Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

С. А. Ярушев, А. Н. Аверкин, А. В. Федотова, Модулярная модель прогнозирования временных рядов на основе нейро-нечетких сетей и когнитивного моделирования, *Нечеткие системы и мягкие вычисления*, 2017, том 12, выпуск 2, 159–168

DOI: <https://doi.org/10.26456/fssc31>

Использование Общероссийского математического портала Math-Net.Ru подразумевает, что вы прочитали и согласны с пользовательским соглашением

<http://www.mathnet.ru/rus/agreement>

Параметры загрузки:

IP: 54.147.182.235

26 апреля 2023 г., 16:25:03

МОДУЛЯРНАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ И КОГНИТИВНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ¹

Ярушев С.А.* , Аверкин А.Н.** , Федотова А.В.***

*Государственный университет «Дубна», г. Дубна

**Вычислительный центр им. А.А. Дородницына Федерального
исследовательского центра «Информатика и управление» РАН, г. Москва

***Московский государственный технический университет
им. Н.Э. Баумана, г. Москва

Поступила 04.09.2017, после переработки 16.12.2017.

В работе рассматривается задача построения гибридной системы прогнозирования временных рядов на основе нечетких когнитивных карт и нейронных сетей. Подобный подход позволяет учитывать, как количественные, так и качественные характеристики временного ряда. Для полноты картины приводятся особенности нечетких когнитивных карт и их применение в задачах прогнозирования временных рядов. Также, представлен разработанный генетический алгоритм обучения нечетких когнитивных карт, позволяющий избежать трудоемкой задачи ручной настройки когнитивной карты.

Ключевые слова: временные ряды, нечеткие когнитивные карты, нейронные сети, прогнозирование, анализ временных рядов, нечеткие системы.

Нечеткие системы и мягкие вычисления. 2017. Т. 12, № 2. С. 159–168.
<https://doi.org/10.26456/fssc31>

Введение

Прогнозирование является одним из наиболее важных моментов в принятии управленческих и организационных решений в большинстве сфер человеческой деятельности. Качественное прогнозирование процессов, будь то экономические процессы внутри государства или маленькой компании, социальные процессы и многие другие, позволяет принимать эффективные и своевременные решения, а также накапливать опыт, который в дальнейшем позволит повысить качество и самого прогноза. фундаментальное значение для многих процессов принятия решений в планировании, разработке стратегий, построении политики, а также в управлении поставками и ценах акций. Как таковое, прогнозирование является областью, в которую было вложено немало усилий в прошлом. Так же, оно остается важной и активной областью человеческой деятельности в настоящем

¹Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проекты № 17-07-01558 и № 17-37-50013).

и продолжит развиваться в будущем. Обзор исследовательских потребностей в прогнозировании был представлен в работе Армстронга [1].

Стремительное развитие информационных технологий и повсеместное внедрение их во все большее количество сфер человеческой деятельности позволяет получать данные о развитии широчайшего спектра процессов, нуждающихся в последующем анализе и прогнозировании. Ежедневно накапливается огромное количество данных, включающих себя экономические показатели, производственные и другие показатели, которое существенно увеличивает объем входных данных, необходимых для задачи прогнозирования. Но, в то же время, растут и требования к точности прогнозирования. Вместе с тем, несмотря на огромное количество информации, растет степень нелинейности, нелогичности и зашумленности данных. Кризисные явления, современная политическая и экономическая ситуации в мире влекут за собой глобальные изменения во всех сферах деятельности человека, что существенно затрудняет прогнозирование временных рядов на основе лишь только исторических данных.

