



ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ОТБОРА КОМАНДЫ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ПРОЕКТА

А.З. Асанов, И.Ю. Мышкина

Рассмотрена возможность применения различных типов нейронных сетей для оценки и отбора исполнителей для реализации задач проекта. Для получения частных оценок соответствия компетенций исполнителей требованиям к отдельным задачам проекта и формирования обучающей выборки предложено использовать когнитивные карты. Приведены методика сбора и обработки необходимых экспертных оценок. Отмечено, что методика может применяться для определения параметров когнитивной карты и оценок компетенций возможных исполнителей. Для согласования мнений экспертов применен алгоритм согласования кластеризованных ранжировок.

Ключевые слова: проект, компетенция, когнитивная карта, нейронные сети.

ВВЕДЕНИЕ

Задачи управления кадрами предприятия/организации по степени важности стоят в одном ряду с задачами производства и сбыта продукции. Успешность нового проекта в любой сфере деятельности напрямую зависит от компетентности выбранных исполнителей, от того, правильно ли распределены между членами команды отдельные задачи проекта. Большинство работ, касающихся вопросов формирования команд исполнителей, нацелены, прежде всего, на получение интегральных оценок соответствия профессиональных, психолого-личностных и других характеристик соискателей требованиям отдельных заданий на основе результатов тестирования профессиональных знаний, психологического тестирования, экспертных оценок и т. п. Далее на основе полученных данных о соискателях определяется такой состав команды, чья оценка соответствия требованиям к участию в проекте доставляет экстремальное значение некоторой целевой функции, учитывающей значения выбранных критериев оценки потенциальных соискателей. Подобные задачи в теории оптимизации относятся к дискретной (комбинаторной) оптимизации и называются задачами о назначениях. При этом не учитывается имеющаяся информация, если она есть, об уже реализованных проектах, которая позволяет получить более четкую

картину о возможностях сотрудников проектной организации, их компетенциях в реальной практической работе и об особенностях проектов, в которых сотрудники могут участвовать. Ценность данной информации значительно увеличивается при отсутствии универсальных подходов к оценке реальных компетенций сотрудников и ориентации существующих методик на оценку только «знаниевого» компонента компетенций на основе применения тестовых заданий.

Данные об уже реализованных проектах, как удачных, так и проектов, трудности в реализации которых были обусловлены недостаточной компетентностью исполнителей, могут использоваться при оценке новых проектов и отборе наиболее подходящих исполнителей. Для анализа имеющейся ретроспективной информации предлагается применить аппарат нейронных сетей. Искусственные нейронные сети широко применяются для решения задач прогнозирования, распознавания образов, аппроксимации, классификации, принятия решений и управления. В частности, в задачах управления персоналом нейросетевые модели чаще всего используются при решении таких задач, как прогнозирование успешности персонала в компании в процессе найма; оценка результативности труда управленческого персонала; выявление предпочтений агентов [1]. При решении задачи о распределении задач между исполнителями, сформулированной как задача дискретной опти-

мизации, используют дискретные и непрерывные сети Хопфилда [2, 3].

В настоящей работе рассматриваются три различные задачи, возникающие при отборе исполнителей для реализации проектов.

- Оценка степени соответствия компетенций возможных исполнителей требованиям к уровням компетенций, необходимых для решения каждой частной задачи проекта. Предполагалось, что для каждой задачи требуется один исполнитель. Для нахождения оценки соответствия компетенций возможных исполнителей требованиям к уровням компетенций, необходимых для решения каждой отдельной задачи проекта, предлагается использовать когнитивные карты. На основе полученных оценок и оценок занятости исполнителей в других работах и/или проектах может быть осуществлен отбор наиболее подходящих исполнителей из числа потенциально возможных.

- Отбор наиболее соответствующих требованиям исполнителей для реализации каждой из задач проекта на основе истории уже реализованных «удачных» проектов с помощью многослойного перцептрона.

- Оценка возможности неуспешной реализации проекта на основе истории уже реализованных проектов с помощью нейронной сети Хопфилда. При этом учитывались только проекты, проблемы с реализацией которых были обусловлены недостаточной компетентностью исполнителей.

1. ОБЩАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Необходимо сформировать команду из m человек и распределить между ними m задач, каждая из которых требует владения определенным набором компетенций, из n возможных исполнителей таким образом, чтобы оценка соответствия их компетенций требованиям была не ниже некоторой минимальной оценки.

Для получения частных оценок составляющих компетенций предлагается использовать экспертные оценки. В качестве экспертов могут выступать линейные руководители, а также руководители отдельных уже реализованных проектов, т. е. те, кто непосредственно участвует в работе и тесно взаимодействует с потенциальными исполнителями.

Решение поставленной задачи предполагает выполнение двух этапов.

