

УДК 004.032.26

Я.Е. Львович, И.Л. Каширина, А.Н. Швиндт

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ МОНИТОРИНГОВОГО ОЦЕНИВАНИЯ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ВУЗОВ

Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, Россия

Воронежский государственный университет, Воронеж, Россия

Министерство образования и науки РФ, Москва, Россия

В статье представлены результаты нейросетевого моделирования взаимосвязи показателей мониторинга эффективности деятельности вузов и мониторинга трудоустройства выпускников. Предлагаемые модели дают возможность спрогнозировать влияние тех или иных показателей эффективности вуза на изменение условий успешности выпускников и выявить индикаторы, оказывающие наиболее сильное влияние на эффективность процесса трудоустройства. Так как трудоустройство выпускников является результирующим показателем образовательной деятельности вуза и одним из ключевых показателей его востребованности, решаемая в статье задача представляется актуальной. В ходе исследования удалось построить нейросетевые модели с достаточно высокой степенью достоверности. При этом было обнаружено, что для прогнозирования доли выпускников, трудоустроившихся в течение календарного года, следующего за годом выпуска, значимыми являются 57 показателей мониторинга эффективности деятельности вузов, а для прогнозирования средней суммы ежемесячных выплат выпускникам в первый год после окончания вуза значимы всего 3 показателя мониторинга эффективности. По результатам исследования сделан вывод о влиянии результатов моделирования взаимосвязи показателей мониторинга трудоустройства и мониторинга эффективности на корректировку управленческих решений и совершенствование образовательной деятельности вуза.

Ключевые слова: мониторинг, оценивание, эффективность вуза, нейронная сеть, многослойный персептрон.

Предпосылки формирования информационного обеспечения для интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений в вузах на современном этапе возникают в связи с проведением государственными органами управления в сфере образования ряда мониторингов, прежде всего это мониторинг эффективности деятельности вузов и мониторинг трудоустройства выпускников [1,2]. Использование результатов этих мониторингов направлено на решение целого ряда задач, возникающих:

- при управлении конкурсным отбором по установлению контрольных цифр приема вузам для обучения образовательным программам высшего образования;
- при управлении системными изменениями в сети вузов;
- при управлении положением вуза в рейтинге с целью перехода на более высокие позиции [3,4].

Востребованность выпускников на рынке труда является одним из важных показателей, характеризующих качество подготовки специалистов

высших учебных заведений. Детальный анализ мониторинга трудоустройства выпускников учреждений высшего образования может способствовать более точному определению потребностей экономики в квалифицированных кадрах при распределении бюджетных мест по специальностям и направлениям подготовки. При этом в Дорожной карте «Создание национальной системы компетенций и квалификаций», разработанной Агентством стратегических инициатив по продвижению новых проектов, показатель трудоустройства выпускников вузов к 2020 г. должен составлять как минимум 70% [5], что делает актуальным выявление индикаторов, оказывающих ключевое влияние на эффективность процесса трудоустройства.

Необходимо отметить, что трудоустройство выпускников является результирующим показателем образовательной деятельности вуза. Этот результат зависит от многих факторов, таких как уровень и качество подготовки абитуриентов, соответствие образовательных программ образовательным стандартам и требованиям работодателей, квалификация профессорско-преподавательского состава, деятельность вуза по содействию трудоустройству выпускников и т. д. В данной статье рассматриваются модели взаимосвязи между показателями эффективности деятельности российских вузов и трудоустройством выпускников этих вузов.

Модели взаимосвязи показателей мониторинга эффективности деятельности вузов и мониторинга трудоустройства выпускников дают возможность спрогнозировать влияние тех или иных показателей эффективности на изменение условий успешности выпускников. Наиболее приемлемыми для имитации подобной взаимосвязи являются нейросетевые модели, способные аппроксимировать произвольные непрерывные многопараметрические зависимости, учитывая эмерджентность моделируемых процессов [6,7].

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для построения нейросетевых моделей использовались данные портала <http://indicators.miccedu.ru/> [8], содержащего ежегодно обновляемую информацию о деятельности образовательных организаций по результатам мониторинга Минобрнауки России.

