

Волошин Н.В.

Проектирование автоматизированных систем распознавания с использованием математического аппарата сетей Петри

Волошин Николай Владимирович, аспирант

Отделение гибридных моделирующих и управляющих систем в энергетике

Институт проблем моделирования в энергетике им. Г.Е. Пухова НАН Украины, г. Киев, Украина

Аннотация. В статье приведены результаты исследований в области обработки изображений. Представлены алгоритмы локализации и идентификации объектов наблюдения с использованием математического аппарата сетей Петри на изображении большого разрешения. Распознавание реализовано на основе метода усиления простых классификаторов с использованием метода локальных бинарных шаблонов.

Ключевые слова: ЛБШ, AdaBoost, распознавание, идентификация, сеть Петри

Введение. Целью работы является разработка и реализация программного комплекса распознавания объектов наблюдения на изображении. Он должен реализовывать как минимум две основные функции: локализацию объекта и его последующую идентификацию. Обработка изображения состоит из следующих последовательных шагов:

- анализ качества изображения;
- подавление шумов;
- выделение граничных характеристик объекта;
- геометрические преобразования;
- поиск и выделение главных признаков.

Цель. В рамках данной работы проводится обзор и применение основных методов цифровой обработки изображения, определены основные алгоритмы фильтрации, сегментации и распознавания, получены основные характеристики изображения. Целью исследования является решение задачи компьютерной идентификации объектов наблюдения, на основе анализа изображений большого разрешения.

Материалы и методы. Метод AdaBoost один из лучших по соотношению показателей (эффективность распознавания) / (скорость работы). Этот детектор основан на усилении простых классификаторов. Усиление простых классификаторов – подход к решению задач классификации, путем комбинирования примитивных "слабых" классификаторов в один "сильный" [4]. Под "силой" классификатора в данном случае понимают эффективность решения задачи классификации. Слабый классификатор имеет вид:

$$h(x, f, p, \Theta) = \begin{cases} 1, & pf(x) < p\Theta \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (1)$$

где f – признак, p – полярность (показывает направление неровности), Θ – пороговое значение.

Финальный сильный классификатор имеет вид:

$$C(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2)$$

где $\alpha_i = \log \frac{1}{\beta_i}$.

Распознавание образов проходит путем использования локальных бинарных шаблонов (ЛБШ). ЛБШ – описание окружности точки изображения в двоичной форме. Оператор ЛБШ, который применяется к точке изображения, использует восемь точек окружности, принимая центральную точку в качестве порога. Пиксели, которые имеют значение больше, чем централь-

ный пиксель (или равны ему), принимают значения "1", те, которые меньше центрального, принимают значение "0". Таким образом, получается восьмиразрядный бинарный код, который описывает окружность пикселя [3].

Изображение разбивается на $k \times k$ областей и в каждой области для каждого пикселя изображения вычисляется ЛБШ-код. Потом все гистограммы областей объединяются в одну гистограмму. Эта гистограмма формирует вектор признаков изображения.

При классификации изображений используется метод нахождения наименьшего расстояния между гистограммами χ^2 . Расстояние между гистограммами S и M определяется по формуле:

$$\chi^2(S, M) = \sum_{j=1}^k \left(\frac{\sum_{i=1}^k (S_{i,j} - M_{i,j})^2}{S_{i,j} + M_{i,j}} \right) \quad (3)$$

В качестве инструмента для изучения и моделирования подобных систем предлагается использовать сеть Петри (СП) [6]. СП в основном состоят из трех основных компонентов: позиций, переходов и дуг. Дуги соединяют позиции с переходами и переходы с позициями. Не существует дуг, которые соединяют переходы-переходы и позиции-позиции напрямую. Каждая позиция содержит ноль или больше маркеров. Векторное представление количества маркеров на всех позициях, определяет состояние СП. Простой граф СП показан на рис. 1.

