

ИНФОРМАТИКА,
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА
И УПРАВЛЕНИЕ

INFORMATICS,
COMPPUTER ENGINEERING
AND CONTROL

УДК 004.93'12

DOI: 10.17212/1814-1196-2018-3-7-20

Применение информационных методов, нейронных сетей и генетического алгоритма для решения задачи выбора схемы лечения*

О.М. ГЕРГЕТ^{1,а}, Р.В. МЕЩЕРЯКОВ^{2,б}

¹ 634050, РФ, г. Томск, пр. Ленина, 30, Томский политехнический университет

² 117997, РФ, г. Москва, ул. Профсоюзная, 65, Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН

^а olgagerget@mail.ru ^б meshcheryakov.roman@gmail.com

Разработка информационных технологий мониторинга развивающихся биосистем, основанных на применении бионических принципов, является одним из перспективных научных направлений. Эволюционируя в течение миллионов лет, в биосистемах сформировались структуры, в частности генетическая, иммунная, нейронная, обеспечивающие сбалансированное развитие и наличие необходимых информационных средств контроля и адаптивного управления в изменяющейся среде. В настоящее время делаются попытки комплексного использования искусственных систем обработки информации, структурно отражающих функционирование биосистем. Особое внимание при этом уделяется разработке моделей и методов, всесторонне учитывающих специфику объекта исследования.

В статье рассмотрена концепция выбора последовательности управляющих воздействий с целью минимизации возможности перехода состояния организма в неблагоприятное. Для этого разработана бионическая модель, основанная на синтезе информационных подходов, нейронных сетей и генетического алгоритма. Синтез в бионических моделях нейронной, генетической и информационной систем позволил системам обмениваться информацией и передавать в качестве входных воздействий значения своих характеристик. Рассмотрены функционал каждого из элементов модели и их взаимодействие. Особое внимание уделено нейроэволюционному взаимодействию. Приведено краткое описание программного обеспечения, реализованного на языке программирования Python. На основе перекрестной проверки результатов тестирования машинного обучения выявлены аномалии, которые не были обнаружены ни одним из рассмотренных ранее методов. Эффективность решений, полученных на основе бионического моделирования, оценена на основе контрольно-тестовых групп и кросс-валидации. На основе результатов эксперимента показана эффективность выбора и применения управляющих воздействий с целью минимизации возможности перехода функционального состояния организма человека в неблагоприятное.

* Статья получена 10 июля 2018 г.

Исследование выполнено в ЮФУ при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов № 16-58-00226 и № 16-08-00013.

Ключевые слова: метод вычисления обобщенного показателя, информационный подход, нейронные сети, генетический алгоритм, бионическая модель, мониторинг, прогнозирование, выбор управляющих воздействий, здоровье

ВВЕДЕНИЕ

Во многих областях науки и производства достаточно часто возникает необходимость в решении задачи выбора наилучшего решения [1, 4, 10, 15, 16]. Широко применяемые методы математического программирования основываются на концепции использования заранее известных характеристик целевой функции, таких как выпуклость, вогнутость, монотонность и др. Однако при решении многих практических задач такие характеристики целевой функции неизвестны. В таком случае эффективными являются стохастические методы оптимизации, среди которых хорошо зарекомендовали себя генетические, муравьиные алгоритмы и др.

В статье освещается вопрос выбора наилучшей последовательности управляющих воздействий (схемы лечения) с целью минимизации риска перехода функционального состояния организма человека в неблагоприятное. Для этого предложена бионическая модель, основанная на взаимодействии информационного метода (I), генетического алгоритма (GA) и нейронных сетей (NS) [12].

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Провести исследования, разработать и апробировать бионическую модель, позволяющую оценить эффект от применения управляющих воздействий как по статическим, так и динамическим переменным, на основе которой построить подсистему выбора последовательности управляющих воздействий в рамках информационной системы мониторинга, прогнозирования функционального состояния организма человека с учетом предложенной схемы лечения.

В статье под бионической моделью будем понимать математическую модель, а также ее программную реализацию, построенную по принципу функционирования и организации биосистем.

Для выбора наилучшего решения, проведения оценивания и прогнозирования эффекта от применения управляющих воздействий необходимо располагать адекватной математической моделью. Эту роль выполняет бионическая модель выбора последовательности управляющих воздействий вида

$$\langle NS, GA, I, A \rangle,$$

где NS – нейросетевые модели, GA – генетические алгоритмы, I – информационный метод вычисления обобщенного показателя биосистемы, A – алгоритмы настройки моделей.

