

контролируемых УЭЦН, их типов и специфики функционирования. Наряду с этим за счет реализации процедур обучения нейроагенты МНСППР могут приобретать способность не только определять в реальном масштабе времени характер возникающих ситуаций, но и предсказывать возможность возникновения аварийных ситуаций, что обеспечивает существенное снижение вероятности возникновения аварий, поломок и простоев УЭЦН. Последнее обстоятельство свидетельствует об эффективности и перспективности предлагаемого подхода к управлению технологическими процессами нефтегазодобывающих предприятий.

Заключение

Таким образом, предлагаемый в работе подход к построению систем поддержки принятия решений для управления технологическими процессами нефтегазодобывающих предприятий на основе комплексного использования мультиагентных и нейросетевых технологий, позволяет создавать МНСППР, способные не только решать проблемы, характерные для традиционных подходов и создаваемых на их основе систем, но и наделяет их новым качеством – способностью прогнозировать развитие ситуаций. Это дает возможность сделать процедуру управления технологическими процессами более интеллектуальной и эффективной и, как следствие, снизить затраты на внеплановый ремонт УЭЦН и повысить рентабельность нефтегазодобывающих предприятий.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Матвеев С.Н., Осипов А.В., Кузнецов А.Ф. Развитие систем поддержки принятия решений на нефтегазодобывающих предприятиях // Нефтяное хозяйство. Апрель 2005. С.114-117.
2. Коровин С.Я., Матвеев С.Н. Управление информационными потоками // Бурение & нефть. Июль-август 2005. С.40-42.
3. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника. М.: Мир, 1992.

Н.П. Аносова

АЛГОРИТМ ВЫДЕЛЕНИЯ МАЛЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

Задача покадровой (кроскадровой) фильтрации изображений и распознавания движущихся малых объектов на основе анализа их траектории представляется весьма актуальной и интересной как с точки зрения выбора наиболее подходящего метода, так и с точки зрения построения оптимальной модели искусственной нейронной сети (ИНС), реализующий этот метод и удовлетворяющей заданным критериям качества.

В основу предлагаемой модели многослойной нейронной сети положен алгоритм итерационной фильтрации изображения, использующий прямое и обратное вейвлет-преобразование [1].

Известно, что фильтрация является одним из важнейших этапов предобработки при распознавании изображений. Данный этап работы связан с большими вычислительными затратами. Один из классических приемов по уменьшению этих затрат связан с использованием для больших изображений метода скользящего окна, форму которого задают по специальному алгоритму [2]. Однако такой подход порождает ряд проблем при обработке областей изображения, попадающих на границы скользящего окна (к примеру, артефакты изображений, возникающие при сильном JPEG сжатии, вызваны именно этими причинами).

С другой стороны, даже на текущем этапе развития вычислительной техники зачастую остается невозможным обработать все изображение целиком. Таким обра-

зом, в процессе фильтрации изображения актуальной остается задача декомпозиции изображения с последующей корректной обработкой полученных частей [2].

Вейвлет-преобразования с этой точки зрения интересны тем, что позволяют выделить области с грубыми и мелкими деталями изображения и в дальнейшем обрабатывать их по отдельности [3].

Стандартное преобразование растрового изображения начинается вычислением вейвлетных коэффициентов всех строк изображения. Получается образ, в первом столбце которого находится среднее столбцов исходного образа. После этого стандартный алгоритм производит вейвлетное преобразование каждого столбца. Например, при использовании вейвлет-преобразования Хаара получится двумерный массив, в котором самый левый верхний угловой элемент равен среднему всего исходного массива. Остальные элементы верхней строки будут равны средним взвешенным разностям, ниже стоят разности средних, а все остальные пиксели преобразуются в соответствующие разности [3].

