

УДК 3:001.891.573

А.В. Морозова, Ю.В. Василенко, А.В. Тюхта

ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ТИПИЗАЦИИ И ИДЕНТИФИКАЦИИ МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКИХ СОЦИАЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ¹

Опыт апробации методики применения диагностической нейронной модели многопараметрического социального объекта (МСО) представлен на примере нейросетевой квалиметрико-компетентностной типизации и идентификации молодых специалистов инженерно-технического профиля при решении проблемы их отбора на замещение вакантных должностей промышленных предприятий.

Ключевые слова: квалиметрия, социальный объект, диагностическая модель, идентификация, типизация, параметrogramма, нейронная сеть, МСО.

Социализационный процесс может быть описан системой факторов, которые влияют на социальный объект, и системой характеристик, которые он приобретает в ходе этого процесса. В настоящее время сравнение индивидов между собой осуществляется преимущественно с применением качественных показателей и характеризуется, как правило, высокой степенью субъективности. Это является определенным препятствием при реализации задач оптимизации структуры актуальных для референтных групп качеств личности при участии в социальных процессах, а также при формализации процесса первичного отбора индивидов в новые или уже существующие социальные группы.

Каждая из этих систем (система факторов социализации и система индивидуальных характеристик личности социализируемого) может рассматриваться как информационное пространство, формализация которого позволяет применить количественные и экспертные методы для его описания. Тогда в целом процесс социализации - это результат взаимодействия двух информационных пространств. При этом многообразии социальных характеристик личности создает необходимость рассматривать ее как многопараметрический социальный объект (МСО) [1], выделяя при формализации определенную подсистему приоритетных для референтной социальной группы характеристик (параметров), которые и могут быть положены в основу сравнения между собой социальных объектов или процедуры их отбора.

Варьирование показателей, описывающих индивидуальный уровень сформированности характеристик анализируемых МСО, является основой для проведения их типической группировки. Для этого применяют методы квалиметрии социальных объектов, выделяя их основные типы применительно к конкретным конфигурациям рассматриваемых информационных пространств [8], учитывающих специфику актуальных для референтных групп характеристик, и формируют аксиоматический базис модели квалиметрической типизации МСО в процессе социализации [7]. Графическую интерпретацию формируемой таким образом математической вариационной модели факторного воздействия на характеристики МСО целесообразно выполнять в форме его полной и кластерной параметrogramмы [9].

Решение фундаментальной проблемы квалиметрической типизации и идентификации многопараметрических социальных объектов с анализируемой референтной группой позволяет, в частности, рассмотрев подпроцесс профессиональной социализации индивидов, создать диагностическую модель МСО, применив ее к

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ (научный проект № 13-01-00147 а).

решению задачи квалиметрико-компетентностной типизации и идентификации инженерно-технических работников промышленных предприятий.

Она основана на применении общей математической модели [7-9], которая позволяет:

- установить экспертными и расчетными методами степень долевого влияния множества освоенных выпускником вуза учебных дисциплин на систему кластеров компетенций специалиста K_l , $l = 1...6$, сформировав вектор-строку $\overline{T}_{pl} = (T_{p1}, T_{p2}, \dots, T_{p6})$;

- в соответствии с требованиями к компетенциям специалистов, занимающих определенные должности инженерно-технических работников (ИТР) анализируемого предприятия, установить экспертными методами пороговые значения T_l^{min} , T_l^v , T_l^w уровня сформированности каждого компетентностного кластера специалиста K_l , $l = 1...6$;

- в соответствии с системой основных типов должностей ИТР предприятия и требованиями к компетентности работников, занимающих их, идентифицировать исследуемый объект (молодого специалиста) с определенным типом ИТР для этого предприятия (если это возможно);

- осуществить целевой отбор среди кандидатов (молодых специалистов) на вакантную должность промышленного предприятия, сравнив уровень сформированности кластеров их компетенций и сопоставив их с основными идентификационными типами ИТР этого предприятия.

Однако на этапе внедрения в деятельность кадровых служб промышленных предприятий такого подхода возникает проблема значительного объема расчетов и операций сравнения данных, описывающих основные типы ИТР предприятия, для которых имеются вакансии. Такую проблему можно преодолеть, используя диагностическую нейросетевую модель квалиметрической типизации и идентификации МСО.

