

УДК 519.7:007.52

*Н. С. ЛЕСНАЯ, канд. техн. наук, Т. Б. ШАТОВСКАЯ, канд. техн. наук, В. Б. РЕПКА*

**МЕТОД ВЫБОРА ЭФФЕКТИВНЫХ ПРОЦЕДУР ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ  
МОДЕЛЕЙ КВАЗИСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ В НЕЙРОСЕТЕВОЙ  
ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЕ**

В последнее время стремительно возрастает значение информационного обеспечения различных производственных технологий, оно становится критическим фактором развития практически во всех областях знания. В связи с этим разработка и внедрение новых информационных технологий является на сегодняшний день одной из самых актуальных задач.

Представление знаний и механизма рассуждений в информационной системе возможно благодаря современному направлению развития науки – искусственному интеллекту (ИИ), продуктами которого являются интеллектуальные системы (ИС) [1]. Несмотря на значительные успехи в области ИИ, существует еще определенный разрыв между имеющимися аппаратными и программными средствами ИИ и возможностями их практического применения на производстве. В этой связи актуальной является попытка активного внедрения систем ИИ на всех уровнях управления производством [1].

В связи с высокими требованиями к точности математических моделей процессов управления в различных областях техники проблема идентификации становится исключительно важной. Невозможно обеспечить качественное управление системой, если ее математическая модель не известна с достаточной точностью. Для построения математической модели могут быть использованы как теоретические, так и экспериментальные методы. Опыт, накопленный при проектировании систем управления, убедительно свидетельствует о том, что нельзя построить математическую модель, адекватную реальной системе, только на основе теоретических исследований физических процессов в системе. Сформированная таким образом математическая модель, как правило, значительно отличается от реальной системы, что приводит соответственно к снижению качества управления. Поэтому в процессе проектирования интеллектуальных систем управления одновременно с теоретическими исследованиями проводятся многочисленные опыты по определению и уточнению математической модели системы.

Следует отметить, что точность синтезируемой математической модели зависит не только от метода ее построения, но и от подхода к выбору метода оценивания коэффициентов модели [2].

Определяющим фактором в выборе метода идентификации является характер изменения во времени входных воздействий исследуемого объекта. В случае нестационарности входов часто используют подход выделения периодов их квазистационарности. Получаемые при этом выборки, как правило, имеют недостаточный объем для получения надежных оценок. Кроме того, как показывает опыт, на малых участках квазистационарности сильнее проявляется эффект мультиколлинеарности [2].

В случае нестационарности входов объекты описываются системой моделей, построенных на различных подвыборках, соответствующих квазистационарным периодам функционирования объекта. Это обстоятельство существенно усложняет выбор базы методов идентификации с одной стороны, а с другой – ставит вопрос о выявлении идентичности регрессионных моделей, получаемых на различных подвыборках. Таким образом, задача сводится к идентификации стационарных объектов, осложненной высокой коррелированностью входов, наличием “загрязненности”, выбросов в исходных данных и малыми объемами подвыборок.

Как известно [2, 4], при мультиколлинеарности наилучшее решение обеспечивается одним из методов смещенного оценивания, а при загрязненности и выбросах в исходных данных – определенным методом робастного оценивания. Существующая на сегодняшний день достаточно обширная алгоритмическая база методов смещенного и робастного оценивания предлагает широкое множество алгоритмов  $a_i \in A, i=1, \dots, N$  (более 60 алгоритмов в классе смещенного оценивания и более 20 – в классе робастного оценивания), которые могут иметь в конкретных условиях идентификации различную эффективность  $\varphi(a_i, S_i)$ . В связи с этим актуальной является задача выбора наиболее эффективного метода идентификации для каждого исследуемого участка, решаемая посредством автоматической классификации методов оценивания, что позволит для каждой ситуации  $S_i$  отобрать некоторые подмножества наиболее эффективных в  $S_i$  алгоритмов  $a_i$ . Следовательно, основной идеей создания высококачествен-

ных моделей идентификации является осуществление выбора наиболее эффективного алгоритма из подмножества соответствующей классификационной ячейки в зависимости от доступных контрольных характеристик объекта и возмущений, т.е. выбор алгоритма, обеспечивающего  $\max \varphi(a_i, S_i)$ .

Отметим, что самым распространенным показателем эффективности алгоритмов идентификации является, конечно, среднеквадратичная ошибка предсказания как в режиме прогноза, так и в режиме управления [5]. В силу указанной специфики исходной информации и используемых в данном случае методов построения статистических моделей оценку их эффективности предлагается осуществлять на основе некоторого подмножества специфических критериев и их комбинаций, что позволит не только выявить области доминирования каждого метода, но и выбрать наиболее эффективный из них в зависимости от характеристик исследуемого объекта.

Задачу классификации исследуемых методов по набору характеристик, учитывающих специфику объекта в режиме самообучения, предлагается осуществлять на основе аппарата нейронных сетей (НС). При практической работе с НС, как правило, приходится экспериментировать с большим числом различных типов сетей, порой обучая каждую из них по несколько раз и сравнивая полученные результаты. Главным показателем качества результата является контрольная ошибка [3, 5]. При этом в соответствии с общенаучным принципом, согласно которому при прочих равных условиях следует предпочесть более простую модель, из двух НС с приблизительно равными контрольными ошибками имеет смысл выбрать сеть меньшего объема.

