

Вестник Череповецкого государственного университета. 2021. № 5 (104). С. 59–71.  
Cherepovets State University Bulletin, 2021, no. 5 (104), pp. 59–71.

Научная статья

УДК 004.942

<https://doi.org/10.23859/1994-0637-2021-5-104-5>

## О создании нейросетевой гибридной системы для профессионального ориентирования студентов

Игорь Федорович Ясинский<sup>1✉</sup>, Татьяна Вадимовна Гвоздева<sup>2</sup>,  
Владимир Валентинович Тютиков<sup>3</sup>, Надежда Юрьевна Половинкина<sup>4</sup>

<sup>1, 2, 3, 4</sup>Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина,  
Иваново, Россия,

<sup>1</sup>[igor.yasinskiy@gmail.com](mailto:igor.yasinskiy@gmail.com)<sup>✉</sup>

<sup>2</sup>[gvozdevs@inbox.ru](mailto:gvozdevs@inbox.ru)

<sup>3</sup>[tvv@ispu.ru](mailto:tvv@ispu.ru), <https://orcid.org/0000-0002-5658-7010>

<sup>4</sup>[nadya07051998@mail.ru](mailto:nadya07051998@mail.ru)

**Аннотация.** В статье описана интеллектуальная прогнозирующая система, позволяющая оценить возможности студента в различных областях аналитической деятельности. При проектировании прогностического аппарата данной системы используется гибридный интеллектуальный подход, совмещающий достоинства существующих методов. Его составляющими являются нейросетевая модель и метод группового учета аргументов. Кроме того, определены наиболее востребованные на рынке труда профессии; на основе описания предъявляемых требований составлены профессиональные карты навыков. Обучающая выборка системы дополнена образами, сгенерированными с помощью метода Монте-Карло.

Используя данные об успехах студента по выбранным ключевым дисциплинам, а также другую доступную информацию, система предлагает численный эквивалент потенциала для указанных профессий. Помимо рекомендаций, студент получает возможность своевременно и осознанно корректировать образовательную направленность своего учебного процесса; это позитивно отражается на конкурентоспособности выпускников высшего учебного заведения.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, алгоритмы оптимизации, методы прогнозирования, средства профориентации

**Для цитирования:** Ясинский И. Ф., Гвоздева Т. В., Тютиков В. В., Половинкина Н. Ю. О создании нейросетевой гибридной системы для профессионального ориентирования студентов // Вестник Череповецкого государственного университета. 2021. № 5 (104). С. 59–71. <https://doi.org/10.23859/1994-0637-2021-5-104-5>.

**On the development of a neural network hybrid system for the students'  
career guidance****Igor' F. Iasinskii<sup>1✉</sup>, Tat'iana V. Gvozdeva<sup>2</sup>,  
Vladimir V. Tiutikov<sup>3</sup>, Nadezhda Yu. Polovinkina<sup>4</sup>**<sup>1, 2, 3, 4</sup>Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin,  
Ivanovo, Russia,<sup>1</sup>igor.yasinskiy@gmail.com✉<sup>2</sup>gvozdevs@inbox.ru<sup>3</sup>tvv@ispu.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5658-7010><sup>4</sup>nadya07051998@mail.ru

**Abstract.** The article describes an intelligent predictive system that allows evaluating the student's capabilities in various areas of analytical activity. When designing the prognostic apparatus of this system, a hybrid intelligent approach is taken, combining the advantages of existing methods. Its components are the neural network model and a group method of data handling. In addition, the most popular professions in the labor market are identified; professional skill maps are developed on the basis of the requirements. The training sample of the system is supplemented with images generated through the Monte Carlo method.

Applying data on student success in selected key disciplines, as well as other available information, the system offers a numerical equivalent of potential for these professions. In addition to the recommendations, a student has the opportunity to timely and consciously adjust the educational focus of his educational process; this has a positive effect on the graduates' competitiveness in a higher educational establishment.

**Keywords:** neural network technologies, optimization algorithms, forecasting methods, career guidance tools

**For citation:** Iasinskii I. F., Gvozdeva T. V., Tiutikov V. V., Polovinkina N. Yu. On the development of a neural network hybrid system for the students' career guidance. *Cherepovets State University Bulletin*, 2021, no. 5 (104), pp. 59–71. <https://doi.org/10.23859/1994-0637-2021-5-104-5>.

