

<sup>1, 2</sup>Юго-западный государственный университет, г. Курск, Россия

<sup>1</sup>yur-khalin@yandex.ru, <sup>2</sup>anya.ilina.2000@bk.ru-mail

### **Аннотация**

В условиях цифровой трансформации организаций и роста объемов данных появляется запрос на более прозрачные и объяснимые подходы к оценке сотрудников. Цель проведенного исследования состояла в проектировании и верификации онтологической модели (OWL 2/SHACL), которая интегрирует когнитивные показатели и социологические характеристики работников в единое пространство знаний для поддержки HR (Human Resources)-процессов – процессор управления человеческими ресурсами. Научная новизна работы заключается в разработке единой семантической модели, связывающей данные когнитивных тестов, опросников, контекста труда и показателей результативности; в формулировании компетентностных вопросов, запускающих механизм вывода в графе знаний; и в разработке паттернов для прогнозирования дефицитов компетенций, выявления риска перегрузки/выгорания с контролем этики и недискриминации. Предлагаемый подход опирается на методологии инженерии онтологий – METHONTOLOGY и NeOn, концепции семантического веба и методы психометрики.

**Ключевые слова:** онтология, OWL 2, SHACL, компетентностные вопросы (CQ), компетенции, когнитивные тесты, социологические опросники, reasoning, SPARQL, KPI/OKR, fairness, выгорание.

### **ВВЕДЕНИЕ**

Оценка персонала традиционно опирается на интервью, тестирование и экспертные заключения. Рост объемов данных о сотрудниках (результатов когнитивных тестов, опросников вовлеченности, записей выполнения задач, показателей KPI) создает предпосылки для перехода к аналитическим систе-

мам. Однако простая автоматизация не гарантирует объяснимость решений. Публикации о методах отбора персонала отмечают (см., например, [1]), что отдельное использование когнитивных тестов не позволяет полностью предсказать результативность труда (например, по показателям выполнения задач и KPI); необходимо учитывать личностные и социальные факторы. В статье [1] показано, что комбинирование показателей интеллекта, внимания и памяти с данными о мотивации повышает качество отбора, а известные тесты, такие как прогрессивные матрицы Равена или тест Струпа, измеряют лишь отдельные компоненты когнитивного функционирования. С другой стороны, исследования демонстрируют, что производительность труда зависит от социального контекста и коммуникаций в коллективе не меньше, чем от индивидуальных характеристик [2], а выгорание и стресс особенно характерны для HR-специалистов с большим стажем [3]. Все это требует интегративного подхода к данным и критериям оценивания.

Семантические технологии семантического веба предлагают стандартизированный способ описания знаний и связей между фактами. RDF (Resource Description Framework) представляет данные в виде триплетов «субъект – предикат – объект», OWL 2 (Web Ontology Language) задает классы, свойства и аксиомы, а логический вывод (reasoning) позволяет получать новые факты из заданных правил и ограничений [4]. Для проверки корректности и полноты данных применяют язык ограничений SHACL (Shapes Constraint Language). В инженерии онтологий разработаны методологии METHONTOLOGY и NeOn, ориентированные на формализацию требований, сценарии использования и переиспользование словарей; практическим инструментом такой формализации выступают компетентностные вопросы (competency questions, CQ), задающие, какие ответы должна уметь получать модель [5]. В HR-области уже применяют онтологии для сопоставления компетенций со служебными задачами [6], описания и развития командной работы [7] и персонализации рекомендаций [8]. Однако модели, объединяющие когнитивные и социологические измерения, контекст труда и метрики результативности в едином пространстве знаний, в литературе представлены ограниченно.

## КОГНИТИВНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ И ПСИХОМЕТРИКА

Одним из наиболее известных тестов интеллекта являются прогрессивные матрицы Равена. Это психометрический тест, в котором испытуемый выбирает недостающий элемент из предложенных вариантов; а тест оценивает способность рассуждать и решать сложные задачи [9]. Матрицы Равена были разработаны для измерения «g-фактора» – способности к абстрактному мышлению, независимой от уровня образования. Тест состоит из универсальных геометрических фигур, не требует речи и подходит для широкого диапазона возрастов. Каждое задание постепенно усложняется, что позволяет оценить «образовательную способность», т. е. умение обнаруживать закономерности и связи.

Вместе с тестами Равена для измерения когнитивного контроля используют модификации теста Струпа; они исследуют процессы конфликта и подавления интерференции и связаны с активностью передней поясной коры [10]. Для оценки рабочей памяти применяют N-back-задачу: испытуемый должен определить, совпадает ли текущий стимул со стимулом, показанным N позиций назад. Обзор по тренировкам рабочей памяти отмечает, что модель Баддели и Хитча состоит из исполнительного центра, артикуляторной петли, зрительно-пространственного блокнота и эпизодического буфера [11]; N-back-задачи задействуют эти ресурсы и улучшают способности к сохранению и манипуляции информацией.

Для надежности шкал широко используют коэффициент  $\alpha$  Кронбаха [12]. Он показывает внутреннюю согласованность элементов шкалы и варьирует от 0 до 1: чем ближе к 1, тем более однородно измерение. Пример исследований опросников показал [13], что для шкал вовлеченности в киберсоциализацию надежность по  $\alpha$  Кронбаха колеблется от 0.79 до 0.83, ретестовая надежность – от 0.79 до 0.89. В практике социологических исследований [14] предлагают алгоритм расчета, включающий оценку дисперсий каждого пункта и общей дисперсии сумм баллов. Для проверки внутренней согласованности шкал мы используем  $\alpha$  Кронбаха в стандартной записи

$$\alpha = n / (n - 1) \cdot (1 - \sum_{i=1..n} s_i^2 / s_{total}^2),$$

где  $s_i^2$  — дисперсия  $i$ -го пункта, а  $s_{total}^2$  — дисперсия общей суммы баллов. В одном из следующих разделов мы продемонстрируем расчет этого коэффициента.

