УДК 004.891

А.А. БУРМАКА, А.Н. БРЕЖНЕВА, С.В. ДЕГТЯРЕВ, А.Ф. РЫБОЧКИН, Н.Л. КОРЖУК

A.A. BURMAKA, A.N. BREZHNEVA, S.V. DEGTYAREV, A.F. RYBOCHKIN, N.L. KORZHUK

**МЕДИЦИНСКИЕ КАЛЬКУЛЯТОРЫ НА ОСНОВЕ ГИБРИДНЫХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И ВИРТУАЛЬНЫХ ПОТОКОВ**

**MEDICAL CALCULATORS BASED ON HYBRID NEUROET NETWORK TECHNOLOGIES AND VIRTUAL FLOWS**

*Для реализации медицинских калькуляторов предложены гибридные решающие модули с виртуальными потоками, которые отражают скрытые системные связи между наблюдаемыми и не наблюдаемыми данными. При этом вектор информативных признаков на входе гибридного решающего модуля состоит из двух подвекторов, первый из которых соответствует реальным потокам, а второй – виртуальным потокам.*

*Нелинейные модели виртуальных потоков формируются посредством метода, основанного на использовании МГУА-моделирования. Метод позволяет получить нейросетевые структуры, построенные на основе МГУА-моделей и нелинейных адалинов, позволяющие формировать подвектор латентных переменных неограниченной размерности.*

***Ключевые слова:*** *гибридный решающий модуль, латентная переменная, МГУА-модель, нейронная сеть, агрегаторы нечетких решающих правил*

*For the implementation of medical calculators, hybrid decision modules with virtual flows are proposed, which reflect the hidden systemic links between observable and non-observable data. In this case, the vector of informative characteristics at the input of the hybrid decision module consists of two sub-vectors, the first of which corresponds to real flows, and the second one to virtual flows.*

*Non-linear models of virtual flows are formed through a method based on the use of GMDA modeling. The method makes it possible to obtain neural network structures built on the basis of GMDA models and nonlinear adalines, which make it possible to form a subvector of latent variables of unlimited dimension.*

***Key words:*** *hybrid decision module, latent variable, GMDU model, neural network, aggregators of fuzzy decision rules*

***Введение.*** Совокупное использование инструментария теории нечетких множеств и нечеткой логики, а также теории нейросетевого анализа дает возможность создавать качественно новые интеллектуальные системы для медицинского прогнозирования и медицинской диагностики – медицинские калькуляторы, позволяющие решать большой круг задач практической медицины [1, 2]. При этом при принятии прогностических и диагностических решений необходимо учитывать латентные переменные, которые не входят в исследуемый комплекс параметров системы, на основе которого строится пространство информативных признаков. Эти дополнительные информативные признаки, несут информацию о скрытых связях между исходными признаками [3, 4]. Вектор, соответствующий этим информативным признакам, назовем виртуальным потоком. Для учета этих переменных медицинский калькулятор необходимо обеспечить соответствующей надстройкой, формирующей и анализирующей виртуальные потоки.

***Материалы и методы.*** Идея построения такой надстройки состоит в следующем. Если данные в системе носят поточный характер, сущность которого заключается в том, что каждый поток формируется множеством источников данных (рисунок 1), сгруппированных по некоторому принципу, а затем сжатых, вплоть до скаляра, по некоторому формальному алгоритму, то к имеющимся потокам может быть добавлен еще один поток - виртуальный поток, представленный своим выходом, то есть агрегированными данными, которые смоделированы тем или иным методом на основе того или иного закона распределения вероятностей.

Если имеется функционал качества классификатора, то меняя закон распределения вероятностей или его параметры в таком дополнительном потоке, можно добиться улучшения показателей качества принимаемых решений. Получив модель виртуального потока, можем генерировать данные в этом потоке, после чего их можно объединить с данными в других потоках, которые были получены посредством экспериментальных исследований на натуральных объектах (рисунок 1).



Рисунок 1 - Структура гибридного решающего модуля с поточными данными

Для построения системной надстройки, реализующей работу с виртуальными потоками данных и интеграцию их в данные натурного эксперимента, необходим как соответствующий инструментарий, так и методы и алгоритмы, позволяющие реализовать модель виртуального потока. В качестве инструментария для формирования виртуальных потоков используем гибридные решающие модули. Экспертные знания интегрируются в гибридный решающий модуль в виде нечеткого решающего модуля. На выходе нечеткого решающего модуля имеем скалярную величину, которую принято называть коэффициентом уверенности по данному сегменту информативных признаков или частным коэффициентом уверенности [2, 3]. Агрегирование частных коэффициентов уверенности осуществляется на основе обучаемого классификатора, в качестве которого выступает нейронная сеть.