Показатели эффективности деятельности образовательных организаций делятся на следующие группы:

- 1) сведения об образовательной деятельности (15 показателей);
- 2) сведения о научно-исследовательской деятельности (16 показателей);

- 3) сведения о международной деятельности (13 показателей);
- 4) показатели финансово-экономической деятельности (4 показателя);
- 5) сведения о инфраструктуре образовательных организаций (8 показателей);
- 6) сведения о трудоустройстве выпускников (1 показатель);
- 7) сведения о кадровом составе образовательных организаций (5 показателей).

Всего мониторинг эффективности деятельности образовательных организаций включает 62 показателя. В 2017 году в мониторинге приняли участие 769 вузов и 692 филиала.

Показатели мониторинга трудоустройства представлены на Портале мониторинга трудоустройства выпускников [9]. Данный мониторинг отслеживает всего три основных показателя: долю трудоустроившихся выпускников в течение первого года после окончания вуза, среднюю сумму ежемесячных выплат выпускникам в первый год после окончания вуза, средний возраст выпускника. Первый из этих показателей (доля трудоустройства) также присутствует в мониторинге эффективности деятельности вузов (п. 6) [8]. Методика мониторинга трудоустройства включает в себя следующие этапы [9].

1. На первом этапе Рособнадзором отбираются сведения о выданных образовательными организациями документах об образовании с информацией по выпускникам.

2. На втором этапе предоставленные сведения проверяются Рособнадзором и исключаются данные по следующим категориям: выпускники, продолжившие обучение; выпускники зарубежных образовательных организаций; выпускники, являющиеся иностранными гражданами и лицами без гражданства; выпускники, программ дополнительного образования. После проверки данные группируются в пакеты по набору признаков: образовательная организация, год выпуска, направление подготовки или специальности, квалификация, пол, гражданство, форма обучения, первое высшее образование. Сформированные пакеты передаются в Пенсионный фонд России для определения информации по трудоустройству.

3. На третьем этапе Пенсионный фонд России выявляет выпускников с ошибками в дате рождения и ФИО, после чего определяются количество однозначно найденных СНИЛС (т.е. выпускников, зарегистрированные в пенсионной системе РФ). Среди этой группы выпускников определяется число трудоустроенных, число действующих индивидуальных предпринимателей и средняя сумма выплат выпускникам в региональном разрезе.

4. На четвертом этапе проводится расчет показателей: доля трудоустройства, средняя сумма выплат выпускникам, средний возраст выпускника. Рассчитанное значение доли трудоустройства округляется до ближайшего значения, кратного 5%, то есть ошибка округления находится в интервале [-2,5%; +2,5%).

Построение модели взаимосвязи показателей мониторинга эффективности деятельности вузов и мониторинга трудоустройства выпускников осуществлялось с помощью модуля Neural Networks пакета STATISTICA 12. STATISTICA Neural Networks является мощной и быстрой средой анализа нейросетевых моделей, в которой реализованы не только современные архитектуры нейронных сетей и алгоритмы обучения, но также и новые подходы в отборе входных данных и построении сети. Модуль Neural Networks системы STATISTICA включает в себя процедуру, которая организует поиск нужной конфигурации сети. Эта процедура заключается в построении и тестировании большого количества сетей с разными архитектурами и последующем выборе из них той сети, которая лучше всего подходит для решения поставленной задачи.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

В данном исследовании анализировалась взаимосвязь между двумя показателями мониторинга трудоустройства выпускников (доля трудоустройства и средняя сумма выплат выпускникам) и всеми показателями мониторинга эффективности деятельности вузов (исключая показатель трудоустройства). Для прогнозирования каждого из показателей трудоустройства была построена отдельная нейросетевая модель. Для обучения нейронных сетей на основе данных, взятых с сайта <http://indicators.miccedu.ru/> [9], была сформирована выборка, содержащая 150 наиболее крупных вузов РФ, представляющих все субъекты РФ, отраженные в результатах мониторинга.