Этап 1. Получение интегральных оценок соответствия n возможных исполнителей проекта требованиям m заданий $Q = \{q_i^j\}$, $i = 1, m, j = 1, n$, $q_i^j \in [0, 1]$ на основе экспертных оценок составляющих компетенций.

Этап 2. Отбор на основе оценок, полученных на этапе 1 по одному исполнителю для реализации каждой задачи проекта при условии, что отобранные исполнители имеют наиболее подходящую оценку соответствия требованиям.

2. ОЦЕНКА КОМПЕТЕНЦИЙ ИСПОЛНИТЕЛЕЙ

2.1. Когнитивные карты для оценки компетенций

Рассмотрим возможность применения когнитивных карт [4, 5] для получения оценки соответствия исполнителя требованиям для реализации задачи проекта.

Когнитивная модель требований к реализации частного задания проекта:

$$\Phi = \langle G, Y, W \rangle,$$

где $G = \langle V, E \rangle$ — ориентированный граф;

$$V — \text{множество вершин, причем } V = \{V_j\} = \{K_j\} \cup \{SK_i^j\} \cup \{S\};$$

K_i — вершины-компетенции;

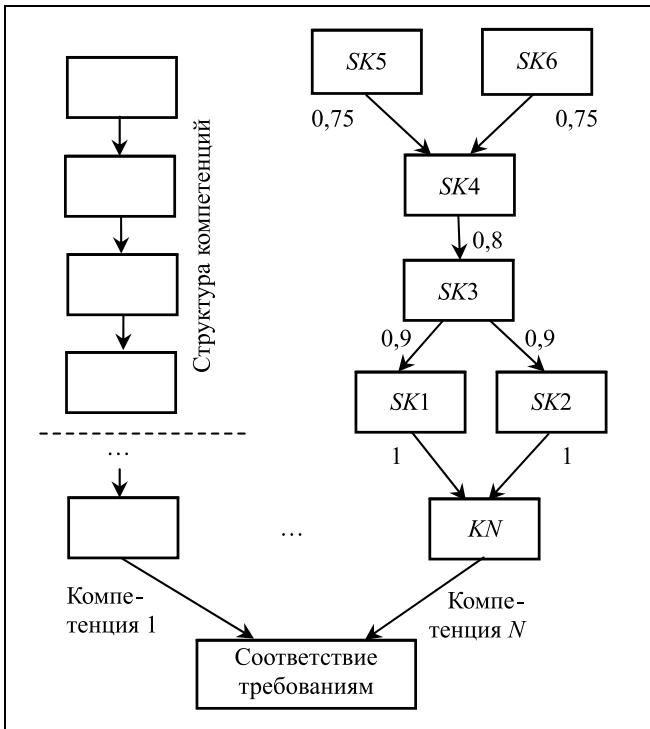
SK_i^j — вершины-составляющие i -й компетенции, $i = \overline{1, N}$ (N — общее число компетенций), $t_i = \overline{1, m_i}$ (m_i — общее число составляющих i -й компетенции), вершина S — «соответствие требованиям задания»;

$E = \{e_{ij}\}$, $i, j = \overline{1, M}$ — множество дуг (таким образом, общее число вершин $M = N + \sum_{i=1}^N m_i + 1$);

$Y = \{Y^l\}$, $l = \overline{1, M}$ — множество параметров вершин V (значение вершин K и SK — оценка компетенций и составляющих компетенций потенциального исполнителя, значение вершины S — интегральная оценка соответствия требованиям).

Веса влияний $W = \{w_{ij}\}$, $i = \overline{1, M}, j = \overline{1, M}$, между каждой парой вершин принимают значения из промежутка $(0, 1]$. Веса устанавливались равными значимости вершины для выполнения задания. Напрямую с вершиной-компетенцией связаны составляющие этой компетенции, имеющие наибольшую значимость. Остальные вершины-составляющие связаны друг с другом от менее значимой к более значимой. Такое расположение вершин обусловлено тем, что для выполнения задания требуется, чтобы возможный исполнитель владел всем набором компетенций и их составляющих.

Требуется на основе оценок составляющих компетенций соискателя получить оценку соответст-



Когнитивная карта требований к компетенциям

вия соискателя требованиям, необходимым для выполнения задания проекта.

Решение задачи оценки компетенций включает в себя этапы:

- построение когнитивной модели требований к компетенциям;
- задание начальных значений вершин-составляющих компетенций;
- пересчет значений всех вершин.