Идентификационный профиль объекта. Общий подход к выявлению перечня базовых типов системы объектов основан на том, что любая аналитическая группировка, сформированная на основе системы k показателей $P_1; P_2; \dots; P_k$, для каждого из которых установлено q различных уровней (интервалов значений) $T_1; T_2; \dots; T_q$, может быть представлена q^k различными вариативными типами. Так, если совокупность МСО (специалистов) анализируется по шести группировочным показателям (например, компетентностным кластерам), для каждого из которых установлено четыре качественных уровня (например, высокий, средний, ниже среднего, низкий), то потенциально можно рассматривать до 4096 вариантов типов специалистов. Такая масштабная задача может быть решена путем применения компьютерно-опосредованной диагностики. Для достижения целей настоящего исследования наиболее перспективным является использование программных продуктов, позволяющих решать различные задачи нейросетевой типизации объектов.

Метод нейросетевой типизации реализуется в отношении сформированной совокупности объектов, каждый из которых обладает системой параметров $X_1; X_2; \dots; X_i; \dots; X_m$, где $i = 1...m$ - порядковый номер параметра. Тогда анализируемая совокупность, состоящая из n объектов, может быть охарактеризована множеством x_{pi} значений i -го параметра, $i = 1...m$, которым обладает p -й объект совокупности, $p = 1...n$. Это множество целесообразно представить матрицей вида

$$A = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1i} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2i} & \dots & x_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{p1} & x_{p2} & \dots & x_{pi} & \dots & x_{pm} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{ni} & \dots & x_{nm} \end{pmatrix}.$$

Если для каждого параметра X_i , $i = 1..m$, устанавливается не только размер поля допуска ΔT_i , значения нижней и верхней границ поля допуска (T_{ai} и T_{bi}), но и различные уровни в границах этого допуска, то можно решить две задачи. Первая – задача классификации, позволяющая установить принадлежность к определенному классу любого объекта рассматриваемой совокупности, характеристики которого удовлетворяют условиям ΔT_i , T_{ai} и T_{bi} . Вторая задача - типизация анализируемой совокупности объектов - позволяет среди объектов, принадлежащих к одному классу, выявить типы объектов, имеющих приоритеты по разным показателям в границах установленных уровней для каждого показателя (T_i^1, T_i^2, T_i^3 и T_i^4). Так, в рассматриваемой совокупности выпускников вуза можно выделить класс специалистов инженерно-технического профиля, среди которых выявить основные типы работников (инженер-конструктор, инженер-исследователь и т.д.) в зависимости от приоритета и уровней сформированности определенных групп компетенций.

Этот процесс может быть реализован по следующему алгоритму:

- определение цели типизации для сформированной совокупности объектов с учетом требований референтной социальной группы (например, специфика деятельности предприятия);

- определение системы анализируемых параметров $X_1; X_2; \dots; X_i; \dots; X_m$, где $i = 1..m$ (например, система анализируемых компетенций специалистов);

- определение перечня типов анализируемых объектов (например, перечень вакантных должностей);

- формирование количественных значений - размера поля допуска ΔT_i , значений нижней и верхней границ поля допуска (T_{ai} и T_{bi}), граничных значений уровней в границах поля допуска T_i^1, T_i^2 и т.д. ($T_{ai} \leq T_i^1 \leq T_{bi}$, $T_{ai} \leq T_i^2 \leq T_{bi}$ и т.д.) - для каждого параметра $X_1; X_2; \dots; X_i; \dots; X_m$, где $i = 1..m$ (например, количественные значения показателей, характеризующих уровни сформированности компетенций или кластеров компетенций работников);

- формирование на основании множества значений x_{pi} параметров $X_1; X_2; \dots; X_i; \dots; X_m$, где $i = 1..m$, для каждого p -го объекта совокупности, где $p = 1..n$, параметрической матрицы вида

$$A = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1i} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2i} & \dots & x_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{p1} & x_{p2} & \dots & x_{pi} & \dots & x_{pm} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{ni} & \dots & x_{nm} \end{pmatrix}$$