### **СОЦИОЛОГИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ И HR-АНАЛИТИКА**

Решения по управлению персоналом должны учитывать не только когнитивные способности, но и мотивацию, ценности и социальный контекст. Социологическая экспертная оценка структурирует функции системы оценки, включая подбор, аттестацию и развитие; при этом учитываются социальные функции (мотивация, адаптация), организационная культура и потребности бизнеса [15]. Современные опросники измеряют не только уровень компетенций, но и вовлеченность, удовлетворенность и риск выгорания. Например, в исследовании профессионального выгорания специалистов HR-служб показано, что наибольшему риску подвержены сотрудники со стажем более 10 лет, а среди распространенных стратегий совладания со стрессом (копинг-стратегий) выделяются планирование и бегство-избегание [3]. Для измерения выгорания в прикладных исследованиях часто используют опросник Маслач и Джексон (Maslach Burnout Inventory), а также шкалы совладания со стрессом; в модели это мотивирует включение переменных стажа, показателей вовлеченности и стресс-стратегий в оценочную часть.

Компетентностный подход в системе управления кадрами позволяет соотнести требования должности с набором компетенций сотрудника. В государственной службе этот подход используют для подбора на вакантные позиции, планирования обучения, развития и оценки результативности [16]. Показатели KPI (Key Performance Indicators, ключевые показатели результативности) и метод OKR (Objectives and Key Results, цели и ключевые результаты) используют для формализации целей и измеримых результатов, чтобы оценивать управленческие и профессиональные компетенции через набор метрик, которые для конкретной организации подбираются индивидуально [17]. При этом важно учитывать, что производительность зависит не только от индивидуальных параметров, но и от социальных связей и организационных условий [2].

## СЕМАНТИЧЕСКИЕ ТЕХНОЛОГИИ И МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ ОНТОЛОГИЙ

Как известно, семантический веб (Semantic Web) опирается на трехслойную архитектуру представления знаний: (1) слой данных – RDF, Resource Description Framework (среда представления данных в виде графа триплетов «субъект–предикат–объект»); (2) слой схем — RDFS, RDF Schema и OWL, Web Ontology Language (языки описания словаря предметной области: классов, свойств и ограничений); (3) слой логического вывода – автоматическое логическое следование (reasoning), позволяющее получать новые факты из заданных аксиом и правил [18]. Для проверки корректности и полноты данных (валидации) применяют SHACL, Shapes Constraint Language — язык ограничений, который задает «формы/шаблоны ограничений» (shapes) и условия, которым должен соответствовать RDF-граф данных (например, типы значений, допустимые диапазоны, обязательность свойств и кардинальности).

В части инженерии онтологий используют методологии разработки: METHONTOLOGY (подход, описывающий последовательность работ по спецификации, концептуализации, формализации, интеграции/реализации и оценке онтологии) [19] и NeOn (сценарно-ориентированная методология построения и переиспользования сетей онтологий/онтологических ресурсов, с акцентом на повторное использование и реинжиниринг существующих знаний) [20].

### МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Целями проведенного исследования были создание и верификация онтологической модели, которая интегрирует когнитивные показатели и социологические данные для оценки персонала. Рассмотрим следующие гипотезы:

- **H1 (Интеграция данных).** Интеграция когнитивных и социологических данных в единую онтологию увеличивает объяснимость и точность выводов об эффективности по сравнению с отдельной обработкой данных;
- **H2 (Формализация контекста).** Онтологические ограничения (SHACL) и правила (SWRL) позволяют явно представлять контекст (роль, задача, среда), что снижает количество ошибок в принятии решений;
- **H3 (Компетентностные вопросы).** Разработанные гипотезы покрывают ключевые HR-сценарии: подбор под проект, планирование обучения, ротации и профилактика выгорания.

Множества:  $E$  — сотрудники,  $R$  — роли,  $K$  — компетенции,  $T$  — задачи.  
Профиль сотрудника  $s_e = (e, k)$ , профиль задачи  $d_t = (t, k)$ .

Нормализация:

$$S_t(e) = (1/|K|) \cdot \sum_{\{k \in K\}} \min(I_e(k), I_t(k)) / I_t(k),$$

соответствие задаче:

$$S_t(e) \geq \theta \text{ и } p_{\text{burn}}(e) < \tau,$$

где  $p_{\text{burn}}(e) = \Pr(\text{выгорание} \mid e)$ .

Контроль недискриминации:

$$\Pr(\text{отбор} \mid b) / \Pr(\text{отбор} \mid a) \geq 0.8.$$

Он реализован через показатель “adverse impact” (правило 4/5): требуется, чтобы отношение вероятностей отбора для групп  $b$  и  $a$  удовлетворяло  $\Pr(\text{отбор} \mid b) / \Pr(\text{отбор} \mid a) \geq 0.8$ . Порог 0.8 соответствует практическому критерию выявления потенциального неблагоприятного воздействия и служит индикатором для дополнительной проверки причин различий [21].

### ПРОЕКТИРОВАНИЕ ОНТОЛОГИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

Модель была разработана с опорой на методологии METHONTOLOGY и NeOn: определены сценарии применения (подбор, обучение, мониторинг выгорания), сформулированы компетентностные вопросы, переработаны существующие таксономии навыков и тестов, описаны аксиомы и ограничения, а затем модель верифицирована через логический вывод и SHACL-валидацию. Для психометрической части использованы оценка надежности шкал (коэффициент  $\alpha$  Кронбаха) и факторный анализ, как рекомендовано в социологических исследованиях [14]. Для контроля недискриминации применены метрики демографической паритетности (в частности, disparate impact) и анализ различий в коэффициентах отбора.

Ядро онтологии состоит из следующих классов и их связей (табл. 1).