1. Прогноз показателя б.1 - доли выпускников, трудоустроившихся в течение календарного года, следующего за годом выпуска, по значениям всех остальных показателей мониторинга эффективности деятельности вузов

Так как значения этого показателя в результатах мониторинга, как описано выше, меняются с фиксированным шагом в 5% (то есть не непрерывно), лучшие результаты показала сеть, в которой данная задача решалась как задача классификации, а не как задача регрессии. Лучшей сетью оказалась сеть многослойный персептрон MLP 61-10-10, содержащая 61 вход – по количеству показателей мониторинга эффективности, 10 нейронов в скрытом слое и 10 выходов (так как всего в выборке присутствовало 10 различных значений доли трудоустройства).

Результаты обучения представлены в Таблице 1.

Таблица 1– Результаты обучения нейронной сети

Обучающая выборка		Тестовая выборка (кросс-проверка)	
Всего данных	105,00	Всего данных	149,00
Правильно классифицировано	105,00	Правильно классифицировано	117,00
Неправильно классифицировано	0,00	Неправильно классифицировано	32,00
Correct (%)	100,00	Correct (%)	78,52
Incorrect (%)	0,00	Incorrect (%)	21,47

Обучение сети можно считать успешным, так как точность предсказания доли трудоустройства выпускников по значениям показателей эффективности вуза на обучающей выборке составила 100%, на тестовой (при кросс-проверке) 78,5%. Кросс-проверка – это наиболее распространенный метод тестирования в задачах классификации на выборках небольшого объема, при котором все данные выборки поочередно являются то обучающими, то тестовыми. Иначе говоря, при кросс-проверке имеющиеся в наличии исходные данные разбиваются на k частей. Затем на $k-1$ частях данных производится обучение модели, а оставшаяся часть данных используется для тестирования. Процедура повторяется k раз; в итоге каждая из k частей данных используется для тестирования, а затем k полученных ошибок на тестовой выборке усредняются. В результате получается оценка эффективности выбранной модели с наиболее равномерным использованием имеющихся данных.

После обучения модели STATISTICA Neural Networks позволяет сделать вывод об относительной важности входных переменных для конкретной НС и при необходимости удалить входы с низким показателем значимости. Процедура Global sensitivity analysis показывает, какие входные переменные дают наиболее важный вклад в нейросетевую модель. Глобальный анализ чувствительности является статистическим методом анализа эффектов относительного изменения выходных значений модели из-за изменения входных параметров в разумном конечном диапазоне. Процедура Global sensitivity analysis отключает каждую входную переменную по очереди, как если бы она была недоступна для анализа. Общая ошибка сети с отключенной переменной делится на ошибку сети с включенной переменной, и полученное значение сравнивается с 1.0; если оно больше 1, то переменная вносит вклад в решение задачи, если величина ошибки меньше 1, то нейронная сеть функционирует лучше без удаленной переменной, а значит соответствующую переменную можно исключить из анализа. Результат глобального анализа чувствительности будет точнее, если имеется возможность построить ряд моделей (как это реализовано в пакете STATISTICA Neural Networks), в этом случае можно выделить ключевые переменные, которые всегда важны и имеют высокий показатель чувствительности, определить переменные с низкой

чувствительностью и получить информацию о "сомнительных" переменных, которые меняют свой рейтинг и, возможно, содержат избыточную информацию.

Результаты анализа важности входных показателей при прогнозировании доли трудоустройства представлены в Таблице 2. Отметим, что в Таблице 2 представлено только 15 наиболее значимых показателей, оказывающих наиболее сильное влияние на точность предсказания, но самом деле значимыми (в той или иной степени) оказались почти все показатели мониторинга эффективности.

Таблица 2 – 15 наиболее значимых показателей.

