

МЕДИКО-СОЦИАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ ФОРМИРОВАНИЯ У СТУДЕНТОВ ВУЗОВ ЦЕННОСТНЫХ ОРИЕНТАЦИЙ В ОТНОШЕНИИ ЗОЖ И ОЦЕНКА ЕЕ РЕЗУЛЬТАТИВНОСТИ

Горбаткова Е.Ю.¹, Горбатков С.А.²

¹ФГБОУ ВПО «Бакирский государственный педагогический университет им. М. Акмуллы», Уфа, Республика Башкортостан, e-mail: gorbatkovaeu@mail.ru;

² Уфимский филиал Финансового университета при правительстве Российской Федерации, Уфа, Россия, e-mail: sgorbatkov@mail.ru

В статье определена актуальность проблемы охраны здоровья студенческой молодежи как одной из наиболее важных задач, стоящих перед обществом и государством; дана краткая характеристика медико-социальной модели формирования у студентов высших учебных заведений ценностных ориентаций в отношении здорового образа жизни и профилактики девиантных форм поведения обучающихся. Данная статья посвящена также вопросам моделирования медико-социальных систем. Объектом исследования является здоровьесохраниющее поведение обучающейся молодежи. Предметом исследования является вопрос анализа и обеспечения адекватности нейросетевых моделей (НСМ) в задачах восстановления многомерных зависимостей, скрытых в данных; кластеризации анкетных опросов респондентов.

Ключевые слова: студенты, здоровье обучающейся молодежи, нейросетевые системы, байесовская регуляризация, здоровый образ жизни, анкетирование, заболеваемость, комплексная программа, ценностные ориентации.

MEDICAL AND SOCIAL MODEL OF UNIVERSITY STUDENTS VALUE ORIENTATIONS WITH RESPECT TO HEALTHY LIFESTYLES AND EVALUATION OF ITS EFFECTIVENESS

Gorbatkov S.A.¹, Gorbatkova E.J.²

¹Federal State-Funded Educational Institution of Higher Professional Education "Financial University under the Government of the Russian Federation", e-mail: gorbatkovaeu@mail.ru;

² «Bashkir state pedagogical university n. a. M. Aknulla», Ufa, e-mail: sgorbatkov@mail.ru

The article defines the relevance of the health problems of students. This is one of the most important challenges for society and the state; the brief characteristics was presented of the medical and social models of the formation of students of higher educational institutions of value orientations with respect to a healthy lifestyle and prevention of deviant behavior of students. This article deals with the issues of modeling and medical and social systems. The object of the study is health saving behavior of students. The main question research is analysis and adequacy of the neural network models (NNM) in problems of restoration of multidimensional dependencies hidden in data and clustering questionnaires respondents.

Keywords: students, health students, neural network system, Bayesian regularization, healthy lifestyle, questioning, morbidity, comprehensive program, social values.

На современном этапе развития общества сохранение и укрепление здоровья населения страны является не просто социальной проблемой, но и проблемой национальной безопасности и жизнеобеспечения государства. В то же время проблема охраны здоровья студенческой молодежи является одной из наиболее актуальных задач, стоящих перед обществом и государством, поскольку студенты формируют кадровый потенциал страны. Проблема здоровья студентов в последние годы привлекает внимание ученых, врачей и педагогов, что обусловлено высокой их заболеваемостью и широким распространением факторов, оказывающих влияние на состояние здоровья студентов [7; 12]. Для образа жизни

современного студенчества характерны высокая частота и распространенность факторов риска хронических заболеваний. Кроме того, круг факторов, отрицательно влияющих на состояние здоровья обучающейся молодежи, в настоящее время значительно расширяется. Развитие высшей школы на современном этапе характеризуется увеличением объема информации, постоянной интенсификацией труда студентов, широким внедрением новых технических средств в учебный процесс, что требует от молодых людей наличия адекватного физического, умственного и психоэмоционального потенциала [8; 9]. Таким образом, проблема охраны здоровья студентов многоплановая и многоаспектная, и не может быть решена только системой здравоохранения. Она требует комплексного межведомственного подхода всех структур, заинтересованных в сохранении и укреплении здоровья студенческой молодежи.