Модель этапов вычислений когнитивной карты:

$$Y_i(t + 1) = Y_i(t) + \sum_{j=1}^M \Delta Y_j(t) w_{ji} \text{ — для результирующей вершины } S;$$

$\Delta Y_j(t)$ — приращение (изменение) значения j -й вершины на этапе вычисления t ;

$$Y_i(t + 1) = Y_i(t) + \sum_{j=1}^M \Delta Y_j(t) w_{ji} H(Y_j(0)),$$

где $H(x) = 0$, если $x < \eta(SK)$, и $H(x) = 1$, если $x \geq \eta(SK)$ —

(1)

для вершин, представляющих компетенции и их составляющие, где $\eta(SK)$ — минимально возможная оценка составляющих компетенций. Ограничения в данном случае введены для того, чтобы учитывать все составляющие компетенции при оценке возможного исполнителя только в случае,

если он обладает всеми составляющими компетенций на уровне не ниже минимального. При этом даже очень высокая оценка по какой-либо составляющей не увеличит значительно итоговую оценку возможного исполнителя, если он не соответствует всему набору требований.

На рисунке приведен пример когнитивной карты требований к компетенциям для реализации некоторого задания проекта. В табл. 1 дана расшифровка одной из компетенций.

Обозначения на рисунке: KN (компетенция) — «Способность демонстрировать, применять, критически оценивать и пополнять математические знания»; SK — составляющие компетенции: «разрабатывает математические модели реальных процессов и ситуаций ($SK1$); оценивает различные методы решения задачи и выбирает оптимальный метод ($SK2$); способен передавать результат проведенных исследований в виде конкретных рекомендаций ($SK3$); применяет компьютерные математические программы при решении задач ($SK4$); оценивает математическую корректность различной информации в СМИ, научно-популярной литературе и других источниках в терминах предметной области знания ($SK5$); готов и способен к обучению и саморазвитию в предметной области знания ($SK6$)».

В табл. 1 для оценки компетенции N , граф составляющих частей для которой представлен на рисунке, приняты веса влияний — $w_{1KN} = w_{2KN} = z(SK_1^N) = z(SK_2^N) = 1$, $w_{31} = w_{32} = z(SK_3^N) = 0,9$, $w_{43} = z(SK_4^N) = 0,8$, $w_{54} = w_{64} = z(SK_5^N) = z(SK_6^N) = 0,75$; начальные значения вершин, представляющих составляющие компетенции, $Y_i(0) = \{0,5; 0,5;$

Таблица 1

Параметры составляющих компетенции

Структура компетенции	Значимость, $z(SK_{iN}^N)$	Минимальная оценка составляющих компетенции $\eta(SK_{iN}^N)$
$SK1$	1	0,5
$SK2$		
$SK3$	0,9	0,4
$SK4$	0,8	
$SK5$	0,75	
$SK6$		0,3
Итоговая оценка		6,464

Таблица 2

**Результаты расчетов
для нескольких возможных исполнителей**

Составляющие компетенции	Некоторые комбинации частных оценок					
	Исполнители					
	1	2	3	4	5	6
SK1	0,5	1	0,4	0,4	0,5	0,8
SK2				0,5		
SK3				0,5		
SK4	0,4	1	0,3	0,4	0,3	0,7
SK5				0,4		
SK6	0,3	1	0,2	0,3	0,3	0,7
Итоговая оценка	6,5	14,8	0	3,23	3,8	10,6
Нормированная оценка	0,44	1		0,22	0,26	0,71

0,5; 0,4; 0,4; 0,3}; минимальная оценка составляющих компетенции $\eta(SK_i^N) = Y_i(0)$. В результате расчетов по формуле (1) получаем значение вершины KN , равное 6,464.

Табл. 2 содержит результаты расчетов для нескольких возможных исполнителей. Итоговая оценка рассчитана по формуле (1). В табл. 2 каждому из шести исполнителей соответствует своя комбинация оценок составляющих компетенции, которые принимаются за начальные значения соответствующих вершин графа. Минимальные оценки составляющих компетенции и значимости составляющих компетенции те же, что и в табл. 1. В табл. 2 нормированная оценка получена делением итоговой оценки на максимально возможную (при максимальной оценке составляющих компетенции, равную 1), т. е. в данном случае делением на 14,8.

Когнитивные карты позволяют получать итоговую оценку соответствия исполнителя требованиям задания на основе частных оценок компетенций, позволяя при этом учитывать минимальные допустимые оценки составляющих компетенций, причем даже очень высокая оценка по какой-либо составляющей не увеличит значительно итоговую оценку возможного исполнителя, если он не соответствует всему набору требований. Кроме того, описанная структура когнитивной карты позволяет увеличивать итоговые оценки в случае наличия у исполнителя определенных сочетаний компетенций, оценки которых не ниже заданного минимального порога.

2.2. Обработка экспертных оценок

При оценке весов связей между вершинами и оценке составляющих компетенций возможных исполнителей используются экспертные оценки. Сбор и обработка экспертных оценок включает в себя следующие этапы (на примере оценок весов связей, которые соответствуют значимости компетенций и их составляющих):

- 1) экспертами определяются веса связей между вершинами когнитивной карты;
- 2) определяются средние арифметические веса;
- 3) определяются медианы наборов весов;
- 4) средние веса и их медианы задают некоторые ранжировки множества компетенций (и составляющих);
- 5) применяется алгоритм согласования двух полученных кластеризованных ранжировок [6], если присутствуют противоречивые наборы компетенций, то экспертам предлагается снова провести их оценку.