Синтез информационных подходов, нейронных сетей и генетических алгоритмов в бионических моделях позволяет системам обмениваться информацией и передавать в качестве входных воздействий на другую подсистему значения своих характеристик, что повышает качество функционирования и интпретируемость.

2. ИНФОРМАЦИОННЫЙ МЕТОД ВЫЧИСЛЕНИЯ ОБОБЩЕННОГО ПОКАЗАТЕЛЯ СОСТОЯНИЯ ОРГАНИЗМА ЧЕЛОВЕКА

Применение информационного подхода в структуре бионической модели позволяет осуществить оценивание состояния организма в исследуемые моменты времени и выявить отклонения от референтного состояния. Интерес представляет формирование единого количественного показателя [2, 6], который бы позволил оценить реакцию целостного организма на изменения, происходящие под действием внутренней и внешней среды.

На основании реализации и анализа методов построения обобщенных оценок в информационной системе использован подход [3], в котором рассматривается информационная мера как мера предпочтительности поведения биообъекта.

Выбор обоснован анализом результатов, полученных с помощью:

1) интегрального критерия, в основе которого лежит оценка меры близости областей наблюдаемого и предпочтительного (референтного) состояний в пространстве признаков, где мера близости нормирована в метрике Махаланобиса на внутримножественное расстояние области референтного состояния [9];

2) интегрального критерия, в основе которого информационная мера Кульбака рассматривается как мера предпочтительности поведения биообъекта [3, 7];

3) энтропийного метода выявления реакции организма на воздействие [8].

3. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ НА ОСНОВЕ БИОНИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

С целью прогноза значений признаков, характеризующих состояние биосистемы в динамике, а также функционального состояния организма при выборе того или иного управляющего воздействия в качестве базовой технологии в структуре бионической модели выбраны нейронные сети. Это обусловлено высокой эффективностью прогнозирования, возможностью реализации комитета моделей и использования рекурсивных нейронных сетей для вектора переменной структуры [5, 13].

Рассмотрим объект, функциональное состояние которого характеризуется информативными признаками x_i и способами воздействия на функциональное состояние организма $U = (u_1, \dots, u_l)$, где l – количество управляющих воздействий.

Считаем, что значение i -го признака в момент времени $t+1$ определяется в соответствии с формулой $x_i(t+1) = f(x_i(t), x_i(t-1), \dots, x_i(t-n), \dots, u_j)$.

Задача сводится к решению задачи прогнозирования временного ряда. Для этого сформировано n нейронных сетей, каждая из которых описывает эффект лишь одного управляющего воздействия. Каждая из нейронных сетей принимает на вход только вектор показателей объекта исследования, а информация о типе моделируемого воздействия представлена во всех весовых

коэффициентах модели. Выходом нейронных сетей являются прогнозируемые значения как переменных, характеризующих состояние организма человека, так и обобщенных показателей.

Реализация алгоритмов прогнозирования осуществляется на основе рекуррентных динамических нейронных сетей (recurrent neural networks) [14–15, 17], посредством которых можно получить точную идентификацию поведения. Основным преимуществом использования данного подхода является реализация идеи «sequence-to-sequence learning», а именно вектор произвольной длины на входе и вектор произвольной длины на выходе.

4. ФОРМИРОВАНИЕ УПРАВЛЯЮЩЕГО ВОЗДЕЙСТВИЯ И МИНИМИЗАЦИЯ РИСКА ПЕРЕХОДА В НЕБЛАГОПРИЯТНОЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОЕ СОСТОЯНИЕ

Применение эволюционного подхода в структуре бионической модели дало возможность осуществлять поиск наиболее эффективных управляющих воздействий и оптимизировать гиперпараметры моделей.

Схема нейроэволюционного взаимодействия к формированию последовательности управляющих воздействий и определения эффективности лечения с целью минимизации отклонения состояния биосистемы от нормы представлена на рис. 1.



Рис. 1. Схема эволюционного поиска управляющего воздействия

Fig. 1. A flow chart of an evolutionary search of a control action

В данном случае управляющие воздействия представлены в двух формах:

– при явном представлении управляющих воздействий хромосома строится из генов, каждый из которых определяет совокупность управляющих воздействий, применяемых к объекту исследования в некоторый момент времени;

– при неявном – хромосома определяется генами, характеризующими определенные свойства модели (количество слоев, нейронов в них, емкость краткосрочной памяти, степень связности сети, тип активационной функции, тип развертывания динамической сети и др.).