Вейвлетные преобразования, подобные преобразованию Хаара, являются поддиапазонными. Они разбивают образ на подобласти, из которых одна область содержит большие числа (средние значения в случае преобразования Хаара), а другие области состоят из малых чисел (разностей в нашем случае). Однако эти области, называемые поддиапазонами, не просто являются семействами больших и малых чисел. Они отражают различные геометрические свойства трансформируемого образа. Рассмотрим результаты поочередного применения к строкам и столбцам первой итерации преобразования Хаара.

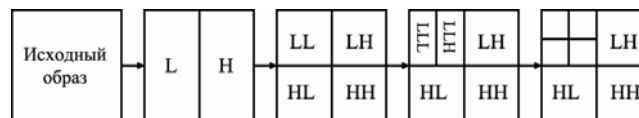


Рис. 1. Декомпозиция изображения

Нижний правый поддиапазон обозначим HH (рис.1), на нем отражаются диагональные особенности образа. Верхний правый поддиапазон содержит вертикальные детали образа, а в нижнем левом поддиапазоне отображаются горизонтальные детали образа соответственно. Обозначим эти поддиапазоны HL и LH.

Верхний левый поддиапазон целиком состоит из средних величин (он обозначается LL). Это квадрант, являющийся уменьшенной копией исходного образа с пониженным качеством.

Квадрант LL при второй итерации разбивается на четыре поддиапазона, характеризующие, в свою очередь, уменьшенное изображение в квадранте LL.

Последующие преобразования формируют в первом пикселе первой строки средневзвешенную сумму всего изображения.

В силу особенностей вейвлет-преобразования Хаара все мелкие детали и шумы изображения сосредоточены в высокочастотном квадранте матрицы коэффициентов, поэтому применение пороговой фильтрации к этому квадранту позволяет удалить значительную часть шумов. Кроме того, можно улучшить качество обработки и фильтрации изображения исследованием нижнего левого и верхнего правого квадрантов матрицы с помощью итерационного процесса. Это особенно актуально, если изображение содержит существенные мелкие фрагменты изображения.

На рис. 2 представлен пример поддиапазонного вейвлет-преобразования исходного слабо зашумленного растрового изображения.

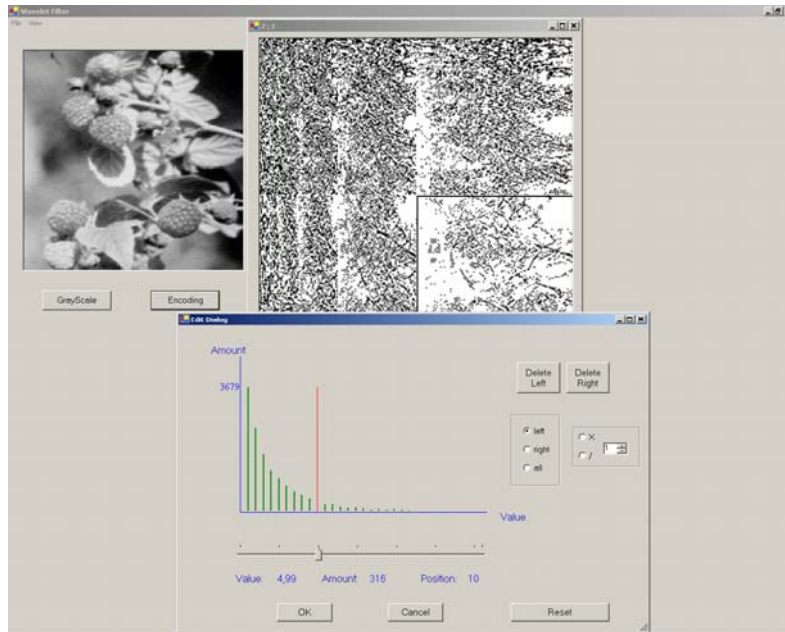


Рис. 2. Прямое вейвлет-разложение

Если, например, в нижнем правом квадранте НН (рис.3) удалить все пиксели слева от выбранного значения по алгоритму промежуточной фильтрации и сделать этот процесс итерационным по всем второстепенным квадрантам вейвлет-разложения исходного изображения, то можно уменьшить шум (число шумовых пикселей) и сократить время и объем восстанавливаемого образа. На заключительной фазе вычислительного эксперимента отфильтрованное изображение подвергается обратному вейвлет-преобразованию.