При использовании в качестве входов нейронной сети коэффициентов уверенности, получаемых в результате нечетких операций в нечетком решающем модуле, построенном на основе алгоритмов нечеткого вывода, возникают трудности с получением требуемой точности классификации нейронной сети, используемой на входе решающего модуля (рисунок 1). Это связано с тем, что признаки, формируемые на входе нейронной сети, получены на основе экспертных заключений и гипотез, которые могут неадекватно отражать внутренние процессы в исследуемой системе. Кроме, того, полнота признакового пространства и релевантность самих признаков в нем определяется только экспертом (ЛПР). Эти признаки поступают на вход обучаемой нейронной сети, которая вносит свои искажения в интерпретацию признакового пространства. Особенно опасен здесь эффект переобучения, так как в случае прогнозирования заболеваний выборки достаточно большого объема сформировать весьма проблематично. Поэтому в структуру рисунок 1 целесообразно внести дополнительные связи, которые бы позволили придать больший вес статистическим данным в общем процессе формирования гибридного решающего модуля.

***Моделирование.*** Идея метода, позволяющего выполнить такую процедуру, состоит в следующем. Присутствующие на входе нейронной сети признаки - коэффициенты уверенности по сегментам информативных признаков - не отражают полностью свойства исследуемого объекта или системы, которые входят в область интересов ЛПР. Это утверждение справедливо хотя бы потому, что у ЛПР нет доказательств, что в *N* сегментах признаков на входе гибридного решающего модуля рисунок 1 собраны все релевантные признаки, характеризующие исследуемый объект, относящиеся к области интереса решаемой задачи или у ЛПР нет уверенности, что в гибридный решающий модуль включены все релевантные потоки.

Следовательно, можем выдвинуть гипотезу, что есть хотя бы один сегмент информативных признаков *N+1*, который включает хотя бы один информативный признак, коэффициент уверенности по которому (по сегменту *N+1*) *KУN+1*, существенно влияет на качество принимаемых решений. Следовательно, необходима процедура, которая позволит сформировать вектор

 (1)

для обучающей выборки

, (2)

где

, (3)

*M* – число образцов в обучающей выборке, *N* – число входов нейронной сети на рис. 1, *i* – номер образца в обучающей выборке, *j –* номер входа агрегирующей нейронной сети

Так как в (3) , то .

В общем случае у нейронной сети рис. 1 может быть введено неограниченное число дополнительных входов (имеется неограниченное число виртуальных информационных потоков), но в данном случае рассматривается только один дополнительный вход.

***Метод и модели.*** Для двухальтернативных выборок необходимо построить две модели виртуальных потоков. Скрытые связи определяются аппроксимирующей функцией, построенной по данным, извлеченным из обучающей выборки (независимым переменным) и зависимым переменным, полученным посредством вероятностного программирования [4]. Если такая аппроксимирующая функция будет построена, то по данным неизвестного образца может быть найден дополнительный признак как функция этих входных данных.

Полагаем, что неизвестный образец характеризуется вектором наблюдаемых информативных признаком *X* с компонентами *x1, x2,…,xm*. Необходимо получить функциональную зависимость латентной переменной *Y* от наблюдаемого вектора *X*, то есть

, (4)



полагая, что присутствие на входе классифицирующей подели этого информативного признака улучшит качество классификации.

Модель нейросетевой структуры с виртуальным потоком показана на рисунке 2.

При этом в обучающую выборку для аппроксиматоров входят не только экспериментальные данные, полученные на соответствующем интервале наблюдения, но и данные, полученные в результате имитационного моделирования на предшествующей нейросетевой модели. То есть, каждый нейросетевой модуль (НС на рисунке 2) в этой модели, кроме первого и последнего, является не только анализатором латентного параметра *X*, но источником данных для настройки параметров (обучения) последующего модуля.

Таким образом, необходимо решить задачу, состоящую в обнаружении и моделировании некоторой закономерности (4). Проблемы, возникающие при восстановлении функциональных зависимостей в условиях коротких выборок, являются типичными проблемами, возникающими при применении индуктивных методов, и существенно отличаются от классических проблем восстановления по выборкам большого объема. Особенность состоит в том, что при ограничении объема выборки качество восстановления зависит не только от качества аппроксимации в точках *yj*, но еще и от таких факторов, как сложность аппроксимирующей функции и размерности пространства *m*.

