

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации

**Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования**

«Сибирский государственный индустриальный университет»

**Кузбасский научный центр Сибирского отделения
Академии инженерных наук имени А.М. Прохорова**

Кемеровское региональное отделение САН ВШ

ООО «Объединённая компания Сибшахтострой»

СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ В ОБРАЗОВАНИИ, НАУКЕ И ПРОИЗВОДСТВЕ

AS' 2019

**ТРУДЫ XII ВСЕРОССИЙСКОЙ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКОЙ
КОНФЕРЕНЦИИ**

(с международным участием)

**Новокузнецк
2019**

УДК 658.011.56
С 409

Редакционная коллегия

д.т.н., профессор С.М. Кулаков,
д.т.н., профессор Л.П. Мышляев

С 409 Системы автоматизации в образовании, науке и производстве. AS'2019: труды XII Всероссийской научно-практической конференции (с международным участием) / Мин-во науки и высшего образования РФ, Сиб. гос. индустр. ун-т [и др.]; под общ. ред.: С. М. Кулакова, Л. П. Мышляева. – Новокузнецк : Изд. центр СибГИУ, 2019. - 376 с.: ил.

ISBN 978-5-7806-0536-2

Труды конференции посвящены научным и практическим вопросам автоматизации управления технологическими процессами и предприятиями, социально-экономическими системами, образованием и исследованиями. Представлены результаты исследования, разработки и внедрения методического, математического, программного, технического и организационного обеспечения систем автоматизации и информационно-управляющих систем в различных сферах деятельности.

Сборник трудов ориентирован на широкий круг исследователей, научных работников, инженерно-технический персонал предприятий и научно-исследовательских лабораторий, преподавателей вузов, аспирантов и студентов.

ОРГАНИЗАТОРЫ И ПАРТНЕРЫ КОНФЕРЕНЦИИ

ОК «Сибшахтострой» (г. Новокузнецк),
ООО «АТЭСКО Сибирь» (г. Новосибирск),
ООО «Научно-исследовательский центр систем управления»
(г. Новокузнецк)

ISBN 978-5-7806-0536-2

© Сибирский государственный
индустриальный университет, 2019

Е.В. Маслова, Т.В. Киселева // Современные методы прикладной математики, теории управления и компьютерных технологий (ПМТУКТ-2015): сборник трудов VIII Международной конференции. – Воронеж: Научная книга, 2015. – С. 18 – 182.

5. Маслова, Е.В. Риски ИТ-сервиса и их возможные причины / Е.В. Маслова, Т.В. Киселева // Наука, образование, общество: тенденции и перспективы: сборник трудов Международной научно-практической конференции. Ч. 3. – М.: ООО «АР-консалт». – 2014. – С.67 – 68.

МНОВОВАРИАНТНЫЙ ПРОГНОЗ УРОВНЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЛЕКАРСТВЕННЫХ СРЕДСТВ НАСЕЛЕНИЕМ Г. НОВОКУЗНЕЦКА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Киселева Т.В., Дружилов А.С.

*Сибирский государственный индустриальный университет,
г. Новокузнецк, Россия*

Целью данного исследования является разработка надежной процедуры прогнозирования потребности населения в лекарственных препаратах для создания единой системы их заказов в г. Новокузнецке.

В последнее время является актуальным вопрос о планировании закупок лекарственных препаратов в муниципальные аптеки и аптечные пункты при больницах. Зачастую объем закупок на будущий период делается на основе оценки закупок, произведенных в предыдущие периоды планирования. При этом часто оказывается, что потребность отдельных лекарственных препаратов превышает закупленный объем, а другие препараты остаются невостребованными в конце планируемого периода, так как их объем превышает спрос.

Для более обоснованного планирования объема закупок предложено прогнозировать спрос на наиболее востребованные лекарственные препараты.

Исследование проводилось в несколько этапов. В качестве методов прогнозирования на первом этапе были взяты классические и нейросетевые прогнозаторы. Среди классических прогнозаторов использованы наиболее популярные: экспоненциальный сглаживатель (ЭС) с экстраполяцией, простая сдвигка, алгоритмы Холта и Холта-Муира. Нейросетевые прогнозаторы представлены многослойным персептроном, радиальной сетью и нейронной сетью Кохонена. Для использования классических прогнозаторов необходимо сначала оптимизировать их настроечные параметры. Нейросетевые прогнозаторы нужно вначале обучить.