В отдельных случаях вейвлет-фильтр комбинируется с сетью для грубой фильтрации и сглаживания явно зашумленных пикселей. Суть его работы заключается в попарном сравнении яркости каждого пикселя с соседними, и если разность яркостей превышает пороговое значение в подавляющем большинстве случаев (к примеру 7 из 8), то значение этого пикселя меняется на средневзвешенное значение соседних пикселей. Конкретное значение порога усреднения требует специальной настройки, так как при слишком малом его значении будут теряться мелкие детали изображения, а при слишком большом – не будет фильтроваться значительная часть явных шумов.

Данный механизм позволяет настроить алгоритм фильтрации на конкретные особенности изображения, уточнить задачу выделения малых динамических объектов и выдать основные параметры, необходимые для генерации четырехслойной ИНС прямого распространения [4], реализующий вейвлет-фильтр.

1. На вход сети подается сигнал X_1, \dots, X_n , содержащий помехи.
2. На втором слое сети осуществляется вейвлет-преобразование и блочная нормализация полученной матрицы коэффициентов.
3. На третьем слое сети происходит фильтрация.
4. На последнем слое осуществляется обратное вейвлет-преобразование, которое формирует отфильтрованный сигнал.

Обучение такой сети осуществляется по частям, сначала на основе наборов незашумленных изображений и их нормализованных вейвлет-образов обучается кодирующий блок, затем строится блок декодирования, и на последнем этапе на-

страивается слой фильтрации уже с использованием зашумленных образов. Результирующая нейронная сеть не является полносвязной и сохраняет блочную структуру, характерную для вейвлет-разложения.

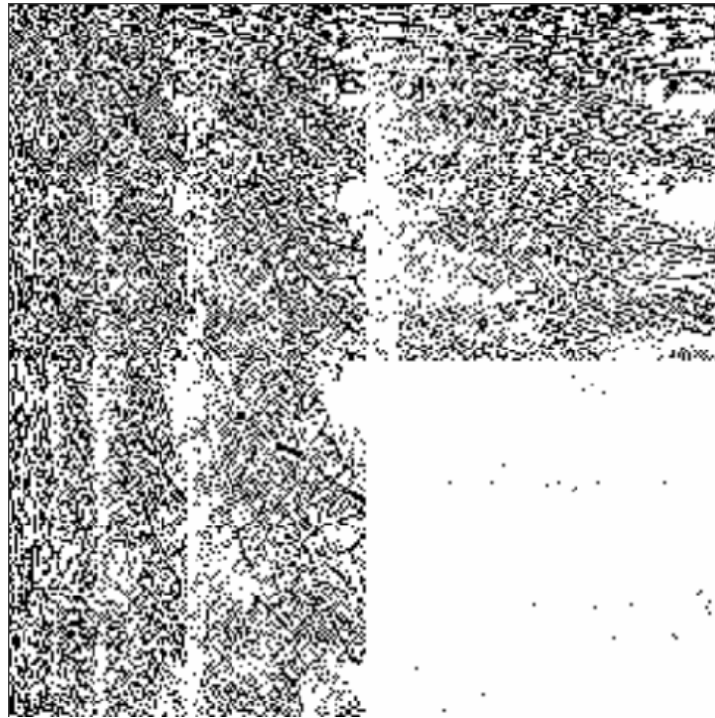


Рис. 3. Фильтрация квадранта НН

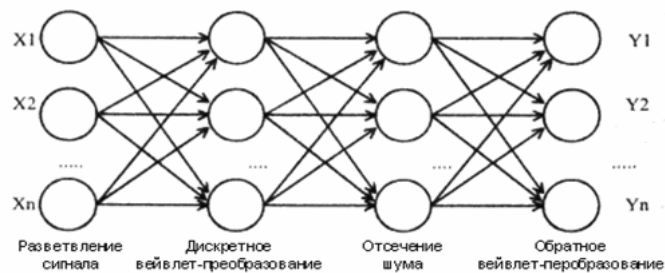


Рис. 4. Структура вейвлет-фильтра

Необходимо отметить, что в зависимости от конкретной задачи для достижения заданного качества фильтрации, возможно, будет достаточно создать сеть, осуществляющую от одной до трех итерации преобразования Хаара.