В развитии и будущих изменениях временных рядов имеет место рефлексивность между событиями, их участниками и собственно прогнозируемым процессом (временным рядом), между исследователем и исследуемым процессом [2]. Теория рефлексивности в экономическом мире говорит о том, что возникшая ситуация действует на поведение самих участников процесса, а их мышление и поведение действует на развитие ситуации, участниками которого они являются [3]. Понятно, что, пользуясь одним лишь инструментом прогнозирования временных рядов, сколь угодно мощным бы он не был, невозможно отразить и учесть ситуацию и события, воздействующие на исследуемый процесс, так как допустим нейронная сеть работает с историческими данными. Практическим выходом из положения является разработка таких методов, которые бы могли оперировать как с причинно-следственными отношениями между событиями и прогнозируемым процессом, а также с числовыми значениями временного ряда, его историческими данными. Поэтому целесообразна разработка гибридной системы прогнозирования, способной оперировать как качественными данными, так и количественными.

В данной работе предлагается новая гибридная модель прогнозирования временных рядов, основанная на нечетких реляционных когнитивных картах и гибридной нейро-нечеткой сети с регрессионным анализом.

1. Система прогнозирования временных рядов

Разработанная система прогнозирования базируется на модулярной архитектуре, предающей системе дополнительную устойчивость, даже если один из модулей выходит из строя, остальные модули продолжают выполнять свою работу.

Сама система имеет три основных модуля, отвечающих за задачу прогнозирования. Гибридная нейро-нечеткая сеть, выполняет прогноз временного ряда на основе численных показателей и дает нам, так называемый количественный прогноз, результаты которого проходят через систему верификации (оценки адекватности прогноза), если прогноз соответствует необходимой точности, то он передается на следующий модуль. Параллельно с нейро-нечеткой сетью, работает модуль с нечеткой когнитивной картой, который получает на вход данные о событийном влиянии на временной ряд, строится когнитивная карта, в которой учитываются все факторы влияния на конкретный прогнозируемый показатель.

На выходе когнитивная карта дает нам прогноз с вероятностью его выполнения, то есть, с консонансом фактора, который говорит нам, выполнится прогноз или нет. Далее все данные, полученные с данных модулей поступают на третий модуль, работающий на основе нейронной сети, который агрегирует информацию, полученную с предыдущих модулей и выдает итоговый прогноз. На Рис. 1 представлена схема системы прогнозирования.

Рис. 1: Система прогнозирования временных рядов

Далее более подробно остановимся именно на прогнозировании на основе нечетких когнитивных карт и их обучении, так как прогнозам на нейро-нечетких сетях посвящено достаточно большое количество исследований [4]. С когнитивными картами ситуация немного иная.

2. Прогнозирование временных рядов и нечеткие когнитивные карты

Временным рядом управляет две основные силы — время и события, влияющие на изменение с течением времени значений временного ряда. Большинству подобных событий характерна некоторая неопределенность. Каждому значению временного ряда можно поставить в соответствие нечеткую переменную с некой функцией принадлежности. В этой связи, наибольший интерес для нашего исследования представляют методы, основанные на теории нечетких множеств. Лотфи Заде в 1965 году ввел понятие нечеткого множества, благодаря которому можно описывать качественные, нечеткие понятия и знания об окружающем мире, а в дальнейшем оперировать ими для получения новой информации [5]. Применение данного понятия позволяет нам формализовать лингвистическую информацию для построения математических моделей [6]. В основе понятия нечеткого множества лежит суждение, что элементы, составляющие данное нечеткое множество, а также обладающие общими свойствами, могут обладать им и, следовательно, принадлежать к данному множеству в различной степени. В данном случае, высказывания вида «такой-то элемент принадлежит данному множеству» теряют смысл, так как еще нужно указать степень принадлежности к данному множеству и его свойствам [7].

Чтобы иметь возможность оперировать событиями, влияющими на временной ряд, а событий может быть достаточно много и каждое может быть связано друг с другом, имеет смысл использовать нечеткие когнитивные карты. Они позволяют построить причинно-следственные связи между событиями и построить качественный прогноз развития события, основываясь на силе влияния одного события на другое.

Сама когнитивная карта представляет собой ориентированный граф, в котором вершины — это факторы ситуации, а взвешенные дуги — причинно-следственные отношения, вес которых отражает силу влияния факторов ситуации. Направленным дугам графа приписывается знак «+» или «-», т.е. они могут быть положительными или отрицательными. Положительная связь означает, что увеличение значения фактора-причины приводит к увеличению значения фактора-следствия, а отрицательная дуга означает, что увеличение значения фактора-причины приводит к уменьшению значения фактора-следствия.

