

АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНИВАНИЯ КАЧЕСТВА ТЕСТОВОЙ ВЫБОРКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АППАРАТА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Ю.В. Савицкий, Г.Л. Муравьев

Брестский государственный технический университет
ул. Московская, 267, 224017 г. Брест, Республика Беларусь
+(375162) 422127; Yury.Savitsky@tut.by, mgl0251@mail.ru

В работе предлагается нейросетевой подход к оценке качества тестовой выборки для специализированного программного обеспечения, алгоритмов, реализующих методы искусственного интеллекта, нейроматематики.

Ключевые слова – качество тестовой выборки, многослойная нейронная сеть, алгоритм обратного распространения ошибки.

1 ВВЕДЕНИЕ

По-прежнему является актуальной задача оценки корректности алгоритмов, программного обеспечения, которая реализуется, как правило, тестированием, а в специальных случаях – путем использования методов верификации. Помимо традиционных программных средств получило широкое распространение и специализированное программное обеспечение, алгоритмы, реализующие методы искусственного интеллекта, нейроматематики, в том числе сложные адаптивные алгоритмы управления и другие алгоритмы, закладываемые, например, в архитектуру цифровых устройств, реализуемых в интегральных технологиях. Для них, помимо вышеуказанных традиционных задач, особую актуальность приобретают специфические задачи. В частности подобной задачей является подбор тестовых выборок и обеспечение их качества.

В то же время детальный анализ подходов к решению указанной задачи выявил ряд недостатков, значительно ограничивающих эффективность их практического использования. Один из наиболее существенных недостатков связан с различным уровнем качества тестовой выборки (по критериям адекватности, сложности, определенности, однозначности и т.д.). Как показывает опыт, тестовое множество не является однородным в контексте критериев качества. Типичными ситуациями здесь являются: некорректная формулировка теста; большое различие в сложности тестовых единиц и др. Очевидно, что с этой точки зрения проблема оценивания качества тестовой выборки, являясь достаточно актуальной, относится к категории плохо формализуемой задачи, в связи с чем для ее решения предлагается использовать аппарат искусственных нейронных сетей (НС).

Следует отметить, что рассматриваемый в работе подход может быть применен в задачах оценки качества тес-

тирования программного обеспечения различного назначения, например, на уровне спецификаций, описывающих функционирование программного обеспечения.

2 НЕЙРОПОСТАНОВКА И РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Следует отметить, что нейросетевое направление является в настоящее время наиболее приоритетным в области работ, проводимых по искусственному интеллекту. Искусственные нейронные сети олицетворяют собой новую технологию обработки информации, связанную с переходом на принципиально новый нейросетевой базис. Высокая актуальность данного направления объясняется всё возрастающей потребностью в наличии эффективных средств для решения сложных нетривиальных задач в плохо формализуемых областях обработки информации [1,2,3]. В одной из работ, посвященных проблемам нейросетевых технологий, отмечено принципиальное различие подходов к решению задач при использовании стандартных алгоритмических методов и НС [4]. В первом случае разработка систем включает сложные этапы исследования специфики предметной области, создания алгоритмов, моделирования, проверки релевантности моделей и многочисленные опыты по методу проб и ошибок. Использование НС позволяет автоматизировать все эти процессы, обеспечивая при этом высокое качество решения задач. Широкие возможности НС по интеллектуальной обработке информации обусловлены наличием в ее архитектуре множества связанных нелинейных элементов, позволяющих организовывать высокоадаптивные нелинейные фильтры с требуемой точностью. В общем случае задача нейросетевой обработки сводится к следующей постановке. Необходимо построить отображение FNN такое, чтобы на каждый возможный входной сигнал X формировался правильный выходной сигнал Y . Отображение задается конечным набором пар (<вход>, <известный выход>), называемых обучающими эталонами. Совокупность всех обучающих эталонов составляет обучающее множество НС. Процесс организации нейросетевой модели состоит из двух этапов. На первом этапе выбирается архитектура НС, способная адекватно описать исследуемый процесс. Второй этап заключается в

адаптации параметров НС выбранной архитектуры с целью получения корректного отображения входного обучающего множества X в выходное Y . Адаптация модели заключается в проведении обучения на основе сформированного обучающего множества. В результате этой процедуры формируется требуемая функция обработки (если исходить из предположения о наличии зависимостей в исследуемом множестве данных).

