

УДК 004.896

АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ФУНКЦИЙ ПРЕДПРИЯТИЯ ПРИ ОТБОРЕ МОЛОДЫХ СПЕЦИАЛИСТОВ

Стропалов А.С., Лукина Ю.Ю., Федяев О.И.

Донецкий национальный технический университет, Украина

Аннотация

Стропалов А.С., Лукина Ю.Ю., Федяев О.И. Агентно-ориентированное моделирование функций предприятия при отборе молодых специалистов. В данной работе рассматривается агентно-ориентированный подход к решению задачи отбора сотрудников предприятиями из студентов ВУЗа.

Введение

Процесс трудоустройства выпускников ВУЗов является важным как для молодого специалиста, так и для предприятия, ВУЗа и государства. В целом система трудоустройства является распределенной, в которой поведение участников определяется на интеллектуальном уровне. Поэтому для разработки модели процесса трудоустройства, ориентированной на анализ профессиональной подготовки кадров и требований работодателей, целесообразно использовать теорию интеллектуальных агентов.

Ранее была предложена модель многоагентной системы моделирования процесса подготовки и трудоустройства студентов ВУЗов (рис.1) [3]. Одной из функций предложенной модели является оценка уровня знаний студентов фирмами по направлениям своей профессиональной деятельности. Поэтому в данной статье рассматривается способ формирования оценки знаний и умений студента с помощью нейронной сети.

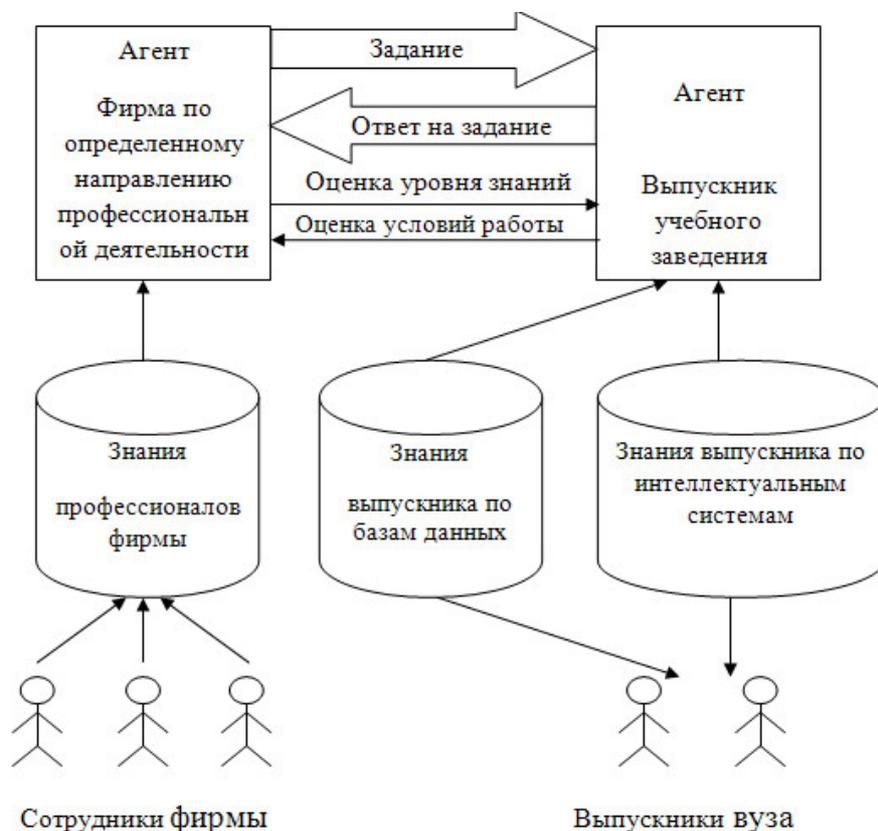


Рисунок 1 – Структура модели собеседования при трудоустройстве выпускников на фирму

Структура нейронной сети

Для решения поставленной задачи использовалась нейронная сеть прямого распространения – многослойный персептрон, структура которого показана на рис.2. Модель нейронной сети реализует определенную роль программного агента.