Задачи, решаемые с помощью когнитивных карт, заключаются в нахождении и оценивании влияний факторов ситуации, и получении на основе вычисленных влияний прогнозов развития ситуации.

В настоящее время для вычисления влияний и прогнозов развития ситуации широкое применение находят нечеткие когнитивные карты, предложенные Б. Коско [8]. В нечетких когнитивных картах сила влияния между факторами задаются с помощью лингвистических значений, выбранных из упорядоченного множества возможных сил влияний, а значения факторов, их приращения также задаются в лингвистическом виде, и выбираются из упорядоченных множеств возможных значений фактора и его возможных приращений — шкал факторов и шкал приращений.

Для построения когнитивной карты, отражающей динамические свойства наблюдаемой ситуации необходимо определить шкалы значений факторов и их приращений.

Для построения шкалы фактора определяется и структурируется множество лингвистических значений фактора. При определении лингвистических значений используются абсолютные значения фактора, а не его оценки типа «большой», «средний», «маленький». Например, лингвистическим значением температуры может быть следующим — «так горячо, что едва можно приложить ладонь» или значение «так холодно, что рука сразу замерзает», а не просто «Горячо» или «Холодно». При таком определении лингвистических значений факторов ситуации задается объективный эталон его значения — опорная точка. Задание объективного эталона значения фактора облегчает работу экспертов при определении силы влияния факторов и уменьшает экспертные ошибки.

Задача прогноза сводится к макстриангулярной композиции матрицы весов и вектора начальных приращений признаков.

Этот алгоритм работает для положительно определенных матриц, в то время как в нашем случае элементы матрицы смежности и векторов приращений могут принимать отрицательные и положительные значения.

Используется следующее правило преобразования матрицы смежности $W = |w_{ij} sl| n \times n$ с положительными и отрицательными элементами к положительно определенной двойной матрице $W' = |w'_{ij} sl| 2n \times 2n$ [6]:

- если $(w_{ij} sl) > 0$, то $w'_{i(2j-1)} s(2l-1) = w_{ij} sl$, $w'_{i(2j)} s(2l) = w_{ij} sl$,
- если $(w_{ij} sl) < 0$, то $w'_{i(2j)} s(2l) = -w_{ij} sl$, $w'_{i(2j-1)} s(2l-1) = -w_{ij} sl$.

Начальный вектор приращений $P(t)$ и вектор прогнозных значений признаков $P(t+1)$, в этом случае, должен иметь размерность $2n$. Правило получения начального вектора приращений $P'(t)$ размерности $2n$ из вектора начальных приращений $P(t)$ размерности n следующее:

Если $p_{ij}(t) > 0$, то $p'_{i(2j-1)}(t) = p_{ij}(t)$, $p'_{i(2j)}(t) = 0$. Если $p_{ij}(t) < 0$, то $p'_{i(2j)}(t) = p_{ij}(t)$, $p'_{i(2j-1)}(t) = 0$.

В векторе $P'(t) = (p_{11}-, p_{11}+, \dots, p_{nm}-, p_{nm}+)$ значение признака f_{ij} характеризуют два элемента: элемент с индексом $2j$ характеризуют положительное $p_{ij}+$, а с индексом $2j-1$ — отрицательное $p_{ij}-$ приращение признака f_{ij} .