Функциональное состояние объекта в каждый момент времени характеризуется вектором признаков $X(t)=[x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ и обобщенным показателем $I(t)$, который является функцией от значений признаков. Кроме этого, для каждого объекта исследования заданы значения управляющего воздействия $U = \{u_1, u_2, \dots, u_l\}$. Считаем, что для заданного горизонта управления определены желаемые значения $I_{кр}(t)$, $t \in [t_0, t_k]$ в каждый момент времени. Задана функция потерь [16], которая рассчитывается как разница между желаемым значением функционального состояния и реальным состоянием в определенный момент времени $C(t) = I_{кр}(t) - I(t)$.

5. МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ВЫБОРА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ УПРАВЛЯЮЩИХ ВОЗДЕЙСТВИЙ

Обобщим и отметим функциональность каждого элемента бионической модели выбора последовательности управляющих воздействий.

Пусть имеется база данных, хранящая значения свойств объектов исследования в моменты времени: до применения некоторого управляющего воздействия и после.

1. Для каждого объекта исследования в каждый момент времени вычисляются значения обобщенного показателя и оцениваются их отклонения от нормы.

2. Эффект управляющего воздействия на каждый объект исследования моделируется посредством нейронной сети. В качестве входных данных используются значения переменных, характеризующих состояние объекта исследования до применения управляющего воздействия. В качестве желаемых откликов используются как значения переменных, так и значения обобщенного показателя (I) после применения управляющего воздействия. Минимизируемая целевая функция определяется как отклонение обобщенного показателя от нормы.

3. Полученное множество нейросетевых моделей формирует множество генов, которые могут быть заданы вектором параметров нейронных сетей (для неявной формы управляющего воздействия) и вектором логических переменных, в которых закодировано управляющее воздействие (при явной форме).

4. По известным предыдущим состояниям (переменным состояниям) и прогнозным значениям переменных состояния с помощью генетического алгоритма определяется последовательность управляющих воздействий. В про-

цессе работы генетического алгоритма происходит запрос к нейронным сетям для получения прогнозных значений состояния на все будущие интервалы времени.

5. Генетический алгоритм посредством селекции, кроссинговера и мутации формирует и выбирает экземпляры нового поколения.

6. Значения фиттинг-функции генетического алгоритма определяются как отклонения прогнозируемого нейронной сетью (геном) значения обобщенного показателя от нормы. Среди множества управляющих воздействий, определяемых хромосомами, выбирается то, при котором значение фиттинг-функции будет минимальным (установлен диапазон $[0,1; 1]$).

6. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

На первом этапе разработки информационной системы с целью апробации возможности использования искусственных нейронных сетей для прогнозирования состояния здоровья беременных женщин и детей был разработан прототип, реализовавший следующий порядок действий:

- 1) загрузка таблицы с интегральными критериями по временным отсчетам;
- 2) разделение данных на обучающую и тестовую выборки по условиям кросс-валидации;
- 3) обучение нейронной сети с целью получения прогнозной интегральной оценки состояния здоровья пациента в следующий момент времени;
- 4) расчет ошибки прогноза;
- 5) оптимальный выбор гиперпараметров нейронной сети с помощью генетического алгоритма.

Результаты работы прототипа позволили оценить точность данного подхода и сделать вывод о необходимости разработки программного комплекса на основе выбранных алгоритмов.

Разработка прототипа производилась в пакете Matlab версии R2008b.

В качестве основного средства разработки выбран высокоуровневый язык программирования Python, относящийся к свободно распространяемому программному обеспечению. Программа на Python состоит из главного модуля и второстепенных, которые можно подключить при выполнении кода главного модуля. В качестве второстепенных модулей используются:

- NumPy – интерполяция данных, статистические функции, оптимизированные вычисления;
- Pandas – структуры данных (dataframe), чтение и сохранение *.csv-файлов;
- PyBrain – искусственные нейронные сети, методы оптимизации, в том числе генетический алгоритм;
- PyQt – компоненты графического интерфейса.

Выбранный инструментарий позволяет достаточно быстро перейти от этапа выработки прототипа к реализации готового программного проекта.

Весь процесс разделим на несколько этапов: сбор первичных данных и вторичных данных, полученных по результатам дополнительного обследования, на основе которого система рассчитывает показатели здоровья организма; анализ полученных показателей экспертом; постановка диагноза; форми-

рование схемы лечения. В системе осуществляется расчет интегральных показателей на основе энергоинформационного подхода. На экран выводится график адаптационных возможностей. С помощью кубического сплайна осуществляется интерполяция данных и расчет темпов изменения переменных, характеризующих функциональное состояние здоровья, производится определение типа адаптации, рассчитываются показатели эластичности, степени напряжения и функциональных резервов организма пациента. В дальнейшем определяется принадлежность пациента к одной из групп.