(например, параметрическая матрица компетентностных кластеров, характеризующая претендентов на вакантные должности);

- нормирование значений x_{pi} параметров $X_1; X_2; \dots; X_i; \dots; X_m$,

где $i = 1 \dots m$, для каждого p -го объекта совокупности, где $p = 1 \dots n$, по формуле

$\overline{x_{pi}} = \frac{x_{pi} - T_{ai}}{T_{bi} - T_{ai}}$ и формирование матрицы нормированных параметров вида

$$\overline{A} = \begin{pmatrix} \overline{x_{11}} & \overline{x_{12}} & \dots & \overline{x_{1i}} & \dots & \overline{x_{1m}} \\ \overline{x_{21}} & \overline{x_{22}} & \dots & \overline{x_{2i}} & \dots & \overline{x_{2m}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \overline{x_{p1}} & \overline{x_{p2}} & \dots & \overline{x_{pi}} & \dots & \overline{x_{pm}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \overline{x_{n1}} & \overline{x_{n2}} & \dots & \overline{x_{ni}} & \dots & \overline{x_{nm}} \end{pmatrix};$$

- нормирование количественных значений нижней и верхней границ полей допуска и уровней в границах допуска для каждого параметра $X_1; X_2; \dots; X_i; \dots; X_m$, где $i = 1 \dots m$, и приведение их к виду $\overline{\Delta T_i}, \overline{T_{ai}}, \overline{T_{bi}}, \overline{T_i^1}, \overline{T_i^2}, \overline{T_i^3}, \overline{T_i^4}$, причем $\overline{\Delta T_i} = \overline{T_{bi}} - \overline{T_{ai}} = 1$;

- идентификация анализируемого объекта совокупности, где $p = 1 \dots n$, путем построения профиля объекта и отнесение его к определенному классу или типу (рис. 1).

Так, профиль p -го объекта, представленный в качестве примера на рис. 1, позволяет идентифицировать его с типом, имеющим приоритет первого уровня в Д-зоне по параметру II и приоритет второго уровня в Г-зоне по параметрам I и III; приоритет третьего уровня не определен (например, «инженер-конструктор II категории»).

Специфика применения нейронных сетей к решению задач идентификации многопараметрических социальных объектов. Анализ научных публикаций показывает, что для решения задачи типизации многопараметрических социальных объектов характерны следующие условия моделирования:

- сложная структура моделируемой системы параметров, отражающих характеристики социальных объектов;

- значительные объемы информации, характеризующей МСО как субъекта процедуры оценивания;

- сильная зашумленность данных (вплоть до их искажения из-за значительной доли субъективности, наличествующей в настоящее время в системе процедур оценивания различных объектов социальной природы);

- отсутствие или дефицит эталонных наблюдений;

- наличие в базах данных, описывающих различные категории МСО, противоречивых наблюдений (например, включение в состав анализируемых групп ввиду дефицита конкуренции объектов, удовлетворяющих не по всем параметрам требованиям данной группы).

Трудности, существующие при разработке диагностической модели идентификации МСО, в целом состоят в следующем.

Исходные идентификационные модели МСО различных референтных групп существуют преимущественно только в вербальной форме, а детальное описание, позволяющее формализовать идентификационный процесс, отсутствует.

Модель объекта ввиду значительного объема описывающих его параметров включает в себя несколько подмоделей, соответствующих поэтапной реализации процесса

формализации его описания. Объединение таких подмоделей осуществляется с учетом сложности моделируемого объекта и высокого уровня неопределенности данных в рамках общего математического аппарата с применением экспертных методов.