Тогда двойной вектор приращений $P'(t+1)$ для положительно определенной матрицы W' определяется с помощью следующего уравнения:

$$P'(t+1) = P'(t) \cdot W',$$

где для вычисления элемента вектора $P'(t+1)$ используется правило:

$$\max_{sl} p'_{ij}(t+1) = (p'_{sl}(t) * w'_{ijsl}).$$

Элементы векторов приращений значений признаков, полученные в последовательные моменты времени $P'(t+1), \dots, P'(t+n)$, после транспонирования представляются в виде блочной матрицы:

$$P_t = [P'(t+1)T, \dots, P'(t+n)T].$$

Строки этой матрицы — это значения приращения одного признака в последовательные моменты времени, столбцы — это значения приращения всех признаков в момент времени, соответствующий, выбранному столбцу. Матрица P_t называется матрицей приращений и используется при работе алгоритмов объяснения прогнозов развития ситуации.

3. Генетический алгоритм обучения нечеткой когнитивной карты

Предположим, что мы имеем набор из $3N$ строк исторических данных (далее — материал обучения) о состоянии концептов в системе. С точки зрения задачи прогнозирования на основе приращений концептов (см. «Метод получения прогноза»), приращения концептов от i -той итерации к $(i+1)$ итерации составят исходный вектор приращений. В этом случае нечеткой когнитивной карты должна показать, что при подобном исходном векторе приращений значения концептов изменятся таким образом, что результирующие их приращения приведут к значениям на $(i+2)$ итерации.

Пусть $A_i(t)$ — значение концепта e_i в момент времени t . Исходя из спецификации материала обучения, данной выше, будем рассматривать тройки строк $A_i(t), A_i(t+1), A_i(t+2)$.

Определим $x_i = \frac{A_i(t+1)-A_i(t)}{A_i(t)}$, $y_i = \frac{A_i(t+2)-A_i(t)}{A_i(t)}$. Здесь x — это исходные вектора приращений, y — результирующие вектора приращений.

Пусть $o_i(t)$ — приращение e_i , полученное в результате прогноза на исходном векторе $x(t)$.

Задача обучения состоит в минимизации ошибки нечеткой когнитивной карты, но с учетом введенных в данном параграфе значений x, y, o .

Для решения задачи обучения предлагается генетический алгоритм. В качестве *хромосомы* выделяется одномерный массив значений, в который разложен двумерный массив весов нечеткой когнитивной карты. Каждое значение в этом массиве называется *геном*. Определим основные шаги алгоритма.

Для всех ненулевых значений весов исходной карты определяется новое ненулевое значение веса, задаваемое малым случайным числом (знак не важен). Исходные ненулевые значения весов определяются экспертом (ненулевое значение может быть любым, его единственное предназначение — указание о том, что, по мнению эксперта, между двумя выбранными концептами существует причинно-следственная связь).

Пункт 1 повторяется *PopulationSize* раз. Таким образом, формируется первоначальная популяция случайных решений.

Определяется функция приспособленности (*fitness function*) для каждой хромосомы (о виде функции приспособленности — ниже).

Определяется пул родителей по методу «рулетки».

В пул родителей добавляются «элитные особи». Под элитными особями в генетических алгоритмах подразумеваются особи, которые показали наилучшее значение функции приспособленности на нескольких последних поколениях (по одной особи от поколения).

Происходит скрещивание хромосом, попавших в пул родителей. Скрещивание хромосом *A* и *B* происходит следующим образом. Случайным образом определяется граница скрещивания *l*. Обозначим A_{l+} часть хромосомы *A*, состоящую из генов, расположенных начиная с *l*, и A_{l-} — часть хромосомы, расположенную до *l*. Тогда результатом скрещивания будут две хромосомы $A_{l-}B_{l+}$ и $B_{l-}A_{l+}$. Вероятность скрещивания определена заранее. Если скрещивания не происходит, обе родительские хромосомы без изменений переходят в популяцию потомков.

Из потомков, полученных на шаге 6, формируется новая популяция (размер ее в точности совпадает с размером популяции на предыдущем шаге алгоритма).

Происходят мутации в популяции потомков. При мутации выбирается случайный ген и заменяется на новое случайное значение. Вероятность мутации определена заранее. Если мутации не происходит, хромосома переходит на следующую итерацию алгоритма неизменной.

