

Адаптивная система распознавания с нейросетевым классификатором

А. Н. Опарин, И. В. Плеханова

ГУП "Сибирский научно-исследовательский институт оптических систем",
г. Новосибирск, Россия

Предложена адаптивная система распознавания с классификатором нейросетевого типа, моделируется ее функционирование в частично открытом пространстве событий. Приведены результаты селекции объектов аэрообстановки в среде артефактов.

Построение интеллектуализированных систем для эффективного решения задач опознавания и классификации изображений в реальной, постоянно изменяющейся среде требует разработки методик и алгоритмов адаптивного обучения и переобучения на основе информации пространства событий. Структура адаптивной системы, тип классификатора, методики обучения и распознавания должны обеспечивать улучшение качества селекции объектов в процессе накопления данных о классах целевых и фоновых объектов.

В данной работе рассматривается адаптивная система распознавания с классификатором нейросетевого (НС) типа, моделируется ее функционирование в режимах обучения, дообучения и распознавания.

В адаптивных системах распознавания в настоящее время используются классификаторы "ближайшего соседа" и "достаточно близкого соседа" [1]. В нашей работе эти методики используются для сортировки векторов пространства событий в процедуре адаптивного обучения системы распознавания, в процедуре подготовки информации для обработки нейросетевыми методами. Правило "ближайшего соседа" применительно к системам распознавания состоит в определении расстояния между входными векторами и векторами тренировочного набора (ТН), по результатам измерений входные векторы причисляются к классу ближайшего тренировочного образца. Это правило записывается следующим образом:

$$X^S \in C_k : k = L^J \ni d^{Sj} = \min_{X^j \in X, S \neq j} [d^{Sj}], \quad (1)$$

где входному вектору X^S присваивается значение ярлыка C_k , соответствующие ярлыку класса вектора ТН L^J при выполнении условия (1) для d^{Sj} , а d^{Sj} — расстояние между X^S и X^j в соответ-

ствующей метрике. Метрика d может определяться по-разному, например, как евклидово расстояние, Чебышевское расстояние, расстояние в смысле Камберра, городских кварталов, шахматной доски или комбинированной из них.

По этому правилу любой входной вектор обязательно причисляется к одному из классов тренировочных образцов, что является недопустимым, когда начальный ТН неполно представляет классы проблемной среды.

Для решения этой проблемы вводится метод "достаточно близкого соседа". В соответствии с методикой надо определить максимальное из расстояний до ближайшего соседа в пределах объектов соответствующего класса и считать испытуемый образец достаточно близким, если ближайший сосед классифицируемого образца находится не далее чем на этом расстоянии. В противном случае образец классифицируется как неизвестный в настоящее время и оставляется для дальнейшей работы.

Это правило записывается следующим образом:

$$X^S \in C_k : k = L^J \ni d^{Sj} = \min_{X^j \in X, S \neq j} [d^{Sj}] \leq \Delta_k,$$

где режекторный порог определяется формулой

$$\Delta_k = \max_{X^i \in C_k} \left[\min_{X^j \in C_k, i \neq j} [d^{ij}] \right].$$

В противном случае $X^S \in C_u$, т. е. набору неклассифицированных образцов, которые должны быть классифицированы на более поздней стадии дополнительного обучения с использованием этих образцов.

Адаптивная систем распознавания с НС-классификатором

Задачи адаптивного обучения могут решаться в открытой или частично открытой среде.

В открытой среде работа осуществляется в предположении, что система не располагает данными о распределении изображений первичной информации по классам, и задача решается каждый раз заново по мере обновления данных.

Решение задачи в частично открытой среде позволяет привлекать для анализа данных, принятия решений внешнего учителя и использовать скорректированные им данные на следующих этапах обучения системы, решения задачи распознавания.

При построении системы должны удовлетворяться некоторые условия.

Как правило, информации, имеющейся в наличии у системы в начальной фазе, недостаточно для описания среды распознавания изображений во всей полноте в будущем. Поэтому важно предусмотреть продолжение обучения в течение фазы классификации, а также изменение характеристик в режиме дообучения системы.