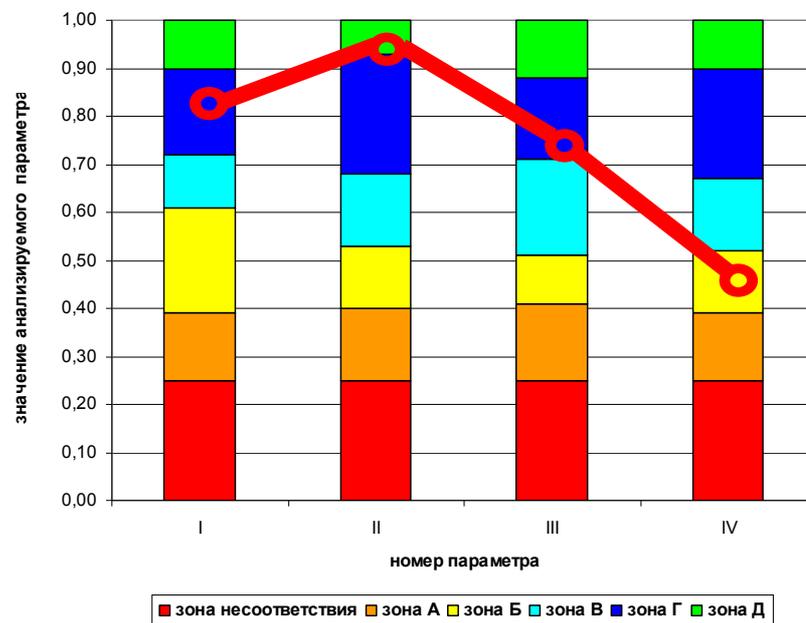


Рис. 1. Профиль p -го объекта и его идентификация с определенным типом

Достаточно полно описать реальность практически невозможно и с помощью небольшого числа параметров модели, и в силу большой ресурсоемкости процесса моделирования, и из-за отсутствия условий применимости классических методов статистического анализа. Это обосновывает недостаточный уровень эффективности применения классических методов статистического анализа (регрессионный анализ, кластерный анализ, факторный анализ и др.) [2; 4] при моделировании МСО. Кроме того, отсутствует возможность использования статистических критериев оценки адекватности модели при ее формировании с учетом указанных условий.

Преодолеть создавшуюся ситуацию позволяет применение современных методов исследования с применением экспертных систем, которые представляют собой «любой программный продукт, отражающий ... знания специалиста-профессионала, его навыки и опыт, используемые в процессе выдачи пользователю совета-решения» [10]. Применение нейронных сетей к исследованию объектов различной природы позволяет сделать вывод о целесообразности использования нейронной сети для формирования диагностической модели идентификации объектов, что обеспечивает ей (модели) следующие свойства: нелинейность, отображение входной информации в выходную, адаптивность к изменениям внешней среды. Факторными параметрами сети являются параметры (характеристики) анализируемой совокупности МСО, приоритетно востребованные референтной группой, а результирующим параметром - кодированное значение типа, с которым идентифицируется анализируемый объект в рамках исследуемой референтной группы. Значения факторных параметров выбираются из полей допуска, соответствующих различным типам объектов. Для обучения и контроля качества обученности сети формируется база данных, в которой установлено вариативное соответствие между различными значениями факторных параметров и кодированными значениями результирующего параметра, характеризующего определенный тип МСО, включенный в анализируемую группу.

Так как входных сигналов несколько, то получается многослойная сеть (например, многослойный персептрон), строящаяся из каскадов слоев. Особенности многослойного персептрона состоят в следующем: в качестве функции активации выступает гладкая функция; высокая степень связности нейронов обеспечивается тем, что каждый нейрон скрытого слоя связан с нейронами предыдущего слоя. Обучение многослойного персептрона осуществляется с помощью алгоритма, основанного на применении метода градиентного спуска.

В нейросетевых исследовательских пакетах прикладных программ нейронные сети могут работать и с числовыми данными, лежащими в определенном ограниченном диапазоне, которые при необходимости могут масштабироваться в подходящий для сети диапазон, и с нечисловыми данными, которые целесообразно представить в виде номинальных переменных, а впоследствии в пакетах прикладных программ представить в числовом виде.

При решении диагностической задачи нейросетевой идентификации МСО этот подход позволяет использовать как числовые значения параметров, характеризующих МСО, так и иной метод, в котором при наличии определенных пороговых значений этих параметров можно параметrogramму МСО представлять в форме комбинации определенных уровней, выраженных качественными значениями.

Таким образом, специфика применения нейронных сетей к решению диагностической задачи идентификации МСО заключается в следующем.