Определяются следующие параметры поколения: элитная особь (особь, обладающая наилучшим значением степени приспособленности) для сохранения ее генофонда; среднее значение приспособленности популяции (имеет значение только для оценки сходимости алгоритма); значение приспособленности элитной особи.

Если значение приспособленности элитной особи больше заранее заданного значения максимальной приспособленности, алгоритм останавливается, и выбранная хромосома раскладывается в матрицу смежности нечеткой когнитивной карты (обучение считается завершенным). Иначе происходит переход на шаг 3.

Концепция элитных особей была введена в алгоритм для ускорения сходимости алгоритма. Количество элитных особей взято равным 60, в то время как размер популяции равен 100 (таким образом, на каждом шаге после 60-го поколения только 40 хромосом из текущей популяции имеют шансы на скрещивание — остальное заполняет элитный генофонд, доставшийся в наследство от предыдущих популяций).

Максимальное значение приспособленности определено как 0.99. Результаты обучения округляются до сотых долей.

Вероятность скрещивания определена как 0.9, а вероятность мутации — 0.5. Столь высокое значение вероятности мутации (обычно нехарактерное для генетических алгоритмов) в данном случае оправдано, так как мутации вносят генетическое разнообразие в популяцию. При этом, поскольку используется элитный генофонд, нет риска безвозвратно «потерять» полезные гены, доставшиеся от предыдущих поколений.

Заключение

В работе была представлена гибридная система прогнозирования временных рядов, которая основана на нейро-нечеткой сети и нечетких когнитивных картах. Подобная система прогнозирования позволяет включать во внимание все факторы, которые влияют на развитие ситуации, это собственно численный временной ряд, который прогнозируется на нечеткой нейронной сети и события, которые непосредственно влияют на будущее развитие временного ряда. Разработан генетический алгоритм обучения когнитивной карты, который позволяет многократно ускорить процесс разработки и настройки весов связей нечеткой когнитивной карты.

Список литературы

- [1] Armstrong J.S. Research needs in forecasting // International Journal of Forecasting. 1988. № 4. Pp. 449–465.
- [2] Лефевр В.А. Исходные идеи логики рефлексивных игр // Материалы конференции «Проблемы исследования систем и структур». М.: Издание АН СССР, 1965.
- [3] Soros G. The alchemy of finance. John Wiley & Sons, 2003.
- [4] Averkin A.N., Yarushev S. Hybrid approach for time series forecasting based on ANFIS and Fuzzy Cognitive Maps // 2017 XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM). St. Petersburg, Russia, 2017. Pp. 379–381. <https://doi.org/10.1109/SCM.2017.7970591>
- [5] Беллман Р., Заде Л. Принятие решений в расплывчатых условиях // Вопросы анализа и процедуры принятия решений. М.: Мир, 1976. С. 172–215.
- [6] Ротштейн А.П., Штовба С.Д. Нечеткая надежность алгоритмических процессов. Винница: Континент-Прим, 1997. 142 с.
- [7] Аверкин А.Н., Батыршин И.З., Блишун А.Ф., Силов В.Б., Тарасов В.Б. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / под ред. Д.А. Поспелова. М.: Наука, 1986. 312 с.
- [8] Kosko B. Fuzzy cognitive maps // International journal of man-machine studies. 1986. Vol. 24. Pp. 65–75.

Образец цитирования

Ярушев С.А., Аверкин А.Н., Федотова А.В. Модулярная модель прогнозирования временных рядов на основе нейро-нечетких сетей и когнитивного моделирования // Нечеткие системы и мягкие вычисления. 2017. Т. 12, № 2. С. 159–168. <https://doi.org/10.26456/fssc31>

Сведения об авторах**1. Ярушев Сергей Александрович**

аспирант государственного университета «Дубна».

Россия, 141982, Московская область, г. Дубна, ул. Университетская, д. 19.

E-mail: Sergey.Yarushev@icloud.com

2. Аверкин Алексей Николаевич

доцент Вычислительного центра им. А.А. Дородницына Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН.