В связи с этим нами проводится комплексное медико-социальное и педагогическое исследование состояния здоровья школьников и студентов и разрабатывается концептуальная медико-педагогическая модель, направленная на формирование ценностных ориентаций в отношении здорового образа жизни и профилактику девиантных форм поведения обучающихся. Для студентов высших учебных заведений нами были разработаны программа и курс «Здоровье современной студенческой молодежи», содержание которых основывалось на современных инновационных педагогических технологиях (интерактивных формах обучения). Особое внимание в данной работе уделялось профилактике девиантных форм поведения обучающихся и вопросам репродуктивного здоровья. Проводится также организация волонтерской деятельности с привлечением студентов к работе с обучающимися других вузов, школ по вопросам здорового образа жизни (по принципу «равный обучает равного»). В рамках комплексной программы организуется проведение круглых столов, конкурсов плакатов, флешмобов, КВН по вопросам здоровьесбережения обучающихся с привлечением специалистов различных профилей. Активизируется спортивно-оздоровительная работы среди студентов (работа секционных спортивно-тренировочных занятий, дополнительных занятия массовых спортивных групп, проведение массовых спортивно-оздоровительных мероприятий).

Оценка эффективности комплексной программы проводится с использованием нейросетевых технологий. Нейросетевые системы искусственного интеллекта (ИИ) стали применяться в медицине относительно недавно – с конца XX века [10]. Как известно [11], нейросети, в частности многослойные персептроны (Multy Lauer Perseptron (MLP)), являются универсальными аппроксиматорами и кластеризаторами, способными работать в сложных условиях моделирования, т.е. при наличии триады «НЕ-факторов» (неточности, неполноты, неопределенности данных).

Исследуемые в статье социально-медицинские системы отличаются именно такими сложными условиями моделирования, причем с высоким уровнем априорной непараметрической неопределенности. Последнее объясняется практической невозможностью введения допущения о каком-либо существовании априорной параметрической функции распределения данных и шумов о них. Это и определило направление наших исследований: в разработанных алгоритмах, описанных ниже, мы нигде не использовали указанное допущение, хотя оно значительно облегчает различные аналитические построения в теории обучения нейросетей [13].

Сфера применения нейросетей в медицине в мире бурно расширяется [4]. Однако до настоящего времени не исследована проблема оценки и управления адекватностью разрабатываемой НСМ типа MLP. Суть проблемы заключается в следующем.

В классических моделях регрессионного анализа, получаемых с помощью метода наименьших квадратов (МНК) [1], оценка адекватности моделей не представляет трудностей – она сводится к проверке статистических гипотез о выполнении предпосылок МНК. В рассматриваемых условиях обработки данных и построения НСМ (наличия триады «НЕ-факторов») эти предпосылки заведомо нарушаются. Здесь и возникает непростая и практически неисследованная проблема оценки адекватности получаемой нелинейной многомерной НСМ, для решения которой авторы разработали оригинальный метод, основанный на принципе последовательного нейросетевого моделирования [6]. Истоки последовательного принципа организации схемы наблюдений берут начало из работ А. Вальда [4] и С.А. Айвазяна [2]. Изложим в сжатой форме суть этого принципа.

Как известно [1; 3], построение статистического критерия $\gamma^{(N)} = \gamma(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$, где x_i – наблюдаемое в i -м опыте значение анализируемого признака (фактора), для проверки гипотезы при условии фиксированного объема выборки N сводится к разбиению области возможных значений критической статистики $\gamma^{(N)}$ на две: область I правдоподобных (в условиях проверяемой гипотезы H_0) и область II неправдоподобных значений $\gamma^{(N)}$. При попадании конкретного (экспериментального) значения статистики $\gamma(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$ в область неправдоподобных значений принимается решение об отклонении проверяемой гипотезы H_0 и принятии противоположной гипотезы $H_1 = H_0$.

При такой классической схеме наблюдений ($N = \text{const}$) заранее не известно, достаточно ли количество наблюдений N для различения интересующих нас гипотез H_0 и $H_1 = H_0$ с заданными характеристиками точности: уровнем значимости α и мощностью $(1-\beta)$. При этом можно делать сколь угодно малой лишь одну из ошибок (α или β), что сопряжено с неизбежным увеличением другой ошибки.