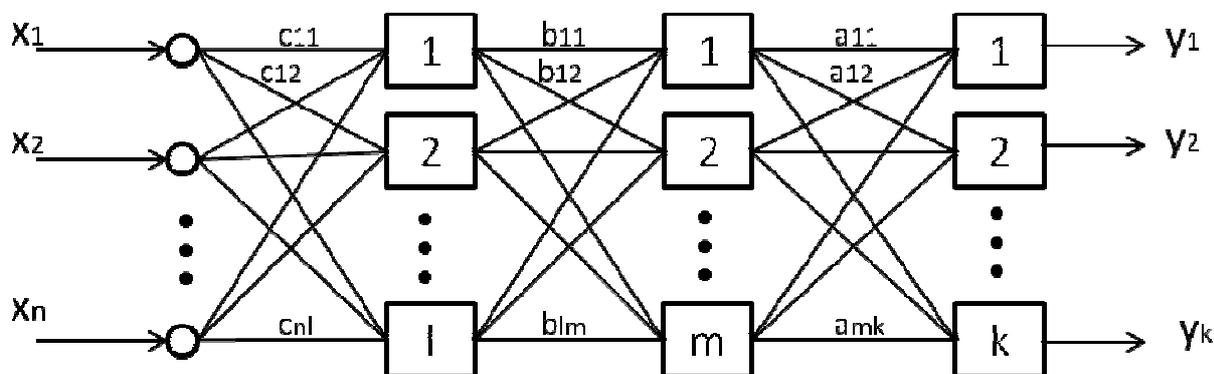


Рисунок 2 – Структура нейронной сети

Эта нейронная сеть определяется следующими параметрами:

n – размерность входного вектора образцов ($x_1 \dots x_n$); l, m, k – число нейронов в 1, 2 и 3 слоях соответственно; $C = (c_{ij})_{i=0, j=0}^{k, m}$ – матрица весовых коэффициентов 1 слоя; $B = (b_{ij})_{i=0, j=0}^{m, l}$ – матрица весовых коэффициентов 2 слоя; $A = (a_{ij})_{i=0, j=0}^{l, m}$ – матрица весовых коэффициентов 3 слоя; ($y_1 \dots y_k$) – вектор выходных сигналов.

Модель одного нейрона используемой нейронной сети состоит из взвешенного сумматора и нелинейного преобразователя. На вход каждого нейрона поступает определенное множество сигналов, каждый из которых, в свою очередь, является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, и далее все произведения суммируются. Сумматор производит суммирование по формуле:

$$g_j = \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i + a_{0j} \quad (1)$$

Далее взвешенная сумма передаётся на нелинейный элемент, который преобразует выход сумматора по формуле:

$$y_j = f(g_j); \quad f(g_j) = \frac{1}{1 + e^{-g_j}} \quad (2)$$

Входными сигналами (X) этой нейронной сети агента фирмы является вектор, который логически состоит из двух частей: задание и решение выпускника этого задания. Решение, предлагаемое выпускником, представляется в виде перечня знаний и умений, необходимых для решения задания.

Выходные сигналы образуют также вектор (Y). Этот вектор представляет собой бинарный код оценки. Агент фирмы ставит оценки по пятибалльной шкале. Каждая оценка соответствует бинарному коду:

- оценке 5 соответствует бинарный код 1000;
- оценке 4 соответствует бинарный код 0100;
- оценке 3 соответствует бинарный код 0010;
- оценке 2 соответствует бинарный код 0001;

Для выбора параметров нейросети было произведено несколько исследований. Зависимость скорости обучения от количества слоёв приведена на рис.4. Из графика на рисунке явно видно, что двухслойная сеть обучается намного быстрее, чем трёхслойная. Следовательно, была выбрана нейросеть с двумя слоями.