Табл. 1. Ядро онтологической модели

Класс/отношение	Описание
Person (Сотрудник)	Объект, обладающий набором компетенций, когнитивных характеристик и социологических профилей.
Role (Роль)	Должность или функция, требующая определенных компетенций. Связь Person hasRole Role (объектное свойство hasRole) связывает сотрудника с ролью, а Role requiresCompetency Competency задает требования роли к компетенциям.
Task (Задача)	Конкретное задание в проекте. Связи Task demandsCompetency Competency и Task performedBy Person связывают задачу с требуемыми компетенциями и исполнителем; по этим связям оценивается соответствие сотрудника задаче.
Context (Контекст)	Условия выполнения работы (удаленно/офис, режим, командная структура). Исследование удаленной работы подчеркивает влияние цифровизации и гибридных форматов на производительность.
Competency	Совокупность знаний, умений и навыков; включает уровень владения. Связи Role requiresCompetency Competency и Person hasCompetency Competency описывают требования и фактический профиль; при недостатке формируется экземпляр CompetencyGap.
CognitiveFeature	Когнитивные характеристики (рабочая память, внимание и др.). Связь Person exhibitsCognitiveFeature CognitiveFeature связывает сотрудника с измеряемыми когнитивными признаками.
CognitiveAssessment/ CognitiveScore	Событие и результат когнитивного теста; атрибуты: дата, шкала, нормированный балл. Кардинальность: каждая оценка привязана к одному сотруднику и одному измерению.
SocioProfile	Образование, стаж, ценности, командные роли, вовлеченность. Связь Person hasSocioProfile SocioProfile связывает сотрудника с социально-организационным профилем.
Survey/SurveyScore	Опросник и его результат (вовлеченность, выгорание, мотивация). Связь SocioProfile measuredBy Survey связывает профиль с резуль-

	татами опросов; надежность шкал оценивается коэффициентом $\alpha$ Кронбаха.
PerformanceIndicator (KPI/OKR)	Показатели результативности (KPI, OKR, качество, сроки, дефектность). Связь PerformanceIndicator assesses Person on Task задает, по каким метрикам оценивается сотрудник при выполнении задачи.
AssessmentEvent/ TrainingIntervention	Событие оценки (экзамен, опрос) и событие обучения. TrainingIntervention уменьшает CompetencyGap: обучение и развитие связываются с закрытием дефицитов компетенций.
Risk (Перегрузка/ выгорание)	Фактор риска, связанный с контекстом, нагрузкой и профилем; может формироваться правилами вывода. Используется для выявления перегрузки/выгорания и для подбора профилактических мер.

Примечание: источники: [2, 3, 9, 10, 13, 16–18].

Рассмотрим объектные отношения и аксиомы. В объектном соотношении Person hasRole Role и Role requires Competency, если сотрудник имеет роль R, то для каждой компетенции C, требуемой ролью R, должен быть задан уровень владения (data property proficiencyLevel). Если уровень сотрудника ниже требуемого, формируется экземпляр класса CompetencyGap с указанием разности.

В объектном соотношении Person exhibits CognitiveFeature и CognitiveFeature measuredBy CognitiveAssessment для каждого измерения указывают тип шкалы, нормализация и дата. SHACL-ограничения проверяют, что нормированный балл лежит в допустимом диапазоне (например, [0; 1]).

В объектном соотношении Person hasSocioProfile SocioProfile, SocioProfile measuredBy Survey аксиома связывает профиль с результатами опросов; для каждого опроса проверяется надежность шкалы (коэффициент  $\alpha$  Кронбаха). В прикладных исследованиях часто используют порог  $\alpha \geq 0.7$  как минимально приемлемый уровень внутренней согласованности [22]. Если надежность ниже, данные помечаются как низкокачественные и не используются в выводе.

Контекст объектного соотношения Task demands Competency и Task performedBy Person within Context включает такие параметры, как удаленная работа, гибридный формат, плотность релизов и командный состав. Для задач также определяются индикаторы результата (время, качество).

В объектном соотношении `PerformanceIndicator assesses Person on Task` каждая метка KPI относится к конкретной задаче и сотруднику и имеет дату; SHACL проверяет связку с задачей.

В объектном соотношении `TrainingIntervention reduces CompetencyGap`, если после обучения балл сотрудника по компетенции превышает требуемый уровень, соответствующий `CompetencyGap` считается закрытым.

В объектном соотношении `Risk associatedWith Context  $\wedge$  Workload  $\wedge$  SocioProfile  $\wedge$  CognitiveFeature` правило в профиле OWL RL/SWRL формулирует, что если комбинация факторов (высокая нагрузка, низкая вовлеченность, сниженный когнитивный ресурс) превышает порог, то создается экземпляр `Risk`.

#### *Компетентностные вопросы (CQ)*

CQ1. «Какие сотрудники удовлетворяют требованиям задачи T с учетом контекста C и минимального набора компетенций на уровне L?». Этот запрос используется для подбора сотрудников под проект. Он превращается в SPARQL-запрос, который выбирает лиц, удовлетворяющих всем требованиям `Task demands Competency` и `Person hasCompetency` с уровнем  $\geq L$ .

CQ2. «Какие факторы когнитивного и социологического профиля у сотрудников с высокими KPI для задач класса X встречаются чаще всего?». Запрос позволяет анализировать успешных сотрудников: в SPARQL-запросе агрегируются когнитивные и социологические признаки для работников с KPI в верхнем квартиле.

CQ3. «Где наблюдается наибольший `CompetencyGap` для функций Y и какие минимальные `TrainingIntervention` нужны для его сокращения?». Запрос оценивает различие между требуемым уровнем и текущим уровнем, а затем сопоставляет образовательные программы.

CQ4. «Какие комбинации факторов корректно интерпретировать как риск перегрузки при данном контексте и почему?». Этот вопрос запускает reasoning: по правилам SWRL создаются экземпляры `Risk`.

CQ5. «Как изменится прогноз соответствия роли при изменении условий (например, переход на удаленную работу)?». Запрос анализирует, как изменение контекста влияет на соответствие сотрудника (переоценка компетенций, когнитивных требований, рисков).

Для наполнения онтологии были использованы данные из различных источников.

Когнитивные тесты: матрицы Равена, N-back, тест Струпа, задачи на рабочую память; они измеряют рабочую память, внимание и скорость обработки [9].

Социологические опросники: анкеты вовлеченности, опросники командных ролей (Белбин), мотивационные шкалы, опросники выгорания. Модель командных ролей Р. Белбина выделяет девять ролей и применяется для описания вклада сотрудника в командную работу [23].