Наряду с классической схемой наблюдения в практике статистических исследований используются последовательные схемы наблюдений, при которых на каждом из последовательных во времени этапах наблюдения принимается одно из трех решений:

- «принять гипотезу H_0 », если конкретное (числовое) значение статистики $\gamma(x_1, \dots, x_v)$ попадает в область Γ_{H_0} правдоподобных (в условиях справедливой гипотезы H_0) значений критической статистики $\gamma(v)$;
- «окончательный вывод откладывается и проводится следующее $(v+1)$ – е наблюдение», если конкретное числовое значение статистики $\gamma(x_1, x_2, \dots, x_v)$ попадает в область $\Gamma_{H_0^*}$ сомнительных значений.

Последовательная схема организации наблюдений является более гибкой и экономичной по числу опытов v , необходимых для обеспечения заданного качества (α, β) проверки статистического критерия $\gamma^{(v)}$, по сравнению с классической схемой наблюдений, где $v = N$ – фиксированно. Иногда удастся сократить необходимое число опытов в 2-3 и даже 4 раза [2].

В качестве конкретного примера последовательного критерия приведем широко известный критерий отношения правдоподобия Вальда [4], предназначенный для различения двух простых гипотез вида:

« H_0 : выборка объемом v извлечена из генеральной совокупности с плотностью вероятности $f(x; \theta_0)$ »;

« H_1 : выборка объемом v извлечена из генеральной совокупности с плотностью вероятности $f(x; \theta_1)$ »; с ошибками первого и второго рода, не превосходящими соответственно α и β . Здесь θ_0 и θ_1 – параметры закона распределения.

Критическая статистика критерия Вальда для последовательности независимых наблюдений $x_1, x_2, \dots, x_v$ определяется соотношением:

$$\gamma^v = \sum_{i=1}^v \ln \frac{f(x_i; \theta_1)}{f(x_i; \theta_0)}, \quad v = 1, 2, \dots \quad (1)$$

Сделаем важное с точки зрения авторов замечание: последовательный принцип организации схемы наблюдений при проверке статистических гипотез не только позволяет в разы экономить объемы выборки v при заданном качестве проверки гипотезы (ошибках α и β), но и качественно согласуется с когнитивным поэтапным образом мышления человека. Вот почему последовательный принцип организации наблюдений в статистических исследованиях в настоящее время развивается, обобщается и трактуется расширенно.

Например, в медицинском исследовании [10] последовательные этапы наблюдений интерпретируются «методикой последовательного нейросетевого моделирования нестационарных бинарных медико-социальных процессов, характеризующихся ограниченным временем

нестационарности и неубывающим риском прогнозируемого события» на последовательных интервалах времени.

В статье при реализации последовательного принципа мы предлагаем рассматривать в качестве последовательных этапов исследования системы обработки данных алгоритмы построения подмоделей общей нейросетевой модели, которые организованы в иерархическую структуру (рис. 1). Другими словами, предлагается комплексная нейросетевая модель, построенная по принципу «матрешки»: подмодели вкладываются друг в друга (сверху – вниз на рис. 1)

1. Постановка задачи

Пусть решается задача аппроксимации многомерных данных в нейросетевом базисе:

$$\hat{Y}(\vec{X})=F(\vec{X}, W); D=\langle Y_i, \vec{X}_i \rangle, i = \overline{1, N}, \quad (2)$$

где $\hat{Y}(\vec{X})$ – восстановленная НСМ значения моделируемой случайной величины Y ; $\vec{X}$ – вектор экзогенных переменных (факторов); i – номер наблюдения; N – число примеров (кортежей) в данных D ; $F(\cdot)$ – оператор нейросетевого отображения:

$$F: \vec{X} \in X^{(n)} \xrightarrow{F} \hat{Y} \in X^{(1)}. \quad (3)$$

Здесь $X^{(n)}$, $X^{(1)}$ – пространства вещественных чисел входа размерности n и выхода размерности 1; W – матрица синаптических весов нейросети [11].

Предполагаем, что читателю известен принцип работы MLP – нейросетей из [11], и сразу перейдем к описанию предлагаемого метода оценки и управления адекватности НСМ (2), (3).

