

microimagesetters image generators, constructing a picture from the fragments of a rectangular shape. The purpose of the work is the transformation of the original topology information in a form suitable for solving problems of covering elements of the topology with rectangles.

The subject of inquiry is multiply connected finite areas of the plane which are elements of the topology of photomasks.

The method, which is based on the topological information provided by the set of simple closed broken lines, forming a sequence of simply connected and multiply connected polygons, correctly describing the initial elements of topology, is developed. Thus, the source data are converted into a form suitable for problems of searching of covering of the topology elements with rectangles.

УДК 681.324

Савицкий Ю.В.

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К ОРГАНИЗАЦИИ МОДЕЛИ ДЛЯ АНАЛИЗА КАЧЕСТВА ТЕСТОВОЙ ВЫБОРКИ

Введение. В настоящее время в сфере высшего технического образования наблюдается стремительное усиление интереса к автоматизации промежуточного и финального контроля результатов обучения студентов. Наиболее актуальным методом такого контроля является тестирование, основанное на диалоге вычислительной системы с пользователем [1]. Стремительный рост быстродействия компьютерных систем, появление мощных систем программирования, а также возрастающие из года в год требования к техническим знаниям специалистов увеличили потребность в производительных и объективных тестирующих системах.

В то же время детальный анализ существующих систем выявил ряд недостатков, значительно ограничивающих эффективность их практического использования в процессе обучения. Один из наиболее существенных недостатков связан с различным уровнем качества тестовой выборки (по критериям адекватности, сложности, определенности, однозначности и т.д.), предъявляемой слушателю для контроля знаний. Как показывает опыт, тестовое множество не является однородным в контексте критериев качества. Типичными ситуациями здесь являются: некорректная (слабо понимаемая) формулировка тестового задания, вариантов ответов; слабое отличие правильного и неправильных вариантов ответов; большое различие в сложности заданий и др. Наибольшую актуальность приобретает поставленная задача в случае организации тестового множества большого объема (несколько сотен вопросов), включающего несколько тематик и формируемых различными лицами (например, тестовые наборы для проведения комплексных экзаменов). 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).

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 [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 нелиней-

ные 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 $T = \{Xp, Dp\}, p=1, \dots, P$ размерностью, соответствующей количеству входов и выходов сети. Тогда задача процедуры обучения заключается в адаптации параметров сети (синоптических связей нейронов) таким образом, чтобы на любой входной вектор Xp обучающей выборки было сформировано корректное отображение Yp , отличающееся от желаемого Dp 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

Савицкий Юрий Викторович, к.т.н., доцент кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

Физика, математика, информатика

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. Выходные 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 заданий.

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].

Работа выполняется в рамках НИР ЭИ-08/06 «Современные интеллектуальные технологии обработки информации», ГР № 2008553.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Моисеев, В.Б. Оценивание результатов тестирования на основе экспертно-аналитических методов / В.Б. Моисеев, В.В. Усманов, К.Р. Таранцева, Л.Г. Пятирублевый // «Открытое образование», №3. – 2001. – С. 32–35.
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. Оссовский, 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.

Материал поступил в редакцию 25.10.09

SAVITSKY Y.V. A Neural Network Based Technique for Modeling of a Quality Testing Set

A Technique for adaptive modeling of a quality testing set using an artificial neural network is discussed. A neural network arrangement is grounded and formulated; a methodic for training set organization is proposed; a common algorithm for the model building is described. Perspectives of application of this approach to the more wide set of tasks are presented.

УДК 004.272.26

Уваров А.А., Садыхов Р.Х.

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ КОНФИГУРАЦИЯ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ НА АРХИТЕКТУРЕ CUDA АЛГОРИТМА ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Введение. За последние годы сформировалось новое направление в параллельных технологиях программирования: использование процессоров графических адаптеров (GPU) для решения универсальных вычислительных задач. Это направление получило название – GP GPU (General-purpose graphics processing units) [1]. Использование вычислительной мощности графических процессоров нашло применение в различных отраслях высокопроизводительных вычислений: моделирование климатических процессов, биомедицина, нефтегазовая отрасль, анализ инженерных конструкций, финансовый анализ, обработка видео, изображений и сигналов [1]. Графические процессоры последнего поколения обладают пиковой производительностью в 1000GFLOPS и в некоторых реальных задачах в 10–100 раз превосходят по производительности универсальные процессоры.

Алгоритм фильтрации изображения [2] хорошо подходит для реализации на массивно-параллельной архитектуре GPU, так как обладает высокой степенью параллелизма на уровне данных, что обеспечивается блочным характером обработки. Обработываемые блоки, как правило, состоят из обрабатываемого пикселя и некоторой его окрестности. Причем значение пикселя изменяется в диапазоне от 0 до 255, поэтому для его хранения достаточно 8 бит.

Архитектура CUDA (Compute Unified Device Architecture) [3] разработана компанией NVIDIA для программирования GPU собственного производства. Эта архитектура относится к типу архитектур с

массивным параллелизмом. Обработка данных выполняется множеством тредов, которые используют одну и ту же вычислительную функцию, которая называется ядром. Треды группируются в блоки тредов, которые формируют решетку блоков. Исполнительная конфигурация определяет геометрию блока тредов и геометрию решетки блоков тредов. Под геометрией объекта здесь понимается его размерность и размер. Каждый блок тредов выполняет обработку своего блока данных. Вычислительная конфигурация включает в себя исполнительную конфигурацию, геометрию блоков данных, а также способ распределения данных между тредями.

Основная задача, которая ставится в статье – найти оптимальную вычислительную конфигурацию для алгоритмов двухмерной фильтрации изображения с различными размерами масок. Вычислительная конфигурация считается оптимальной, если позволяет достичь максимального быстродействия.

Архитектура CUDA и микроархитектура GPU. Архитектура CUDA налагает некоторые ограничения на исполнительную конфигурацию. Размерность блоков тредов и решетки блоков может принимать значения из множества 1, 2, 3. Количество тредов в одном блоке для текущей архитектуры ограничено 512, а количество блоков в решетке блоков ограничивается по каждой из размерностей по 65535. Исполнительная конфигурация задается в момент запуска ядра и не может быть изменена динамически.

Уваров А.А., аспирант кафедры электронно-вычислительных машин Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

Беларусь, БГУиР, 220013, г. Минск, ул. П. Бровки, 6.