

ГИБРИДНАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

С. А. Ярушев, А. Н. Аверкин, В. Б. Тарасов, А. В. Федотова

Кафедра системного анализа и управления Государственный университет "Дубна"

Кафедра Компьютерных систем автоматизации производства Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана

Дубна, Российская Федерация

Москва, Российская Федерация

E-mail: sergey.yarushev@icloud.com

Работа выполнена при поддержке грантом РФФИ №16-37-50023/16 и грантом №14-07-00603

Проблема прогнозирования временных рядов в сложившейся мировой конъюнктуре стоит особенно остро, когда мир меняется с огромной скоростью, потоки информации растут непрерывными темпами, в экономиках крупнейших государств случаются с всё большей интенсивностью кризисы. Все эти факторы делают традиционные методы прогнозирования бессильными. Новые данные имеют не только не линейную структуру, но и прерывистость, не полноту данных, а так же множество других факторов, которые влияют на сам прогноз. Исходя из этого, в данной работе рассматриваются гибридные подходы к задаче прогнозирования, а также, исследуется преимущество гибридной системы прогнозирования над традиционными эконометрическими методами на реальном примере.

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы моделирование и прогнозирование временных рядов являются одним из наиболее активных направлений в области научных исследований [1]. Моделирование временных рядов обычно представляет собой хронологический ряд наблюдаемых данных (информации) в соответствии с временной последовательностью, значения которых опрашиваются при неизменных временных интервалах. Исследователи часто предсказывают будущие изменения, основанные на исторических данных. Например, в зависимости от ситуации в прошлом или текущем периоде, прогнозируется ситуация на рынке продаж, изменения цен на акции, рост населения и депозитов банков и снятия в будущем. Прогнозирование временных рядов влияет на жизнь людей во всем мире, поэтому она имеет важное практическое значение и перспективы исследований во всех областях современного общества, которое также является важным направлением в области компьютерного приложения.

I. ОБЗОР ГИБРИДНЫХ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Искусственная нейронная сеть (ИНС) является очень хорошим методом аппроксимации, который имеет характеристики адаптивности и самообучения [2]. Тем не менее, с использованием ИНС легко попасть в локальный минимум. Благодаря сочетанию с системой нечеткого вывода, был предложен новый вид нелинейного метода прогнозирования, а именно: адаптивная нейронная система нечеткого вывода (ANFIS) [3]. Этот метод может использовать как нечеткие правила, так и структуру нейронной сети для реализации адаптивного самообучения, таким образом, точность прогнозирования выше, чем од-

ной искусственной нейронной сети. Для того чтобы дополнительно улучшить точность прогнозирования адаптивной системы ANFIS, можно использовать различные методы обучения, например, алгоритм PSO (particle swarm optimization) или метод роя частиц, применяется для оптимизации параметров структуры сети. К примеру, новый гибридный подход, сочетающий рой частиц и ANFIS сеть используется для краткосрочного прогнозирования ветровой энергии в Португалии, как следствие, удается достичь необходимую точность прогнозирования с помощью предложенного подхода [4]. Радиальная базисная функция нейронной сети (RBFNN) с нелинейной эволюционным методом роя частиц, (NTVE-PSO) предложена, и результаты моделирования показывают, что предлагаемый NTVE-PSO-RBFNN имеет более высокую точность прогнозирования и эффективности вычислений для прогнозирования электропотребления [5]. Усовершенствованный PSO на основе искусственной нейронной сети (ИНС) был предложен исследователями, результаты работы показывают, что предлагаемые SAPSO на основе ИНС имеет лучшую способность уйти от локального оптимума и является более эффективным, чем обычные PSO на основе ИНС [6]. Алгоритм обучения основанный на гибридном методе оптимизации роя частиц (PSO) и эволюционного алгоритма (EA) для прогнозирования 100 пропущенных значений из временного ряда 5000 точек данных, где показывают экспериментальные результаты, что алгоритм PSO-EA так же доказал свою эффективность в исследовании [7].

II. СРАВНЕНИЕ ПРОГНОЗА С ПОМОЩЬЮ ANFIS И МНОЖЕСТВЕННОЙ РЕГРЕССИИ

В ранее разработанной модели прогноза развития сферы исследований и разработок [8]

использованы показатели, на базе которых представляется возможным рассчитать отдельные индикаторы реализации ГПРНТ, содержащей, в основном показатели, которые могут быть получены на основе существующей статистической отчетности с применением методов множественной регрессии. Проиллюстрируем применение предложенной модели прогнозирования на отдельных показателях. Персонал, занятый исследованиями и разработками в секторе некоммерческих организаций. На рисунке 1 приведены графики отчетных и расчетных значений на период 2004г. года по 2012г. «Персонал, занятый исследованиями и разработками в секторе некоммерческих организаций». Как видно из графика, точность прогноза сильно колеблется.