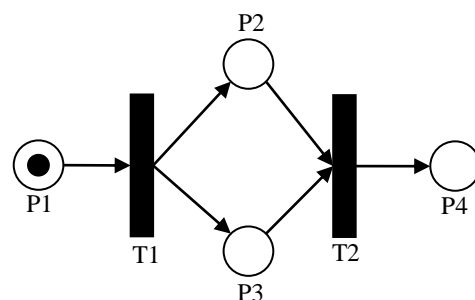


Рис. 1. Граф Сети Петри

Формальная структура СП описывается: (P, T, I, O, S) , где P – множество позиций $\{p_1, \dots, p_n\}$; T – множество переходов; I – множество позиций связанных с помощью дуг в качестве входа в переходы; O – множество позиций, связанных с помощью дуг как выходы из переходов; S – множество функ-

циональных правил, которые содержат маркеры $\{t_1, \dots, t_m\}$.

Формальное определение и состояние СП показанной на рис. 1 (P, T, I, O, S) можно записать так: $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$; $T = \{t_1, t_2\}$; $I = \{\{p_1\}, \{p_2, p_3\}\}$; $O = \{\{p_2, p_3\}, \{p_4\}\}$; $S = \{1, 0, 0, 0\}$.

Результаты. Каждый ЛБШ-код представляет тип микроизображения структуры, а их распределение можно использовать в качестве описания текстуры [1]. Как метод для распознавания используется вышеописанный метод Adaboost. Виды признаков, которые используются для анализа изображения: граничные, линейные, центральные и диагональные.

Таким образом, чтобы распознать объект наблюдения сначала создается набор для классификации. Если говорить о графических файлах и соответствующей информации, то для этих целей наилучшим образом подойдет описание на основе ЛБШ-кодов. Каждый следующий классификатор строится по объектам, неверно классифицированным предыдущими класси-

фикаторами. AdaBoost вызывает слабый классификатор в цикле $t = 1, \dots, T$. После каждого вызова обновляется распределение весов, которые отвечают важности каждого из объектов обучающего множества для классификации. На каждой итерации веса каждого неверно классифицированного объекта возрастают (или аналогично, вес каждого корректно классифицированного объекта уменьшается), таким образом, новый классификатор "фокусируется" на этих объектах. Схематически данный алгоритм представлен на рис. 2 в виде управляющей сети, одной из модификаций сетей Петри [2].

Нечеткая Нейронная Сеть Петри (ННСП) используется в качестве метода для принятия решений. Структура предлагаемой ННСП показана на рис. 3 и 4. Сеть имеет следующие три слоя:

- входной слой, состоящий из n входов;
- слой переходов, который состоит из скрытых переходов;
- выходной слой, состоящий из m выходов.