В качестве примера рассмотрим ситуацию, когда три эксперта проводят оценки значимости семи компетенций. Возможные результаты этапов 1—4 обработки экспертных оценок приведены в табл. 3.

На основе полученных результатов получаем две ранжировки компетенций (в табл. 3 наименьшему значению значимости приписывается ранг 1): на основе средних значений — $A = [1 < 2 < 3 < 4 < 5 < 6 < 7]$, на основе медиан — $B = [1 < 3 < 2 < 4 < \{5, 6\} < 7]$. Совокупность противоречивых пар компетенций — $S = [(2, 3), (5, 6)]$. Результат согласования кластеризованных ранжировок: $f(A, B) = [1 < \{2, 3\} < 4 < \{5, 6\} < 7]$.

Таким образом, дополнительного изучения в целях упорядочения и получения новых оценок

Таблица 3

Пример результатов обработки экспертных оценок

	Степень влияния (значимость) на общую оценку соискателя (значения от 0 до 1)						
	Компетенция						
	1	2	3	4	5	6	7
Эксперт 1	0,3	0,4	0,5	0,7	0,8	0,9	1
— " — " — 2	0,5	0,7	0,6	0,8	0,9	1	0,9
— " — " — 3	0,7	0,8	0,9	0,9	1	0,9	1
Среднее	0,5	0,63	0,67	0,8	0,9	0,93	0,97
Медиана		0,7	0,6			0,9	1
Ранги средних	1	2	3	4	5	6	7
Ранги медиан		3	2				



значимости требуют только компетенции {2, 3} и {5, 6}.

В случае большого числа оцениваемых экспертами объектов можно предварительно провести проверку согласованности мнений одного эксперта, которая включает в себя три этапа.

1) Эксперту предлагается компетенции и/или их составляющие разбить на кластеры (группы) по значимости: «низкая значимость», «средняя», «высокая», «очень высокая».

2) Внутри каждой группы провести ранжировку по возрастанию их значимости.

3) Применяется алгоритм согласования [6] полученной ранжировки и ранжировки прямых оценок компетенций, данных экспертом. Если присутствуют противоречивые наборы компетенций, то экспертам предлагается снова провести оценку этих компетенций.

Применение ранжировок и описанных методов их анализа обусловлено следующими причинами.

- Непосредственное использование только ранжировок при оценке значимостей компетенций, когда эксперту предлагается только проранжировать компетенции (с последующей обработкой рангов с помощью, например, определения коэффициентов Фишборна) без указания конкретных оценок значимости в случае большого числа компетенций для эксперта может стать очень трудоемким процессом и вызвать большое число ошибок. Указание же конкретных оценок значимости более естественно.
- Использование ранжировок позволяет осуществлять проверку согласованности мнений экспертов и согласованность мнений одного эксперта, исключая возможность появления случайных ошибок.

3. НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ХОПФИЛДА ДЛЯ ЗАДАЧИ ОПТИМИЗАЦИИ

Следующий этап — отбор наиболее подходящих исполнителей на основе полученных оценок и оценок степени занятости исполнителей в других работах и/или проектах.

Постановка задачи. Имеются оценки соответствия n возможных исполнителей проекта требованиям m заданий $Q = \{q_{ij}\}$, $i = 1, m, j = 1, n, q_{ij} \in [0, 1]$. Требуется отобрать по одному исполнителю для реализации каждой задачи проекта, отобранные исполнители должны иметь наибольшую оценку соответствия требованиям. В итоге получаем оптимизационную комбинаторную задачу. Для решения подобных задач при большом числе возможных вариантов распределения заданий между

исполнителями используется нейронная сеть Хопфилда [7—9].

Классическая задача о назначениях формулируется следующим образом: пусть имеется n работ и n претендентов на выполнение этих работ. Назначение претендента на работу j связано с затратами c_{ij} , $i, j = \overline{1, n}$. Требуется определить назначение, дающее минимальные суммарные затраты, при этом каждого претендента можно назначить только на одну работу, и каждая работа может быть занята только одним кандидатом [10, 11]. Данная задача относится к задачам дискретной оптимизации и является частным случаем транспортной задачи.

Для задачи о назначениях и ее различных разновидностях характерна большая сфера применимости при решении разнообразных прикладных задач. К ним сводятся задачи, связанные с оптимальным распределением элементов на микросхемах, задачи планирования работы вычислительных, производственных систем, оптимизации перевозок, а также задачи составления расписаний [12, 13].