Рассчитываются прогнозные значения как каждого из признаков в отдельности, так и дается прогнозная интегральная оценка функционального состояния в период лечения либо после его окончания. Определяется отклонение между прогнозным и референсным значениями в каждый момент времени. Формируется схема лечения на основе выбора управляющих воздействий, при которых отклонение минимально.

7. РЕЗУЛЬТАТЫ

Апробация информационной системы на основе бионической модели проводилась на данных, характеризующих состояние беременных женщин в течение трех триместров беременности. Под наблюдением находилось 210 беременных женщин. Контролем служили здоровые беременные женщины (54 чел.), которым не оказывался комплекс управляющих воздействий. В первую группу (группа сравнения) входили женщины (48 чел.), у которых к 20-й неделе беременности была выявлена анемия, женщины не получали комплекс коррекционных мероприятий; во вторую группу (основная группа) – женщины с анемией, в комплекс терапии которых входили управляющие воздействия. Данная группа разбита на три подгруппы в соответствии с типом управляющих воздействий.

Оценка функционального состояния и эффективности лечения беременных женщин осуществлялась на основе реализации алгоритма построения обобщенных оценок, где информационная мера рассматривается как мера предпочтительности поведения биообъекта.

В таблице приведены результаты эксперимента, позволяющие по обобщенным оценкам провести исследование эффективности выбора последовательности управляющих воздействий.

Динамика состояния здоровья беременных женщин, в анамнезе которых диагностирована анемия

Dynamics of the state of health of pregnant women with anemia in their anamneses

УВ	Группа контроля		Основная группа (УВ № 1)			Основная группа (УВ № 2)		
	Н	К	Н	К	Нп	Н	К	Нп
До лечения	93 %	7 %	80 %	16 %	4 %	78 %	20 %	2 %
После лечения	84 %	16 %	76 %	24 %	–	92 %	8 %	–

Примечание. В таблице приведены сокращения: Н – норма, К – компенсация, Нп – напряжение состояния организма.

Обобщенная оценка динамики исследуемых показателей в контрольной группе указывает на физиологические изменения в организме здоровой беременной женщины. Положительная динамика значений обобщенного показателя получена в основной группе № 2 с воздействием, что свидетельствует о том, что включение в лечебный комплекс препарата железа, аквагимнастики и дыхательной гимнастики обусловило оптимизацию протекания восстановительных процессов и функционирования механизмов энергопродукции в организме беременных.

Для каждой из исследуемых групп рассматривается набор переменных, из которых на основе кросс-валидации формируются обучающая и тестовая выборки. Выбор управляющих воздействий осуществляется на основе результатов, полученных линейной регрессией и нейроэволюционным методом.

Работа генетического алгоритма осуществляется по следующей схеме.

При исследовании процесса выбора последовательности управляющих воздействий на основе генетического алгоритма формировались популяции размером 20, 30, 50, 70 и 100 особей. С целью увеличения стабильности результатов размер популяции составил 70 особей; вероятность кроссинговера $P_c = 0,7$; вероятность мутации $P_m = 0,1$ при условии, что отмеченный ген заменяется на ген из обучающей выборки, который еще не был представлен в популяции.

- При явном представлении управляющего воздействия хромосома состоит из семи генов (семи временных срезов), длина гена равна 3.

- При неявном представлении управляющего воздействия хромосома состоит из семи генов, длина гена равна 48.

Параметры нейронной сети: 2 скрытых слоя (1-й слой – 5 нейронов; 2-й слой – 2 нейрона), $p = 7$, $q = 1$, где p – количество временных задержек, q – количество обратных связей.

На рис. 2, 3 представлены результаты тестов (ошибка тестирования) при кросс-валидационном подходе. Подтверждением независимости результатов, представленных на рис. 2, 3, от случайной инициализации весовых коэффициентов является тот факт, что для каждого случая кросс-валидации генерировалось 50 наборов начальных весов, использовавшихся для независимо обучаемых моделей.

Анализ результатов показал, что обобщенный показатель состояния организма человека позволяет более точно прогнозировать эффект управляющего воздействия, чем критерий, основанный на расстоянии Махаланобиса. При вычислении отклонения значения признака от границ интервала достигается большая адекватность машинного обучения, чем при использовании отклонения от равновесных значений признаков в контрольной группе.