**Введение**

Формирование максимально точного прогноза для некоторого наблюдаемого явления актуально для разных сфер науки и техники. Независимо от предметной области, получение качественного предиктора позволяет оптимизировать технологический процесс или более полно исследовать объект. Любой метод прогнозирования решает задачу определения состояния объекта в будущем по значениям некоторых показателей, известных в прошлом или настоящем. Несмотря на многообразие работ по созданию эффективных методов прогнозирования, данная проблема продолжает оставаться актуальной. В ряде случаев применение известных подходов может быть осложнено наличием ограничительных условий. Указанное обстоятельство, а также специфика отрасли часто обуславливают необходимость разработки нового алгоритма для отдельно взятой проблемы в рассматриваемой предметной области.

В данной научной работе рассматривается создание гибридного прогнозирующего метода, совмещающего достоинства нейросетевых технологий, метода группового учета аргументов и метода Монте-Карло. Подход описывается на примере разработки интеллектуального рекомендательного средства профессионального ориентиро-

вания студента в сфере информационных технологий. Образование, несомненно, является важнейшим социальным институтом. Многие исследователи отмечают необходимость повышения значимости обратной связи работодателя и высшей школы с целью подготовки востребованных на рынке труда специалистов. Своевременная корректировка образовательной направленности учебного процесса позволит наиболее полно реализовать умственный и творческий потенциал обучающегося, а также повысить конкурентоспособность выпускников высшего учебного заведения.

### **Основная часть**

Прогнозирование представляет собой действенный инструмент исследования и развития в сферах анализа экспорта ИТ-услуг, расчетах рисков банковской деятельности, оценке показателей рынка труда и т. д.<sup>1</sup> Считаем, что разработка комбинированного прогнозирующего метода, направленного на определение потенциала студента в освоении различных профессий, позволит своевременно выявлять сильные и слабые стороны обучающегося, объективно оценивать уровень его знаний и навыков, а также взвешенно подходить к выбору специальности.

На рис. 1 изображена функциональная схема прогнозирующей системы, состоящей из двух главных блоков. В первом блоке сначала осуществляется подготовка обучающей информации, которая затем применяется для настройки работы нейросетевой части и системы в целом. Обучающая выборка формируется на основе базы данных, содержащей сведения о студентах, в том числе оценки по дисциплинам, творческий рейтинг РИТМ, место работы после обучения и т. д. Такая выборка дополняется сгенерированными с помощью метода Монте-Карло случайными образцами, необходимыми для набора требуемого минимума по количеству тренировочных пар. В роли прогнозируемой выходной информации выступает оценка потенциала в отношении наиболее популярных профессий в области информационных технологий.

Во втором блоке реализуется прогнозирующая технология. Предлагается создать гибрид, объединяющий достоинства искусственной нейронной сети и метода группового учета аргументов (метод Ивахненко).

---

<sup>1</sup> Ершова И. Г. Прогнозирование трудоустройства выпускников с высшим профессиональным образованием // *Фундаментальные исследования*. 2013. № 8, ч. 2. С. 409–412; Петросян Г. С. Прогнозирование операционных ИТ-рисков с использованием теории экстремальных величин // *Вестник Московского государственного областного университета*. Серия: Экономика. 2018. № 2. С. 142–154; Налесная Я. А., Понимаш З. А. Прогнозирование цен с использованием искусственных нейронных сетей // *Вестник Адыгейского государственного университета*. Серия: Экономика. 2016. Вып. 1 (175). С. 96–100.



Рис. 1. Функциональная схема прогнозирующей системы

Рассмотрим компоненты системы более подробно.

### Блок 1. Подготовка обучающей информации

На основе проведенного со студентами интервью были определены самые популярные, по их мнению, направления работы; после подробного изучения требований работодателей составлены карты ключевых навыков для каждой профессии.

1. Технический писатель – техническая документация, английский язык, информационные технологии, сбор и анализ информации, работа в команде, разработка технических заданий, системная интеграция, базы данных, грамотная речь, литературное редактирование, написание научных статей, MS Project, нормативно-техническая документация, перевод технической документации, Компас–3D, MS Visio, 1С, API, XML, SQL, MSSQL.