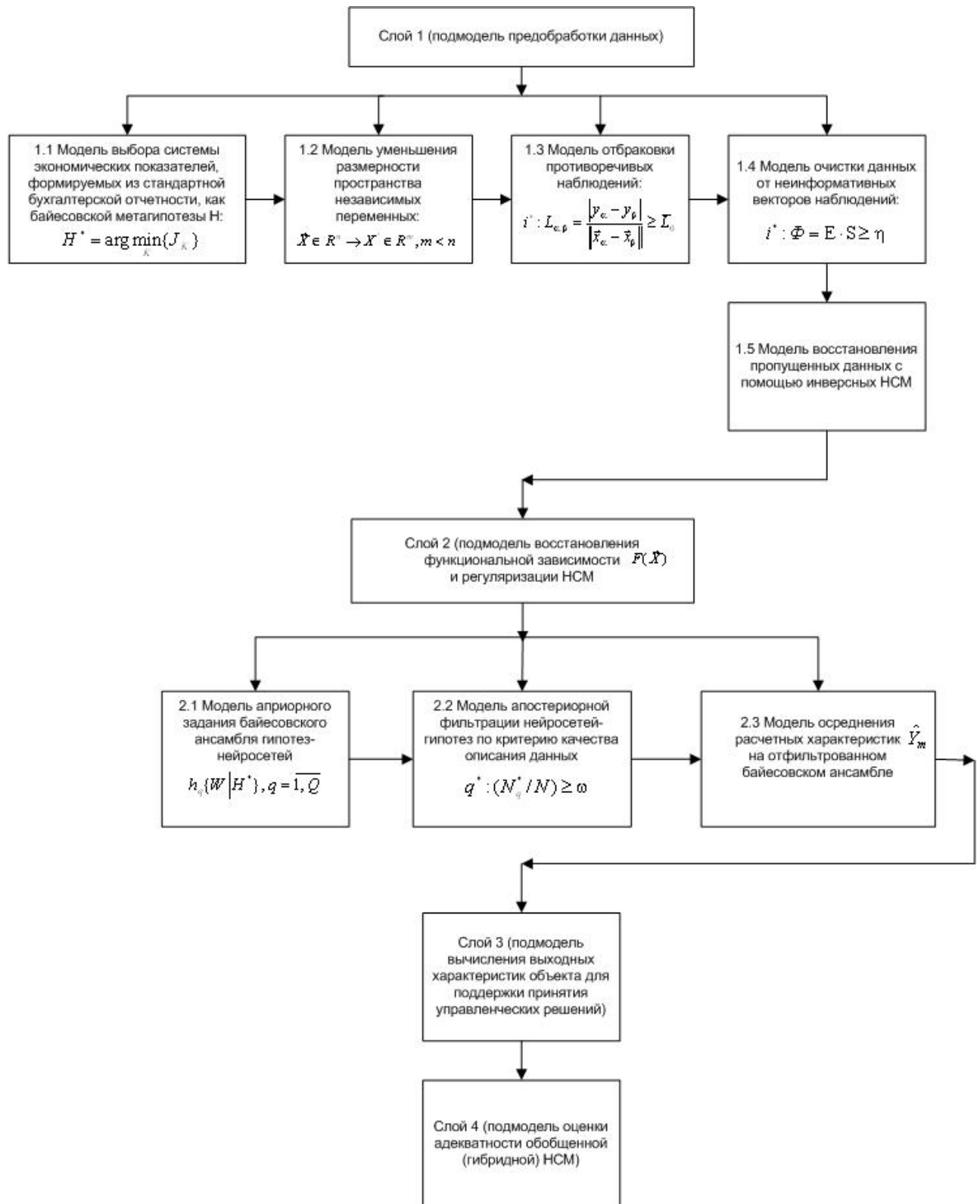


Рис. 1. Структурная схема агрегирования подмоделей

На рис. 1 введены обозначения: $\{J_k\}$ – совокупность систем показателей (J^* – оптимальная по критерию $\Phi = E \cdot S$ система показателей (факторов); i^* – номер отбракованных точек; $\vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta$ – две близкие точки по выбранной норме $\|\cdot\|$ в пространстве R^n входа модели, соответствуют две Y_α, Y_β точки по норме $|\cdot|$ в пространстве R^m выхода модели.

