

УДК 004.02

ПРИМЕНЕНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОВЕДЕНИЯ ДЕФЕКТНОЙ СТРУКТУРЫ КРИСТАЛЛОВ

© И.В. Супрун, Д.В. Манухина, Ф.А. Плотников, С.В. Васильева

Ключевые слова: дислокации; ультразвук; нейронные сети.

Рассмотрены некоторые аспекты и особенности использования нейронных сетей для прогнозирования временных рядов с целью получения общей картины динамики изменений данных во времени. Рассмотрены основные факторы, влияющие на качество прогнозирования, а также обязательные условия, которые должны быть выполнены для построения временного ряда и применения к нему методов анализа. Проведен сравнительный анализ построения модели между методами математической статистики и искусственными нейронными сетями. Целью является выявление основных недостатков и особенностей каждой из технологий, а также определение лучшего направления для решения поставленной задачи в рамках самоорганизации дислокаций в ультразвуковом поле, с учетом влияния плотности дислокаций на образующиеся ансамбли дислокаций и перестроением структуры дефектов в определенное время. На основании проведенной работы можно говорить о новых возможностях обработки данных, последовательно полученных на протяжении некоторого модельного времени, а также о возможности прогнозирования расположения упорядоченных дефектных структур в последующий момент времени.

Задача прогнозирования временных рядов (ВР) была и остается важной и актуальной научно-технической проблемой, т. к. позволяет предсказать поведение различных факторов в экологических, экономических, социальных и иных системах. В последнее время, когда стали доступны мощные средства сбора и обработки информации, задача прогнозирования временных рядов стала одной из самых популярных задач для практического применения.

Основной целью прогнозирования стало создание некой «машины времени», которая позволяет заглянуть в будущее и оценить тенденции в изменениях того или иного фактора. Такая «машина времени» в большинстве случаев базируется на методах математического моделирования, в частности на построении модельной авторегрессии, скользящей по временному ряду и позволяющей осуществлять экстраполирование на несколько шагов вперед [1–2].

Применение технических средств для решения этой задачи обусловлено наличием в большинстве временных рядов сложных закономерностей, которые не обнаруживаются линейными методами. В задачах прогнозирования временного ряда данные рассматриваются как последовательность измерений, упорядоченных во времени, т. е. обязательными параметрами этих задач являются время и конкретные значения показателя или уровень временного ряда.

Качество прогнозирования зависит от нескольких факторов, к которым относятся наличие предыстории изменяемого фактора, погрешностей измерения рассматриваемой величины, числа одновременно учтенных членов временного ряда. Для построения временного ряда и применения методов анализа и прогнозирования должны быть выполнены следующие условия:

- периодизация развития образуется расчленением во времени на однородные этапы, в пределах которых показатель подчиняется общему закону развития;

- значения ВР должны быть сопоставимы по всем признакам, по которым осуществляется его формирование, например, по территории, кругу охватываемых явлений, единицам измерения, ценам, методологии расчета и т. д.;

- периоды должны соответствовать интенсивности процессов;

- ВР должен быть полным, т. е. не допускаются пропуски, если они неизбежны, ряд дополняют условно-расчетными значениями.

Многие ВР описываются как нестационарные стохастические модели (не имеющие естественного среднего значения). Наиболее распространенным классом как стационарных, так и нестационарных моделей являются модели авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС) [1].

Для методов математической статистики характерно разделение ВР на составляющие (периодические, постоянные, случайные). Исходя из этого, математическая модель ряда в целом выглядит следующим образом:

$$S(t) = f(t) + ke(t), \quad (1)$$

где $S(t)$ – исследуемый сигнал; $f(t)$ – полезный сигнал; k – уровень шума; $e(t)$ – шум.

Для анализа и прогнозирования ВР необходимо выявить его полезные составляющие и максимально исключить случайные (погрешность аппаратуры, ошибки измерений и вычислений, субъективные ошибки участников процесса измерений и анализа данных). В слу-

чае, когда распределение экспериментальных данных не поддается описанию каких-либо явных закономерностей, может оказаться эффективным моделирование ВР случайным процессом. Основным недостатком является сложность выбора типа модели и подбора (определения) ее параметров, что существенно увеличивает субъективный вклад участников процесса анализа и прогнозирования ВР. Таким образом, результат анализа и прогнозирования ВР зависит как от квалификации аналитика в предметной отрасли, так и от его квалификации в методах анализа.