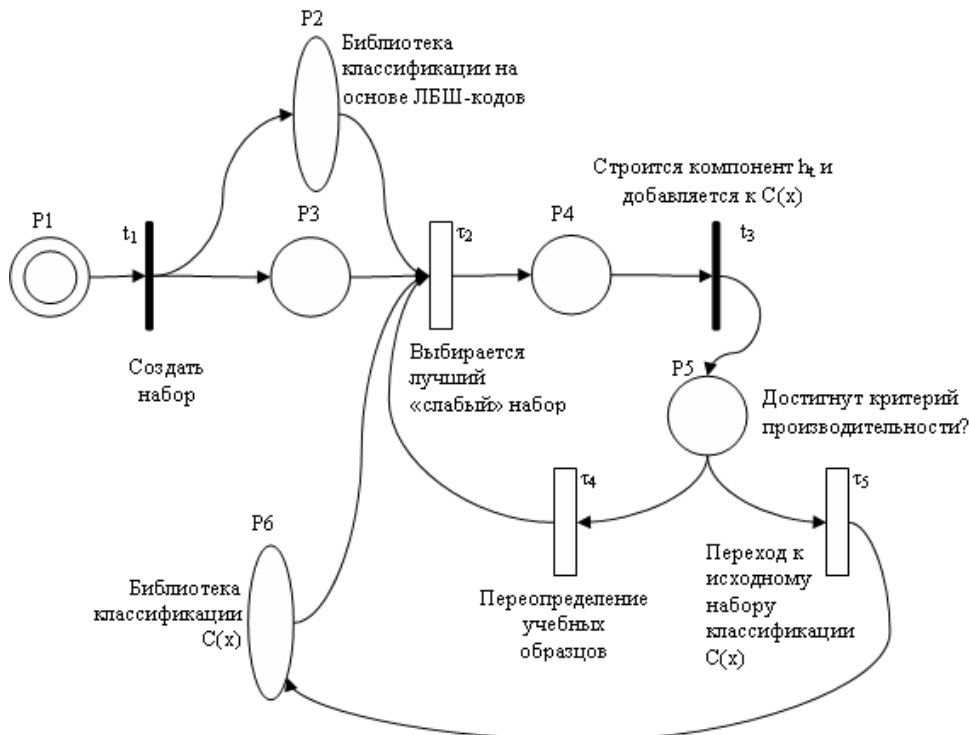


Рис. 2. Алгоритм распознавания

Входы обозначают значения функций. Макропереходы выступают в качестве обрабатывающих модулей. Коммуникации зависят от параметров переходов, которые являются пороговыми значениями и параметров дуг (соединений), которые являются весами. Каждый выход соответствует классу шаблона. Маркировка выходных позиций отражает уровень шаблона на соответствующего класса.

Характеристики сети следующие:

– X_j является маркером j -го входного слоя, который вычисляется функцией треугольного отображения. Вершина данной функции является средним значением входных точек. Длина основы треугольника рассчитывается исходя из разницы между мини-

мальными и максимальными значениями входных сигналов. Этот процесс поддерживает ввод сети на периоде $[0, 1]$.

$$X_j = f(input(j)) \quad (4)$$

где f -треугольная функция:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{x - \min(x)}{\text{average}(x) - \min(x)}, & \text{if } x < \text{average}(x) \\ \frac{\max(x) - x}{\max(x) - \text{average}(x)}, & \text{if } x > \text{average}(x) \\ 1, & \text{if } x = \text{average}(x) \end{cases} \quad (5)$$

– W_{ij} – вес между i -ым переходом и j -ым входом;

– r_{ij} – пороговый уровень, связанный с маркировкой j -го входа и i -го перехода;

– Z_i – активация i -го перехода, который определяется следующим образом:

$$Z_i = \sum_{j=1}^n [W_{ij} S(r_{ij} \rightarrow x_j)] \quad j = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, \text{hidden} \quad (6)$$

– Y_k – маркировка k -ого выхода сформированного переходом, который выполняет нелинейное отображение взвешенных сумм уровней активации переходов Z_i и соединённых связями V_{ki}

$$Y_k = f \left(\sum_{i=1}^{\text{No.of Transitions}} V_{ki} Z_i \right) \quad (7)$$

где f является нелинейной монотонной возрастающей функцией от R к $[0, 1]$.

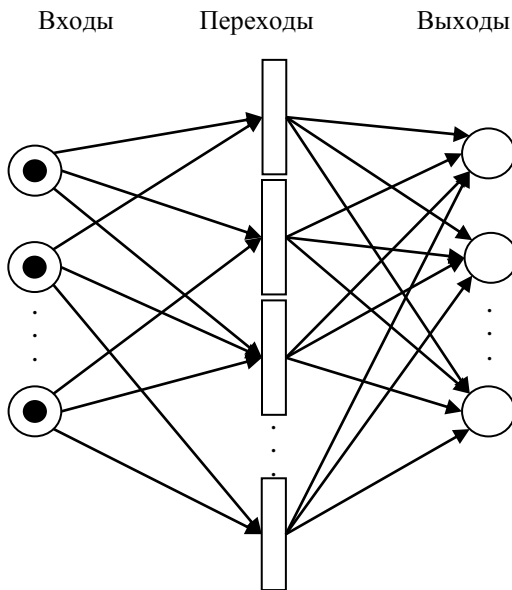


Рис. 3. Структура Нечеткой Нейронной Сети Петри

Процесс обучения сети зависит от минимизации определенного индекса производительности с целью оптимизации параметров сети (весов и порогов). Индекс производительности использует стандартную сумму квадратов ошибок [5].