Рисунок 2 - Структура нейросетевой модели с виртуальными потоками



Эта особенность заставляет сосредоточить внимание на правильном соотнесении сложности приближающей функции с объемом обучающей выборки, так как имеющейся информации может не хватить даже для восстановления функции только в точках *yj*. Тем более этой информации может не хватить для удовлетворительного восстановления в любой точке ее существования.

Среди немногих методов, в которых особое внимание уделяется поиску такого соотнесения, выделяются метод группового учета аргументов (МГУА) [4]. Рассмотрим метод синтеза модели оптимальной сложности более подробно.

Сложная зависимость (4) заменяется множеством простых функций:

…,  (5)

где причем функция повсюду одинакова.

В качестве функции  выбираются простые зависимости

 (6)

связывающие только две переменные. Коэффициенты этих зависимостей можно определить по МНК, имея соответственно 4 или 6 точек наблюдений в обучающей последовательности. Среди моделей первого ряда выбираются несколько, например,  наилучших, показавших хорошие результаты на проверочной выборке. Полученные на обучающей выборке значения соответствующие отобранным моделям, рассматриваются в качестве аргументов нового ряда:

  (7)

Здесь функция остаются прежними и соответствуют соотношениям (5), но аргументами этих функций выступают переменные  Коэффициенты новых моделей (7) находятся по МНК на точках той же обучающей последовательности. Новые модели проверяются на точках проверочной последовательности, и среди них выбирается  наилучших, которые используются в качестве аргументов следующего третьего ряда и т.д. Сложность полиномов возрастает от ряда к ряду.

Входные аргументы и промежуточные переменные сопрягаются попарно, и сложность комбинаций на каждом ряду обработки информации возрастает (как при массовой селекции), пока не будет получена единственная модель оптимальной сложности.

Каждое частное описание является функцией только двух аргументов. Поэтому его коэффициенты легко определить по данным обучающей последовательности при малом числе узлов интерполяции. Исключая промежуточные переменные (если это удается), можно получить аналог полного описания. Например, по десяти узлам интерполяции можно получить в результате оценки коэффициентов полинома сотой степени и т.д.

Из ряда в ряд селекции пропускается только некоторое количество самых регулярных переменных. Степень регулярности оценивается по величине среднеквадратичной ошибки (средней для всех выбираемых в каждом поколении переменных или для одной самой точной переменной) на отдельной проверочной последовательности данных. Иногда в качестве показателя регулярности используется коэффициент корреляции.

Ряды селекции наращиваются до тех пор, пока регулярность повышается. Как только достигнут минимум ошибки, селекцию, во избежание «инцухта», следует остановить. Практически рекомендуется остановить селекцию даже несколько раньше достижения полного минимума, как только ошибка начинает падать слишком медленно. Это приводит к более простым и более достоверным уравнениям [3, 4].

Среди множества МГУА - моделей выбираем *L* наилучших, которые могут быть представлены в виде множества

, (8)

где , *X*=(*x1, x2,…,xm*) – множество информативных признаков используемых решающими модулями; .

Рассмотрим метод формирования множества (13). Метод должен синтезировать множество аппроксимирующих связей между элементами входного вектора *X* и позволить выбрать из этого множества *L* функциональных связей, которые формируют *L* дополнительных признаков, включение которых во входной вектор приводит к повышению качества классификации решающего модуля.

В случае вырождения нелинейных моделей в линейные многомерные аппроксиматоры блок нелинейных моделей включает множество пар (в случае двухальтернативной классификации) классифицирующих функций (аппроксиматоров), каждый из которых выдает число, соответствующее состоянию входного вектора. При необходимости, эти два числа могут быть агрегированы в одно посредством агрегаторов [2].

Включение в множество моделей очередной, -й, модели, осуществляется по рекуррентной схеме, представленной на рисунке 2. Эта схема позволяет оценить вклад в показатели качества принятия решений -го дополнительного информативного признака при наличии  дополнительных признаков.

Блок нелинейных моделей виртуальных потоков составляет основу классифицирующего модуля рисунок 2. Блок нелинейных моделей состоит из двух слоев. Первый слой формирует множество моделей . Для каждого виртуального потока посредством МГУА - моделирования получено свое подмножество моделей . Каждое подмножество моделей , где *Ki* – число МГУ - моделей для *i*-го виртуального потока, полученных на основе МГУА-моделирования, которые предполагается использовать для описания взаимного влияния известных информативных признаков (реальных потоков) в системе простых комбинаций реальных и виртуальных потов. Множество статических моделей  получается не посредством усложнения МГУА-моделей, а посредством МГУА-нейронной сети [4]. Отличие предлагаемой МГУА-нейронной сети от рассмотренной в [4] состоит в том, что каждый блок модели виртуального потока (второй слой модели) является МГУА-нейронной сетью, на входы которой поступают полученные путем МГУА-моделирования модели, включающие множество  реальных и виртуальных потоков.