Для задачи о назначениях существуют точные методы решения, такие как венгерский алгоритм, метод потенциалов, метод ветвей и границ, метод динамического программирования. Однако при большой размерности задачи данные методы требуют значительных затрат времени [11—13]. Известные методы часто становятся неприменимы и в случаях использования модифицированных моделей задачи о назначениях, в частности, при добавлении новых нестандартных ограничений, а также появлении многокритериальности [13]. В этих условиях могут применяться и приближенные методы решения задачи дискретной оптимизации. При решении подобных задач часто используют нейронные сети Хопфилда, которые позволяют найти решение в реальном времени и время нахождения решения мало зависит от размерности задачи [12].

Нейросетевая постановка задачи. Сеть для решения задачи строится следующим образом: каждый нейрон снабжается двумя индексами: первый соответствует заданию проекта, второй — номер возможного исполнителя. Функция энергии в терминах нейронной сети Хопфилда с бинарными состояниями нейронов $x_{ij} \in \{0, 1\}$, $i = 1, m, j = 1, n$, и дискретным временем для классической задачи оптимизации может иметь вид [2]:

$$E = \frac{\alpha}{2} \sum_i \left(\sum_i x_{ii} - 1 \right)^2 + \frac{\beta}{2} \sum_i \left(\sum_i x_{ii} - 1 \right)^2 + \chi \sum_i \sum_i c_{ii} x_{ii} \quad (2)$$

или

$$E = \frac{\alpha}{2} \sum_t \sum_i \sum_{i \neq j} x_{ti} x_{tj} + \frac{\beta}{2} \sum_i \sum_t \sum_{y \neq t} x_{ti} x_{ty} + \frac{\gamma}{2} \left(\left(\sum_t \sum_i x_{ti} \right) - m \right)^2 + \chi \sum_t \sum_i c_{ti} x_{ti}$$

При отборе исполнителей для реализации каждой задачи проекта с наибольшей оценкой соответствия требованиям и минимальной оценкой степени занятости исполнителей $S = \{s_i\}$, $i = 1, m$, $s_i \in [0, 1]$ функция энергии может иметь вид:

$$E = \frac{K_1}{2} \sum_t \sum_i \sum_{i \neq j} x_{ti} x_{tj} + \frac{K_2}{2} \sum_i \sum_t \sum_{y \neq t} x_{ti} x_{ty} + \frac{K_3}{2} \left(\left(\sum_t \sum_i x_{ti} \right) - m \right)^2 + \frac{K_4}{2} \sum_t \left(\sum_i x_{ti} q_{ti} - 1 \right)^2 + K_5 \sum_t \sum_i x_{ti} s_i$$

В этом выражении:

— первое слагаемое равно нулю только в том случае, если каждая строка (задание) содержит не более одной единицы (каждое задание выполняет один исполнитель);

— второе слагаемое равно нулю только в том случае, если каждый столбец (возможный исполнитель) содержит не более одной единицы (каждый исполнитель выполняет только одно задание);

— третье слагаемое равно нулю только в том случае, если матрица содержит ровно m единиц (число исполнителей равно числу заданий);

— четвертое слагаемое принимает минимальное значение, если отобранные исполнители в наибольшей степени соответствуют требованиям;

— пятое слагаемое принимает минимальное значение, если отобранные исполнители в наименьшей степени заняты.

В результате находим элементы весовой матрицы:

$$w_{ii,yy} = -K_1 \delta_{iy} (1 - \delta_{ij}) - K_2 \delta_{ij} (1 - \delta_{iy}) - K_3 - 2K_4 q_{ti} q_{ty} \delta_{iy} (1 - \delta_{ij}),$$

Таблица 4

Процент правильных решений

Отличие найденного решения от оптимального, менее, %	Доля правильных решений, %
1	52
10	72
20	79
30	86

где $\delta_{ij} = 1$, если $i = j$ и $\delta_{ij} = 0$ в противном случае. Значения главной диагонали матрицы весов сети Хопфилда были обнулены для повышения устойчивости работы сети.

Кроме того, каждый нейрон имеет дополнительный вход со смещающим весом $b_i = K_3 m + K_4 q_{ij} - K_5 s_j$, где $i = m + j$.

Уровень активации нейронов сети может вычисляться как [2]

$$y_j = \sum_{i \neq j} w_{ij} z_i + b_j$$

В качестве функции активации F для нейронов сети для дискретной сети Хопфилда с дискретным временем используется пороговая функция

$$z_j = F(y_j) = \begin{cases} 1, & \text{если } y_j > 0, \\ 0, & \text{если } y_j \leq 0, \end{cases}$$

где $z_j(z_j(0))$ фактически представляет собой входной сигнал — выходные значения нейронной сети.

Из соображений устойчивости сети применяется асинхронная динамика работы [2].