В контексте поставленной задачи в качестве базовой архитектуры предлагается использовать гетерогенную многослойную НС с нейронами сигмоидального типа в скрытом слое и линейными нейронами выходного слоя сети [2, 4]. При этом количество M элементов входного рецепторного слоя должно соответствовать количеству наблюдаемых параметров (факторов оценки качества тестовой выборки), используемых для построения нужного отображения. Размерность L выходного вектора НС определяется количеством параметров, выбираемых исследователем для оценки теста.

Для обучения НС применяется алгоритм обратного распространения ошибки (и его более быстродействующие модификации), использующий метод градиентного спуска для минимизации функции среднеквадратичной погрешности [5, 6]. Благодаря высокой точности алгоритм позволяет достигать малой погрешности обучения, что является крайне важным фактором для решения большинства практических задач в нейросетевом базисе.

Пусть для обучения сформировано обучающее множество, состоящее из пар векторов $T=\{X_p, D_p\}, p=1, \dots, P$ размерностью, соответствующей количеству входов и выходов сети. Тогда задача процедуры обучения заключается в адаптации параметров сети (синаптических связей нейронов) таким образом, чтобы на любой входной вектор X_p обучающей выборки было сформировано корректное отображение Y_p , отличающееся от желаемого D_p с минимальной ошибкой [4].

На основании вышеприведенного сформулируем предлагаемый подход генерации адаптивной модели для оценки качества тестовых заданий.

1) Выполнить инициализацию трехслойной гетерогенной нейронной сети, с количеством входных элементов M равным количеству вариантов ответов тестового задания, с количеством выходных нейронов L , равным размерности оценочной шкалы.

2) Сформировать обучающее множество T на основе эталонной тестовой выборки. Для этого обеспечить формирование набора типичных эталонов, покрывающих по характеристикам качества шкалу оценок. (Программное обеспечение тестовой системы должно предусматривать сбор необходимой статистики для формирования как эталонной тестовой выборки для обучения НС, так и получение соответствующих данных, используемых НС на этапе экспертного оценивания качества тестовой выборки в целом. Например, такими данными могут являться относительные частоты событий, характеризующих, по мнению исследователя, качество тестового задания. Вы-

ходные эталоны содержат значения, соответствующие определенному рангу качества эталона.)

3) Выполнить обучение нейронной сети до достижения приемлемой погрешности.

В процессе обучения реализуются обобщающие свойства нейронной сети, на основании чего модель способна пролонгировать результаты обучения и в процессе функционирования выполнить задачу эксперта: путем сканирования имеющихся тестовых наборов выдать оценки качества тестовых единиц.

3 ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предлагаемый в работе подход к организации модели оценки тестовых выборок имеет следующие особенности: дает возможность динамически, по мере необходимости изменять обучающую выборку оценок, а, следовательно – адаптивно изменять свойства функции оценки; позволяет избежать формализации модели оценивания; инвариантен относительно критериев оценивания. В данном контексте подход может быть более широко применен в задачах оценки качества тестирования программного обеспечения различного назначения.

Вместе с тем нейросетевые модели обладают повышенной временной сложностью процесса обучения, высокими требованиями к репрезентативности обучающего множества, что обуславливает необходимость наличия определенных навыков в использовании НС при решении практических задач подобного класса [5,6].

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
- [2] Hertz J., Krogh A., Palmer R. Introduction to the Theory of Neural Computation. – Addison Wesley Publishing Company. – 1991. – 327 p.
- [3] Kroese B. An Introduction to Neural Networks. – Amsterdam: University of Amsterdam. – 1996. – 120 p.
- [4] Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 334 с.
- [5] V. Golovko, Y. Savitsky, N. Maniakov. Neural Networks for Signal Processing in Measurement Analysis and Industrial Applications: the Case of Chaotic Signal Processing // chapter of NATO book "Neural networks for instrumentation, measurement and related industrial applications". – Amsterdam: IOS Press, 2003, pp. 119-143.
- [6] V. Golovko, Yu. Savitsky, Th. Laopoulos, A. Sachenko, L. Grandinetti. Technique of Learning Rate Estimation for Efficient Training of MLP // Proc. of Int. Joint Conf. on Neural Networks IJCNN'2000, Como, Italy. Vol. 1. – 2000. – P. 323–329.