При выборе структуры нейросетевых прогнозаторов проводится предварительный анализ рядов данных с целью выявления их особенностей. Для каждого прогнозируемого ряда данных выделено несколько информативных признаков, которые затем используются для повышения качества работы нейронной сети [1, 2]. Например, отбраковывая лишние данные и увеличивая весовые коэффициенты информативных признаков, можно привести ряд данных к удобному для обучения нейронной сети виду (повысить скорость обучения, точность и целостность прогнозных значений). Выделенные информативные признаки подаются на входы нейронной сети в виде отдельных реализаций, которые затем объединяются по сходным признакам, способствующим более точному прогнозу. Способами выделения информативных признаков и приведения ряда данных к виду, удобному для обработки нейронной сети, служат: нормирование, свертка, фильтрация шумов, разделение ряда на периодическую и аperiodическую составляющие и т.д.

Названные выше классические и три вида нейронных прогнозаторов были использованы для прогнозирования объема потребления одного из наиболее востребованных лекарственных средств - церебролизина. Сравнительный анализ точности прогноза с помощью различных алгоритмов был сделан для недельного потребления этого препарата. При прогнозировании на одну неделю относительная ошибка прогноза с помощью ЭС с экстраполяцией составила 18,36 %; простой сдвигки – 7,8 %; алгоритма Холта - 5,4 %; Холта-Муира -

7,5 %. Таким образом, при использовании классических прогнозаторов наилучшим оказался алгоритм Холта.

Нейронный прогнозатор на базе многослойного персептрона построен с тремя слоями: входной слой состоит из девяти входных элементов, промежуточный слой – из семнадцати нейронов, а выходной слой включает либо один параметр, либо пять в зависимости от длительности прогноза (на одну или пять недель). Относительная ошибка при прогнозе на одну неделю составила 9,2 %. Прогнозатор, основанный на радиальной нейронной сети, имеет три слоя: входной слой включает один элемент, промежуточный слой состоит из восьми нейронов, а выходной – из одного линейного нейрона. Относительная ошибка составила 6,3 %. При использовании прогнозатора Кохонена, полученная относительная ошибка равна 18,6 %.

Сопоставительный анализ точности показал, что нейросетевые прогнозаторы при прогнозе даже на одну неделю не являются самыми точными. Однако при увеличении интервала прогнозирования их точность падает в меньших размерах, чем классических прогнозаторов.

На втором этапе исследования была сделана попытка улучшить качество прогноза путем объединения результатов прогнозирования, полученных на первом этапе.

Для получения устойчивого качественного прогноза потребления церебролизина на одну, две и т.д. пять недель предложена структура многовариантного прогнозатора, включающего все указанные выше алгоритмы прогноза. Итоговый прогноз на каждом шаге принимался как сумма результатов прогнозирования, полученных каждым алгоритмом и взятых с весовыми коэффициентами, которые корректируются на каждом шаге прогнозирования в зависимости от текущей точности работы каждого варианта прогноза.

Целесообразность разработки многовариантной структуры прогнозатора диктуется следующими соображениями:

1. В связи с тем, что рассматриваемые реализации характеризуют в большинстве случаев нестационарные процессы, текущие статистические характеристики которых непрерывно изменяются, для прогнозирования таких реализаций целесообразно привлекать несколько алгоритмов.

2. Для сравнительного анализа различных алгоритмов прогнозирования, обучения и испытания, а также повышения надежности функционирования прогнозирующих устройств и человеко-машинных прогнозирующих систем.

Постановка задачи построения многовариантного прогнозатора приведена ниже.

Дано: 1. Реализации прогнозируемых данных. 2. Нейросетевые и классические прогнозаторы, взятые для построения многовариантного алгоритма. 3. Структура многовариантного прогнозатора. 4. Ограничение: относительная ошибка прогноза на 1 – 5 недель не должна превышать 10 %. 5. Критерий точности прогнозирования: среднемодульная ошибка прогноза.

Требуется: 1) построить многовариантный прогнозатор, удовлетворяющий ограничению и минимизирующий критерий; 2) проверить точность многовариантного прогноза на контрольной выборке.

В многовариантном прогнозаторе выполняются следующие операции: 1) параллельно производится прогнозирование по всем используемым алгоритмам, результаты которых привлекаются для формирования первичных вариантов прогнозных оценок; 2) в блоке расчета критериев качества оцениваются значения текущих показателей точности прогноза (среднемодульная ошибка, коэффициент детерминации и т.д.). По этим показателям оцениваются весовые коэффициенты, с которыми результаты объединяются в многовариантных прогноз.; 3) Полученный результат сравнивается с предыдущими и, если качество прогноза ухудшилось, то с привлечением эксперта производится адаптация многовариантного прогнозатора к новым условиям, которая заключается в следующем: а) изменение настроечных параметров алгоритмов прогнозирования; б) изменение структуры прогнозаторов (гибридизация алгоритмов, элиминирование алгоритмов, которые систематически не обеспечивают заданную точность); в) присоединение новых алгоритмов; г) выявление и добавление новых факторов, влияющих на прогноз.