Эксперимент проводился 100 раз для $m = 3$ и $n = 7$, элементы матриц $C = \{c_i^j\}$ и $S = \{s_j\}$ генерировались случайным образом. Каждый опыт повторялся 7 раз для различных случайных значений входных нейронов. Значения нейронов менялись последовательно.

Результаты расчетов для значений коэффициентов $K = [0,117 \ 0,651 \ 0,102 \ 0,943 \ 1,959]$ приведены в табл. 4. В первом столбце табл. 4 приведены проценты отклонений значений целевой функции (2) ($E_{\text{получ}}$) для полученных с помощью сети Хопфилда решений от точных минимальных значений целевой функции (2) (E_{min}): $\frac{|E_{\text{получ}} - E_{\text{min}}|}{E_{\text{min}}}$.

Доля правильных решений значительно возрастает в случае непрерывной сети Хопфилда с дискретным и непрерывным временем [2, 3, 9, 14], и получаемые результаты становятся вполне приемлемыми.

4. ОТБОР КОМАНДЫ НА ОСНОВЕ ИСТОРИИ С ПОМОЩЬЮ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА

Сведение задачи отбора команды для решения задачи отбора команды для реализации проекта к задаче оптимизации возможно при наличии адекватных оценок соответствия возможных исполнителей проекта требованиям заданий. Однако получение подобных оценок представляет собой



отдельную трудоемкую задачу, при этом не всегда возможно учесть и предусмотреть необходимость учета всех факторов (компетенций, психологических характеристик: трудоспособность, волевые качества и т. п., социальных факторов), влияющих на успешность реализации отдельных задач проекта конкретным исполнителем. В этих условиях становится целесообразным учет истории об уже реализованных «удачных» проектах.

Допустим, имеются сведения об уже реализованных организацией «удачных» проектах, данные о которых представлены требованиями к уровню компетенций, потребовавшихся для их реализации (низкий, средний, высокий) и сотрудников, участвовавших в реализации проекта.

Формально механизм формирования группы сотрудников для реализации проекта можно представить как механизм распознавания: на основе имеющейся «истории» произведенных работ, на основании степени близости вектора требований к компетенциям для нового проекта к требованиям к уже реализованным проектам можно определить оптимальный состав команды для нового проекта. Другими словами, необходимо решить задачу аппроксимации отображения, которое входному вектору требований к компетенциям для проекта ставит в соответствие группу сотрудников, способных успешно реализовать данный проект.

Для решения задачи формирования группы сотрудников для реализации проекта нами для нейросетевой аппроксимации использовалась двухслойная однородная однонаправленная сеть (многослойный перцептрон) с сигмоидальными функциями активации.

Нейросетевая постановка задачи. Имеется множество уже реализованных проектов (входных данных), представленных набором компетенций, необходимых для их реализации $K = (k_1^1, k_1^2, k_1^3, \dots, k_n^1, k_n^2, k_n^3)$, где n — общее число компетенций, которыми обладают сотрудники, $k_i^j, k_i^j \in \{0, 1\}$ — j -й уровень, $j \in \{1, 2, 3\}$, i -й компетенции, $i = 1, n$, и множество возможных ответов — выходных данных (состав сотрудников, участвующих в реализации проектов — $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)$, m — общее число сотрудников, $s_i \in \{0, 1\}$, $i = 1, m$). Можно предположить, что между набором компетенций и составом команды имеется некоторая неизвестная зависимость. На основе имеющихся данных о уже реализованных «удачных» проектах требуется восстановить эту зависимость с помощью двухслойного перцептрона (число входов $3n$, число выходов m). Использование сигмоидальных функций активации обусловлено тем, что входной и выходной век-

торы состоят только из нулей и единиц, область же значений сигмоидальной функции представляет собой интервал $(0, 1)$; сигмоидальные функции часто используют при реализации логических функций [15]; кроме того, существование непрерывных производных первого и второго порядка у данной функции позволяют применять разнообразные алгоритмы обучения нейронной сети.

Генеральная совокупность была смоделирована и состояла из 53 примеров: случайным образом были сгенерированы компетенции из 10 возможных, которыми владеют 10 сотрудников и 53 проекта, в которых эти сотрудники могли бы участвовать. Рассматривались компетенции только на одном уровне (владеет/не владеет).

Для оценки числа нейронов в скрытых слоях однородных нейронных сетей можно воспользоваться формулой для оценки необходимого числа синаптических весов L_w в многослойной сети с сигмоидальными функциями активации [16]:

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m,$$

где n и m — размерности входного и выходного сигналов, N — число элементов обучающей выборки. Тогда число нейронов в двухслойной сети $L = L_w / (n + m)$.

В нашем случае ($m = 10$, $n = 10$, $N = 53$) получим возможное число нейронов в скрытом слое: $4 \leq L \leq 67$.