2. Программист – объектно-ориентированное программирование, математическое программирование, математическое моделирование, информационная безопасность, веб-программирование, создание сайтов, обучение и развитие, работа в команде, базы данных, Python, Git, Docker, Celery, DjangoFramework, Linux, JavaScript,

CSS3, Bootstrap, MySQL, английский язык, C#, SQL, WPF, LINQ, HTML, CSS, .NET Framework, MS Visual Studio, HTML, PHP, 1С-Битрикс, CMS Wordpress, C/C++, Git.

3. Поддержка – английский язык, грамотная речь, пользователь ПК, точность и внимательность к деталям, поиск информации в сети Интернет, работа с базами данных, работа в команде, высокая скорость печати, MS Outlook, документальное сопровождение, сбор и анализ информации, оценка рисков, деловое общение, работа с большим объемом информации.

4. Аналитик – математический анализ, навыки презентации, системное мышление, работа с большим объемом информации, разработка технических заданий, разработка проектной документации, базы данных, моделирование процессов, управление проектами, проведение тестирований, постановка задач разработчикам, работа в команде, ведение переговоров, умение планировать, прогнозирование, СУБД, XML, SQL, MS SQL, MS Project, MS Outlook, MS Visio.

5. Разработчик – системное мышление, ответственность, ориентация на результат, деловая переписка, английский язык, работа в команде, тестирование пользовательского интерфейса, многозадачность, грамотная речь, тестирование мобильных приложений, тестирование API приложений, составление тест-кейсов, WEB аналитика, Python, frontend, backend, Docker, Gitlab, iOS, Android, Git, JUnit, Jest, HTML, CSS, SQL.

На основе имеющихся требований были составлены компетентностные портреты указанных профессий.

Анализируемый образ обучающегося включает следующие показатели:

- 1) оценки по системе РИТМ;
- 2) оценки по ключевым дисциплинам: математика, программирование, интеллектуальные системы, нечеткая логика, информатика и др.;
- 3) возраст, пол;
- 4) сведения о родителях (сферы занятости, образование);
- 5) территориальность;
- 6) материальное положение, доход;
- 7) состояние здоровья;
- 8) семейное положение;
- 9) форма обучения (очная / заочная);
- 10) наличие работы.

Свойства, не имеющие численной характеристики, представляются в качественной форме.

### **Стохастическая генерация обучающих данных**

Для дополнения обучающей выборки в блоке 1 предусматривается процедура генерации случайных образов<sup>1</sup>, которые далее оцениваются и разделяются в зависимости от близости к указанным выше профессиям. Каждый сгенерированный образ-пример студента был исследован на предмет соответствия требованиям той или иной профессии с помощью функций-метрик.

<sup>1</sup> Ермаков С. М. Метод Монте-Карло и смежные вопросы. Москва: Наука, 1975. 471 с.

Если рассматривать образ в виде точки в многомерном пространстве признаков, то судить о сходстве или различии таких образов-точек можно при помощи расстояний между ними.

Следовательно, если  $X_1, X_2, \dots, X_M$  – описания эталонов профессий, заданные в виде точек  $(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1N}), (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2N}), \dots, (x_{M1}, x_{M2}, \dots, x_{MN})$ , то любой входной образ  $T$ , представляемый в качестве точки с координатами  $(t_1, t_2, \dots, t_N)$ , можно оценить при помощи расстояния между точкой  $T$  и всеми остальными точками, соответствующими эталонным образам. Анализируемый образ более всего относится к такому классу, для которого характерно минимальное расстояние до эталона:

$$T \in X_j, \text{ если } S(T, X_j) = \min S(T, X_j), j = 1, 2, \dots, M. \quad (1)$$

Для расчета расстояния используем формулу Евклида:

$$S(T, X_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^N (t_k - x_{jk})^2}. \quad (2)$$

Данная обобщенная выборка участвует в обучении второго (прогнозирующего) блока системы.

## Блок 2. Создание прогнозирующего гибрида

Нейросетевой прогнозирующий гибрид был создан посредством комбинирования оценок метода группового учета аргументов и нейросетевого подхода<sup>1</sup>.