1. При формировании диагностической нейросетевой модели идентификации МСО целесообразно рассматривать два варианта структуры исследований. Внести в базу факторных данных нейросетевой модели переменные:

- соответствующие всем параметрам МСО, которыми его можно охарактеризовать (исходя из требований анализируемой референтной группы) и, проводя дальнейшее исследование, поэтапно удалять из анализируемого перечня те переменные, которые имеют наименьшее значение «важности» для формирования нейронной модели;

- соответствующие кластерам параметров МСО, обобщенно описывающим приоритетные характеристики МСО, и на их основе сформировать нейронную модель.

Вариант, который в ходе функционирования нейронной сети даст наименьший процент неверных предсказаний, и будет оптимальным.

2. Важен еще и тот факт, что алгоритм классификации методом ближайших соседей способен классифицировать множества, не являющиеся линейно разделимыми, поэтому оптимальным является выбор многослойного персептрона в качестве модели построения нейронной сети. Такая сеть ориентирована на реализацию процедуры идентификации объектов, аналитической базой которой является система значений параметров кластерных параметrogramм МСО, описывающих различные типы объектов анализируемой группы, которые содержат «зоны неразделенности» во множестве используемых данных.

Решение диагностической задачи нейросетевой идентификации МСО реализуется в несколько этапов:

- определение и фиксация динамического статуса анализируемых объектов социального пространства, на идентификацию которых с референтной группой ориентирована нейронная сеть;

- разработка структуры квалитетических приоритетов для каждого типа МСО данной группы;

- формирование уровневых значений $T_1^{min}, T_1^v, T_1^w, \dots$ для каждого типа объектов, рассматриваемых в рамках анализируемой совокупности;

- формирование обучающих электронных баз данных нейронной сети, содержащей вариативную совокупность значений $T_{p1}, T_{p2}, T_{p3}, \dots$, которые характеризуют уровни сформированности кластеров характеристик МСО K_1, K_2, K_3, \dots для каждого типа анализируемой совокупности.

Если цели идентификации МСО неоднозначны, то целесообразно разрабатывать несколько вариативных моделей и соответствующих им электронных баз данных нейронной сети. Кроме того, специфика сложившейся системы потребителей методики идентификации МСО с типами объектов различных социальных групп позволяет рекомендовать использование прикладных программ, которые содержат опцию для формирования нейронной сети в автоматическом режиме (например, SPSS 17 и др.), что значительно упрощает прикладные аспекты ее использования.

Формирование нейронной сети для диагностики и идентификации многопараметрических социальных объектов (на примере молодых специалистов технического профиля). В научной литературе рассматриваются различные подходы к оценке компетенций специалистов с целью оптимизации процедуры их отбора для работы на определенных должностях [3; 5; 6]. Однако использование методологии нейросетевой квалиметрической типизации и идентификации МСО значительно упрощает эту процедуру.

Рассмотрим пример формирования нейронной сети для квалиметрико-компетентностной идентификации молодых специалистов с определенными типами должностей промышленного предприятия. Для этого случая характерна следующая специфика: при приеме на работу молодых специалистов необходимо в электронной базе данных для нейронной сети учитывать все квалиметрико-компетентностные типы должностей не только инженерно-технических работников, но и сотрудников вспомогательных служб, на которые в соответствии с должностными требованиями потенциально могут быть приняты выпускники, имеющие квалификацию «дипломированный специалист» или «магистр». Пример типизации должностей для претендентов на вакантные инженерно-технические должности представлен в таблице.

Совокупность факторных значений $T_{p1}, T_{p2}, T_{p3}, T_{p4}, T_{p5}, T_{p6}$, характеризующих уровни сформированности компетентностных кластеров $K_1, K_2, K_3, K_4, K_5, K_6$, и результирующих значений D_p , представленных в условном коде рекомендуемой должности, для работы, к которой наиболее подготовлен анализируемый объект, для нейронной сети была сформирована на основе экспертных оценок приоритетности и вариативности значений для каждого из $p = 1 \dots n$ рассматриваемых объектов (в рассматриваемом примере $n = 260$; рис. 2 – основная база данных).