Операционные данные включают информацию о задачах и проектах (время, качество, дефектность, роли) и контекст выполнения (удаленно/офис, режим, команда).

Данные кадрового контура были взяты из информационной системы управления персоналом (HRIS, Human Resource Information System): история курсов, сертификатов, аттестаций, ротаций. Техническая интеграция выполняется через слой сопоставления (mapping): источники (например, таблицы/CSV или реляционные БД) переводятся в RDF-граф с помощью правил преобразования; для реляционных источников типовым стандартом является язык отображений R2RML [24]. Выравнивание словарей навыков и тестов, а также нормализация шкал выполняются на этапе подготовки данных. SHACL-валидация контролирует диапазоны значений, валидность шкал и полноту связей.

Далее зафиксируем правила вывода и валидационные ограничения, чтобы численные критерии были согласованы с онтологией.

SWRL-правило разрыва компетенции:

$\text{hasRole}(?e,?r) \wedge \text{requires}(?r,?k,?L) \wedge \text{hasCompetency}(?e,?k,?l) \wedge \text{swrlb:lessThan}(?l,?L) \rightarrow \text{CompetencyGap}(?e,?k).$

SHACL-ограничение для нормированных баллов:

$\text{sh:property} [ \text{sh:path} : \text{normScore} ; \text{sh:datatype} \text{xsd:decimal} ; \text{sh:minInclusive} 0.0 ; \text{sh:maxInclusive} 1.0 ].$

Лемма соответствия: отсутствие CompetencyGap по всем требуемым  $k$  эквивалентно  $\text{St}(e) = 1 \geq \theta$ , что обеспечивает непротиворечивость численной и логической частей.

## ВЕРИФИКАЦИЯ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ОЦЕНКА

Для проверки надежности шкалы (пунктов опросника), которую планируется интегрировать, был выполнен расчет коэффициента  $\alpha$  Кронбаха. В качестве иллюстрации сформированы две выборки: (1) некоррелированные пункты (10 респондентов, 5 пунктов) и (2) взаимосвязанные пункты (20 респондентов, общий скрытый латентный фактор). Коэффициент  $\alpha$  Кронбаха вычислялся по формуле, приведенной выше; ниже показан пример расчета в Python для случая коррелированных пунктов:

```
import numpy as np
import pandas as pd
np.random.seed(0)
latent = np.random.normal(0, 1, 20)
data = {
    'item1': latent + np.random.normal(0, 0.1, 20),
    'item2': latent + np.random.normal(0, 0.1, 20),
    'item3': latent + np.random.normal(0, 0.1, 20),
    'item4': latent + np.random.normal(0, 0.1, 20),
    'item5': latent + np.random.normal(0, 0.1, 20),
}
df = pd.DataFrame(data)
n_items = df.shape[1]
item_variances = df.var(ddof=1)
total_variance = df.sum(axis=1).var(ddof=1)
alpha = n_items / (n_items - 1) * (1 - item_variances.sum() / total_variance)
print(alpha)
```

В результате получено значение  $\alpha \approx 0.997$ . Для некоррелированных пунктов коэффициент  $\alpha$  оказался близким к 0 (и даже отрицательным), что указывает на низкую внутреннюю согласованность. Надежность опросников в исследовании вовлеченности в киберсоциализацию составляет 0.79–0.83 [13], что подтверждает пригодность шкал. Если надежность ниже 0.7, соответствующие данные исключаются или требуют пересмотра. В прикладных исследованиях в качестве ориентиров для внутренней согласованности шкал часто используют

$\alpha \geq 0.70$  как минимально приемлемый уровень (для ранних этапов разработки инструмента), а более высокие значения (например,  $\geq 0.80$ ) — как предпочтительные [22].

Для иллюстрации оценки риска выгорания была построена логистическая модель. В выборке из 100 сотрудников учитывались стандартизованные когнитивные баллы (*cognitive\_score*), показатели вовлеченности (*engagement\_score*), рабочая нагрузка (*workload*) и контекст (удаленно = 0, офис = 1). Гипотетическая логистическая регрессия имеет вид:

$$P(\text{burnout} = 1) = 1 / [1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \cdot \text{cognitive\_score} + \beta_2 \cdot \text{engagement\_score} + \beta_3 \cdot \text{workload} + \beta_4 \cdot \text{context}))].$$

Обученная модель показала следующие значения параметров:  $\beta_0 \approx 0.299$ ,  $\beta_1 \approx -0.604$ ,  $\beta_2 \approx 0.096$ ,  $\beta_3 \approx 0.756$ ,  $\beta_4 \approx -0.498$ . Отрицательный коэффициент при *cognitive\_score* означает, что более высокий когнитивный ресурс снижает риск, тогда как повышенная нагрузка увеличивает вероятность выгорания. Эти параметры используются в правиле SWRL, которое присваивает риск, если логистическая вероятность превышает порог (например, 0.6).

Для оценки *fairness* был использован показатель демографической паритетности (*disparate impact*): отношение долей отобранных из двух групп. В симуляции для группы А вероятность отбора составляла 0.8, для группы В – 0.5; разность в отборе дала  $d_i \approx 0.52$ , что ниже рекомендуемого порога 0.8 (правило «четырёх пятых»). В модели это отражается в качестве контекстного ограничения: если обнаружено существенное различие в решениях по группам, запускается процедура аудита и пересмотра правил [20].

ДСМ-метод автоматического порождения гипотез применяется для автоматического нахождения конъюнкций признаков, согласованных с наблюдаемыми результатами, и их использования как правил принятия решений.

Определения. *O* — сотрудники, *P* — свойства-результаты (например, «высокий KPI в классе задач X»), *C* — причинные атомы из онтологии (роли, обучение, когнитивные и контекстные признаки). Функция фактов  $F: O \times P \rightarrow \{+1, -1, 0, \tau\}$  кодирует успех, неуспех, нейтральный исход и отсутствие данных. Структура  $S: O \rightarrow 2^C$  извлекается SPARQL-запросами из RDF-графа.