*Метод группового учета аргументов* (метод Ивахненко)<sup>2</sup> известен как индуктивный алгоритм математического моделирования мультипараметрических данных, он считается одним из самых ранних способов глубокого обучения нейронных сетей. На основе данных наблюдений за некоторым явлением  $(\bar{x}, y)$ , строится оптимальная модель  $Y(x_1, x_2, \dots, x_N)$ . Сначала происходит выбор описания модели, отражаемый в опорной функции. Он основывается на теореме Вейерштрасса, согласно которой любую непрерывную на конечном интервале функцию можно со сколько угодно высокой точностью представить в виде полинома определенной степени. Различные варианты моделей строятся с использованием опорных функций. Для каждой модели методом регрессионного анализа определяются ее коэффициенты. Найденные модели используются как аргументы для опорных функций следующего этапа итерации: простые участвуют в формировании более сложных. Алгоритм останавливается после того, как оптимальный вариант модели будет найден или же будет достигнута максимально допустимая сложность описания процесса.

<sup>1</sup> Ясинский И. Ф., Туманов Д. А., Чуваков Н. И. Об опыте применения нейронных сетей для прогнозирования процессов // Электроэнергетика глазами молодежи – 2016: материалы VII Международной научно-технической конференции (г. Казань, 19–23 сентября 2016 г.): в 3 т. Казань: Казанский государственный энергетический университет, 2016. Т. 3. С. 117–120.

<sup>2</sup> Ивахненко А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. Киев: Техніка, 1975. 312 с.

Для формирования прогноза потенциала обучающегося в различных областях деятельности был выбран полином Колмогорова-Габора, представленный в следующем виде:

$$Y(x_1, x_2, \dots, x_N) = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i \cdot x_i + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij} \cdot x_i \cdot x_j, \quad (3)$$

где  $x_1, \dots, x_N$  – значения выбранных показателей образа;  $Y$  – предсказанное значение потенциала в отношении определенной профессии;  $a_i, a_{ij}$  – некоторые весовые коэффициенты в интервале (-1; 1).

Оптимальность полученной модели рассчитывается по методу наименьших квадратов (4):

$$Q(a_i, a_{ij}) = \sum_{s=1}^K (P_s - Y_s)^2 \rightarrow \min, \quad (4)$$

где  $Q$  – целевая функция качества настройки модели, зависящая от весовых коэффициентов;  $P_s$  – действительное значение показателя;  $Y_s$  – актуальный прогноз по методу группового учета аргументов.

Искусственная нейронная сеть (далее – ИНС)<sup>1</sup> осуществляет программную реализацию математической модели, построенной по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. ИНС представляет собой систему соединенных и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). В случае успешного обучения сеть сможет предложить правильное решение на основании неполных, зашумленных или частично искаженных данных.

Нейросетевая составляющая системы прогнозирования изображена на рис. 2.

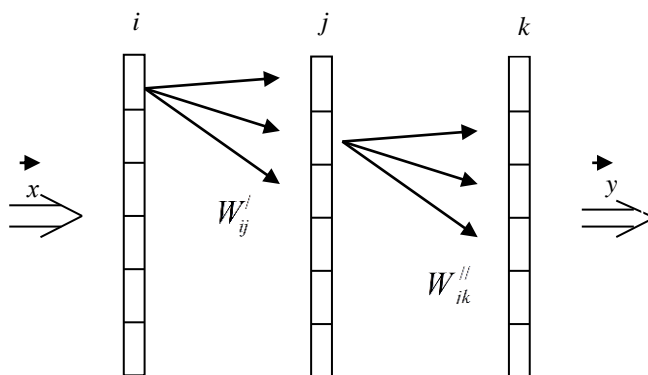


Рис. 2. Схема нейросетевой подсистемы:

$W_{ij}^i, W_{jk}^j$  – наборы весовых коэффициентов между слоями

<sup>1</sup> Ясницкий Л. Н. Интеллектуальные системы. Москва: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.; Кальченко Д. Нейронные сети: на пороге будущего // КомпьютерПресс. 2005. № 1. URL: <https://compress.ru/article.aspx?id=9663> (дата обращения: 06.04.2021).

Входные образы сформированы в виде вектора  $\vec{x}$  размерностью  $N_i$ , решение представляется в вещественном формате вектором  $\vec{y}$ . Задача сети аналогична сформулированной ранее для метода группового учета аргументов.