В процессе определения числа нейронов в скрытом слое выбирался также лучший алгоритм обучения нейросети по минимальному значению среднеквадратичной ошибки. Для каждого набора параметров нейросети обучение проводилось по 2—3 раза. Полученные результаты приведены в табл. 5. Расчеты производились средствами «Neural Network Toolbox» пакета «Matlab».

Обозначения в табл. 5: MSE — средняя квадратическая ошибка, Epochs — число циклов обучения, trainpr — алгоритм упругого обратного распространения, trainscg — метод шкалированных связанных градиентов, trainlm — метод Левенберга — Маркара (Levenberg — Marquardt).

Наилучшие результаты получены в случае 20 нейронов при методе Левенберга — Маркара.

Основная трудность при решении задач аппроксимации с помощью нейронных сетей заключается в получении обучающей выборки. В случае рассматриваемой задачи выборка может быть увеличена на основе генерации обучающих примеров с помощью когнитивной карты требований к реализации частного задания проекта. Частные задания проекта могут быть сформированы случайным

Результаты обучения нейронной сети

Число нейронов	Trainrp		Trainscg		Trainlm	
	MSE	Epochs	MSE	Epochs	MSE	Epochs
7	0,0585	1286	0,0472	10 000	0,0151	86
10	0,0340	1029	0,0189	1100	0,0094	48
15	0,0264	582	0,0113	372	4,26e-2	22
17	0,0283	549	0,0113	479	1,44e-1	25
20	0,0189	444	0,0038	882	3,45e-2	20
25	0,0170	407	0,0113	689	1,81e-1	19
30	0,0151	414	0,0076	473	7,87e2	18

образом из всего набора компетенций, которыми обладают сотрудники, участвующие в реализации проекта.

Другой возможный подход к применению нейронных сетей для решения задачи аппроксимации при отборе исполнителей для реализации проекта состоит в определении оценки соответствия каждого сотрудника требованиям задания для некоторого набора компетенций, наличие которых требуется для выполнения задания.

5. ОТБОР КОМАНДЫ НА ОСНОВЕ ИСТОРИИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХОПФИЛДА

Применение многослойного персептрона для решения задачи отбора команды требует наличие достаточной обучающей выборки. Проблема отсутствия выборки достаточного объема может быть решена на основе применения нейронной сети Хопфилда для решения альтернативных задач определения схожести требований нового проекта с требованиями к уже реализованным «удачным» или «неудачным» проектам.

Нейронная сеть Хопфилда обладает ассоциативными свойствами. Задача, решаемая данной сетью в качестве ассоциативной памяти, формулируется следующим образом. Известен набор двоичных сигналов, которые считаются образцовыми. Сеть должна уметь из произвольного неидеального сигнала, поданного на ее вход, выделить (вспомнить по частичной информации) соответствующий образец (если такой есть) или дать заключение о том, что входные данные не соответствуют ни одному из образцов.

Похожая задача возникает при необходимости распознать потенциально неуспешный проект в условиях недостаточной компетентности исполнителей. Набор образцовых сигналов может быть сформирован на основе истории уже реализованных проектов. Соответствующим образом обучен-

ная сеть при подаче на ее вход требований к новому проекту должна выделить соответствующий образец (если такой есть), что будет означать, что вероятность неудачной реализации нового проекта достаточно высока.

В случае небольшого числа уже реализованных удачных проектов нейронная сеть Хопфилда может их «запомнить», а точнее, соответствующие наборы компетенций, и при подаче на вход построенной нейронной сети требований к новому проекту можно определить, есть ли схожие проекты из уже реализованных. Вероятность того, что команда исполнителей, соответствующих найденному образцу, успешно реализует новый проект достаточно высокая.

Число нейронов во входном и выходном слоях нейронной сети Хопфилда для данных задач равно общему числу компетенций, которыми обладают сотрудники. Начальные входные значения в данном случае удобнее принять равными либо +1 (если для реализации проекта необходимо привлечь исполнителя, обладающего соответствующей компетенцией), либо -1 (если такой необходимости нет).

На стадии обучения сети весовые коэффициенты устанавливаются следующим образом [14]:

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=1}^L (x_i^k)^T \cdot x_j^k, & i \neq j, \\ 0, & i = j, \end{cases} \quad \text{где } x_j^k \text{ — } j\text{-й элемент } k\text{-го}$$

вектора-образца, который должна «запомнить» сеть, L — число запоминаемых образцов. В качестве функции активации F для нейронов сети можно использовать функцию: $z_j = F(y_j) =$

$$= \begin{cases} +1, & \text{если } y_j \geq 1, \\ -1, & \text{если } y_j \leq -1, \\ y_j & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$



Состояния нейронов определяются по формуле: $z_j(t+1) = F\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}z_i(t)\right)$, $z_i(0) = t_i$, $i = \overline{1, n}$ (t_i — неизвестный входной сигнал).