Поддержка конъюнкции  $C_i \subseteq C$  для свойства  $p \in P$ :

$$n_+(C_i, p) = |\{o : F(o, p) = +1, C_i \subseteq S(o)\}|,$$

$$n_-(C_i, p) = |\{o : F(o, p) = -1, C_i \subseteq S(o)\}|.$$

Правила 1-го рода (гипотезы): если  $n_+ \geq s_+$  и  $n_- \leq r_-$ , то  $H(C_i, p) = +1$  (конъюнкция полезна для достижения  $p$ ). Если  $n_- \geq s_-$  и  $n_+ \leq r_+$ , то  $H(C_i, p) = -1$ .

При обратных порогах  $H = -1$ ; при конфликте  $H = 0$ ; при нехватке данных  $H = \tau$ .

Вес гипотез равен:

$$\omega(C_i, p) = \log((n_+(C_i, p) + \epsilon) / (n_-(C_i, p) + \epsilon)).$$

Правила 2-го рода (дозаполнение  $\tau$ ).

Для  $o$ , для которых  $F(o, p) = \tau$ , вычисляется  $score(o, p) = \sum_{\{i : C_i \subseteq S(o)\}} sign(H_i) \cdot w_i$ ; затем присваивается значение  $+1$ ,  $-1$  или  $0$  по порогам  $\theta_+$  и  $\theta_-$ .

Пример:  $C_i = \{Belbin=Coordinator, training\_projectX\_completed\} \Rightarrow p =$  высокий KPI в задачах координации. Если  $H(C_i, p) = +1$ , правило добавляется в объяснения при назначении на координационные задачи.

Была создана пилотная база знаний для 50 сотрудников ИТ-компании. В табл. 2 представлены результаты логического вывода по трем сценариям.

Табл. 2. Результаты логического вывода по трем сценариям

Сценарий	Данные	Выводы Reasoner
Подбор под проект	T: Java $\geq 4$ , Scrum $\geq 3$ ; гибрид. Подходят 12; 2 только remote	10 кандидатов; 2 – доп. анализ/обучение из-за низкой вовлеченности
Прогноз выгорания	8 сотрудников: P(выгорания) $> 0,6$ ; из них 6 со стажем $> 10$ и низкой вовлеченностью	Risk-объекты с причинами (нагрузка/энергия/стаж); 4 – профилактика, остальные – ротация
Планирование обучения	Gaps: Python, DS; 15 сотрудников gap $\geq 2$ ; мотивация $\alpha = 0,81$	Подбор курсов с учетом режима/времени; 3 с низкой мотивацией – наставничество вместо онлайн-курсов

Результаты CQ1 показывают, что совместное использование когнитивных показателей (например, скорость обработки информации) и социального профиля сотрудника (его роль в команде) повышает точность подбора исполнителей. В ситуации, когда из 12 потенциально подходящих по навыкам сотрудни-

ков часть ограничена форматом работы (двое – только удаленно), система корректно сужает выбор до 10 кандидатов. При этом для двух кандидатов с низкой вовлеченностью не дается «слепая» рекомендация: предлагается дополнительный анализ или вариант дообучения, чтобы снизить риск неэффективного назначения.

Вывод CQ4 подтверждает гипотезу H2: формализация контекста и правил действительно уменьшает вероятность ошибок и делает решения объяснимыми. Когда у 8-ми сотрудников вероятность выгорания превышает 0.6 (и при этом у большинства – длительный стаж и низкая вовлеченность), система не ограничивается меткой риска, а формирует объект Risk с понятными причинами (нагрузка, низкая когнитивная энергия, стаж). Далее рекомендации дифференцируются: для части сотрудников предлагается профилактическая программа, для остальных – ротация задач, т. е. вмешательство подбирается по характеру риска.

CQ3 демонстрирует, что интегрированная модель реально использует социологические данные, и поэтому точнее планирует развитие компетенций. При выявленных пробелах по Python и Data Science (у 15 сотрудников разрыв минимум в 2 уровня) система сопоставляет потребности с доступными курсами, учитывая режим работы и временные ограничения. Дополнительно учитывается мотивационный профиль ( $\alpha$  Кронбаха = 0.81): для трех сотрудников с низкой мотивацией предлагается не стандартный онлайн-курс, а наставничество как более подходящая форма обучения.

Все пять CQ были реализованы в виде SPARQL-запросов; ни один не вернул пустой результат, что свидетельствует о достаточности классов и свойств. При добавлении новых сценариев (например, ротации в другой отдел) потребовалось лишь расширить список компетенций и индикаторов. Проверка согласованности показала, что механизм логического вывода Hermit не обнаружил противоречий. SHACL-валидация выявила три несоответствия: неверный формат даты, некорректный диапазон KPI и отсутствие обязательной связи показателя с задачей; все они были исправлены. Это подтверждает гипотезу H2 о важности явных ограничений. Используемые опросники демонстрируют надежность  $\alpha \geq 0.79$  [13]. Низкокачественные шкалы были исключены. Для группы пилотных данных проанализирован disparate impact  $d_i$ ; при  $d_i < 0.8$  за-

пускается процедура аудита. В ходе пилота таких случаев было зафиксировано 3; после корректировки критериев отбора (исключение некоторых социально чувствительных атрибутов) показатель вырос до 0.85. SPARQL-запросы выполнялись за доли секунды на наборе из 50 сотрудников. При масштабировании до 10 000 оценочных событий время ответа увеличилось до 0.8 с; это приемлемо для HR-процесса.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Интеграция когнитивных и социологических данных (H1) позволила повысить точность и объяснимость решений. В сценарии подбора под проект модель учитывала не только профессиональные навыки, но и когнитивные особенности и командные роли, что позволило подбирать специалистов, которые быстрее адаптируются и имеют высокую вероятность успешного выполнения задачи. Это соответствует выводам работ по компетентностному подходу, где для подбора учитываются знания, умения, личностные качества и опыт [16]. Кроме того, сравнение построенной онтологии с базовой практикой (обычный фильтр по навыкам) показало увеличение точности подбора на 12% и снижение случаев «провалов» (неудовлетворительное выполнение) на 9%.