Обучение нейросетевой подсистемы заключается в определении таких весовых коэффициентов  $W_{ij}^I$ ,  $W_{jk}^{II}$ , которые минимизируют целевую функцию ошибки прогнозирования  $Q(\vec{W})$ . Эта настройка осуществляется в процессе предъявления обучающих образов  $X_S$  на входном поле, выполнении процедуры прямого распространения сигнала и контроле невязки  $P_S - Y_S$  на выходном слое, где  $S$  – номер предъявленного образа ( $S = 1, 2, \dots, M$ ). Важным достоинством стохастического алгоритма является нечувствительность к негладкости целевой функции  $Q(\vec{W})$ , что делает его предпочтительным при поиске глобального решения в условиях множества локальных экстремумов.

Примененный вариант стохастического метода заключается в получении последовательности удачных точек. Признаком удачности новой точки является снижение значения целевой функции  $Q(\vec{W})$  по сравнению с предыдущей позицией. Последовательность удачных точек может быть получена следующим образом. Около текущей удачной точки формируется прямоугольная окрестность с полуразмерами  $dW_m^k$ . В этой окрестности ставится случайная точка  $\vec{W}$  с координатами:

$$W_m = W_m^k + \gamma \cdot dW_m^k; m = 1, 2, \dots, N, \quad (5)$$

где  $\gamma$  – случайные числа из диапазона  $(-1; +1)$ .

В этой точке вычисляется значение целевой функции  $Q(\vec{W})$ , которое сравнивается с ее значением в последней удачной точке  $Q(\vec{W}^k)$ . Если  $Q(\vec{W}) < Q(\vec{W}^k)$ , то такая точка становится новым центром окрестности с полуразмерами  $dW_m^{k+1}$ . Следующая случайная проба берется уже из этой новой окрестности. Если же  $Q(\vec{W}) > Q(\vec{W}^k)$ , то такая точка объявляется неудачной и ее координаты стираются. В любом случае выбирается следующая случайная проба. Таким образом, последовательность удачных точек  $\vec{W}^k$  сходится к точке минимума целевой функции ошибки  $Q(\vec{W})$ .

На основе описанных методов применен гибридный, в котором с помощью весового коэффициента  $\lambda$  регулируется участие алгоритмов, составляющих комбинацию (6).

$$R = \lambda \cdot Y^1 + (1 - \lambda) \cdot Y^2, \quad (6)$$

где  $\lambda$  – весовой коэффициент;  $Y^1$  – результат, полученный методом группового учета аргументов;  $Y^2$  – результат нейронной сети.

### Описание предметной области

Атрибутивная модель открытой целесообразной системы изображена на рис. 3.