№	Показатель	Ранг
1	Количество цитирований публикаций, изданных за последние 5 лет, индексируемых в Российском индексе научного цитирования (далее – РИНЦ) в расчете на 100 НПП	481,7
2	Удельный вес численности студентов, принятых по результатам целевого приема на первый курс на очную форму обучения по программам бакалавриата и специалитета в общей численности студентов этих программ, принятых на первый курс	287,7
3	Удельный вес стоимости машин и оборудования (не старше 5 лет) в общей стоимости машин и оборудования	281,4
4	Удельный вес численности студентов, обучающихся по направлениям подготовки бакалавриата, специалитета, и магистратуры по областям знаний «Инженерное дело, технологии и технические науки», «Здравоохранение и медицинские науки», «Образование и педагогические науки», с которыми заключены договоры о целевом обучении, в общей численности студентов, обучающихся по указанным областям знаний	272,4
5	Общая площадь учебно-лабораторных помещений в расчете на одного студента (приведенного контингента),	255,5
6	Число публикаций организации, индексируемых в информационно-аналитической системе научного цитирования РИНЦ, в расчете на 100 НПП	240,6
7	Общая площадь учебно-лабораторных помещений в расчете на одного студента, закрепленных на праве оперативного управления	223,5
8	Удельный вес численности слушателей из сторонних организаций в общей численности слушателей, прошедших обучение в образовательной организации по программам повышения квалификации или профессиональной переподготовки	189,0
9	Удельный вес НИОКР, выполненных собственными силами (без привлечения соисполнителей), в общих доходах образовательной организации от НИОКР	176,0
10	Удельный вес численности студентов, имеющих диплом бакалавра, специалиста или магистра других организаций, принятых на первый курс на обучение по программам магистратуры образовательной организации, в общей численности студентов, принятых на первый курс по программам магистратуры на очную форму обучения	169,7
11	Количество полученных грантов за отчетный год в расчете на 100 НПП	155,9

Продолжение таблицы 2 – 15 наиболее значимых показателей.		
№	Показатель	Ранг
12	Удельный вес доходов от НИОКР в общих доходах образовательной организации	143,9
13	Количество экземпляров печатных учебных изданий (включая учебники и учебные пособия) из общего количества единиц хранения библиотечного фонда, состоящих на учете, в расчете на одного студента (приведенного контингента)	140,3
14	Удельный вес численности студентов, обучающихся по очной форме обучения по образовательным программам бакалавриата, программам специалитета, программам магистратуры, прошедших обучение за рубежом не менее семестра (триместра), в общей численности студентов, обучающихся по очной форме обучения	135,1
15	Количество научных журналов, в том числе электронных, издаваемых образовательной организацией	127,3

Незначимыми (увеличивающими ошибку сети) получились только 4 показателя: 2.12 - удельный вес средств, полученных образовательной организацией от использования результатов интеллектуальной деятельности, в общих доходах образовательной организации; 1.6. - численность студентов, победителей и призеров олимпиад школьников, принятых на очную форму обучения на первый курс по программам бакалавриата и специалитета без вступительных испытаний; 1.5.- численность студентов, победителей и призеров заключительного этапа всероссийской олимпиады школьников, участвовавших в международных олимпиадах по общеобразовательным предметам по направлениям подготовки, принятых на очную форму обучения без вступительных испытаний; 5.5. -общая площадь учебно-лабораторных помещений в расчете на одного студента, предоставленных в аренду.

2. Прогноз средней суммы ежемесячных выплат выпускникам в первый год после окончания вуза по значениям показателей мониторинга эффективности деятельности вузов (кроме 6.1)

Данная задача решалась как задача регрессии. При этом лучшие результаты показала сеть многослойный персептрон MLP 61-22-1. Основным показателем качества при решении задачи восстановления неизвестной многомерной зависимости в пакете STATISTICA 12 является коэффициент корреляции между исходными и предсказанными данными (изменяется от -1 до 1, чем ближе к 1, тем выше качество построенной нейросетевой модели). Результаты обучения лучшей сети (коэффициент корреляции между предсказанными и исходными данными) представлены в Таблице 3.

Таблица 3 – Коэффициенты корреляции лучшей сети

	Коэффициент корреляции	
	Обучающая выборка	Тестовая выборка
MLP 61-22-1	0.844	0.602

Результаты обучения данной сети можно признать удовлетворительными. Несмотря на то, что корреляция на обучающей выборке оказалась довольно высокой (>0.8), на тестовой выборке результаты попали в удовлетворительный диапазон (0.6-0.8). На Рисунке 1 приведен график исходных (синий цвет) и предсказанных (красный цвет) значений средней суммы выплат выпускникам для 65 различных вузов. На оси абсцисс представлена средняя сумма выплат, на оси ординат – вузы.