Рис. 1 – Результаты прогнозирования на основе множественной регрессии

Прогнозирование того же показателя, который был представлен выше, производилось с использованием ANFIS метода. Обучение производилось на основе стандартного метода наименьших квадратов. На рисунке 2 показана структура разработанной сети.

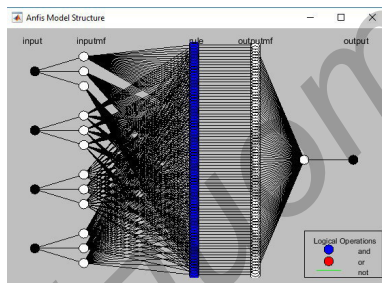


Рис. 2 – Структура ANFIS

Для наглядного сравнения результатов прогнозирования сети, приведем график прогноза того же показателя, что и в случае прогнозирования с использованием методов множественной регрессии. Персонал, занятый исследованиями и разработками в секторе некоммерческих организаций. Результаты представлены на рисунке 3.



Рис. 3 – Результаты прогнозирования на основе ANFIS

Как видно из графика, нейро-нечеткая сеть работает гораздо стабильнее множественной регрессии. Происходит это в результате того, что системы, основанные на нечетких моделях более устойчивы к нелинейности в данных, разрывам данных и гораздо более эффективно работают в условиях зашумленности данных.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье было проведено сравнение работы нейро-нечеткой сети и множественной регрессии на примере прогнозирования одного из показателей Государственной программы РФ «Развитие науки и технологий». Как видно из приведенного сравнения, ANFIS сеть заметно стабильнее работает в случаях нелинейности и неполноты входных данных. В заключение следует отметить, исходя из приведенных исследований с использованием гибридных методов обучения, таких как, например, метод роя частиц или эволюционное обучение, можно достичь еще более лучших результатов прогнозирования. Поэтому дальнейшие исследования будут проводится с использованием подобных методов и построению наиболее эффективной гибридной модели прогнозирования.

1. Wang, J.-S. Parameters Optimization of ANFIS Based on Particle Swarm Optimization. *J. Petrochem. Univ.* 2007, 20, 41–44.
2. Dong, Z. Study on the time-series modeling of China's per capita GDP. *Contemp. Manag.* 2006, 11, 15.
3. Catalao, J.P.S.; Pousinho, H.M.I.; Mendes, V.M.F. Hybrid wavelet-PSO-ANFIS approach for short-term electricity prices forecasting. *IEEE Trans. Power Syst.* 2011, 26, 137–144.
4. Pousinho, H.M.I.; Mendes, V.M.F.; Catalão, J.P.S. A hybrid PSO-ANFIS approach for short-term wind power prediction in Portugal. *Energy Convers. Manag.* 2011, 52, 397–402.
5. Meng, Y.-B.; Zou, J.-H.; Gan, X.-S.; Zhao, L. Research on WNN aerodynamic modeling from flight data based on improved PSO algorithm. *Neurocomputing* 2012, 83, 212–221.
6. Cai, X.; Zhang, N.; Venayagamoorthy, G.K.; Wunsch, D.C. Time series prediction with recurrent neural networks trained by a hybrid PSO-EA algorithm. *Neurocomputing* 2007, 70, 2342–2353.
7. Wang, S.; Wu, L. An improved PSO for bankruptcy prediction. *Adv. Comput. Math. Appl.* 2012, 1, 1–6.
8. Knowledge-based Systems, 23, 800–808. Koltsov A. V., Domojacob M. V. Application of the short-term forecasting system to monitor the state of the program of the Russian Federation "Development of Science and Technology" // Intellectual and analytical methods, models and technologies in the management of economic and social systems: Sat of reports. IV International scientific and practical conference named after A. I. Kitov, REA them. G. V. Plekhanov, March 28, 2014: - M.: 2014. Pp. 105-118.
9. Ярушев С. А., Ефремова Н. А.. Гибридные методы прогнозирования временных рядов. // Гибридные и синергетические интеллектуальные системы: сб. матер. 2-го Международного Поспеловского симпозиума. Калининград: изд. БФУ им. Канта, 2014. С. 381-388.