Классификатор не должен отвергать возможность существования одного и более неопределенных классов изображений.

Задачи опознавания и классификации в реальной, изменяющейся среде с множествами образов, предоставляемых несколькими кластерами, требуют применения адекватных средств для адаптивного многоклассового распознавания.

Фаза классификации должна занимать незначительную часть по объему вычислений по сравнению с обучением системы и формированием представительного ТН в информационных средах ТВ формата и более.

При обработке больших массивов информации необходим механизм формирования ТН из большого числа образов операционного поля.

Необходимо согласовывать параметры классификатора со свойствами множества образов пространства событий.

Параллельность нейросетевых вычислений и способность НС рассчитывать нелинейные поверхности решений (обычно комбинации линейных поверхностей решений) для сложных многоклассовых проблем позволяет использование НС в качестве классификатора адаптивной системы распознавания.

Структура адаптивной системы, учитывающая эти факторы, приведена на рис. 1.

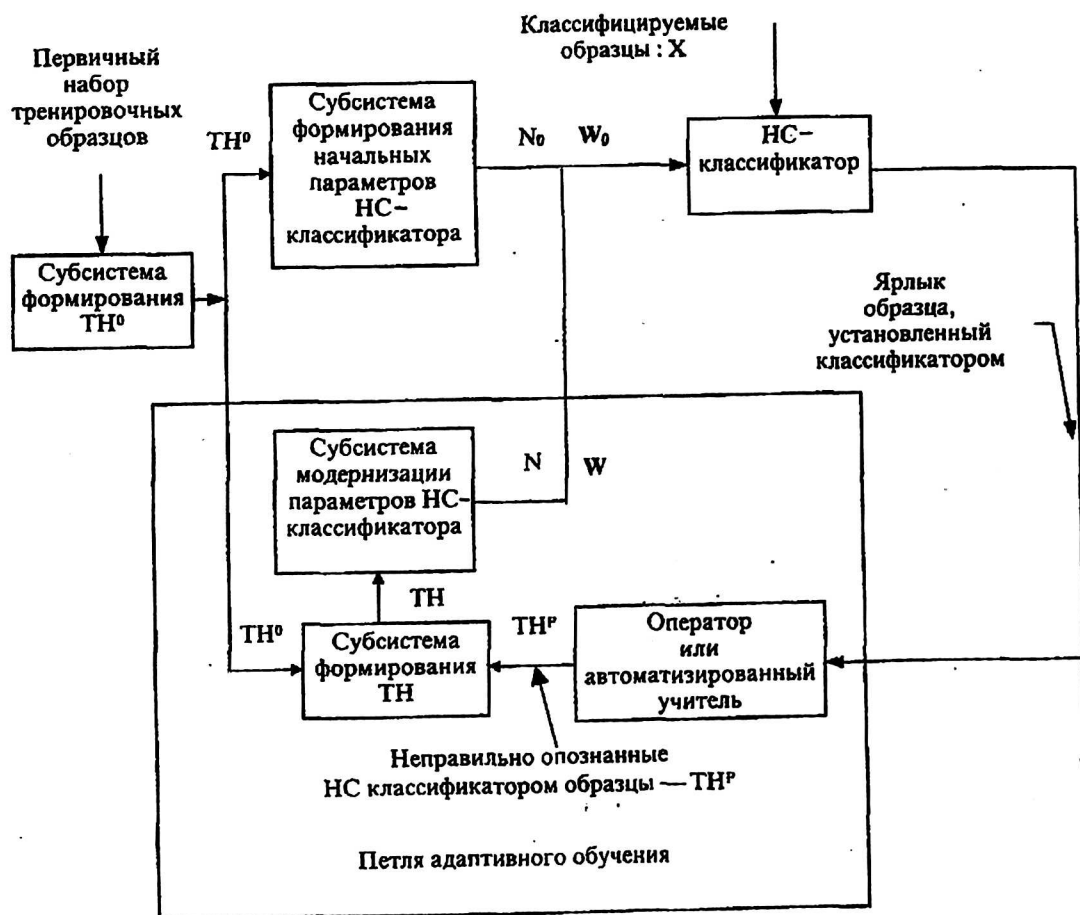


Рис. 1. Адаптивная система с НС-классификатором

Эта система адаптивного обучения реализует возможность постепенного улучшения классификации объектов, принадлежащих к известным классам, т. е. улучшает определение внутрикласовых границ в признаковом пространстве; позволяет при соответствующем выборе НС-классификатора детектировать объекты, не принадлежащие известным классам как неизвестные, т. е. улучшает определение внешних границ классов.

В фазе обучения на систему подается первичный ТН. Из него формируется $ТН^0$, который используется для формирования матрицы синаптических коэффициентов W_0 (обучение НС-классификатора) и выбора количества нейронов (N_0) НС-классификатора. Классифицируемые образцы из исследуемого пространства событий подаются на обученный НС-классификатор, где идентифицируются с присвоением метки соответствующего класса. Далее образцы редактируются оператором или автоматизированным учителем. Отредактированные образцы с присвоенными им оператором метками ($ТН^P$) направляются по петле адаптивного обучения в подсистему формирования ТН. Верно классифицированные НС-классификатором образцы не включаются в адаптивный процесс. Таким образом, обрабатывается на данном этапе весь набор классифицируемых образцов.

В подсистеме формирования ТН из $ТН^0$ и набора отредактированных оператором образцов ($ТН^P$) формируется новый набор образцов ТН для переобучения НС-классификатора. Далее проводится обучение, снова классификация исследуемого набора образцов и т. д. до получения стабильного результата либо до достижения заранее заданного уровня ошибки классификации на этом наборе испытательных образцов.