При подаче на вход сети произвольного вектора сеть может «вспомнить» некоторый образец (путем приведения ее в стабильное состояние) как самый ближайший к предъявленным данным либо не найти подходящий образец.

Число запоминаемых образов образцов не превышает некоторого значения L_{\max} , которое зависит от числа n нейронов сети. Точный его расчет затруднен тем обстоятельством, что запоминаемые сетью образцы обычно коррелированы между собой [14]. Для слабо коррелированных образцов известна приближенная оценка [17]: $L_{\max} = \frac{n}{2 \ln n}$.

На практике часто пользуются приближенной оценкой $L_{\max} = 0,15n$ [18].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследована возможность применения нейронных сетей для решения задач формирования команды исполнителей для реализации проекта. Ценность нейронных сетей заключается в том, что они позволяют использовать уже имеющийся опыт проектной деятельности при реализации новых проектов. Для оценки компетенций возможных исполнителей предложено использовать когнитивные карты. Полагаем, что предложенные подходы к оценке компетенций и отбору команды исполнителей могут быть также адаптированы для решения других кадровых задач, связанных с оценкой и расстановкой персонала.

Дальнейшее развитие исследований видится в решении ряда других актуальных задач, связанных с проектной деятельностью, к которым относятся задача формирования перечня задач и компетенций, необходимых для выполнения частных заданий проекта, а также определение числа исполнителей для каждого задания.

ЛИТЕРАТУРА

1. Азарнова Т.В., Степин В.В., Щепина И.Н. Повышение эффективности методов управления развитием персонала на основе нейросетевых моделей и нечетких экспертных технологий // Вестник ВГУ / Сер: Экономика и управление. — 2014. — № 3. — С. 121—130.
2. Меламед И.И. Нейронные сети и комбинаторная оптимизация // Автоматика и телемеханика. — 1994. — № 11. — С. 3—40.

3. Кайнов А.С. Модели и методы решения задачи распределения заданий в мультипроцессорной системе: автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук. — Казань: КГТУ, 2009. — 24 с.
4. Асанов А.З., Мышкина И.Ю. Когнитивное моделирование в задаче оценки соответствия соискателя вакансий квалификационным требованиям // Вестник компьютерных и информационных технологий. — 2012. — № 12. — С. 29—34.
5. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. — М.: Горячая линия — Телеком, 2007. — 284 с.
6. Горский В.Г., Орлов А.И., Гриценко А.А. Метод согласования кластеризованных ранжировок // Автоматика и телемеханика. — 2000. — № 3. — С. 159—167.
7. Hopfield J.J. and Tank D.W. Neural computation of decisions in optimization problems // Biological Cybernetics. — 1985. — Vol. 52. — P. 141—152.
8. Artificial neural networks for combinatorial optimization / Potvin, Jean-Yves; Smith, Kate Amanda. Handbook of Metaheuristics. Ed. / Fred Glover; Gary A Kochenberger. Massachusetts USA: Kluwer Academic Publishers, 2003. — P. 429—455.
9. Feng G., Douligeris C. Using Hopfield networks to solve assignment problem and N-Queen problem: an application of guided trial an error technique // Proc. of 2nd Hellenic Conference on Artificial Intelligence SETN. — 2002. — P. 325—326.
10. Захарова Е.М., Минашина И.К. Обзор методов многомерной оптимизации // Информационные процессы. — 2014. — Т. 14, № 3. — С. 256—274.
11. Грешилов А.А. Математические методы принятия решений. Учеб. пособие для вузов. — М.: Изд-во МГТУ, 2006. — 584 с.
12. Овчинников В.А. Систематизация точных методов дискретной оптимизации // Наука и образование / МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. — 2015. — № 06. — С. 288—304.
13. Медведева О.А. Модели и алгоритмы решения многокритериальных задач о назначениях с дополнительными ограничениями: автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук. — Воронеж: ЛГТУ, 2013. — 19 с.
14. Брюхомицкий Ю.А. Нейросетевые модели для систем информационной безопасности. Учеб. пособие. — Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2005. — 160 с.
15. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры: учеб. пособие. — СПб.: ГУАП, 2013. — 284 с.
16. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. — М.: Физматлит, 2001. — 201 с.
17. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика: Пер. с англ. — М.: Мир, 1992. — 240 с.
18. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. — 1101 с.

Статья представлена к публикации членом редколлегии П.Ю. Чеботаревым.

Асанов Асхат Замилович — д-р техн. наук, зав. кафедрой, Московский технологический университет МИРЭА,
✉ a.z.asanov@yandex.ru,

Мышкина Ирина Юрьевна — ст. преподаватель, Набережночелнинский институт (филиал) Казанского (Приволжского) федерального университета,
✉ mirinau@mail.ru.