После фильтрации изображения можно осуществлять его дальнейший анализ для выделения малых динамических объектов. При этом существенным оказывается то, что размер таких объектов может составлять всего несколько пикселей, и выделение контура такого объекта оказывается практически невозможным [5].

Решения задачи выделения малых движущихся объектов на неподвижном фоне состоит из двух этапов. Первый – выделение неподвижного фона по 5-ти кадрам.

- Для каждой точки (x,y) из 5 значений яркости выбираются максимальное и минимальное значения (используется сеть MaxNet).
- Эти значения исключаются (они подаются как дополнительные входы но с обратными знаками).
- По оставшимся трем подсчитывается средневзвешенное значение яркости для текущей точки (x,y).
- Это значение вычитается из значения яркости для точки (x,y) текущего кадра.
- Все значения яркости, меньшие некоторого минимального порога яркости, обнуляются.

Второй этап – обработка полученного изображения многослойной и, возможно, рекуррентной нейронной сетью (выходы этой сети для предыдущего кадра будут служить дополнительными входами для текущего), создающей “область слежения” вокруг предполагаемого местоположения объекта поиска [5].

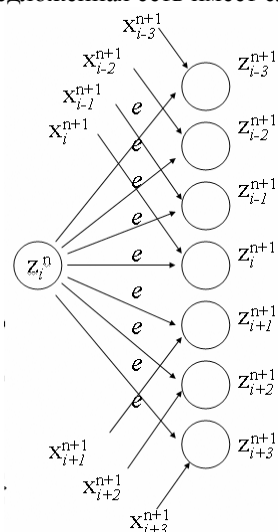
Для простоты можно рассмотреть одномерный случай такой сети.

Каждый z_i^n нейрон на n-м слое сети связан с D (D – диаметр области слежения) нейронами на следующем слое:

$$z_{i-(D-1)/2}^{n+1}, \dots, z_{i-1}^{n+1}, z_i^{n+1}, z_{i+1}^{n+1}, \dots, z_{i+(D-1)/2}^{n+1}.$$

Количество слоев в сети N (при использовании нерекуррентного варианта) соответствует количеству кадров, на протяжении которых можно ожидать появления искомого объекта, если он был зафиксирован на первом кадре. К примеру, если искомый объект не появился на последующих 7 кадрах, то дальнейшее его отслеживание не целесообразно.

Предложенная сеть имеет следующую структуру:



$$w_{ij} = \begin{cases} \varepsilon, & |i - j| \leq D, \\ 0, & |i - j| > D, \end{cases}$$

$$F_j(net) = \begin{cases} 1, & net > 1, \\ 0, & net < \varepsilon, \\ net, & \varepsilon \leq net < 1, \end{cases}$$

где $\varepsilon = 1/K_{убыв}$, $K_{убыв}$ – коэффициент убывания яркости в области слежения ($K_{убыв} > 1$).

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Блаттер К. Вейвлет-анализ. Основы теории. М.: Техносфера, 2004.
2. Гуляева Ю.В., Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры в системах обработки изображений. М.: Радиотехника, 2003.
3. Сэлмон Д. Сжатие данных, изображения и звука. М.: Техносфера, 2004.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002.
5. Аносова Н.П. О некотором подходе к фильтрации изображений и выделению небольших динамических объектов с помощью нейронных сетей // Нейроинформатика и системы ассоциативной памяти. Материалы научной молодежной школы. Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2005. С. 201-206.