Рассмотрим формирование ТН из образцов первичной информации. Требование к образцам ТН заключается в том, чтобы при удалении одного из N образцов тренировочного набора возникла наибольшая ошибка в классификации с использованием правила ближайшего соседа. Полагаем, что тренировочный набор (N_T образцов) для нашей многоклассовой проблемы настолько велик, что простые техники кластеризации не обеспечивают создания подходящего набора кластеров. Сначала используем стандартные техники уменьшения числа образцов, чтобы затем из них получить приемлемое количество прототипов N_R . Согласно упрощенной технике кластеризации N_T образцов делятся на две группы (A и B), где образцы группы A правильно классифицируют все N_T образцов, используя технику ближайшего соседа. Первоначально все образцы находятся в группе B . Образцы группы A

используются как прототипы в классификаторе ближайшего соседа. Каждый образец B последовательно представляется классификатору ближайшего соседа. Если он неправильно классифицируется, то добавляется в группу A . Процедура повторяется, пока все образцы группы A не смогут правильно классифицировать все образцы N_T . Если количество прототипов N_R после описанной выше процедуры велико, то необходим второй шаг для сокращения их количества. Убирается первый прототип, и используем оставшиеся N_R^{-1} образца в классификаторе ближайшего соседа для классификации N_T первоначальных образцов и расчета числа неправильных классификаций. Затем убирается только второй прототип, и повторяем вышеуказанную процедуру с оставшимися N_R^{-1} образцами. Эта процедура продолжается, пока не будет испытано удаление (отдельно) каждого из N_R прототипов. Если N оценено предварительно, оставляется N прототипов, удаление которых вызвало бы большинство ошибок. Можно также использовать число ошибок, вызванных удалением каждого прототипа, для выбора N . Это гарантирует, что в ТН будет находиться, по крайней мере, один прототип из каждого класса [2].

Цель отбора прототипов (или кластерных представлений) — приблизительное определение начального ТН, а проблема классификации решается нейросетевыми методами.

Таким образом, определяется кластерный состав первичного ТН и испытательного набора образцов пространства событий, что определяет ТН для обучения НС-классификатора, позволяет выбрать количество нейронов операционного слоя НС.

Формирование ТН из образцов $ТН^0$ и отредактированных оператором образцов $ТН^P$, как прошедших автоматическую классификацию неправильно, осуществляется аналогично вышеописанному.

