

С. А. Горбатов, С. А. Фархиева (Уфа, УФ ВЗФЭИ). **Регуляризация нейросетевых математических моделей: константа Липшица обучающей выборки.**

Рассматривается задача многомерной нелинейной аппроксимации в нейросетевом базисе базы данных налоговых деклараций для кластера достаточно однородных предприятий налогоплательщиков. В [3] предложено использовать вложенные математические модели ВММ для регуляризации обратной задачи аппроксимации. Предложение реализуется нейросетевой (НС) моделью, с помощью которой строится отображение вида $\hat{y} = F(\vec{x}, W)$, $\vec{x} \in \mathbf{R}^n$, $\hat{y} \in \mathbf{R}^1$, где $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$ — численная реализация случайного вектора входных факторов; $\hat{y}$ — расчетное значение моделируемой величины; $\{W\}$ — множество оцениваемых синаптических весов; F — оператор НС отображения. Считаем, что $\vec{x}$ некоторым образом зашумлен, оператор НС отображения F , включающий в себя искомые синаптические веса $\{W\}$, оказывается также возмущенным, активационные функции НС модели выбираются априорно при построении НС и являются детерминированными.

Выделим среди компонент вектора входных факторов $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$ легко искажаемую — x^* и вектор трудно искажаемых факторов $\vec{x}^{**}$. Для x^* построим вспомогательную инверсную НС модель: $\hat{x}^* = F(\vec{x}^{**}, W)$.

После построения инверсной НСМ и оценки ее адекватности осуществляется корректировка легко искаженного фактора в базе данных и строится общая НСМ с использованием скорректированного входного фактора: $\hat{y} = F(\vec{x}^{**}, \hat{x}^*, W)$. Суть корректировки состоит в замене исходных сильно зашумленных вектор-столбцов x^* их исправленными значениями.

Для оценки сложности обучающей выборки для НС после рассмотренной предобработки данных с помощью вложенных математических моделей предлагается оценивать значение константы Липшица (КЛ) обучающей выборки [1], [2]. В [4] показано, что КЛ выборки влияет на процесс обучения и свойства обученной сети, и при предобработке выборки нужно минимизировать КЛ:

$$L_{\{x^j, y^j\}} = \max_{i \neq j} \{\|y^i - y^j\| / \|x^j - x^i\|\},$$

где $\{x^i, y^i\}$, $i = 1, \dots, N$; $x^i \in \mathbf{R}^n$, $y^i \in \mathbf{R}^m$ — векторы входных и требуемых выходных сигналов нейронной сети.

Сильнозашумленные данные могут давать высокие значения КЛ. Удачно подобранные способы предобработки данных могут давать большое снижение КЛ.

Значение КЛ исходной выборки без предобработки равно 810, 207. После стандартной нормировки КЛ равна 724, 163. Это уменьшение константы было рассмотрено в [4]. Далее отнормированные данные подвергались предложенной предобработке с помощью ВММ. Значение КЛ уменьшилось до 175, 27.

Для расчетов была взята база данных налоговых деклараций из [3]. Каждая созданная и обученная НС тестировалась. Результатами тестирования являются расчетные значения $\hat{y}$ входящей величины, а также некоторые статистики, например NMSE — нормированная среднеквадратическая ошибка. Анализ полученных данных показывает, что NMSE уменьшилась в среднем в 5 раз (учитывая все типы НСМ). Следовательно, точность модели увеличилась с применением вложенных математических моделей. Этот результат согласуется с расчетами КЛ базы данных до предобработки и после. Использование инверсных НС эффективно для регуляризации обратной задачи аппроксимации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Миркес Е. М. Нейрокомпьютер: проект стандарта. Новосибирск: Наука, 1999, 337 с.

2. Горбань А. И., Россиев Д. Л. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996, 276 с.
3. Горбатков С. Д., Фархеева С. А. Использование идеи вложенных математических моделей для регуляризации нейросетевых математических моделей налогового контроля. — В сб. научных трудов по материалам научно-практической конференции «Современные направления теоретических и прикладных исследований». Т. 6. Экономика. Одесса: Черноморье, 2006, с. 31–34.
4. Царегородцев В. Г. Оптимизация предобработки данных: константа Липшица обучающей выборки и свойства обученных нейронных сетей. — Нейрокомпьютеры: разработка, применение, 2003, № 7, с. 3–8.