Таким образом, предлагается принципиально новый подход к выбору эффективного метода идентификации, состоящий в выявлении соответствия между исходными данными объекта, методами идентификации в классах смещенного и робастного оценивания и типами используемых нейронных сетей.

Рассмотрим совокупность статистических критериев, которые будем использовать для оценки эффективности методов идентификации квазистационарных процессов. Точность методов смещенного оценивания будем характеризовать совокупностью следующих критериев:

– критерий относительной среднеквадратичной погрешности, характеризующей эффективность исследуемого метода относительно МНК:

$$E(L_1^2) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p \frac{(\hat{\beta}_j - \beta_j)^2}{\beta_j^2}, \quad (1)$$

где  $\hat{\beta}$  – оценка параметров методами смещенного оценивания;  $\beta$  – истинное значение параметров;  $E(\cdot)$  – символ математического ожидания:

– критерий, характеризующий дисперсию оценок коэффициентов модели:

$$E(L_2^2) = \text{tr } E[(\hat{\beta} - E\hat{\beta})(\hat{\beta} - E\hat{\beta})']; \quad (2)$$

– критерий, характеризующий смещение оценок модели относительно моделируемых истинных значений оценок:

$$E(L_3^2) = (E(\hat{\beta}) - \beta)'(E(\hat{\beta}) - \beta); \quad (3)$$

– стандартный критерий среднеквадратичной ошибки модели:

$$E(L_4^2) = E(\hat{\beta} - \beta)'(\hat{\beta} - \beta); \quad (4)$$

– критерий максимальной абсолютной координатной ошибки метода:

$$E(L_5^2) = \max_j |\hat{\beta}_j - \beta_j|^2, \quad j = \overline{1, p}; \quad (5)$$

– критерий максимальной координатной относительной ошибки метода:

$$E(L_6^2) = \max_j \left| \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\beta_j} \right|^2, \quad j = \overline{1, p}. \quad (6)$$

В качестве меры оценки эффективности робастных методов оценивания используются следующие критерии:

– критерий относительной среднеквадратической ошибки модели:

$$E(L^2_1) = \frac{\sum_{j=1}^p (\hat{\beta}_j - \beta_j)^2}{\sum_{j=1}^p (\hat{\beta}^*_j - \beta_j)^2}, \quad j = \overline{1, p}, \quad (7)$$

где  $\hat{\beta}^*$  – оценки параметров модели регрессии, полученные МНК;  $\hat{\beta}$  – оценки параметров модели регрессии, полученные с помощью робастного метода;  $\beta$  – истинные значения параметров регрессионной модели.

– критерий относительной медианы абсолютных отклонений:

$$E(L^2_2) = \frac{\sum_{j=1}^p \text{med}(|\hat{\beta}_j - \beta_j|)}{\sum_{j=1}^p \text{med}(|\hat{\beta}^*_j - \beta_j|)}, \quad j = \overline{1, p}. \quad (8)$$

Необходимо отметить, что критерии оценки точности методов смещенного оценивания инвариантны относительно уровня мультиколлинеарности, в то время как при оценке точности методов робастного оценивания использование критерия относительной медианы абсолютных отклонений имеет более высокий приоритет в случае “сильной загрязненности” исходных данных, чем критерий относительной среднеквадратической ошибки модели.

В качестве обобщенной меры оценки точности методов смещенного и робастного оценивания предлагается использование критериев степени рассеяния и индекса ошибки рассмотренных ранее критериев, что позволит оценить эффективность методов идентификации в среднем по всей совокупности критериев. Критерий индекса ошибки представим в виде:

$$S_i(A, H) = \frac{|L_i - L_i^*|}{\frac{1}{i} \sum_{j=1}^i |L_{ij} - L_{ij}^*|}, \quad \bar{S}(A, H) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k S_i(A, H), \quad (9)$$

где  $A$  – метод оценивания;  $H$  – выборка исходных данных;  $L_i^*$  – наилучшее значение  $L_i$ .

Определим для индекса ошибки меру рассеивания в виде:

$$q(S) = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k [S_i(A, H) - \bar{S}(A, H)]^2}, \quad (10)$$

которая определяет вариации характеристики  $S(\cdot)$  от набора  $k$  наборов исходных данных и неустойчивость метода в области, определяемой  $H$ . Небольшие значения  $q(S)$  характеризуют метод оценивания как устойчивый.