Тип НС-классификатора определяет возможности по детектированию образцов неизвестных на данный момент классов. Так, при использовании классификатора на основе НС Кохонена возможно отнесение объектов к неопределенным на данном этапе классам.

Моделирование адаптивного процесса обнаружения

Рассмотрим далее адаптивный процесс обнаружения аэрообъекта на панорамном видеокадре.

Алгоритм автоматического обнаружения и классификации малоразмерных объектов в широкополосных пассивных системах должен осу-

ществлять подготовку видеоданных для ввода в нейропроцессорную обработку изображений по обнаружению и распознаванию. Алгоритм должен обеспечивать эффективность работы системы в реальном, постоянно изменяющемся пространстве событий, для этого необходимо реализовать адаптацию системы в интерактивном режиме с оператором или автоматизированным учителем.

Для компьютерного моделирования процесса обнаружения и распознавания используется сегментация (бинаризация) изображений методом НС-классификации пикселей.

Нейросетевая система работает в двух режимах: режиме обнаружения и распознавания; в режиме обучения и адаптации.

В режиме обучения происходит настройка НС-классификатора, выполненного на основе НС второго порядка [3, 4], методом обучения с учителем по выбранному человеком заведомо неполному набору целевых объектов и случайному, неполному набору фоновых объектов. Данные о целевых и фоновых объектах берутся из области пространства событий, в нашем случае — из панорамных видеоснимков.

Обнаружение и распознавание осуществляются в два этапа. На первом этапе изображение видеокadra после предварительной подготовки поступает в нейропроцессор, где обученная по эталонам целевого и фоновых объектов НС селектирует целеподобные объекты. Как видно из рис. 2, целеподобные объекты выделяются в основном на границах сканирующего по видеокadру окна размером 32×32 пик., и истинная цель оказывается в среде артефактов.

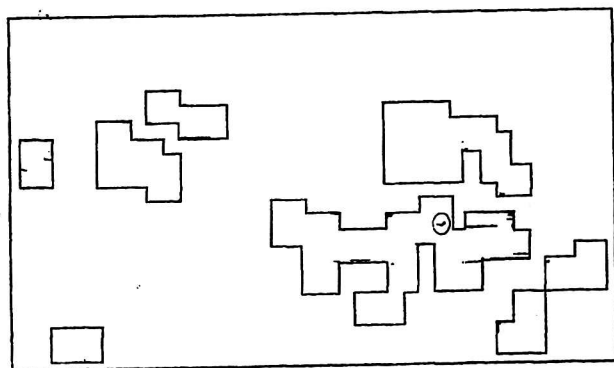


Рис. 2. Пространство артефактов изображения видеокadra

На втором этапе анализируются выделенные области в целях определения их принадлежности к классам целевых или фоновых объектов. Классификация может производиться различными способами, в том числе эвристическими. Этот этап в данной работе рассматриваться не будет.

Эталоны целевых или фоновых классов формируются по результатам обучения адаптивным

итеративным процессом с участием оператора. Эталоны целевого класса формируются из изображения объекта одного видеокadra, а эталоны класса фоновых объектов — из изображений нескольких видеокadров.

Для улучшения свойств распознавания системы продолжим ее обучение в соответствии с адаптивной методикой и структурой, изображенной на рис. 1. Человек, руководствуясь своими знаниями и навыками, классифицирует выделенные системой объекты как целевые и фоновые. Оператором решается задача дихотомии; несмотря на это, дальнейшая методика автоматизированного обучения и распознавания должна исходить из задачи многоклассового распознавания, так как классы целевых и фоновых объектов будут раньше или позже состоять из нескольких кластеров.

Расклассифицированные оператором представители классов целевого (выделен окружностью) и фоновых объектов, представленные на рис. 2, подвергаются рассмотренной выше процедуре прототипов. По результатам отбора определяется состав тренировочных наборов целевого ТНЦ и фоновых объектов ТНФ. В соответствии с этим модифицируется структура НС-классификатора и проводится его обучение.