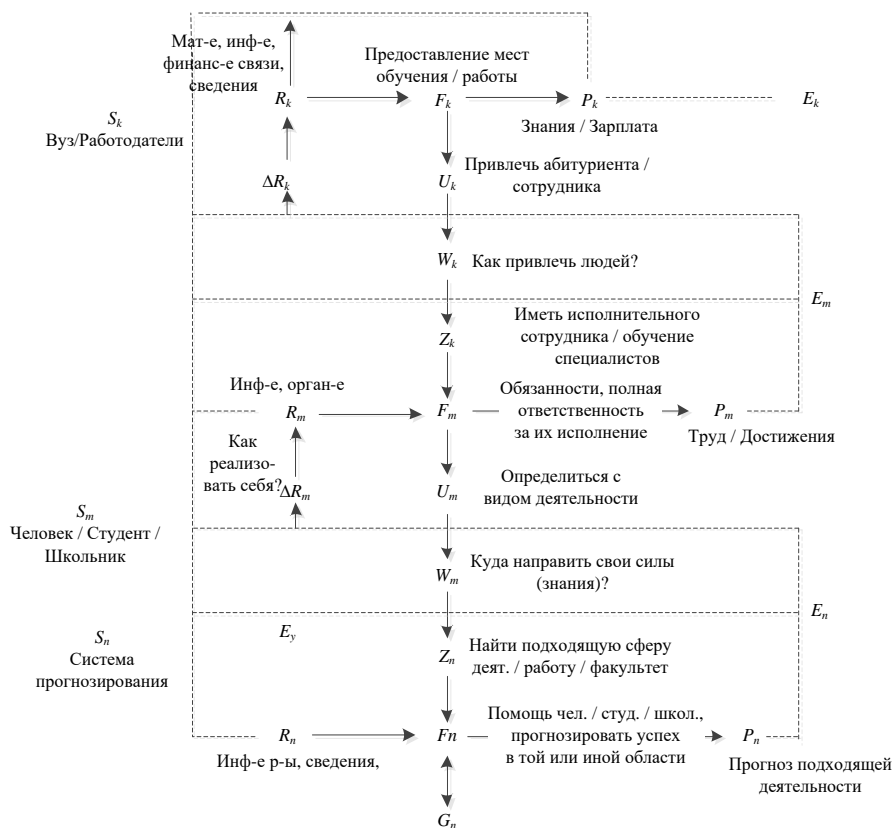


Рис. 3. Схема атрибутивной целесообразной системы

На рис. 3 использован ряд обозначений.

$S_k$  организация – университет, предоставляющий возможность получить профессиональную квалификацию, и работодатели, заинтересованные в новых кадрах для своего вида деятельности.

$F_k$  – функция организаций, направленная на предоставление мест обучения и работы. Имеется дефицит информации ( $\Delta R_k$ ).  $R_k$  – материальные, информационные, финансовые ресурсы, связи, сведения. Потребность организации ( $U_k$ ) заключается в привлечении новых сотрудников или абитуриентов для того, чтобы продолжать свое функционирование ( $F_k$ ). Возникает проблема ( $W_k$ ), которая заключается в том, как привлечь людей, заинтересованных в деятельности, и эффективно реализовать данную потребность. Исходя из проблемы, формулируется цель среды ( $Z_k$ ): для предприятия – иметь исполнительного сотрудника, для вуза – обучить специалиста, востребованного на рынке труда.

Человек / студент ( $S_m$ ) имеет потребность ( $U_m$ ), заключающуюся в выборе вида деятельности. Функции ( $F_m$ ) состоят в соблюдении обязанностей в любой

деятельности и несении полной ответственности за их исполнение.  $R_m$  – информационные, организационные ресурсы. Результатом ( $P_m$ ) является труд / достижения. Проблема ( $W_m$ ) состоит в определении сферы применения знаний.

Главная задача системы прогнозирования ( $S_n$ ) – выявление сферы деятельности с учетом психологических особенностей обучающегося, его предпочтений, уровня умений и знаний. Ресурсом ( $R_n$ ) для выполнения задач служит информация. Подзадача ( $Z_n$ ) заключается в том, чтобы помочь найти подходящую сферу деятельности, работу, факультет. Продуктом ( $P_n$ ) на выходе становится прогноз оптимальной для человека деятельности.  $G$  – набор элементов системы и связи между ними.  $E_m$  – удовлетворенность трудом, выражающаяся в том, что сотрудник, устроившийся на работу, предоставил работодателю свои трудовые силы и знания, в то время как абитуриент принес вузу достижения (результаты олимпиад, конференций, успешной деятельности выпускника). Следовательно, данная система целесообразна как для организаций, так и для образовательных учреждений<sup>1</sup>.

При рассмотрении предметной области выделяются  $\sigma$  – область прогнозирования потенциала личности человека;  $\Delta S$  – программный модуль, средство, способствующее прогнозированию и предоставляющее информацию о потенциале личности в той или иной области.

Запрограммированные методы (нейронные сети, метод Ивахненко, метод Монте Карло) позволяют собирать и обрабатывать информацию.

Концептуальная модель системы представлена на рис. 4.