Для того чтобы избежать указанных недостатков реализации модели и возможных погрешностей в связи с некорректным ее выбором и построением, можно использовать искусственные нейронные сети. Применение аппарата ИНС возможно для решения различных задач (аппроксимация и интерполяция; распознавание и классификация образов; ассоциация; сжатие информации; прогнозирование; управление), но в любом случае ИНС играет роль универсального аппроксиматора функции нескольких переменных [3].

Использование ИНС подразумевает минимальное участие аналитика в формировании модели, т. е. аппарат ИНС можно принимать как самостоятельный компонент системы управления или принятия решений. Применение нейронных сетей в области прогнозирования базируется на одном фундаментальном допущении – замене прогнозирования распознаванием. Нейросеть не предсказывает будущее, она «старается узнать» в текущем состоянии ранее встречавшуюся ситуацию и максимально точно воспроизвести ее реакцию.

Применение нейронных сетей не имеет ограничений по характеру входной информации. Это могут быть как индикаторы данного временного ряда, так и сведения о поведении других рыночных инструментов и внешние события. Нейросети активно используют на Западе институциональные инвесторы (например, пенсионные фонды и страховые компании), работающие с большими портфелями, для которых особенно важны корреляции между различными рынками [4].

В рамках задачи необходимо определить, какие входы подавать сети и какие данные получать на выходе. В общем случае входы сети отражают динамику данных по исследуемому инструменту за некоторый предыдущий период времени. Выходом сети обычно выбирается изменение данных исследуемого инструмента в будущем. Такой выход позволяет принимать решения в соответствии с возможным состоянием системы в следующий момент времени.

Моделирование ВР с использованием аппарата ИНС заключается в формировании ИНС определенной структуры, описывающей поведение исследуемой системы в моменты времени, а прогнозирование заключается в предсказании будущего поведения системы по предыстории. Для обучения таких ИНС изменение весовых коэффициентов происходит на основании изменения фактической погрешности прогнозирования на итерациях.

Определенной сложностью в построении ИНС-модели является формирование обучающей выборки, которая должна выполнять требования к полноте (выборка не должна содержать пропуски, должна содержать все допустимые примеры исследуемого диапазона) и непротиворечивости (выборка не должна содержать противоречивых примеров). Для проверки обучающей выборки на соответствие требованиям необхо-

дима оценка их качества, непосредственно определение понятий качества выборки, критериев оценки качества и разработки математического аппарата для их однозначной оценки [5]. Для повышения прогностической способности допустимы (иногда необходимы) дополнительные преобразования, такие как методы фильтрации и восстановления данных (например, вейвлет-преобразование) [6].

Существует множество нейросетевых структур, различающихся количеством и расположением нейронов и синаптических связей. Для прогнозирования временных рядов возможно использование наиболее известной структуры – многослойный перцептрон. Использование сетей с обратными связями в данном случае нецелесообразно в связи с трудностью обучения таких сетей и неактуальностью основной характеристики сетей с обратными связями – краткосрочной памяти. Многослойный перцептрон (*MLP*) – это полносвязная модель без обратных связей. Количество слоев и нейронов в них обычно обусловлено постановкой задачи и вычислительными возможностями ЭВМ.

Используя всю вышеприведенную информацию, мы можем рассматривать задачу прогнозирования в области физики твердых кристаллов. В работе [7] рассматривается явление самоорганизации дислокаций в ультразвуковом поле и влияние плотности дислокаций на образующиеся ансамбли дислокаций; также в данной работе говорится, что перестроение структуры дефектов происходит за определенное время. В работе [8] приводятся зависимости количества дислокаций, вошедших в упорядоченные структуры, от времени действия ультразвукового поля.

Одной из проблем, возникшей при проведении вышеописанных исследований, была обработка полученных результатов. Упорядоченные структуры дефектов образовывались постепенно на протяжении некоторого модельного времени, но автоматизировать анализ результатов не получилось. Тем не менее образовавшиеся ансамбли дислокаций можно было четко выделить визуально.