Видно, что для некоторых вузов нейронной сети удалось хорошо спрогнозировать значение показателя, а для некоторых – не очень. Также по этому графику видно, насколько сильно отличаются средние зарплаты выпускников в первый год после окончания вуза. Так, например, по данным мониторинга, средняя заработная плата выпускников Московского государственного технического университета имени Н.Э.Баумана в первый год после окончания вуза составляет более 50 тыс. руб., а у выпускников Волгоградского государственного института искусств и культуры – всего 16 тыс. руб. Такие резкие изменения предсказывать всегда сложно, потому и качество прогноза сети оказалось не самым высоким.

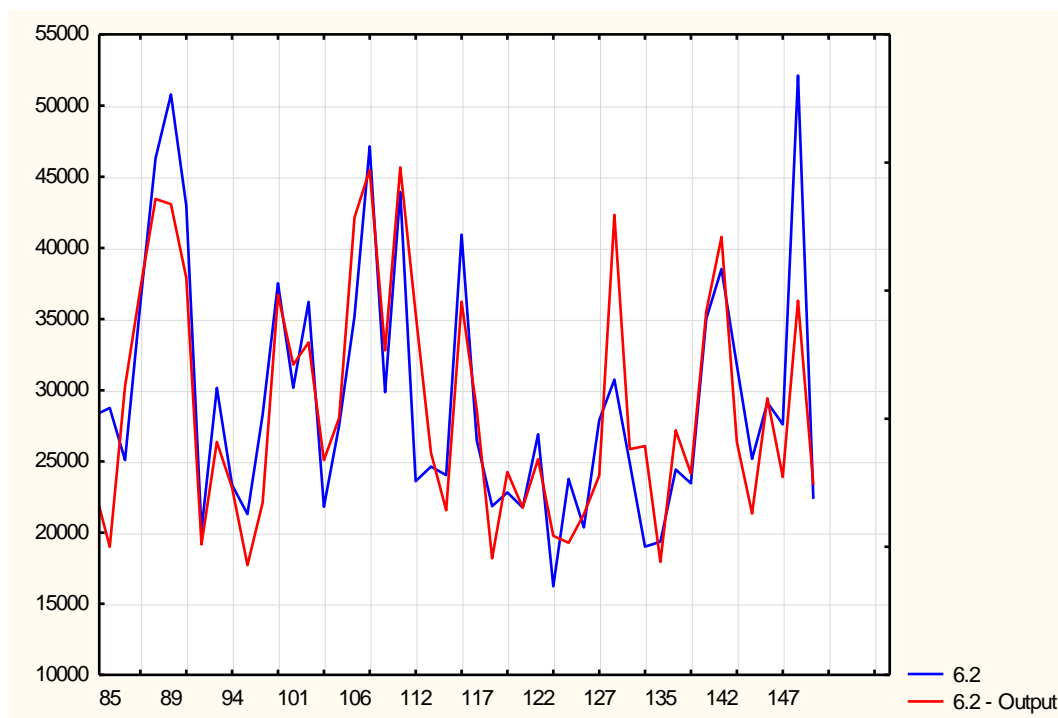


Рисунок 1 – График исходных (синий цвет) и предсказанных (красный цвет) значений средней суммы выплат выпускникам сетью MLP 61-22-1.