Россия, 119333, г. Москва, ул. Вавилова, 40. E-mail: averkin2003@inbox.ru

3. Федотова Алена Валерьевна

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана.

Россия, 105005, г. Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1.

E-mail: aluon@mail.ru

MODULAR MODEL FOR TIME SERIES FORECASTING BASED ON NEURO-FUZZY NETS AND COGNITIVE MODELLING

Yarushev Sergey Alexandrovich

PhD student, State University «Dubna»

Russia, 141982, Moscow region, Dubna, Universitetskaya st., 19.

E-mail: Sergey.Yarushev@icloud.com

Averkin Alexey Nikolaevich

Associate professor, Federal Research Center «Computer Science and Control»
of Russian Academy of Sciences, Russian Academy of Sciences

Russia, 119333, Moscow, Vavilova st., 40. E-mail: averkin2003@inbox.ru

Fedotova Alena Valerievna

Bauman Moscow State Technical University

Russia, 105005, Moscow, 2nd Bauman str., 5. E-mail: aluon@mail.ru

Received 04.09.2017, revised 16.12.2017.

The paper considers the task of constructing a hybrid time-series forecasting system based on fuzzy cognitive maps and neural networks. This approach allows us to take into account both the quantitative and qualitative characteristics of the time series. For completeness, the features of fuzzy cognitive maps and their application in time series prediction problems are given. Also, the developed genetic algorithm for learning fuzzy cognitive maps is presented, which makes it possible to avoid the laborious task of manually adjusting the cognitive map.

Keywords: time series, fuzzy cognitive maps, neural networks, forecasting, time series analysis, fuzzy systems.

Nechetkie Sistemy i Myagkie Vychisleniya [Fuzzy Systems and Soft Computing], 2017, vol. 12(2), pp. 159–168. <https://doi.org/10.26456/fssc31>

References

- [1] Armstrong J.S. Research needs in forecasting. *International Journal of Forecasting*, 1988, no. 4, pp. 449–465.
- [2] Lefevr V.A. Initial ideas of the logic of reflexive games. *Materialy Konferentsii «Problemy Issledovaniya Sistem i Struktur»* [Proceedings of the Conference «Problems of Researching Systems and Structures»]. AN SSSR Publ., Moscow, 1965. (in Russian)
- [3] Soros G. *The alchemy of finance*. John Wiley & Sons, 2003.

- [4] Averkin A.N., Yarushev S. Hybrid approach for time series forecasting based on ANFIS and Fuzzy Cognitive Maps. *2017 XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*. St. Petersburg, Russia, 2017. Pp. 379–381. <https://doi.org/10.1109/SCM.2017.7970591>
- [5] Bellman R., Zade L. Decision-making under vague conditions. *Voprosy Analiza i Protsedury Prinyatiya Reshenii* [Analysis Questions and Decision-making Procedures]. Mir Publ., Moscow, 1976. Pp. 172–215. (in Russian)
- [6] Rotshtein A.P., Shtovba S.D. *Nechetskaya Nadezhnost Algoritmicheskikh Protsessov* [Fuzzy Reliability of Algorithmic Processes]. Kontinent-Prim Publ., Vinnitsa, 1997. 142 p. (in Russian)
- [7] Averkin A.N., Batyrshin I.Z., Blishun A.F., Silov V.B., Tarasov V.B. *Nechetkie Mnozhestva v Modelyakh Upravleniya i Iskusstvennogo Intellekta* [Fuzzy Sets in Models of Control and Artificial Intelligence]. Ed. by D.A. Pospelov. Nauka Publ., Moscow, 1986. 312 p. (in Russian)
- [8] Kosko B. Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1986, vol. 24, pp. 65–75.

Citation

Yarushev S.A., Averkin A.N., Fedotova A.V. Modular model for time series forecasting based on neuro-fuzzy nets and cognitive modelling. *Nechetkie Sistemy i Myagkie Vychisleniya* [Fuzzy Systems and Soft Computing], 2017, vol. 12(2), pp. 159–168. (in Russian). <https://doi.org/10.26456/fssc31>