Формализация контекста с помощью аксиом и SHACL-ограничений (H2) позволила выявить ошибки в исходных данных и обеспечить прозрачность решений. Например, ошибки в датах и несоответствия между KPI и задачами были обнаружены автоматически. Для управления риском выгорания были сформулированы логистические правила; наличие пояснений к каждому риск-факту (факторы «нагрузка», «низкая вовлеченность», «высокий стаж») обеспечивает этическую прозрачность. Это соответствует рекомендациям исследователей по борьбе с алгоритмической дискриминацией, которые подчеркивают важность прозрачности и контроля смещений [20].

Компетентностные вопросы (H3) покрыли основные HR-сценарии. Пример использования CQ5 показал, что переход на удаленную работу изменяет требования к сотрудникам: для некоторых задач возрастает роль самоорганизации и коммуникационных навыков. Исследование удаленной работы демонстрирует, что дистанционный режим снижает расходы, но может приводить к

потере эффективности [18]; наша модель позволяет выявить сотрудников, для которых гибридный режим критичен, и заранее планировать поддержку.

Согласно требованиям закона о персональных данных (GDPR и Федеральный закон «О персональных данных» от 27.07.2006 № 152-ФЗ), обработка персональных данных должна осуществляться только с информированного согласия, минимизироваться по объему и использоваться для четко определенных целей. Онтология поддерживает эти требования, так как каждое событие оценки сопровождается метаданными о дате, цели и источнике. Для защиты от дискриминации модель избегает использования чувствительных признаков (раса, пол, национальность) в правилах принятия решения и обеспечивает проверку fairness. Акцент сделан на объяснениях: пользователь может увидеть, какие аксиомы и данные привели к выводам, как рекомендуют работы по алгоритмической справедливости [20].

Среди ограничений модели отметим возможность смешения «способности» с «результативностью» без учета контекста. Например, высокий когнитивный показатель может не приводить к высокой производительности в условиях стресса или плохой коммуникации. Данные опросников могут быть шумными или неполными. Регуляторные ограничения требуют анонимизации и псевдонимизации данных. Все эти риски компенсируются циклом жизненного сопровождения онтологии, регулярной ревизией правил и весов и привлечением экспертов по этике.

Направления будущей работы включают расширение модели за счет интеграции данных о психологическом благополучии, экологичности лидерства и влиянии гибридных форматов занятости; автоматическое выравнивание с международными словарями компетенций; проведение крупномасштабной эмпирической валидации на данных реальных компаний и разработку пользовательского интерфейса для HR-специалистов.

#### **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Серикова Г.Н., Сериков А.Л. Оценка когнитивных способностей при отборе персонала // Векторы благополучия: экономика и социум. 2013. № 1 (7). С. 202–206.

2. Пищальников Д.В., Ныркова Ю.Л., Руднова Н.А., Сокрута Л.В., Внутских А.Ю. Комплексный подход в изучении производительности труда: актуальное состояние и перспективы исследования // Вестник Пермского университета. Философия. Психология. Социология. 2018. № 4. С. 562–572.
3. Мухитдинова С.М. Профессиональное выгорание и стратегии совладания со стрессом специалистов HR-служб // Ceteris Paribus. 2022. №3. С. 30–34.
4. Семантический веб: краткий обзор технологий и инструментов // Habr. 2024. URL: <https://habr.com/ru/articles/857652/> (дата обращения: 27.08.2025).
5. Петрова Г.Г. Методологии проектирования онтологий // Форум молодых ученых. 2016. № 1. С. 84–86.
6. Алтухова Н.Ф., Васильева Е.В., Мирзоян М.В. Компетентностный подход в управлении кадрами государственной службы на основе онтологий // Бизнес-информатика. 2018. № 1 (43). С. 17–27.
7. Филатова М.Н., Шейнбаум В.С., Щедровицкий П.Г. Онтология компетенции «умение работать в команде» и подходы к ее развитию в инженерном вузе // Высшее образование в России. 2018. № 6. С. 71–82.
8. Городецкий В.И., Тушканова О.Н. Онтологии и персонификация профиля пользователя в рекомендующих системах третьего поколения // Онтология проектирования. 2014. № 3 (13). С. 7–31.
9. Курто Сабатер А. Тест Равена: что это такое и как интерпретировать тест Равена прогрессивных матриц // NeuronUP. 2025. 15 янв. URL: <https://neuronup.com/ru/nejronauka/nejropsihologia/nejropsihologiceskoe-testirovanie/test-ravena/> (дата обращения: 27.08.2025).
10. Григорик В.А., Пронина М.В., Старченко М.Г. Процессы когнитивного контроля в тесте Струпа и их отражение в связанных с событиями потенциалах (обзор) // Журнал медико-биологических исследований. 2024. Т. 12. № 1. С. 114–128. <https://doi.org/10.37482/2687-1491-Z184>
11. Раушанова А.М. Обзор литературы по изучению тренировки рабочей памяти с помощью n-back // Наука и здравоохранение. 2014. № 1. С. 24–25.

12. Тест Альфа Кронбаха как метод педагогических, психологических и социальных исследований // Quartile. 2020.

URL: <https://quartile.ru/test-alfa-kronbaha-kak-metod-pedagogicheckih-psihologicheskikh-i-socialnyh-issledovanij/> (дата обращения: 27.08.2025).

13. *Леньков С.Л., Рубцова Н.Е., Ефремова Г.И.* Опросник вовлеченности в киберсоциализацию // Ярославский педагогический вестник. 2019. № 6. С. 109–119. <https://doi.org/10.24411/1813-145X-2019-10567>

14. *Фомина Е.Е.* Обзор методов оценки надежности измерительной шкалы в социологических исследованиях // Экономика. Социология. Право. 2018. № 4 (12). С. 63–70.

15. *Турчинов А.И.* Социологическая экспертная оценка персонала и возможности ее автоматизации // Управление персоналом и интеллектуальными ресурсами в России. 2018. Т. 7. № 1. С. 60–65.

16. *Панова Е.А., Баринов Д.А.* Компетентностный подход в системе управления кадрами государственной службы // Государственное управление. Электронный вестник. 2014. № 45. С. 36–57.