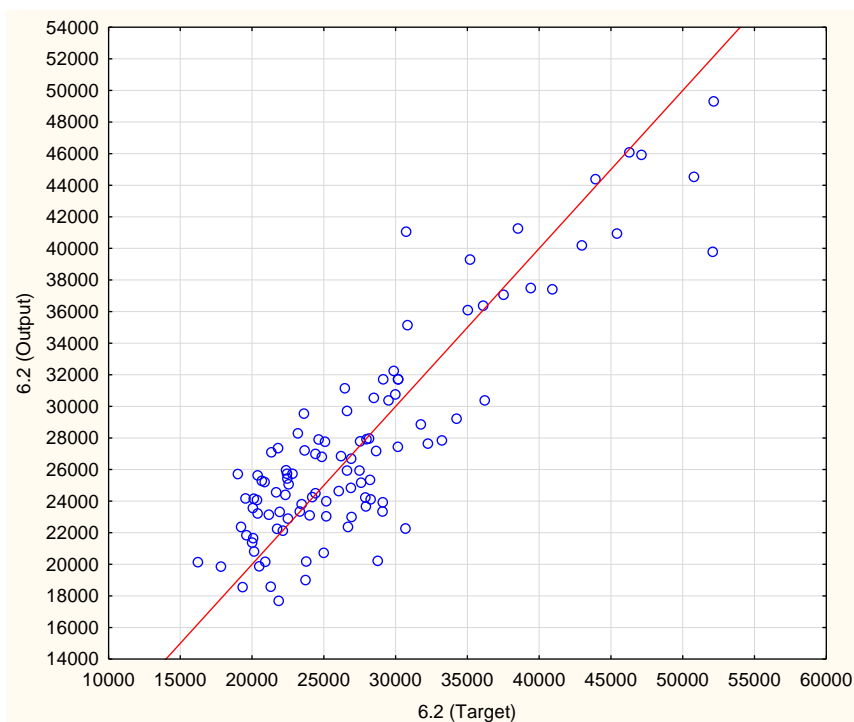


Рисунок 2 – Диаграмма рассеяния

На Рисунке 2 приведена диаграмма рассеяния, иллюстрирующая зависимость предсказанных нейронной сетью выплат от реальных. В идеальном случае (если все прогнозы совпадут с реальными данными) все точки графика должны лежать на изображенной прямой.

В дальнейшем планируется перейти к приведенным показателям (предсказывать с помощью нейронной сети не саму заработную плату, а ее отношение к средней по региону). Предполагается, что качество прогноза в таком случае может существенно возрасти (так как исчезнут резкие колебания).

Далее для данной модели была исследована значимость отдельных показателей мониторинга эффективности вузов как факторов влияния на величину средней заработной платы выпускников в течение календарного года, следующего за годом выпуска. Оказалось, что в отличие от предыдущей модели, значимых показателей эффективности всего 3, они приведены в Таблице 4.

Таблица 4 – Значимые показатели.

Показатель	Ранг
4.4 Доходы образовательной организации из всех источников в расчете на численность студентов (приведенный контингент)	1,64
4.3 Отношение средней заработной платы НПП в образовательной организации (из всех источников) к средней заработной плате по экономике региона	1,39
2.10 Доходы от НИОКР (за исключением средств бюджетов бюджетной системы Российской Федерации, государственных фондов поддержки науки) в расчете на одного НПП	1,27

Далее незначимые показатели были удалены и проведено обучение только по трем значимым показателям. Оказалось, результаты лучшей сети, обученной по трем показателям, на тестовой выборке немного превосходят результаты лучшей сети, обученной по всем показателям (Таблица 5).

Таблица 5 – Коэффициенты корреляции лучшей сети

	Коэффициент корреляции	
	Обучающая выборка	Тестовая выборка
MLP 3-21-1	0,841989	0,687235

На Рисунке 3 приведен график исходных и предсказанных значений средней суммы выплат выпускникам сетью MLP 3-21-1 для тех же исходных данных, что и на Рисунке 1. Визуально также можно заметить, что в среднем качество аппроксимации улучшилось (по сравнению с моделью 61-22-1).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате данного исследования были построены достаточно достоверные нейросетевые модели, которые позволяют по данным мониторинга эффективности деятельности вузов прогнозировать результаты мониторинга трудоустройства выпускников. При этом было обнаружено, что для прогнозирования доли выпускников, трудоустроившихся в течение календарного года, следующего за годом выпуска, значимыми являются 57 показателей мониторинга эффективности, а для прогнозирования средней суммы ежемесячных выплат выпускникам в первый год после окончания вуза значимы всего 3 показателя, один из которых связан с уровнем средней заработной платы научно-педагогических работников данного вуза.