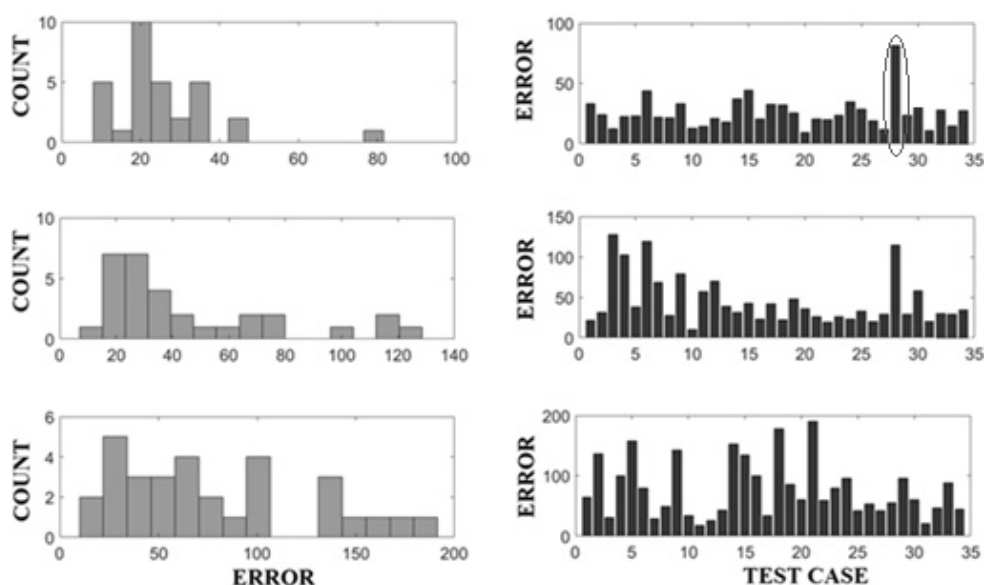


Рис. 2. Ошибка прогноза по результатам линейной регрессии для 2-й группы при следующих показателях:

a – обобщенный показатель, полученный на основе оценки предпочтительности состояния биосистемы, где величина отклонения переменных, характеризующих состояние объекта исследования, от равновесного (δ) рассчитана от верхней и нижней границ нормы (MAPE: 22; STD: 12); *b* – обобщенный показатель, где δ рассчитано от среднестатистических значений для контрольной группы (MAPE: 19; STD: 21); *c* – интегральный критерий, основанный на оценке близости наблюдаемого и предпочтительного состояний (MAPE: 38; STD: 27)

Fig. 2. A forecasting error based on the results of linear regression for 2 groups when:

a – is an overall index obtained based on the preference judgment of a biosystem where the value of deviation of variables which characterize the subject of research as compared to equilibrium (δ) is calculated from the upper and lower boundary of the norm (MAPE: 22; STD: 12); *b* – is an overall index where δ is calculated based on statistically average values for the control group (MAPE: 19; STD: 21); *c* – is an integral criterion based on the closeness estimate of the and preferable states (MAPE: 38; STD: 27).

В результате перекрестной проверки были обнаружены аномалии, которые не могли быть надлежащим образом исследованы ни одной из моделей. Отметим, что как модель нейронной сети, так и линейная регрессионная модель показали наибольшую ошибку на одном и том же элементе 2-й группы – 28-й объект (рис. 2, 3), который заслуживает особого внимания врачей. Большое количество экспериментов с различными параметрами модели показало, что этот объект исследования обладает уникальными свойствами переменных TF и TFRC. Даже при наиболее эффективной схеме лечения баланс железа в организме не восстанавливался.

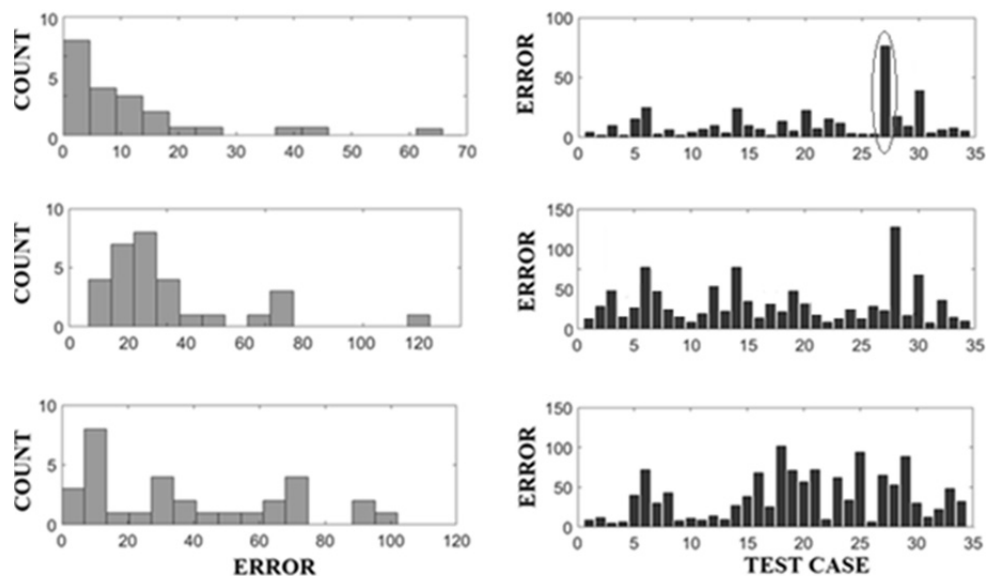


Рис. 3. Ошибка прогноза по результатам машинного обучения для 2-й группы при следующих показателях:

a – обобщенный показатель, полученный на основе оценки предпочтительности состояния биосистемы, где величина отклонения переменных, характеризующих состояние объекта исследования, от равновесного (δ) рассчитана от верхней и нижней границ нормы (MAPE: 11; STD: 6); b – обобщенный показатель, где δ рассчитано от среднестатистических значений для контрольной группы (MAPE: 17; STD: 11); c – интегральный критерий, основанный на оценке близости наблюдаемого и предпочтительного состояний (MAPE: 25; STD: 23)

Fig. 3. A forecasting error based on the results of machine learning for 2 groups when:

a – is an overall index obtained based on the preference judgment of a biosystem where the value of deviation of variables which characterize the subject of research as compared to equilibrium (δ) is calculated from the upper and lower boundary of the norm (MAPE: 11; STD: 6); b – is an overall index where δ is calculated based on statistically average values for the control group (MAPE: 17; STD: 11); c – is an integral criterion based on the closeness estimate of the and preferable states (MAPE: 25; STD: 23).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработка и апробация бионической модели на реальных данных, обучение которой осуществлялось при совместном использовании градиентных и бионических алгоритмов, позволили эффективно осуществлять выбор последовательности управляющих воздействий (в контексте медицинской задачи и комплекса корректирующих мероприятий). Успешный выбор параметров и гиперпараметров модели и алгоритма обучения позволил минимизировать риск отклонения между реальными и желаемыми обобщенными показателями, что дало возможность подобрать оптимальное управляющее воздействие на организм.

На основании перекрестных проверок результатов тестирования машинного обучения обнаружены аномалии. Большое количество экспериментов с различными параметрами модели позволило выявить особенности объектов

исследования, обладающих уникальными свойствами, что ранее не было выявлено ни одной из исследованных моделей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Диагностика состояния человека: математические подходы / А.В. Богомолов, Л.А. Гридин, Ю.А. Кукушкин, И.Б. Ушаков. – М.: Медицина, 2003. – 464 с.
2. Максимов И.Б., Столяр В.П., Богомолов А.В. Прикладная теория информационного обеспечения медико-биологических исследований. – М.: Бином, 2013. – 312 с.
3. Гергет О.М., Кочегуров А.И. Использование энергетических и информационных показателей в оценке состояния функционирования медицинских систем // Известия Томского политехнического университета. – 2012. – Т. 321, № 5. – С. 117–120.
4. Система поддержки принятия решений при назначении комплексов немедикаментозной реабилитации / И.В. Горбунов, А.А. Зайцев, Р.В. Мещеряков, И.А. Ходашинский // Медицинская техника. – 2016. – № 6 (300). – С. 23–26.
5. Девярых Д.В., Гергет О.М., Михаленко И.В. Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования развития перинатального поражения нервной системы // Известия Волгоградского государственного технического университета. – 2013. – Т. 16, № 8 (111). – С. 77–80.
6. Математическое и алгоритмическое обеспечение оценки состояния здоровья человека / Н.С. Козыренко, Р.В. Мещеряков, И.А. Ходашинский, Н.Ю. Ануфриева // Труды СПИИРАН. – 2014. – Вып. 2 (33). – С. 116–146.
7. Кочегуров В.А., Гергет О.М., Константинова Л.И. Модели закономерностей развития детей в раннем периоде и методы оценки их состояния // Проблемы информатики. – 2012. – № S3 (17). – С. 6–12.
8. Комплексный подход к оздоровлению беременных женщин / Т.С. Кривоногова, И.Д. Евтушенко, Н.А. Тренькаева, Л.К. Гладких, О.М. Гергет. – Томск: Томский гос. ун-т систем упр. и радиоэлектроники, 2008. – 183 с.
9. Фокин В.А. Статистическое моделирование данных при оценке состояния биологических систем // Известия Томского политехнического университета. – 2007. – Т. 311, № 5. – С. 132–135.
10. Юсупов Р.М., Ронжин А.Л. От умных приборов к интеллектуальному пространству // Вестник Российской академии наук. – 2010. – Т. 80, № 1. – С. 45–51.
11. Carmesin H. Multilinear back-propagation convergence theorem // Physics Letters A. – 1994. – Vol. 188 (1). – P. 27–31.
12. Gerget O.M. Bionic models for identification of biological systems // Journal of Physics: Conference Series. – 2017. – Vol. 803, N 1. – P. 12–24.
13. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. – New York, NY: Springer, 2009. – 745 p.
14. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. – MIT Press, 2016. – 800 p.
15. Shcherbakov M., Kamaev V., Shcherbakova N. Automated electric energy consumption forecasting system based on decision tree approach // 7th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management, and Control. – 2013. – Vol. 46, iss. 9. – P. 1027–1032.
16. Calculation of performance indicators for passenger transport based on telemetry information / M.A. Yurchenko, E.A. Kochegurova, A.S. Fadeev, A.Y. Piletskaya // Engineering Technology, Engineering Education and Engineering Management: proceedings of the International Conference on Engineering Technologies, Engineering Education and Engineering Management (ETEEEM 2014), China, November 15–16, 2014. – London: Taylor & Francis Group, 2015. – P. 847–851.
17. Wang H., Song G. Innovative NARX recurrent neural network model for ultra-thin shape memory alloy wire // Neurocomputing. – 2014. – Vol. 134. – P. 289–295.