Таблица

Типы вакантных инженерно-технических должностей

Вакантная должность	Условный код должности для нейросети
Инженер-конструктор-исследователь испытательной лаборатории № 2	1
Инженер-конструктор отдела Главного конструктора	2
Инженер-технолог технологического отдела цеха № 2	3
	...

	K1	K2	K3	K4	K5	K6	D	MLP_PredictedValue	nep
244	0,72	0,82	0,67	0,72	0,82	0,67	4	4	
245	0,72	0,67	0,72	0,82	0,67	0,67	5	5	
246	0,70	0,70	0,80	0,65	0,80	0,65	1	1	
247	0,70	0,70	0,80	0,65	0,65	0,65	2	2	
248	0,70	0,80	0,65	0,70	0,65	0,65	3	3	
249	0,70	0,80	0,65	0,70	0,80	0,65	4	4	
250	0,70	0,65	0,70	0,80	0,65	0,65	5	5	
251	0,68	0,68	0,78	0,63	0,78	0,63	1	1	
252	0,68	0,68	0,78	0,63	0,63	0,63	2	2	
253	0,68	0,78	0,63	0,68	0,63	0,63	3	3	
254	0,68	0,78	0,63	0,68	0,78	0,63	4	4	
255	0,68	0,63	0,68	0,78	0,63	0,63	5	5	
256	0,66	0,66	0,76	0,61	0,76	0,61	1	1	
257	0,66	0,66	0,76	0,61	0,61	0,61	2	2	
258	0,66	0,76	0,61	0,66	0,61	0,61	3	3	
259	0,66	0,76	0,61	0,66	0,76	0,61	4	4	
260	0,66	0,61	0,66	0,76	0,61	0,61	5	5	
261	0,97	0,97	0,95	0,99	0,99	0,92			
262	0,84	0,75	0,75	0,88	0,84	0,84			
263	0,73	0,65	0,65	0,77	0,73	0,65			
264	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98			
265	0,74	0,65	0,65	0,77	0,74	0,65			
266	0,51	0,47	0,47	0,51	0,47	0,53			
267	0,71	0,65	0,65	0,75	0,71	0,65			
268	0,80	0,75	0,75	0,86	0,75	0,75			
269	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00			
270	0,78	0,86	0,78	0,86	0,78	0,91			
271	0,62	0,55	0,54	0,59	0,53	0,66			
272	0,65	0,62	0,59	0,77	0,74	0,64			

Рис. 2. Фрагмент электронной базы данных

Нейронная сеть формировалась автоматически с применением программного продукта SPSS Statistics 17.0 (рис. 3). Адекватность диагностической прогнозной модели профессиональной идентификации молодого специалиста на основе нейросетевой квалиметрико-компетентностной типизации инженерно-технических кадров проверялась статистическими методами автоматически по значениям отклонений рекомендуемого значения D_p и предсказанного нейронной сетью значения $D_p^{прогноз}$ (рис. 4).

Использование сформированных электронных баз данных нейронной сети при решении диагностической задачи квалиметрико-компетентностной идентификации инженерно-технических кадров осуществляется по следующему алгоритму:

- на основании индивидуальной кластерной компетенциогаммы анализируемого объекта значения $T_{p1}, T_{p2}, T_{p3}, T_{p4}, T_{p5}, T_{p6}$, характеризующие уровни сформированности компетентностных кластеров $K_1, K_2, K_3, K_4, K_5, K_6$, добавляют к имеющейся электронной базе данных нейронной сети; при этом в ячейку, соответствующую результирующему значению D_p , заносят значение, соответствующее условному коду предполагаемой вакантной должности;

- запускают нейронную сеть на формирование прогнозного значения;

- в ячейке $D_p^{прогноз}$ строки с занесенными данными анализируемого p -го объекта получают условный код должности, которая наиболее соответствует уровню сформированности системы социально-профессиональных компетенций специалиста (рис. 5).

Применение методов нейросетевого моделирования при квалиметрико-компетентностной диагностике идентификационного типа молодых специалистов является методологическим дополнением к традиционным методам статистического анализа и позволяет сформировать прогноз (прогнозируемая переменная - выход) должности или сертифицируемой квалификации, которой в наибольшей степени соответствует специалист, имеющий определенную структуру и уровень сформированности кластеров компетенций (переменные-предикаты - входы).