$L_{\alpha,\beta}$ – критерий Липшица; L_o – допустимый уровень константы Липшица, характеризующий растягивающие (либо сжимающие свойства оператора объекта $Y(\vec{X})$); E – ошибка обобщения нейросетевого отображения (2), (3); 2 – заданное малое число; S – показатель устойчивости нейросети [10]; $\{h_q W | J^*\}$ – множество (байесовский ансамбль) априорных гипотез – НСМ; Q – количество гипотез; $N_q^* N$ – количество «хороших» (адекватно объясненных) точек тестового множества в n -й НСМ при ее фильтрации и общее число текстовых точек соответственно; количество точек N одинаковое для всех фильтруемых сетей $\{h_q\}$;

2. Формулировка концепции как методологической основы предлагаемого метода

На основе общесистемных законов агрегирования и каскадного усиления [9] предложена концепция вложения подмоделей и соответствующих методов их построения по принципу «матрешки», суть которой состоит в том, что обобщенная нейросетевая модель сложной системы обработки данных синтезируется в виде древовидной иерархической структуры (рис. 1) так, что выход моделей верхнего слоя по иерархии служит входом для модели следующего за ним (сверху-вниз) слоя.

Основное эмерджентное свойство такой обобщенной математико-информационной системы – это создание каждой моделью предыдущего слоя по направлению преобразования информации предпосылок для обеспечения хорошего качества моделей последующих слоев таким образом, что на выходе обобщенной НСМ мы получаем приемлемый результат качества модели в очень сложных условиях моделирования.

Замечание. Поскольку модели слоев иерархической структуры взаимодействуют между собой, то в этой структуре имеет место агрегирование всех четырех типов, описанных выше, т.е. агрегаты-конфигураторы, агрегаты-операторы, агрегаты-структуры, агрегаты-статистики.

3. Описание алгоритма метода

Конкретизируем виды подмоделей по слоям, т.е. в направлении преобразования информации (сверху-вниз на рис. 1) снабдим их краткими комментариями.

Исходной информацией в прикладных задачах в статье служит стандартная бухгалтерская отчетность. В слое 1 содержатся подмодели 1 предобработки данных, использующих эту отчетность. Применяемые в этом агрегате-конфигураторе языки описания:

- язык нейросетевых отображений;
- вероятностный язык байесовского подхода, т.е. язык субъективных вероятностей;
- язык статистик.

Подмодели слоя 1 повышают однородность и информативность данных и, следовательно, создают предпосылки для построения в нижестоящем по иерархии слое 2 НСМ хо-

рошего качества. Достигаемый в слое 1 положительный эффект (эмерджентность) основан на новом признаке всех моделей этого слоя: предобработка данных производится не изолированно, а в объединенном пространстве размерности $n \times m$ входных и выходных сигналов нейросетей

$$(\vec{X} \in R^n) \cup (\vec{Y} \in R^m), \quad (4)$$

где $\cup$ – логический знак объединения множеств, причем критерии предобработки данных в каждой модели слоя 1 подчинены критериям качества обобщения специально введенных вспомогательных нейросетевых субмоделей (НССМ); где R^n , R^m – пространства вещественных чисел размерностей n и m , соответственно.

В слое 2 содержатся нейросетевые подмодели 2.2. и 2.3. байесовского ансамбля, которые служат для аппроксимации предобработанных данных. Здесь согласно основной парадигме регуляризации происходит сужение множества искомых решений обратной задачи нахождения синаптических весов W нейросети. Применяемые в слое 2 агрегаты – это агрегаты-операторы в виде восстанавливаемых многомерных функций нейросетевых отображений вида (2), (3), и агрегаты-структуры в виде многослойных нейросетей.

В моделях слоя 3 вычисляются выходные характеристики, необходимые для анализа моделируемого объекта или системы и поддержки разработки управленческих решений. Новизна этих моделей обусловлена новизной НСМ из слоя 2. Достигаемый эмерджентный эффект состоит в увеличении объективности и достоверности разрабатываемых управленческих решений.

Замечание. Определяемые в слое 3 выходные (финишные) характеристики медико-социальной системы, помимо своей прикладной функции для принятия управленческих решений, нужны также в слое 4 как неотъемлемая часть алгоритма оценки адекватности всей НСМ.

Наконец, в моделях слоя 4 с использованием выходных характеристик моделируемого объекта производится оценка адекватности обобщенной (гибридной) НСМ, получаемой по МВММ. Естественно, методы получения указанных оценок различны для различных прикладных задач. Общий положительный эффект (эмерджентность) для подмодели 4 обусловлен предложенным многоступенчатым методом контроля качества преобразования информации на всех ступенях (слоях) обобщенной НСМ. Другими словами, оценка адекватности обобщенной НСМ носит интегральный (финишный) характер, т.е. она вбирает в себя положительные и отрицательные моменты всех предшествующих (сверху вниз на схеме рис. 1) алгоритмов. Как правило, при этом происходит сглаживание исходных погрешностей данных, поскольку преобразование информации содержит в слоях 1, 2 и 3 операторы усредне-

ния, интегрирования, сокращения длины описания данных, регуляризации, которые уменьшают ошибки моделирования.