Применение нейронных сетей для обработки результатов моделирования могло бы позволить получить более точные данные и вывести исследования в данном направлении на качественно новый уровень.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М.: Мир, 1974. 406 с.
2. Бриллинджер Д. Временные ряды. М.: Мир, 1980. 536 с.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
4. Панфилов П.Н. Введение в нейронные сети // Современный трейдинг. 2001. № 2. С. 12-17.
5. Козадаев А.С. Предварительная оценка качества обучающей выборки для искусственных нейронных сетей в задачах прогнозирования временных рядов // Вестник Тамбовского университета. Серия Естественные и технические науки. Тамбов, 2008. Т. 13. Вып. 1. С. 99-100.
6. Новаков Л.В. Основы вейвлет-анализа сигналов. СПб.: Модус+, 1999. 152 с.
7. Плотников Ф.А., Манухина Д.В. Математическое моделирование процесса самоорганизации дислокаций леса в ультразвуковом поле // Вестник Тамбовского университета. Серия Естественные и технические науки. Тамбов, 2013. Т. 18. Вып. 4-2. С. 1879-1880.
8. Дегтярев В.Т., Лосев А.Ю., Плотников Ф.А. Перераспределение неупорядоченных дислокационных ансамблей в ультразвуковом поле // Наукоемкие технологии. М., 2005. Т. 6. № 3-4. С. 5.

Поступила в редакцию 5 сентября 2015 г.

Suprun I.V., Manukhina D.V., Plotnikov F.A., Vasilyeva S.V. THE APPLICATION OF TEMPORAL SERIES FOR THE BEHAVIOR PREDICTION OF DEFECT CRYSTALS STRUCTURE USING NEURAL NETWORKS

Some aspects and features of using the neural networks for the temporal series prediction in order to obtain a main idea of dynamic pattern for a time are studied. The basic factors, influencing the quality of prediction and also obligatory conditions which must be fulfilled for building the temporal series and application of methods of analysis to it. The comparative analysis of constructing a model between the methods of mathemati-

cal statistics and artificial neural networks is carried out. The aim is to identify the main weaknesses and features of each of technologies and to determine the best direction for the task solution in the framework of self-organization of dislocations in an ultrasonic field, taking into account the effect of the dislocation density on the dislocations ensembles formed and restructured defects at a certain time. Based on this work we can speak about the new opportunities of data processing and the possibility of predicting the location of ordered defect structures later.

Key words: dislocation; ultrasound; neural networks.

Супрун Ирина Валерьевна, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Калужский филиал, г. Калуга, Российская Федерация, ассистент кафедры систем автоматизированного проектирования, e-mail: irina-kaluga_88@mail.ru

Suprun Irina Valeryevna, Bauman Moscow State Technical University, Kaluga Branch, Kaluga, Russian Federation, Assistant of Systems of Automatic Design Department, e-mail: irina-kaluga_88@mail.ru

Манухина Дарья Владимировна, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Калужский филиал, г. Калуга, Российская Федерация, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры систем автоматизированного проектирования, e-mail: dmanuhina@gmail.com

Manukhina Darya Vladimirovna, Bauman Moscow State Technical University, Kaluga Branch, Kaluga, Russian Federation, Candidate of Physics and Mathematics, Associate Professor of Systems of Automatic Design Department, e-mail: dmanuhina@gmail.com

Плотников Федор Алексеевич, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Калужский филиал, г. Калуга, Российская Федерация, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры систем автоматизированного проектирования, e-mail: blackdef@bk.ru

Plotnikov Fedor Alekseevich, Bauman Moscow State Technical University, Kaluga Branch, Kaluga, Russian Federation, Candidate of Physics and Mathematics, Associate Professor of Systems of Automatic Design Department, e-mail: blackdef@bk.ru

Васильева Светлана Васильевна, Тамбовский государственный университет им. Г.Р. Державина, г. Тамбов, Российская Федерация, зав. лабораторией кафедры теоретической и экспериментальной физики, e-mail: feodorov@tsu.tmb.ru

Vasilyeva Svetlana Vasilyevna, Tambov State University named after G.R. Derzhavin, Tambov, Russian Federation, Head of Theoretical and Experimental Physics Department, e-mail: feodorov@tsu.tmb.ru