Результаты многовариантного прогноза вместе с результатами, полученными отдельными прогнозаторами, и факторами, влияющие на прогноз, представляются эксперту, который после анализа выдает итоговый прогноз лицу, принимающему решение о планировании закупок лекарственных препаратов. Эксперт может воздействовать на входные данные, варьируя их в некотором диапазоне, если они не вызывают у него доверия, а также с целью моделирования возможных последствий при действии нестационарных возмущений.

Точность прогноза многовариантного алгоритма, оцененная с помощью относительной ошибки для реализации недельного потребления церебролизина (для сравнения с этим показателем, полученным при использовании отдельных прогнозаторов), составила 4,1 %, что подтверждает целесообразность его применения. СМО равна 0,101. Кроме того, следует отметить, что при увеличении интервала прогноза от одной недели до пяти точность прогнозирования у многовариантного алгоритма падает гораздо с меньшей интенсивностью, чем у отдельных прогнозаторов. Так, при интервале прогнозирования в две недели относительная ошибка составляет 5,8 %; при интервале в три недели – 7,1 %; а при прогнозе на пять недель она равна для контрольного ряда 9,4 %. Такая точность позволяет констатировать, что с помощью многовариантного прогнозирования необходимая надежность обеспечена.

На рисунке 1 приведена реализация недельного уровня потребления церебролизина и его прогнозные оценки, полученные многовариантным прогнозатором.

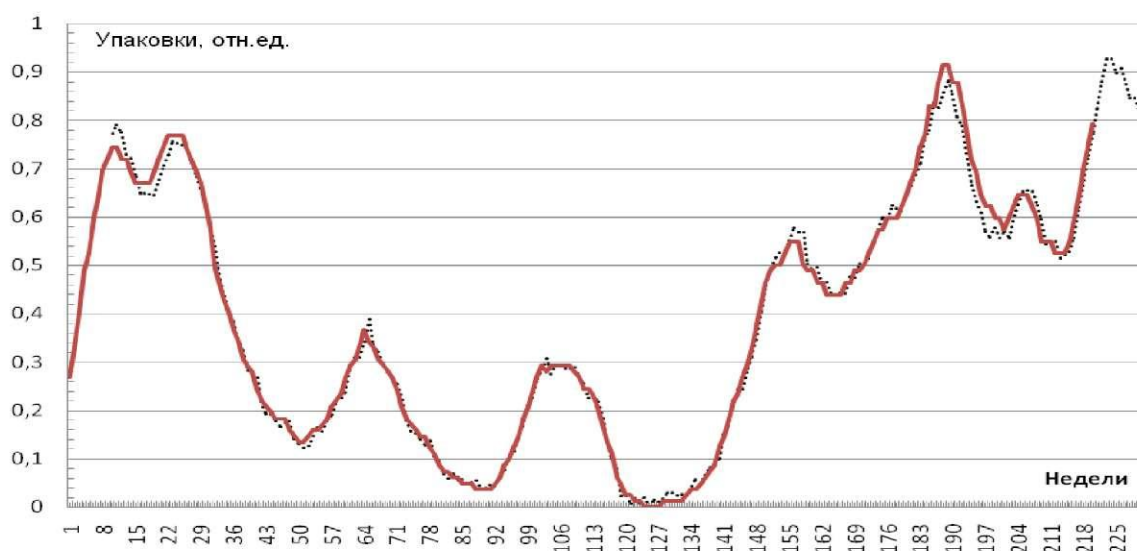


Рисунок 1 - Реализация недельного уровня потребления церебролизина и его прогнозные оценки

Использование результатов прогноза для формирования плановых закупок на лекарственные препараты позволит более обоснованно удовлетворять потребность в лекарственных средствах население г. Новокузнецка.

Библиографический список

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2004. – 343 с.
2. Лившиц В.Б., Булдакова Т.И., Колентьев С.В. Статистический и нейросетевой методы идентификации и прогнозирования в медицине. // Информационные технологии. - 2004. - № 3. - С. 60-63.