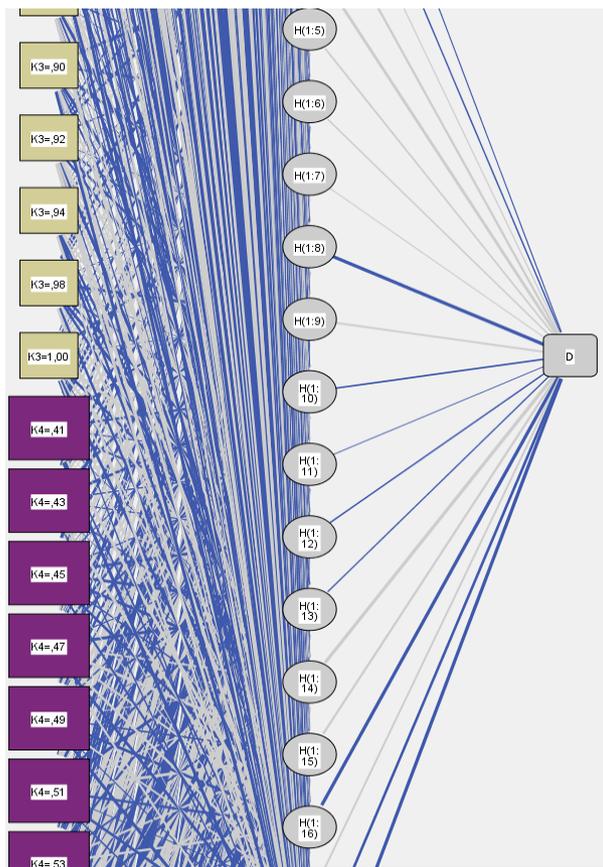


Рис. 3. Фрагмент диаграммы сети

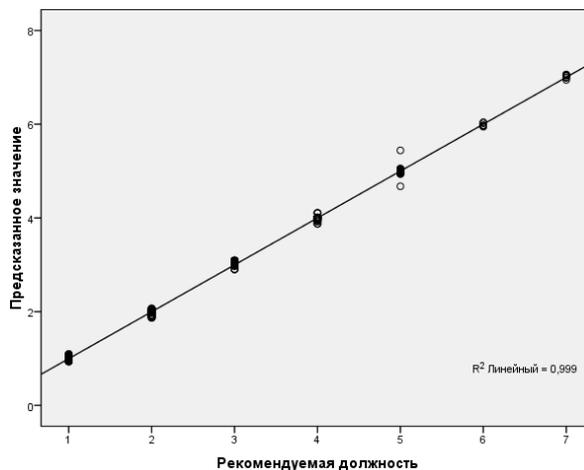


Рис. 4. Результаты работы сети (анализ адекватности модели)

	K1	K2	K3	K4	K5	K6	D	MLP_PredictedValue
258	0,66	0,76	0,61	0,66	0,61	0,61	3	3
259	0,66	0,76	0,61	0,66	0,76	0,61	4	4
260	0,66	0,61	0,66	0,76	0,61	0,61	5	5
261	0,97	0,97	0,95	0,99	0,99	0,95	7	7
262	0,84	0,75	0,75	0,88	0,84	0,84	6	6
263	0,73	0,65	0,65	0,77	0,73	0,65	5	5
264	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	7	7
265	0,74	0,65	0,65	0,77	0,74	0,65	5	5
266	0,51	0,47	0,47	0,51	0,47	0,53	5	5
267	0,71	0,65	0,65	0,75	0,71	0,65	5	5
268	0,80	0,75	0,75	0,86	0,75	0,75	5	5

D_p $D_p^{прогноз}$
 молодой специалист
не соответствует установленным
должностным требованиям к компетенции

Рис. 5. Фрагмент вывода результатов работы нейронной сети по диагностике должностного типа специалиста и его идентификации

Прогнозируемые с применением кластерной компетенциогаммы результаты относительно целесообразности рекомендовать молодого специалиста для принятия на работу на определенную инженерно-техническую должность (графа D) полностью совпадают с прогнозом нейронной сети (графа MLP PredicttdValue или $D_p^{прогноз}$). Исключение составляет строка № 266, в которой представлены данные выпускника, имеющего уровень сформированности кластеров профессиональных компетенций ниже

требуемого на данном предприятии, что вызывает сомнения в целесообразности принятия его на работу на одну из имеющихся вакантных должностей.