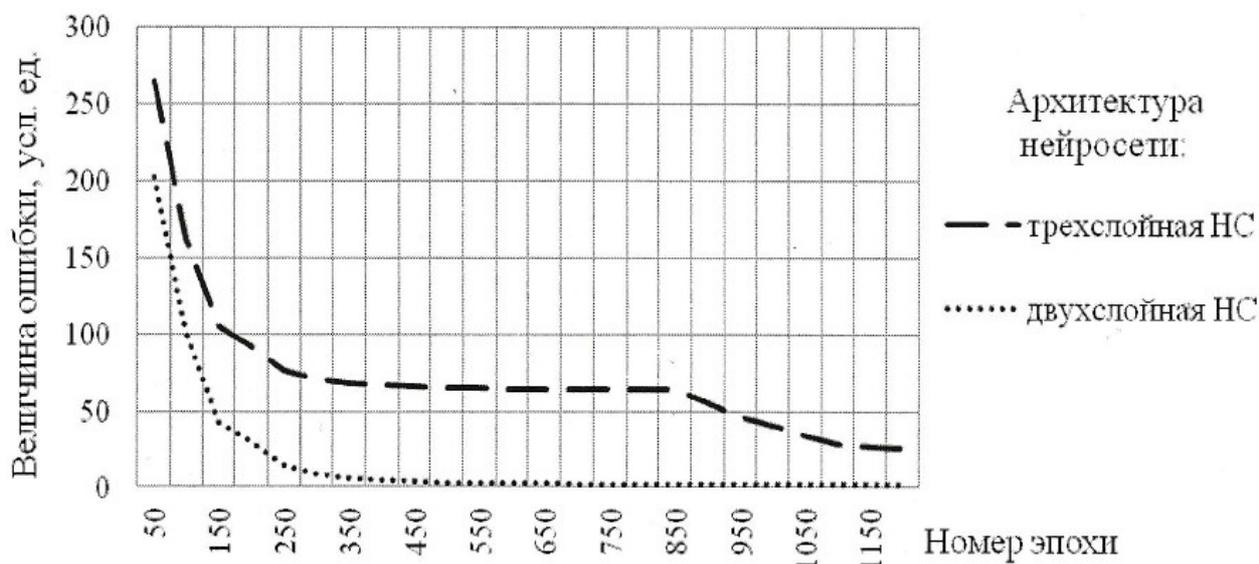


Рисунок 4 – Зависимость обучения нейросети агента фирмы от количества слоёв

Качество моделирования процесса оценивания правильности ответов соискателя

Для проверки работоспособности нейросети агента фирмы были проведены эксперименты, результаты которых сведены в табл.1.

Таблица 1

Проверка правильности работы нейросети агента фирмы

Входы нейросети										Выходы нейросети					
Знания, необходимые для решения задания					Умения, необходимые для решения задания					Бинарный код оценки				Желаемая оценка	
										y ₁	y ₂	y ₃	y ₄		
Правильное решение															
4	7	14	26	36		8	9	12	13		-				-
Эксперименты для проверки работоспособности нейросети фирмы															
4	7	26	36			8	9	13			0,95	0	0	0	5
4	7	26	36			13					0	0,98	0	0	4
4						9	12				0	0	0,97	0	3
26						17					0	0	0	0,99	2

Все эксперименты проводились для простоты проверки для одного задания №2 «Что необходимо знать и уметь для извлечения знаний из эксперта?». Нейросетевое оценивание знаний выпускников выполняется так: в векторе выходного сигнала находится максимум, который и определяет оценку.

Исходя из данных, приведенных в таблице 1, можно сделать вывод, что нейросеть агента фирмы работает правильно.

Выводы

Для составления обучающего множества для нейросети были использованы коммуникативные методы, а именно методика анкетирования реальных выпускников учебного заведения и профессионалов фирмы. Анкета по извлечению знаний из профессионального представителя фирмы была подобна анкете выпускника с дополнительным столбцом - оценкой правильности ответа выпускника на задание фирмы по пятибалльной шкале. Далее были определены и закодированы входные, выходные и желаемые сигналы нейросети. Для нейросети агента выпускника, которая реализует решение заданий, входным сигналом является задание, выходным - список знаний и умений для решения указанного задания, желаемым - правильное, по мнению выпускника, решение задания. Для нейросети агента фирмы в качестве входных сигналов использовался вектор, состоящий из задания и решения выпускником этого задания, выходной сигнал - оценка фирмой решения выпускника и желаемый сигнал - правильная оценка решения.

После определения входных и выходных сигналов нейросети была определена её рациональная архитектура. С этой целью для нейросети были проведены эксперименты по определению зависимости скорости обучения от количества слоёв и от количества нейронов в каждом слое. По результатам экспериментов выбиралась оптимальная по каждому критерию характеристика, и в итоге определялась рациональная структура нейросети.

Нейромодель прошла тестирование на контрольных примерах, которое показало, что нейросеть обучилась в соответствии с критерием и работает правдоподобно.

Список литературы

1. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. - Пер. с англ., 1992. -118 с.
2. Стрпалов А.С., Федяев О.И. Основные аспекты теории ограниченной рациональности в многоагентных системах // Информатика и компьютерные технологии – 2011 /Материалы VII научно-технической конференции молодых ученых и студентов. – Донецк, ДонНТУ – 2011
3. Лукина Ю.Ю., Федяев О.И. Разработка агентов с нейросетевой архитектурой для моделирования социально-экономических процессов // Информатика и компьютерные технологии – 2011 /Материалы VII научно-технической конференции молодых ученых и студентов. – Донецк, ДонНТУ – 2011
4. Многослойный перцептрон. Электронный ресурс. Режим доступа: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/multi-perceptron.html>
5. Искусственный нейрон, функция активации. Электронный ресурс. Режим доступа: http://neurones.ru/neuro_base.php
6. Алгоритм обучения однослойного перцептрона. Электронный ресурс. Режим доступа: http://www.neuronets.ru/index.php?url=news/inc/neuronets_03_002