НС-классификатор представляет собой НС, состоящую из четырех слоев нейронов, каскадно соединенных друг с другом. Первый слой составляет набор рецепторов. Второй слой нейронов играет распределительную роль и формирует признаки второго порядка исследуемых изображений. Третий и четвертый слои осуществляют стандартные для НС операции умножения векторов признаков и матрицы весов. В третьем слое количество нейронов определяется наличием кластеров ТНЦ и ТНФ. Четвертый слой формирует в соответствии с кластерным составом входных изображений системы выходной вектор, составляющие которого соответствуют идентификаторам цели и фона.

Такое построение классификатора позволяет организовать обучение его НС как с учителем, так и на основе самообучения алгоритмами Кохонена с выходным слоем Гросберга. В этом случае входной вектор слоя Гросберга является выходным вектором слоя Кохонена.

Количество артефактов, выделенных системой после дообучения, снизилось на порядок с 65 до 6. Подадим на вход классификатора новую информацию в виде кадра широкопольной системы. Проведем цикл выделения целевого объекта на этом изображении НС-классификатором, обученным по ТН целевого и фоновых объектов предыдущего кадра. Аналогично вышесказанному сначала получен кадр с целевым объектом в

среде артефактов, а затем проведено выделение целевого объекта классификатором, обученным по предыдущему кадру. Результат приведен на рис. 3, который демонстрирует существенное улучшение качества работы классификатора, так как количество артефактов снизилось примерно на порядок.

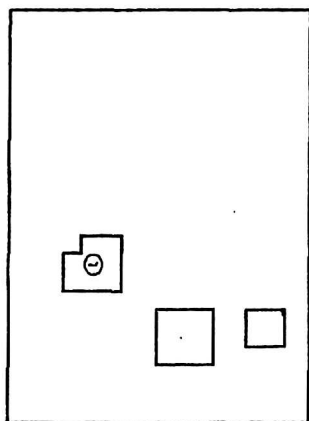


Рис. 3. Целеподобные объекты пространства артефактов, выделенные адаптивной системой. НС-классификатор системы дообучен по информации предыдущего кадра

Для конкретной операционной области возможно дальнейшее улучшение работы системы, вплоть до выделения целевого объекта от целеподобных объектов как методами, представлен-

ными выше, так и с помощью методов, использующих преобразования признаков распознаваемых классов [4] и т. д. Мы считаем, что ни один из методов селекции не дает 100 % гарантии выделения целевого объекта и является одним из этапов, предшествующих принятию решения.

Разработанная методика и алгоритмы адаптивного обучения НС-классификатора в частично открытом пространстве событий, в постоянно изменяющейся среде фоновых объектов, структурированных шумов позволяют существенно (на порядок) повысить качество работы адаптивных систем по селекции объектов в среде артефактов и вести разработку методик функционирования систем в реальной среде и времени.

Л и т е р а т у р а

1. Dasarathy B. V. Adaptive decision systems with extended learning for deployment in partially exposed environments// Optical Engineering. 1995. V. 34. № 5. P. 1269—1280.
2. Casasent D. P. and Barnard E. Adaptive Clustering Optical Neural Net//Applied Optics. 1990. V. 29. № 17. P. 2603—2615.
3. Опарин А. Н., Плеханова И. В., Соловьев Н. Г. Распознавание изображений нейронной сетью инвариантно к аффинным преобразованиям// Оптический журнал. 1996. № 10. С. 4985—4992.
4. Oparin A. N., Plekhanova I. V., Soloviov N. G. Neural Network for invariant of a few image classes// Proc. SPIE. 1998. V. 3402. P. 325—329.

Adaptive recognition system with neural network classifier

A. N. Oparin, I. V. Plekhanova

Siberian Research Institute for Optical Systems, Novosibirsk, Russia

The adaptive recognition system if with neural network classifier is considered. Its operation is simulated in the partly opened space of the events. Results of selection of aerocondition's objects are presented in the artifact's environment.

* * *