МОДЕЛИ И МЕХАНИЗМЫ ПЛАНИРОВАНИЯ СЕРВИСНЫХ УЛУЧШЕНИЙ Зимин А.В.	268
ОБ ИГРОВЫМ ПОДХОДЕ К ПОВЫШЕНИЮ КОМПЕТЕНЦИЙ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ ИТ-СЕРВИСОВ Зимин А.В., Сергеева Д.М., Зимин В.В.	274
СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕХАНИЗМОВ ФОРМИРОВАНИЯ ОБЪЕМА ERP-ПРОЕКТА НА ОСНОВЕ СВОЙСТВ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ И СВОЙСТВ ИТ-СЕРВИСОВ Золин И.А., Зимин В.В.	280
ОБОБЩЕНИЕ ОПЫТА И КЛАССИФИКАЦИЯ РИСКОВ ИТ-СЕРВИСОВ ПО СТАДИЯМ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА Киселева Т.В., Маслова Е.В.	284
МНОВОВАРИАНТНЫЙ ПРОГНОЗ УРОВНЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЛЕКАРСТВЕННЫХ СРЕДСТВ НАСЕЛЕНИЕМ Г. НОВОКУЗНЕЦКА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ Киселева Т.В., Дружилов А.С.	289
АЛГОРИТМЫ ДУАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ НЕЛИНЕЙНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ В УСЛОВИЯХ МАЛОЙ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ Медведев А.В., Раскина А.В.	292
УПРАВЛЕНИЕ ФАРМАЦЕВТИЧЕСКОЙ ПОМОЩЬЮ В МЕДИЦИНСКОМ УЧРЕЖДЕНИИ Колесова И.В., Жилина Н.М.	294
КЛАССИФИКАЦИЯ АГЕНТОВ СОЦИАЛЬНОЙ СЕТИ ПРИ РАСПРОСТРАНЕНИИ ИНФОРМАЦИИ Киселева Т.В., Гусев М.М., Кораблина Т.В., Гусева А.Н.	299
ЗЕРКАЛЬНАЯ СИММЕТРИЯ В ПОПЕРЕЧНЫХ КОЛЕБАНИЯХ КАНАТОВ И ВАЛОВ В ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ Борщинский М.Ю.	301
РАЗРАБОТКА ВЕБ-СЕРВИСА ПРЕДПРОСМОТРА ФАЙЛОВ MICROSOFT OFFICE Гурин И.А., Першин А.А., Блинков А.С.	306
КОМБИНИРОВАННЫЕ СХЕМЫ ТЕПЛОВОГО КОНТРОЛЯ СПЛОШНОСТИ ТОНКИХ ПЛАСТИН Галдин Д.А.	310
ТЕМПЕРАТУРНЫЙ РАСЧЕТ ТРЕХМЕРНОЙ МОДЕЛИ РАДИОЭЛЕКТРОННОГО БЛОКА В ПРОГРАММНОМ МОДУЛЕ SOLIDWORKS FLOW SIMULATION Ермоленко И.М., Цыбрий И.К., Мороз К.А., Шилеев К.В., Сыроватка В.Н.	315
РЕГИСТРАЦИЯ ОКУЛОМОТОРНОГО ОТКЛИКА НА АДДУКЦИЮ И АБДУКЦИЮ ГЛАЗ ПОСРЕДСТВОМ НЕЙРОГАРНИТУРЫ EMOTIV EROS+ Никитенко М.С., Кизиллов С.А., Белый А.М.	318
ТЕОРИЯ КОНТРОЛЯ ВЕЛИЧИНЫ ДИСБАЛАНСА ИЗДЕЛИЙ МЕТОДОМ ВРАЩЕНИЯ НА АЭРОСТАТИЧЕСКИХ ОПОРАХ Муслимов А.П., Аталыкова А.К., Елеукулов Е.О.	324

Научное издание

СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ В ОБРАЗОВАНИИ, НАУКЕ И ПРОИЗВОДСТВЕ AS' 2019

**Труды XII Всероссийской научно-практической конференции
(с международным участием)
28-30 ноября 2019 г.**

Под общей редакцией
д.т.н., проф. С.М. Кулакова,
д.т.н., проф. Л.П. Мышляева

Материалы докладов изданы в авторской редакции.

Подписано в печать 18.11.2019 г.
Формат бумаги 60х84 1/8. Бумага писчая. Печать цифровая.
Усл. печ. л. 22,12. Уч.-изд. л 24,59. Тираж 300 экз. Заказ № 289

Сибирский государственный индустриальный университет
654007, г. Новокузнецк, ул. Кирова, 42.
Издательский центр СибГИУ