Дальнейшая детализация алгоритмов подмоделей уже выходит за границы объема статьи, ее можно найти в [10] применительно к социально-экономическим системам.

Выводы

1. На основе общесистемных законов агрегирования и каскадного усиления разработан метод последовательного анализа и управления адекватностью нейросетевой модели восстановления нелинейных зависимостей при формировании здоровьесберегающего поведения обучающейся молодежи.

2. Предложенный метод тесно связан с проблемой регуляризации нейросетевых моделей для трудноформализуемых систем со сложными условиями моделирования (априорная непараметрическая неопределенность в данных, их неточность, неполнота), подробно рассмотренной в других работах авторов.

3. Направлением дальнейших исследований является разработка практической методики отбора медико-социальных факторов для нейросетевой модели, содержащей как количественные, так и качественные показатели.

Список литературы

1. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: основы моделирования и первичная обработка данных : справочное издание. - М. : Финансы и статистика, 1983. - 471 с.
2. Айвазян С.А., Мхитарян В.С. Прикладная статистика и основы эконометрики : учебник для вузов. - М. : ЮНИТИ, 1998. - 1022 с.
3. Айвазян С.А. Сравнение оптимальных свойств критериев Неймана-Пирсона и Вальда // Теория вероятностей и ее применения. – 1959. – Т. IV, № 1.
4. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры и их применение на рубеже тысячелетий в Китае : монография : в 2-х томах. - М. : Горячая линия - Телеком, 2004. – Т. 2. - 464 с.
5. Вальд А. Последовательный анализ : монография / пер. с англ. - М. : Физматгиз, 1960.
6. Горбатков С.А., Полупанов Д.В., Макеева Е.Ю., Бирюков А.Н. Методологические основы разработки нейросетевых моделей экономических объектов в условиях неопределенности : монография. - М. : Издательский дом «Экономическая газета», 2012. - 494 с.
7. Горбаткова Е.Ю., Мануйлова Г.Р. О некоторых вопросах профилактики девиантных форм поведения школьников // Перспективы развития науки и образования : мат. Междунар. науч-практ. конф. – Тамбов, 2014. – С. 27-29.

8. Горбаткова Е.Ю., Мануйлова Г.Р. О социально-педагогических условиях профилактики делинквентного поведения несовершеннолетних // Молодой ученый. – 2014. - № 3 (62). – С. 896-898.
9. Горбаткова Е.Ю., Мануйлова Г.Р., Ланговой В.Е. Некоторые подходы к оценке результативности профилактической деятельности, направленной на сохранение и укрепление здоровья обучающихся // Современные проблемы науки и образования. – 2015. – № 1 (57).
10. Дворчик И.С. Интерактивная методология представления данных для нейросетевого моделирования медицинских задач : автореф. дис. ... канд. техн. наук. – СПб. : С.-Петербургский госуд. электротехнический университет, 1997. – 16 с.
11. Хайкин С. Нейронные сети: курс : монография / пер. с англ. - 2-е изд. - М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1104 с.
12. Хуснутдинова З.А., Мануйлова Г.Р., Горбаткова Е.Ю., Титова Т.А. Основные вопросы реализации магистерской программы «Профилактика социальных отклонений (превентология)» // Молодой ученый. – 2014. - № 3 (62). – С. 1053-1056.
13. Шумский С.А. Байесова регуляризация обучения // Лекции для школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» (23-25 января 2002 г.). - М. : МИФИ, 2002 (file//НейроОКИнтелсофт.htm). - 33 с.

Рецензенты:

Лобанов С.А., д.м.н., профессор кафедры охраны здоровья и безопасности жизнедеятельности, ФГБОУ ВПО «Башкирский государственный педагогический университет им. М. Акмуллы», г. Уфа;

Горбушина С.Н., д.п.н., профессор кафедры стандартизации и сертификации Уфимского государственного авиационного технического университета, г. Уфа.