Гергет Ольга Михайловна, кандидат технических наук, доцент, доцент отделения информационных технологий Томского политехнического университета. Основное направление научных исследований: системный анализ, математическое моделирование, информационные технологии. Автор имеет более 100 публикаций, в том числе 2 монографии, 1 патент на изобретение. E-mail: olgagerget@mail.ru

Мещеряков Роман Валерьевич, доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник Института проблем управления имени В.А. Трапезникова РАН. Основное направление научных исследований: системный анализ в информационной безопасности, обработка информации в интеллектуальных системах, информационные технологии. Автор имеет более 200 публикаций, в том числе 1 монографию, 3 патента на изобретения, 22 зарегистрированных информационных ресурса. E-mail: gerget@tpu.ru

DOI: 10.17212/1814-1196-2018-3-7-20

Applying information methods, neural networks and genetic algorithms for solving the problem of selecting a scheme of treatment*

O.M. GERGET^{1,a}, R.V. MESHCHERYAKOV^{2,b}

¹ Tomsk Polytechnic University, 30, Lenina Ave., Tomsk, 634050, Russia

² V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of the Russian Academy of Sciences, 65 Profsoyuznaya Street, Moscow 117997, Russia

^a gerget@tpu.ru ^b meshcheryakov.roman@gmail.com

Abstract

Recently, bionic-based IT solutions for monitoring developing biosystems have become a promising scientific trend. Biosystems evolving over millions of years have formed structures, such as genetic, immune and neural systems that ensure their balanced development and the availability of the necessary information means to control and adaptively manage them in a changing environment. At the present time, attempts are made to use artificial information processing systems that structurally reflect the functioning of biosystems. Particular attention is paid to the development of models and methods that fully consider the specific nature of each research object.

The present study is aimed to consider ways to minimize the possibility of a human organism transition to an unfavorable state through the selection of control activities sequence. To solve the problem, we developed a bionic model based on combining information approaches, neural networks, and a genetic algorithm. The functions of the model elements and their interaction are considered in the paper. A special focus is on the neuro-evolutionary interaction. The description of the software implemented in the programming language Python is described. Test-control groups and cross-validations were used to evaluate the effectiveness of solutions based on bionic modeling. It was experimentally proved that the proposed method is effective for selecting and applying control activities.

Keywords: calculation technique of a composite index, neural networks, genetic algorithm, bionic model, monitoring, forecast, control activities selection, health

* Received 10 July 2018.

The research was carried out in SFedU with a financial support of RFBR within research projects Nos. 16-58-00226 u № 16-08-00013.