Также необходимо рассматривать ранговые оценки эффективности метода в области наборов исходных данных  $H$ , учитывающие лучшие и худшие результаты при испытаниях. Для получения ранга оценки располагаются в порядке возрастания  $S(\cdot)$  для каждого набора. Если  $m$  альтернатив получили равные  $S(\cdot)$ , то каждому из  $m$  методов присваивается среднее из  $m$  рангов. Аналогично определяется индекс

$$\bar{p}(A, H) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i(A, H) \quad (11)$$

и рассеяние

$$q(p) = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k [p_i(A, H) - \bar{p}(A, H)]^2}. \quad (12)$$

При исследовании связи между типом нейросети и методами оценивания была промоделирована работа следующих типов НС: многослойный перцептрон, сеть встречного распространения, вероятностная нейронная сеть (ВНС), сеть радиальной базисной функции, самоорганизующиеся карты признаков Кохонена [2,3]. Для каждого типа исследуемых сетей предварительно был задан уровень на-

дежности, а также рассчитан коэффициент уверенности вида:

$$КУ = (Max1 - Max2) / R * 100 \%, \quad (13)$$

где Max1 – ответ выходного нейрона, отвечающего за класс “победитель”; Max2 – ответ выходного нейрона, выдавшего следующий по максимальной величине сигнал; R – уровень надежности.

При проведении экспериментов наилучший результат по показателю контрольной ошибки с поправкой на размер сети был получен вероятностной НС.

Рассмотрим решение поставленной ранее задачи на примере классификации смещенных и робастных методов оценивания с использованием ВНС. Для этого типа сети применяется режим обучения “с учителем”. Для ВНС необходима обучающая выборка, которая включает наборы характеристик объекта исследования и их принадлежность к одному из классов методов оценивания. Входными характеристиками для ВНС являются: объем выборки, количество независимых переменных, показатель мультиколлинеарности, коэффициент корреляции между независимыми переменными, степень загрязнения независимых переменных, степень “засоренности” “загрязненного” закона распределения ошибок модели регрессии, качественный параметр, определяющий форму выбросов в независимых переменных, длина хвоста “загрязненного” распределения независимых переменных или величина выбросов в случае остаточных выбросов.

Один из показателей качества обучения, прогностическая способность нейросети, состоит в подсчете процента правильно распознанных примеров. При сравнении качества обучения двух нейросетей в случае, когда обе сети дают одинаковую прогностическую способность, можно подсчитывать средний процент уверенности при тестировании выборки. Он рассчитывается как среднее арифметическое процентных величин уверенности, полученных при тестировании каждого примера.

Зашумленность данных, представленных в обучающей выборке, неизбежно приводит к отдельным ошибкам классификации. Целесообразно считать, что некоторые виды ошибок обходятся “дороже” других. В такой ситуации относительная цена ошибки классификации определяется как вероятность принадлежности к определенному классу, умноженная на коэффициент потерь. При проведении исследования в вероятностную нейронную сеть был добавлен дополнительный слой, содержащий матрицу потерь. Таким образом, матрица умножается на вектор оценок вероятностей, полученный в выходном слое, после чего в качестве ответа выбирается класс, имеющий наименьшую оценку потерь. Исследования показали, что если уровни мультиколлинеарности и засоренности исходных данных высокие, то классам назначаются одинаковые приоритеты. В случае, если отношение уровня мультиколлинеарности к уровню засоренности исходных данных больше единицы, классу методов смещенного оценивания присваивается более высокий приоритет.

Вероятностная нейронная сеть имеет единственный управляющий параметр обучения, значение которого должно выбираться пользователем, степень сглаживания. Требуемое значение было найдено опытным путем и подобрано таким образом, чтобы контрольная ошибка ВНС была как можно меньше. В качестве параметров нейронов радиального слоя выбрана радиальная функция активации, а нейронов выходного слоя – функция активации SOFTMAX.

Таким образом, на основании выше изложенного выбора типа нейронной сети, настройки ее параметров, режима обучения была установлена связь между входными характеристиками исследуемых квазистационарных объектов и классами статистических методов оценивания параметров моделей. Экспериментальным образом был определен наилучший тип нейросети для классификации методов оценивания параметров модели в зависимости от характеристик исследуемого объекта. Предложенный подход позволяет не только повысить точность синтезируемых математических моделей исследуемых процессов при высокой коррелируемости и зашумленности исходной информации за счет выбора наиболее эффективного метода смещенного и робастного оценивания, а также упростить и ускорить сам процесс выбора метода идентификации.

**Список литературы:** 1. Производственные системы с искусственным интеллектом / Р.А. Алиев и др. М: Радио и связь, 1990. 264 с. 2. Лесная Н.С., Шамшия Т.Б., Ренка В.Б. Об одном подходе к оценке качества исходной информации при обработке данных // Проблемы бионики. 1999. № 50. С. 71–74. 3. Горбань А.Н. Обучение нейронной сети. М.: СССР – США СП “Paragraph”, 1990. 160 с. 4. Timothy Masters. “Advanced Algorithms for Neural Networks”. Wiley, New York. 1995. Chapter 6. 5. Шамшия Б.В., Антонов В.А. Об одном подходе к разработке модифицированных алгоритмов робастного оценивания. // Вестник ХГПУ. 2000. №80. С.24 – 26. 6. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Пер. с англ. М. Горячая линия – Телеком. 2000. 182 с.

*Харьковский государственный технический университет радиотехники*

*Поступила в редколлегию 24.04.2001*