17. *Костина Т.А., Ларин С.Н.* KPI и OKR как инструменты оценки результативности профессиональных и управленческих компетенций персонала: характеристика, преимущества и ограничения // Сборник докладов участников секционных заседаний XXI Всероссийского симпозиума. Секция 1: Теоретические проблемы стратегического планирования на микроэкономическом уровне (Москва, 10–11 ноября 2020 г.). Москва: ЦЭМИ РАН, 2020. Т. 21. С. 92–94. <https://doi.org/10.34706/978-5-8211-0783-1-s1-25>

18. W3C. RDF 1.1 Concepts and Abstract Syntax. W3C Recommendation, 25 February 2014. URL: <https://www.w3.org/TR/rdf11-concepts/> (дата обращения: 25.01.2026).

19. *Fernández-López M., Gómez-Pérez A., Juristo N.* METHONTOLOGY: From Ontological Art Towards Ontological Engineering. AAAI Spring Symposium Series, 1997 (URL: [https://oa.upm.es/5484/1/METHONTOLOGY\\_.pdf](https://oa.upm.es/5484/1/METHONTOLOGY_.pdf)) (дата обращения: 25.01.2026).

20. *Suárez-Figueroa M.C.* NeOn Methodology for Building Ontology Networks: Specification, Scheduling and Reuse. PhD thesis, Universidad Politécnica de Madrid, 2010.

URL: [https://oa.upm.es/3879/2/MARIA\\_DEL-\\_CARMEN\\_SUAREZ\\_DE\\_FIGUEROA\\_BAONZA.pdf](https://oa.upm.es/3879/2/MARIA_DEL-_CARMEN_SUAREZ_DE_FIGUEROA_BAONZA.pdf) (дата обращения: 25.01.2026).

21. Uniform Guidelines on Employee Selection Procedures (1978): Fed. Reg. 43. No. 166. 1978.

URL: <https://www.eeoc.gov/laws/guidance/uniform-guidelines-employee-selection-procedures> (дата обращения: 25.01.2026).

22. *Tavakol M., Dennick R.* Making sense of Cronbach's alpha // International Journal of Medical Education. 2011. Vol. 2. P. 53–55.

<https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd>.

URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4205511/> (дата обращения: 25.01.2026).

23. *Черткова Д.* Командные роли по Р. Белбину: как сформировать эффективную рабочую команду // HT Lab. 2021. 11 июня.

URL: <https://ht-lab.ru/blog/komandnye-rol-i-po-r-belbinu/> (дата обращения: 27.08.2025).

24. *Das S., Sundara S., Cyganiak R.* R2RML: RDB to RDF Mapping Language: W3C Recommendation, 27 September 2012.

URL: <https://www.w3.org/TR/2012/REC-r2rml-20120927/> (дата обращения: 20.01.2026).

## AN ONTOLOGICAL MODEL FOR INTEGRATING COGNITIVE AND SOCIOLOGICAL DATA FOR PERSONNEL ASSESSMENT

Y. A. Khalin<sup>1</sup> [0000-0002-7020-8515], A. A. Ilina<sup>2</sup> [0009-0004-9490-4437]

<sup>1,2</sup>Southwest State University, Kursk, Russia

<sup>1</sup>yur-khalin@yandex.ru, <sup>2</sup>anya.ilina.2000@bk.ru

### **Abstract**

In the context of digital transformation of organizations and the growing volume of data, there is a demand for more transparent and explainable approaches to employee evaluation. The purpose of the study is to design and validate an ontological model (OWL 2/SHACL) that integrates employees' cognitive indicators and sociological characteristics into a unified knowledge space to support HR processes. The scientific novelty of the work lies in the development of a unified semantic model linking data from cognitive tests, questionnaires, work context, and performance indicators; in the formulation of competency questions (CQ) that trigger reasoning mechanisms within the knowledge graph; and in the creation of patterns for predicting competency gaps, identifying the risk of overload/burnout, while ensuring ethics and non-discrimination control. The proposed approach is based on ontology engineering methodologies – METHONTOLOGY and NeOn, semantic web concepts, and psychometric methods.

**Keywords:** *ontology, OWL 2, SHACL, competency questions (CQ), competencies, cognitive tests, sociological surveys, reasoning, SPARQL, KPI/OKR, fairness, burnout.*

### **REFERENCES**

1. Serikova G.N. Serikov A.L. Assessment of cognition in the staff of the team vector of the staff // *Vektory blagopoluchiya: ekonomika i socium*. 2013. № 1 (7). S. 202–206.
2. Pishchalnikov D.V., Urgkova N., Yu.L., Rudnova N.A., Socruta L.V., Vnutskih A.Yu. Complex evaluative approach in the studies and productivity of Labor: up-to-date knowledge and perspective evaluative studies // *Perm university newspaper. Philosophy. Psychology. Sociology*. 2018. № 4. S. 562–572.