В этом случае совокупность всех претендентов на вакантные должности подразделяется на два класса: молодые специалисты, соответствующие и несоответствующие компетентностным требованиям к работникам данного предприятия. Затем среди лиц, соответствующих таким должностным требованиям, выявляются лица, наиболее соответствующие конкретному типу должности («инженер-конструктор отдела главного конструктора», «техник цеха № 4» и т.д.). Коэффициент корреляции данных идентификации специалистов на основании их кластерных компетенциограмм (рекомендуемая должность) и предсказанных нейронной сетью значений равен $R^2 = 0,99$, что позволяет сделать вывод об адекватности работы сети, сформированной на основе модели квалиметрико-компетентностной типизации и идентификации инженерно-технических кадров. Такой подход позволяет оптимизировать выбор направления дальнейшей профессиональной деятельности молодого специалиста (должность), повысив эффективность его работы за счет максимального использования имеющихся у него компетенций.

Предложенная диагностическая модель идентификации многопараметрических социальных объектов позволяет сопоставить характеристики анализируемого МСО с определенным типом, специфичным для анализируемой социальной группы, и оптимизировать вариационный выбор направления его дальнейшей социальной активности. Применение нейросетевого подхода к решению этой проблемы значительно упрощает технологический этап ее практической реализации, а использование программных продуктов, содержащих режим автоматического формирования иерархии сети, позволяет отказаться от аналитического этапа ее построения, требующего участия ИТ-специалистов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Васильев, В.И. Статистический анализ многомерных объектов произвольной природы / В.И.Васильев. - М.: ИКАР, 2004. - 382 с.
2. Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории / А.И.Галушкин. - М.: Горячая линия. Телеком, 2012. 496 с.
3. Горленко, О. А. Оценка и сертификация квалификации выпускников учреждений профессионального образования в области управления качеством, стандартизации и метрологии / О. А. Горленко, В. В. Мирошников // Вестник Брянского государственного технического университета. - 2013. - № 4. - С. 171-176.
4. Мандель, И.Д. Кластерный анализ / И.Д.Мандель. - М.: Финансы и статистика, 1988.
5. Мирошников, В. В. Методика структурного анализа компетенций студентов / В. В. Мирошников, И. Г. Манкевич, О. А. Горленко // Вестник Брянского государственного технического университета. - 2013. - № 4. - С. 177-184.
6. Михайлова, М. Н. Направленность на самореализацию выпускников учреждений высшего технического профессионального образования / М. Н. Михайлова // Вестник Брянского государственного технического университета. - 2014. - № 4. - С. 182-187.
7. Морозова, А.В. Аксиоматический базис модели квалиметрии и типизации многопараметрического социального объекта в процессе социализации и матрица соответствия ее параметров / А.В. Морозова, Д.Е. Тарасов, А.А. Алисов // Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии. - 2013. - № 4. - С.8-15.
8. Морозова, А.В. Система основных типов многопараметрических социальных объектов и алгоритм их определения (на примере инженерно-технических работников) / А.В. Морозова, А.В. Киричек, Д.Е. Тарасов, М.В. Алисова // Материалы Международного научного симпозиума технологов-машиностроителей и механиков «Волновые и виброволновые технологии в машиностроении, металлообработке и других отраслях» (г. Ростов н/Д, 7 - 10 окт. 2014 г.). – Ростов н/Д: Изд-во ДГТУ, 2014. - С. 372-380.
9. Морозова, А.В. Формирование полной и кластерной параметрограмм многопараметрического социального объекта / А.В. Морозова, А.Н. Ткаченко, А.В. Тюхта // Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии. - 2014. - № 2. - С. 30-37.
10. Романов, А.Н. Советующие информационные системы в экономике: учеб. пособие для вузов / А.Н.Романов. - М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2000. - 487 с.

Материал поступил в редколлегию 7.05.15.