

Н. Лесна, Т. Шатовська, В. Репка  
Харківський університет радіоелектроніки,  
кафедра програмного забезпечення ЕОМ

## ВИБІР ТЕХНОЛОГІЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЛЯ ПЕРЕДБАЧЕННЯ ПРОГНОЗУ РЕЗУЛЬТАТУ КВАЗІСТАЦІОНАРНОГО ПРОЦЕСУ

© Наталія Л., Тетяна Ш., Вікторія Р., 2002

Розглянуто аналіз методів класифікації та побудову складеного класифікатора, призначеного для допомоги досліднику у виборі методу зміщеного, робастного та класичного регресійного оцінювання параметрів математичної моделі квазістаціонарного процесу, який, зокрема, може бути використаний для моделювання процесів дрейфу параметрів радіоелектронних пристроїв.

This paper presents an analysis of different techniques that is designed to aid a researcher in determining which of the classification techniques would be most appropriate to choose the ridge, robust and linear regression methods for predicting outcomes for specific kvazistationarity process.

На сьогодні для побудови математичних моделей квазістаціонарних процесів, які піддаються впливу мультиколінеарності та засміченості, розроблені і можуть бути успішно застосовані різні математичні методи і технології, зокрема методи зміщеного, робастного та класичного регресійного оцінювання. Методи зміщеного оцінювання використовуються для побудови математичних моделей процесів, що мають кореляційну залежність між вхідними векторами [1]. До інформаційної матриці вхідних векторів додається змінна стиску  $\lambda$ , що дозволяє зменшити величину дисперсії і зсуву коефіцієнтів моделі. Оптимальне значення даної змінної дозволяє одержати мінімальне значення коефіцієнта зсуву і дисперсії коефіцієнтів моделі. Робастні методи оцінювання параметрів математичної моделі мають стійкість стосовно порушення вимог нормальності залишків моделі. Вони малочутливі не тільки до помилок у залежній змінній, але й враховують ступінь впливу точок факторного простору, тобто виявляють викиди в незалежних змінних, що дозволяє одержувати ефективні оцінки коефіцієнтів регресійних рівнянь. Для всіх методів робастного оцінювання необхідною умовою спроможності їхніх оцінок є симетричність розподілу помилок моделі регресії.

Однак для дослідника основною проблемою при побудові математичних моделей процесів, що мають зазначені характеристики, є вибір відповідного методу обробки для конкретної задачі. Найчастіше використання класичних класифікаційних методів для розпізнавання досліджуваного процесу і класифікації методів обробки не дозволяє успішно вирішити дану проблему. Існує безліч підходів до розв'язання класифікаційних задач. У цьому зв'язку вибір класифікаційної стратегії з розпізнавання методу побудови математичної моделі для розглянутого класу процесів є нетривіальною задачею. При цьому, в деяких випадках застосування якої-небудь класифікаційної моделі взагалі не дозволяє розв'язати поставлену задачу, в інших випадках тип класифікаційної моделі не дає змоги

класифікаторів нульового рівня (імовірнісна нейронна мережа) були використані такі характеристики: обсяг вибірки, кількість незалежних змінних, показник ступеня мультиколінеарності, дисперсія помилки в залежній змінній, співвідношення масштабів “засміченого” та основного розподілів “забрудненого” розподілу помилок моделі, ступінь забрудненості незалежних змінних, форма викидів у незалежних змінних, довжина хвоста “забрудненого” розподілу незалежних змінних. Як класифікатор першого рівня була використана нейронна мережа зустрічного розповсюдження з таким вхідним вектором: визначник інформаційної матриці  $X'X$ , розмах матриці  $X'X$ , показник зумовленості  $X'X$ , максимальний коефіцієнт кореляції, показник норми 1, показник норми 2, кількість незалежних змінних, обсяг вибірки, дисперсія завад, ступінь мультиколінеарності [1]. Для класифікатора другого рівня були використані критерії оцінки точності методів оцінювання. У табл. 2 наведені процентні рівні помилки класифікації на кожному з рівнів складеного класифікатора.

Таблиця 2

Рівень помилки

Модель	Рівень помилки
Імовірнісна нейронна мережа	0.13 %
Нейронна мережа зустрічного розповсюдження	0.15 %
Комбінований класифікатор	0.2 %

При роботі зі складеним класифікатором на складних вхідних даних із квазістаціонарних процесів, що мають лінійну залежність і зашумленість вихідної інформації, точність, яку отримали при використанні нейронних мереж як вузлів мережі, більше не була отримана ні при яких комбінаціях різних класифікаційних моделей.

Однак при створенні нейромережевої моделі виникає велика кількість задач, які повинні бути розв'язані: який алгоритм навчання використовувати, яку архітектуру, яку кількість рівнів, яку функцію активації, як довго навчати нейронну мережу тощо. Велика кількість розв'язків означає, що серед можливих типів нейронних мереж для цього набору даних основною задачею є вибір кращої нейронної мережі.

1. Лесная Н.С., Ренка В.Б., Шатовская Т.Б. Метод выбора эффективных процедур оценивания параметров моделей квазистационарных процессов в нейросетевой экспертной системе // Радиотехника. Всеукраинский межведомственный научно-технический сборник. - Харьков. 2001. - № 119. - С. 195-198. 2. Skalak D.B. Prototype selection for composite nearest neighbour classifiers. *Neurological Research* 2001; 20. P. 116-328. 3. Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.J. *Classification and regression trees*. Belmont, CA: Wadsworth. 1984. 4. Lang E.W., Pitts L.H., Damron S.L., Rutledge R. Outcome after severe head injury: Analysis of prediction based upon comparison of neural network versus logistic regression analysis. *Neurological Research* 1997; 19. P. 274-280. 5. Grisby J., Kookan R., Hershberger J. Simulated neural network to predict outcomes, cost and length of stay among orthopedic rehabilitation patients. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 1994. Vol. 75. P. 1077-1082.