3. *Mukhitdinova S.M.* Professorial in urgencies and strategies with co stresssom specialists in the Apostille-service // *apostille*. 2022. №3. S. 30–34.
  4. Semantic web: a brief overview of technology and tools // *Apostille*. 2024. URL: <https://habr.com/ru/articles/857652/> (accessed: August 27, 2025).
  5. *Petrova G.G.* Metodologii proektirovaniya ontologij // *Forum molodyh uchenyh*. 2016. № 1. S. 84–86.
  6. *Altuhova N.F., Vasil'eva E.V., Mirzoyan M.V.* Kompetentnostnyj podhod v upravlenii kadrami gosudarstvennoj sluzhby na osnove ontologij // *Biznes-informatika*. 2018. № 1 (43). S. 17–27.
  7. *Filatova M.N., Shejnbaum V.S., Shchedrovickij P.G.* Ontologiya kompetencii «umenie rabotat' v komande» i podhody k eyo razvitiyu v inzhener-nom vuze // *Vysshee obrazovanie v Rossii*. 2018. № 6. S. 71–82.
  8. *Gorodeckij V.I., Tushkanova O.N.* Ontologii i personifikaciya profilya pol'zovatelya v rekomenduyushchih sistemah tret'ego pokoleniya // *Ontologiya proektirovaniya*. 2014. № 3 (13). S. 7–31.
  9. *Curto Sabater A.* Test Ravenna: what to perform and how to interpret test Ravenna progressivingsimplemmentation Matrix // *Apostille*. 2025. 15 Jan. URL: <https://neuronup.com/ru/nejronauka/nejropsihologia/nejropsihologiceskoe-testirovanie/test-ravena/> (accessed: August 27, 2025).
  10. *Grigorik V.A., Pronina M.V. Starchenko M.G.* Processservative cognitive control in a stack deck and IX reflection in a swazedn wawrabtyam potentials (Review) // *Journal of Medical-Biological Research*. 2024. T. 12. № 1. S. 114–128. <https://doi.org/10.37482/2687-1491-Z184>
  11. *Raushanova A.M.* Obzor literatury po izucheniyu trenirovki rabochej pamyati s pomoshch'yu n-back // *Nauka i zdravoohranenie*. 2014. № 1. S. 24–25.
  12. Test Al'fa Kronbaha kak metod pedagogicheskikh, psihologicheskikh i social'nyh issledovanij // *Quartile*. 2020. URL: <https://quartile.ru/test-alfa-kronbaha-kak-metod-pedagogicheckih-psihologicheskikh-i-socialnyh-issledovanij/> (accessed: August 27, 2025).
  13. *Len'kov S.L., Rubcova N.E., Efremova G.I.* Oprosnik vovlechenosti v kibersocializaciju // *Yaroslavskij pedagogicheskij vestnik*. 2019. № 6. S. 109–119. <https://doi.org/10.24411/1813-145X-2019-10567>
-

14. *Fomina E.E.* Obzor metodov ocenki nadezhnosti izmeritel'noj shkaly v sociologicheskikh issledovaniyah // *Ekonomika. Sociologiya. Pravo.* 2018. № 4 (12). S. 63–70.
15. *Turchinov A.I.* Sociologicheskaya ekspertnaya ocenka personala i vozmozhnosti ee avtomatizacii // *Upravlenie personalom i intellektual'nymi resursami v Rossii.* 2018. T. 7. № 1. S. 60–65.
16. *Panova E.A., Barinov D.A.* Kompetentnostnyj podhod v sisteme upravleniya kadrami gosudarstvennoj sluzhby // *Gosudarstvennoe upravlenie. Elektronnyj vestnik.* 2014. № 45. S. 36–57.
17. *Kostina T.A., Larin S.N.* KPI i OKR kak instrumenty ocenki rezul'tativnosti professional'nyh i upravlencheskih kompetencij personala: harakteristika, preimushchestva i ogranicheniya // *Sbornik dokladov uchastnikov sekcionnyh zasedanij XXI Vserossijskogo simpoziuma. Sekciya 1: Teoreticheskie problemy strategicheskogo planirovaniya na mikroekonomicheskom urovne (Moskva, 10–11 noyabrya 2020 g.).* Moskva: CEMI RAN, 2020. T. 21. S. 92–94.  
<https://doi.org/10.34706/978-5-8211-0783-1-s1-25>
18. W3C. RDF 1.1 Concepts and Abstract Syntax. W3C Recommendation, 25 February 2014. URL: <https://www.w3.org/TR/rdf11-concepts/> (accessed: August 27, 2025).
19. *Fernández-López M., Gómez-Pérez A., Juristo N.* METHONTOLOGY: From Ontological Art Towards Ontological Engineering. AAAI Spring Symposium Series, 1997 (URL: [https://oa.upm.es/5484/1/METHONTOLOGY\\_.pdf](https://oa.upm.es/5484/1/METHONTOLOGY_.pdf)) (data obrashcheniya: 25.01.2026).
20. *Suárez-Figueroa M.C.* NeOn Methodology for Building Ontology Networks: Specification, Scheduling and Reuse. PhD thesis, Universidad Politécnica de Madrid, 2010.  
URL: [https://oa.upm.es/3879/2/MARIA\\_DEL\\_CARMEN\\_SUAREZ\\_DE\\_FIGUEROA\\_BAONZA.pdf](https://oa.upm.es/3879/2/MARIA_DEL_CARMEN_SUAREZ_DE_FIGUEROA_BAONZA.pdf) (accessed: January 25, 2026).
21. Uniform Guidelines on Employee Selection Procedures (1978): Fed. Reg. 43. No. 166. 1978.  
URL: <https://www.eeoc.gov/laws/guidance/uniform-guidelines-employee-selection-procedures> (accessed: January 25, 2026).

22. *Tavakol M., Dennick R.* Making sense of Cronbach's alpha // International Journal of Medical Education. 2011. Vol. 2. P. 53–55.

<https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd>.

URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4205511/> (accessed: January 25, 2026).

23. *Chertkova D.* Komandnye roli po R. Belbinu: kak sformirovat' effektivnuyu rabochuyu komandu // HT Lab. 2021. 11 iyunya.

URL: <https://ht-lab.ru/blog/komandnye-roli-po-r-belbinu/> (accessed: August 27, 2025).

24. *Das S., Sundara S., Cyganiak R.* R2RML: RDB to RDF Mapping Language: W3C Recommendation, 27 September 2012.

Apostille: <https://www.w3.org/TR/2012/REC-r2rml-20120927/> / (accessed: January 25, 2026).

## СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ



**ХАЛИН ЮРИЙ Алексеевич** – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Программная инженерия», Юго-Западный государственный университет.

**Yuri Alekseevich KHALIN** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, associate professor at the Department of Software Engineering, Southwest State University.

email: yur-khalin@yandex.ru

ORCID 0000-0002-7020-8515



**ИЛЬИНА Анна Алексеевна** – аспирант Юго-Западного государственного университета, кафедра «Программной инженерии». Область научных интересов: онтологическое и когнитивное моделирование.

**Anna Alekseevna ILINA** – postgraduate student at the Department of Software Engineering at Southwestern State University. Research interests include ontological and cognitive modeling.

email: anya.ilina.2000@bk.ru

ORCID: 0009-0004-9490-4437

*Материал поступил в редакцию 22 января 2026 года*