REFERENCES

1. Bogomolov A.V., Gridin L.A., Kukushkin Yu.A., Ushakov I.B. *Diagnostika sostoyaniya cheloveka: matematicheskie podkhody* [Human diagnostics: mathematical approaches]. Moscow, Meditsina Publ., 2003. 464 p.
2. Maksimov I.B., Stolyar V.P., Bogomolov A.V. *Prikladnaya teoriya informatsionnogo obespecheniya mediko-biologicheskikh issledovaniy* [Applied theory of information support of biomedical research]. Moscow, Binom Publ., 2013. 312 p.
3. Gerget O.M., Kochegurov A.I. Ispol'zovanie energeticheskikh i informatsionnykh pokazatelei v otsenke sostoyaniya funktsionirovaniya meditsinskikh sistem [The use of energy and information indicators when estimating the state of medical system functioning]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta – Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*, 2012, vol. 321, no. 5, pp. 117–120.
4. Gorbunov I.V., Zaitsev A.A., Meshcheryakov R.V., Khodashinsky I.A. Sistema podderzhki prinyatiya reshenii pri naznachenii kompleksov nemedikamentoznoi reabilitatsii [Decision support system for assigning non-medicamental rehabilitation complexes]. *Meditsinskaya tekhnika – Biomedical Engineering*, 2016, no. 6 (300), pp. 23–26. (In Russian).
5. Devyatykh D.V., Gerget O.M., Mikhalenko I.V. Primenenie iskusstvennykh neuronnykh setei dlya prognozirovaniya razvitiya perinatal'nogo porazheniya nervnoi sistemy [Artificial neural network implementation for newborn nervous system perinatal damage diagnosing]. *Izvestiya Volgogradskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Izvestia of Volgograd State Technical University*, 2013, vol. 16, no. 8 (111), pp. 77–80.
6. Kozyrenko N.S., Meshcheryakov R.V., Khodashinsky I.A., Anufrieva N.Yu. Matematicheskoe i algoritmicheskoe obespechenie otsenki sostoyaniya zdorov'ya cheloveka [Mathematical model and algorithms of people health evaluation]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*, 2014, iss. 2 (33), pp. 116–146.
7. Kochegurov V.A., Gerget O.M., Konstantinova L.I. Modeli zakonomernosti razvitiya detei v rannem periode i metody otsenki ikh sostoyaniya [Mathematical models of child development in newborns and the methods of evaluation of their condition]. *Problemy informatiki – Problems of Informatics*, 2012, no. S3 (17), pp. 6–12.
8. Krivonogova T.S., Evtushenko I.D., Tren'kaeva N.A., Gladkikh L.K., Gerget O.M. *Kompleksnyi podkhod k ozdorovleniyu beremennykh zhenshchin* [An integrated approach to recovery of pregnant women]. Tomsk, TUSUR University Publ., 2008. 183 p.
9. Fokin V.A. Statisticheskoe modelirovanie dannykh pri otsenke sostoyaniya biologicheskikh sistem [Mathematical modelling of data to assess the State of biological systems]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta – Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*, 2007, vol. 311, no. 5, pp. 132–135.
10. Yusupov R.M., Ronzhin A.L. Ot umnykh priborov k intellektual'nomu prostranstvu [From smart devices to smart space]. *Vestnik Rossiiskoi akademii nauk – Herald of the Russian Academy of Sciences*, 2010, vol. 80, no. 1, pp. 45–51. (In Russian).
11. Carmesin H. Multilinear back-propagation convergence theorem. *Physics Letters A*, 1994, vol. 188 (1), pp. 27–31.
12. Gerget O.M. Bionic models for identification of biological systems. *Journal of Physics: Conference Series*, 2017, vol. 803, no. 1, pp. 12–24.
13. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. New York, NY, Springer, 2009. 745 p.
14. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. The MIT Press, 2016. 800 p.
15. Shcherbakov M., Kamaev V., Shcherbakova N. Automated electric energy consumption forecasting system based on decision tree approach. *7th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management, and Control*, 2013, vol. 46, iss. 9, pp. 1027–1032.
16. Yurchenko M.A., Kochegurova E.A., Fadeev A.S., Piletskaya A.Y. Calculation of performance indicators for passenger transport based on telemetry information. *Engineering Technology*,

Engineering Education and Engineering Management : proceedings of the International Conference on Engineering Technologies, Engineering Education and Engineering Management (EETEEEM 2014), China, November 15–16, 2014. London, Taylor & Francis Group, 2015, pp. 847–851.

17. Wang H., Song G. Innovative NARX recurrent neural network model for ultra-thin shape memory alloy wire. *Neurocomputing*, 2014, vol. 134, pp. 289–295.

Для цитирования:

Гергет О.М., Мещеряков Р.В. Применение информационных методов, нейронных сетей и генетического алгоритма для решения задачи выбора схемы лечения // Научный вестник НГТУ. – 2018. – № 3 (72). – С. 7–20. – doi: 10.17212/1814-1196-2018-3-7-20.

For citation:

Gergets O.M., Meshcheryakov R.V. Primenenie informatsionnykh metodov, neuronnykh setei i geneticheskogo algoritma dlya resheniya zadachi vybora skhemy lecheniya [Applying information methods, neural networks and genetic algorithms for solving the problem of selecting a scheme of treatment]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2018, no. 3 (72), pp. 7–20. doi: 10.17212/1814-1196-2018-3-7-20.