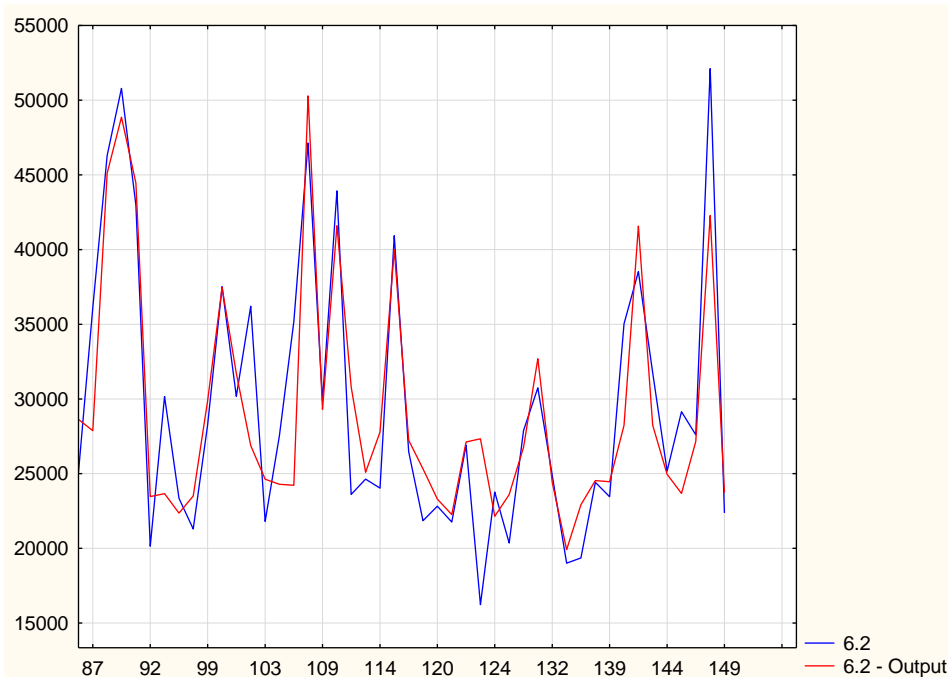


Рисунок 3 – График исходных (синий цвет) и предсказанных (красный цвет) значений средней суммы выплат выпускникам сетью MLP 3-21-1.

Разработанные модели позволяют вузу оценить ключевые показатели трудоустройства выпускников, вовремя диагностировать появляющиеся проблемы и принять решения по их устранению, что способствует повышению эффективности образовательной деятельности вуза [10].

ЛИТЕРАТУРА

1. Бондарев Я.П. Интеллектуализация управления изменениями в деятельности вуза на основе мониторинго-рейтинговой информации// Я.П.Бондарев, Я.Е.Львович// Современные проблемы науки и образования. – 2013. -№3.
2. Карелина И.Г. Мониторинг деятельности образовательных организаций – инициатива системных изменений в высшем образовании. 4.1./ И.Г.Карелина, А.Б.Соболев, С.О.Сорокин// Высшее образование сегодня. – 2015. - №7. – С.55-61.
3. Shvindt A., Nikanorov I. Internal education quality evaluation as a factor of development of engineering education quality in Russia // MATEC Web of Conferences 5. Sep. "5th International Forum for Young Scientists "Space Engineering"" 2017. P. 01032.
4. Швинд А.Н. Применение управленческого опыта передовых стран в формировании национальной инновационной системы в России// Научные исследования в образовании. 2013. - №2. – С.46-53.
5. Дорожная карта «Создание национальной системы компетенций и квалификаций» (НСКК) [Электронный ресурс] // URL:

<http://www.asi.ru/npi/nskk>

6. Каширина, И. Л. Нейросетевые технологии: учеб.-метод. пособие для вузов/И. Л. Каширина. -Воронеж: ИПЦ ВГУ, 2008. -72 с.
7. Каширина И.Л. Нейросетевое моделирование формирования кластерной структуры на основе сетей ART/ Каширина И.Л., Львович Я.Е., Сорокин С.О.// Информационные технологии. 2017. Т. 23. № 3. С. 228-232.
8. Информационно-аналитические материалы по результатам проведения мониторинга эффективности деятельности образовательных организаций высшего образования [Электронный ресурс] // URL: <http://indicators.miccedu.ru/monitoring/?m=vpo>
9. Портал мониторинга трудоустройства выпускников [Электронный ресурс] // URL: http://vo.graduate.edu.ru/#/?year=2015&year_monitoring=2016
11. Львович Я.Е. Модели и процедуры принятия управленческих решений по оптимизации условий качественного образования в вузе/ Я.Е. Львович, А.Н. Швиндт// Моделирование, оптимизация и информационные технологии.– 2017. -№3.