Процесс обучения МГУА - модели виртуального потока состоит в конфигурации нейронных сетей. После обучения нейронной сети посредством любого из известных алгоритмов обучение оценивается точность моделирования, например, с помощью дисперсии ошибки предсказания для каждого нейрона и формируется группа нейронов, дающих ошибку ниже некоторого априорно заданного порога [4].

***Выводы.*** 1. Для прогнозирования состояния сложных систем предложены нейронные сети с виртуальными потоками, которые отражают скрытые системные связи между реальными и виртуальными потоками. При этом вектор информативных признаков состоит из двух подвекторов, первый из которых соответствует реальным потокам, а второй – виртуальным потокам.

2. Моделирование процессов классификации в разработанной программной среде позволили оценить влияние на качество классификации искусственно введенных виртуальных потоков. Введение виртуальных потоков в гибридный решающий модуль позволяет организовать «движок», осуществляющий управление качеством классификации нейросетевой структуры.

3. Разработана модель универсального нейросетевого аппроксиматора, отличающаяся двумя скрытыми слоями, в первом из которых проводится разбиение обучающей выборки на кластеры посредством многомерных линейных аппроксиматров, а во втором скрытом слое вычисляется функция принадлежности к заданному кластеру на основе численного значения многомерной аппроксимирующей функции, позволяющая формировать виртуальные потоки различной размерности.

4. Разработан метод формирования нелинейных моделей виртуальных потоков, отличающийся использованием метода МГУА-моделирования для получения моделей влияния реальных потоков на виртуальные потоки, поучаемых посредством нелинейных адалинов, позволяющий формировать подвектор латентных переменных неограниченной размерности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Филист, С.А. Универсальные сетевые модели для задач классификации биомедицинских данных/ С.А. Филист, Р.А. Томакова, Яа Зар До // Известия ЮЗГУ. - Курск: Изд-во ЮЗГУ, 2012. – № 4 (43). – Ч. 2. – С. 44-50.
2. Филист, С.А. Использование гибридных нейросетевых моделей для многоагентных систем классификации в гетерогенном пространстве информативных признаков С.А. Филист, А.Г. Курочкин, В.В. Жилин, и др.// Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. Научно-технический журнал. – 2015. № 3 (31).-C.85-95.

3. Позин, А.О. Тестирующие гибридные системы с дополнительным пространством информативных признаков / А.О. Позин, С.А. Филист, А.Н. Шуткин // Современные информационные технологии в управлении качеством: сборник статей V Международной научно-прикладной конференции. – Пенза: Приволжский Дом знаний, 2016. – С.46-50.

4. Позин, А.О. МГУА-нейронные сети для прогнозирования состояния сложных систем с временными лагами /А.О. Позин, Е.А. Старцев, В.В. Уварова//Нейроинформатика, ее приложения и анализ данных: Материалы XXIV Всероссийского семинара. – Красноярск: Институт вычислительного моделирования СО РАН. – 2016. – С. 50-55.

**Бурмака Александр Александрович**

Юго-Западный государственный университет, г. Курск

Д.т.н., профессор кафедры «Биомедицинская инженерия»

Тел.: +7(4712) 22-26-61

E-mail: [SFilist@gmail.com](mailto:SFilist@gmail.com)

**Брежнева Александра Николаевна**

Российский экономический университет имени Г.В.Плеханова

К.т.н., доцент кафедры «Информатика»

Тел.: +7(495)958-24-10

E-mail: a. brezhne va@hotmail. com

**Дегтярев Сергей Викторович**

Юго-Западный государственный университет, г. Курск

Д.т.н., профессор кафедры «Информационные системы и технологии»

Тел.: +7(910) 317-44-88

E-mail: Sergeyd12@gmail.com

**Рыбочкин Анатолий Федорович**

Юго-Западный государственный университет, г. Курск

Д.т.н., профессор кафедры «Космическое приборостроение и системы связи»

Тел.: +7(951) 338-73-13

E-mail: truten01@yandex.ru

**Коржук Николай Львович**

Тульский государственный университет, г. Курск

К.т.н., профессор кафедры «Медицинское приборостроение»

Тел.: +7(4872) 43-47-47

E-mail: nikolaikorzhuk@mail.ru