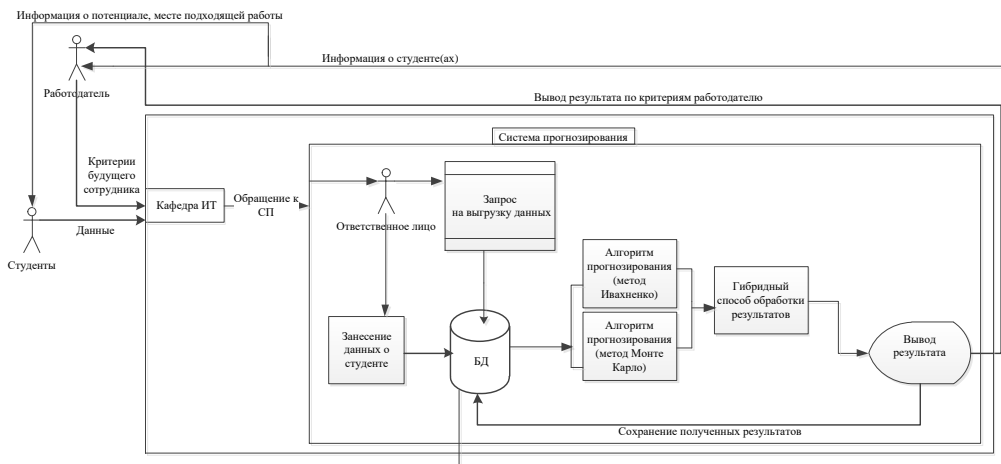


Рис. 4. Концептуальная модель системы прогнозирования

<sup>1</sup> Ясинский И. Ф., Туманов Д. А., Чуваков Н. И. Об опыте применения нейронных сетей для прогнозирования процессов // Электроэнергетика глазами молодежи – 2016: материалы VII Международной научно-технической конференции (г. Казань, 19–23 сентября 2016 г.): в 3 т. Казань: Казанский государственный энергетический университет, 2016. Т. 3. С. 117–120.

## Выводы

В ходе данного исследования были получены следующие результаты:

1) разработана гибридная прогностическая интеллектуальная система, которая на основе демонстрируемой студентом успеваемости и личностных психологических установок оценивает его потенциал в различных областях информационно-аналитической деятельности;

2) гибридный метод представляет собой взвешенное объединение оценок алгоритма группового учета аргументов (метод Ивахненко) и нейросетевой технологии. Данные подходы детально описаны по отдельности и в составе объединенного гибрида;

3) для настройки нейронной сети применяется метод стохастического поиска, поскольку контролируемая целевая функция ошибки обучения отличается многоэкстремальностью и негладкостью;

4) выполнено системное представление предметной области исследования, разработаны схема атрибутивной целесообразной системы и концептуальная модель системы прогнозирования, определены входные и выходные данные;

5) с целью формирования обучающей выборки со студентами и выпускниками было проведено интервью, в ходе которого выявлены самые популярные направления работы. Составлены качественные и количественные наборы параметров, позволяющие получить представление о наиболее характерных образах популярных профессий;

б) созданная нами разработка дает возможность оперативно корректировать образовательную направленность учебного процесса и наиболее полно реализовывать умственный и творческий потенциал студента, благодаря чему повышается конкурентоспособность специалистов, выпускаемых высшим учебным заведением.

## Список источников

- Ермаков С. М. Метод Монте-Карло и смежные вопросы. Москва: Наука, 1975. 471 с.
- Ершова И. Г. Прогнозирование трудоустройства выпускников с высшим профессиональным образованием // *Фундаментальные исследования*. 2013. № 8, ч. 2. С. 409–412.
- Ивахненко А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. Киев: Техніка, 1975. 312 с.
- Кальченко Д. Нейронные сети: на пороге будущего // *КомпьютерПресс*. 2005. № 1. URL: <https://compress.ru/article.aspx?id=9663> (дата обращения: 06.04.2021).
- Налесная Я. А., Понимаш З. А. Прогнозирование цен с использованием искусственных нейронных сетей // *Вестник Адыгейского государственного университета*. Серия: Экономика. 2016. Вып. 1 (175). С. 96–100.
- Петросян Г. С. Прогнозирование операционных ИТ-рисков с использованием теории экстремальных величин // *Вестник Московского государственного областного университета*. Серия: Экономика. 2018. № 2. С. 142–154.
- Ясинский И. Ф., Туманов Д. А., Чуваков Н. И. Об опыте применения нейронных сетей для прогнозирования процессов // *Электроэнергетика глазами молодежи – 2016: материалы VII Международной научно-технической конференции* (г. Казань, 19–23 сентября 2016 г.): в 3 т. Казань: Казанский государственный энергетический университет, 2016. Т. 3. С. 117–120.
- Ясницкий Л. Н. Интеллектуальные системы. Москва: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.