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - y_k)^2 \quad (8)$$

где t_k – k -ая цель; y_k – k -ый выход. Обновление параметров осуществляется в соответствии с градиентным методом:

$$\text{param}(\text{iter} + 1) = \text{param}(\text{iter}) - \alpha \nabla_{\text{param}} E \quad (9)$$

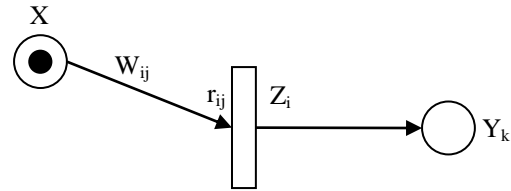


Рис. 4. Часть обозначений выхода сети

где $\nabla_{\text{param}E}$ – градиент производительности индекса E по отношению к сети параметров, α – скорость обучения коэффициентов, iter – счетчик итераций.

Нелинейная функция, связанная с выходом, описывается следующим образом:

$$y_k = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum Z_i V_{ki}\right)} \quad (10)$$

Каждый признак объекта наблюдения проецируется на свою зону, которая отвечает за определенный класс объектов наблюдения. Некоторые признаки выступают как независимые от других, а остальные состоят в так называемых группах и, соответственно, объединяются в некоторые системы или классы. Сегментация используется для извлечения целевых данных из входящих признаков для формирования вывода.

Выводы. В данной работе описан алгоритм локализации объектов наблюдения, а также их последующая идентификация на изображении. Данный подход может найти применение и применяется при разработке и реализации программного комплекса распознавания объектов наблюдения на изображении большого разрешения. Распознавание реализовано на основе метода усиления простых классификаторов с использованием метода локальных бинарных шаблонов.

ЛІТЕРАТУРА (REFERENCES TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Волошин М.В. Моделі опису об'єкта та достовірність ідентифікації в системах комп'ютерного зору // Восточно-Европейський журнал передових технологій. – 2010. – №4/7 (46) – с. 56-63.
Voloshin M.V. Modeli opysu ob'yekta ta dostovirnist' identyfikatsiyi v systemakh kompyuternoho zoru [Description of the object model and the accuracy of its identification in computer vision systems] // East European Journal of Enterprise Technologies. – Kharkov, 2010. – № 4/7 (46). – P. 56-63
2. Кузьмук В.В., Супруненко О.О. Модифицированные сети Петри и устройства моделирования параллельных процессов: Монография. – К.: Маклаут, 2010. – 252 с.
Kuzmuk V.V., Suprunenko O.O. Modifitsirovaniyye seti Petri i ustroystva modelirovaniya parallel'nykh protsessov [Modified Petri nets and tools for modeling parallel processes]: Monograph. - K.: Maklout, 2010. – 252 p.
3. Маслий Р.В. Использование локальных бинарных шаблонов для распознавания лиц на полутонных изображениях // ВНТУ. – 2008. – №4. – 1-6 с.
Masliy R.V. Ispol'zovaniye lokal'nykh binarnykh shablonov dlya raspoznavaniya lits na polutonovykh izobrazhebiyakh [Using local binary patterns for face recognition on halftone images] // VNTU. – 2008. – №4. – P. 1-6
4. Viola P., Jones M. Robust Real-Time Face Detection // International Journal of Computer Vision. – 2004. – №57(2). – P. 137-154.
5. Awais M., Habib-ur-Rehman Recognition of Arabic phonemes using fuzzy rule base system // Proceedings of 7th Int. Multi Topic Conf. INMIC-2003, 2003 – P.367-370
6. Ashon S.I. Petri net models of fuzzy neural networks // IEEE Trans. Syst. Man Cybern, №25(6), 1995 – P. 926-932

Voloshin N.V. Designing of automated recognition systems using the mathematical formalism of Petri nets

Abstract. The article is presents the results of researching by image processing. The algorithms of location and identification of objects with using the mathematical formalism of Petri nets on the high resolution image are presented in this article. Identification is realized with using of AdaBoost method and the local binary patterns.

Keywords: *LBP, AdaBoost, recognition, identification, Petri net*