Y.E. Lvovich, I.L. Kashirina, A.N. Schwindt
**NETWORK-BASED SIMULATION OF THE RESULTS
MONITORING EVALUATION OF ACTIVITY OF UNIVERSITIES**

Voronezh Institute of High Technologies, Voronezh, Russia

Voronezh State University, Voronezh, Russia

*Ministry of Education and Science of the Russian Federation, Moscow,
Russia*

The article presents the results of neural network modeling of the interrelation between the indicators of monitoring the effectiveness of the activity of universities and monitoring of the employment of graduates. The proposed models provide an opportunity to predict the impact of certain indicators of the effectiveness of the university on changing conditions for the success of graduates and identify indicators that have the strongest impact on the effectiveness of the employment process. Since the employment of graduates is the resultant indicator of the educational activity of the university and one of the key indicators of its relevance, the problem solved in the article seems to be relevant. In the course of the study it was possible to build neural network models with a sufficiently high degree of reliability. At the same time, it was found that 57 indicators of monitoring the performance of HEIs are significant for forecasting the proportion of graduates who have found employment during the calendar year following the year of release, and only 3 monitoring indicators are significant for forecasting the average amount of monthly payments to graduates in the first year after graduation from the university effectiveness. Based on the results of the study, a conclusion was made about the impact of modeling results on the relationship between the indicators of

employment monitoring and performance monitoring on adjusting management decisions and improving the educational activity of the university.

Keywords: monitoring, evaluation, efficiency of the university, neural network, multilayer perceptron.

REFERENCES

1. Bondarev Ya.P. Intellektualizatsiya upravleniya izmeneniyami v deyatel'nosti vuza na osnove monitoringo-reytingovoy informatsii/ Ya.P.Bondarev, Ya.E.L'vovich// *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya*. – 2013. -No.3.
2. Karelina I.G. Monitoring deyatel'nosti obrazovatel'nykh organizatsiy – initsiativa sistemnykh izmeneniy v vysshem obrazovanii. 4.1. / I.G.Karelina, A.B.Sobolev, S.O.Sorokin// *Vysshee obrazovanie segodnya*. – 2015. - No.7. – pp.55-61.
3. Shvindt A., Nikanorov I. Internal education quality evaluation as a factor of development of engineering education quality in Russia // *MATEC Web of Conferences* 5. Ser. "5th International Forum for Young Scientists "Space Engineering"" 2017. p. 01032.
4. Shvind A.N. Primenenie upravlencheskogo opyta peredovykh stran v formirovani natsional'noy innovatsionnoy sistemy v Rossii// *Nauchnye issledovaniya v obrazovanii*. 2013. - No.2. – pp.46-53.
5. Dorozhnaya karta «Sozdanie natsional'noy sistemy kompetentsiy i kvalifikatsiy» (NSKK) [Elektronnyy resurs] // URL: <http://www.asi.ru/mpi/nskk>
6. Kashirina, I. L. Neyrosetevye tekhnologii: ucheb.-metod. posobie dlya vuzov/I. L. Kashirina. -Voronezh: IPTs VGU, 2008. -72 p.
7. Kashirina I.L. Neyrosetevoe modelirovanie formirovaniya klasternoy struktury na osnove setey ART/ Kashirina I.L., L'vovich Ya.E., Sorokin S.O.// *Informatsionnye tekhnologii*. 2017. Vol. 23. No.3. pp. 228-232.
8. Informatsionno-analiticheskie materialy po rezul'tatam provedeniya monitoringa effektivnosti deyatel'nosti obrazovatel'nykh organizatsiy vysshego obrazovaniya [Elektronnyy resurs] // URL: <http://indicators.miccedu.ru/monitoring/?m=vpo>
9. Portal monitoringa trudoustroystva vypusnikov [Elektronnyy resurs] // URL:
10. http://vo.graduate.edu.ru/#/?year=2015&year_monitoring=2016
11. L'vovich Ya.E. Modeli i protsedury prinyatiya upravlencheskikh resheniy po optimizatsii usloviy kachestvennogo obrazovaniya v vuze/ Ya.E. L'vovich, A.N. Shvindt// *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii*.– 2017. - No.3.