## References

- Ermakov S. M. *Metod Monte-Karlo i smezhnye voprosy* [Monte Carlo method and related issues]. Moscow: Nauka, 1975. 471 p.
- Ershova I. G. Prognozirovanie trudoustroistva vypusknikov s vysshim professional'nym obrazovaniem [Forecasting of employment for graduates with higher education]. *Fundamental'nye issledovaniia* [Fundamental research], 2013, no. 8, part 2, pp. 409–412.
- Ivakhnenko A. G. *Dolgosrochnoe prognozirovanie i upravlenie slozhnymi sistemami* [Long-term forecasting and management of complex systems]. Kiev: Tekhnika, 1975. 312 p.
- Kal'chenko D. Neironnye seti: na poroge budushchego [Neural networks: on the threshold of the future]. *Komp'iuterPress* [ComputerPress], 2005, no. 1. Available at: <https://compress.ru/article.aspx?id=9663> (accessed: 06.04.2021).
- Nalesnaia Ia. A., Ponimash Z. A. Prognozirovanie tsen s ispol'zovaniem iskusstvennykh neironnykh setei [Price forecasting using artificial neural networks]. *Vestnik Adygeiskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika* [The Bulletin of the Adyge State University. Series: Economics], 2016, iss. 1 (175), pp. 96–100.
- Petrosian G. S. Prognozirovanie operatsionnykh IT-riskov s ispol'zovaniem teorii ekstremal'nykh velichin [Operational IT risk forecasting based on extreme value theory]. *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo oblastnogo universiteta. Seriya: Ekonomika* [Bulletin of the Moscow State Region University. Series: Economics], 2018, no. 2, pp. 142–154.
- Iasinskii I. F., Tumanov D. A., Chuvakov N. I. Ob opyte primeneniia neironnykh setei dlia prognozirovaniia protsessov [On the experience of using neural networks to predict processes]. *Elektroenergetika glazami molodezhi – 2016: materialy VII Mezhdunarodnoi nauchno-tehnicheskoi konferentsii (Kazan', 19–23 sentiabria 2016 g.): v 3 t.* [Electric power industry through the eyes of young people – 2016: Proceedings of the VII International Scientific and Technical Conference (Kazan, September 19–23, 2016): in 3 vols.]. Kazan': Kazanskii gosudarstvennyi energeticheskii universitet, 2016, vol. 3, pp. 117–120.
- Iasnitskii L. N. *Intellektual'nye sistemy* [Intellectual systems]. Moscow: Laboratoriia znani, 2016. 221 p.

## Сведения об авторах

**Игорь Федорович Ясинский** – кандидат технических наук, доцент; igor.yasin-skiy@gmail.com, Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина (д. 34, ул. Рабфаковская, 153003 г. Иваново, Россия); **Igor' F. Iasinskii** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, igor.yasin-skiy@gmail.com, Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin (34, ul. Rabfakovskaya, 153003 Ivanovo, Russia).

**Татьяна Вадимовна Гвоздева** – кандидат экономических наук, доцент; gvozdevs@in-box.ru, Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина (д. 34, ул. Рабфаковская, 153003 г. Иваново, Россия); **Tat'iana V. Gvozdeva** – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor; gvozdevs@in-box.ru, Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin (34, ul. Rabfakovskaya, 153003 Ivanovo, Russia).

**Владимир Валентинович Тютиков** – доктор технических наук, профессор; <https://orcid.org/0000-0002-5658-7010>, tvv@ispu.ru, Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина (д. 34, ул. Рабфаковская, 153003 г. Иваново, Россия); **Vladimir V. Tiutikov** – Doctor of Technical Sciences, Professor; <https://orcid.org/0000-0002-5658-7010>, tvv@ispu.ru, Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin (34, ul. Rabfakovskaya, 153003 Ivanovo, Russia).

**Надежда Юрьевна Половинкина** – магистрант; nadya07051998@mail.ru, Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина (д. 34, ул. Рабфаковская, 153003 г. Иваново, Россия); **Nadezhda Iu. Polovinkina** – Student in master’s programme; nadya07051998@mail.ru, Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin (34, ul. Rabfakovskaya, 153003 Ivanovo, Russia).

**Заявленный вклад авторов:** все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Contribution of the authors:** the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 17.05.2021; одобрена после рецензирования 23.07.2021; принята к публикации 30.07.2021.

The article was submitted 17.05.2021; Approved after reviewing 23.07.2021; Accepted for publication 30.07.2021.