

УДК 004.932.72'1

С.Г. АНТОЩУК, Н.А. ГОДОВИЧЕНКО

## МОДЕЛИРОВАНИЕ СОБЫТИЙ В ВИДЕОПОТОКЕ С ПОМОЩЬЮ СТОХАСТИЧЕСКИХ СЕТЕЙ ПЕТРИ

*Одесский национальный политехнический университет  
65044, пр. Шевченко, 1, Одесса, Украина*

**Аннотация.** Предложена модель событий на основе модифицированной сети Петри для задачи распознавания событий в видеопотоке. Введен новый тип переходов – временной стохастический переход для моделирования событий с вариативной продолжительностью. На основе отношений темпоральной логики предложено представление временных отношений между компонентами событий. Для вероятностного предсказания наступления будущих событий предложено строить марковскую цепь на основе разметки сети Петри. Проведено тестирование предложенной модели на основе обучающей выборки.

**Ключевые слова:** распознавание событий, модель событий, семантические модели, сеть Петри, марковская цепь, вероятностное предсказание.

**Анотація.** Запропонована модель подій на основі модифікованої мережі Петрі для задачі розпізнавання подій у відеопотоці. Введено новий тип переходів – часовий стохастичний перехід для моделювання подій з варіативною тривалістю. На основі відношень темпоральної логіки запропоновано представлення часових відносин між компонентами подій. Для імовірнісного передбачення настання подій запропоновано будувати марківській ланцюг на основі розмітки мережі Петрі. Проведено тестування запропонованої моделі на основі навчальної вибірки.

**Ключові слова:** розпізнавання подій, модель подій, семантичні моделі, мережа Петрі, харківський ланцюг, імовірнісне передбачення.

**Abstract.** The event model based on a modified Petri net for the problem of event recognition was proposed. The new type of transition – stochastic transition for the simulation of events with elective duration was introduced. Representation of temporal relations between the components of the event based on temporal logic was proposed. For the probabilistic prediction of future events a Markov chain based on Petri net markup was introduced. Testing of the proposed model was conducted.

**Keywords:** event recognition, event model, semantic model, Petri net, Markov Chain, probabilistic prediction.

### ВВЕДЕНИЕ

Одним из важных направлений в развитии систем искусственного интеллекта является разработка систем восприятия семантически значимой информации в видеопотоке. Такие системы могут быть использованы в качестве отдельного модуля при разработке интеллектуальных систем видеонаблюдения для охранных систем, при построении систем поиска значимой информации в видеопоследовательности и т.д.

Разработка систем распознавания событий связана с решением двух ключевых задач [1]:

1) задача извлечения данных из видеоряда. Она заключается в необходимости разработки алгоритмов и методов, предназначенных для преобразования информации на видео во множество конструкторов (объектов и их описаний), которые характеризуют видеопоследовательность;

2) задача представления и распознавания значимых событий. Она состоит в поиске формального метода описания событий (пространственных, временных и логических отношений между конструкторами)

для их последующего анализа и распознавания.

Под событиями, в данном случае, понимаются семантически значимые явления в видеопотоке, которые имеют иерархическую структуру и определяются в виде совокупности пространственных, временных и логических отношений между событиями меньшего семантического уровня (они называются *подсобытиями*).

В большинстве случаев, для формального описания событий используют определенную модель, которую принято называть модель событий [2]. В качестве входных данных, модель событий использует информацию, полученную на этапе извлечения данных, после чего делается вывод о том, произошло ли определенное событие или нет. Исходя из этого, модель событий должна иметь достаточную выразительную мощьность для описания даже самых сложных событий, а также уметь моделировать сложные пространственные, временные, логические, структурные и другие виды отношений между подсобытиями и примитивами, полученными на этапе извлечения данных [3].

Выбор подходящей модели для ее последующего использования в качестве модели событий, является нетривиальной задачей, которой посвящено немало работ в области распознавания видеособытий [4-8]. Модель должна иметь достаточную выразительную мощьность для моделирования сложных иерархических отношений и, в то же время, быть реализуемой на практике.

В результате анализа различных подходов к построению модели событий, авторами был сделан вывод о том, что наиболее предпочтительным является использование семантических моделей. Преимуществом семантических моделей перед другими моделями является возможность учета временных, пространственных и логических отношений между подсобытиями. Кроме того, важным свойством семантических моделей является возможность распознавания неполных событий. Особенно эти преимущества важны, когда описание событий включает качественные термины и описания на естественном языке.

Среди различных семантических моделей наиболее перспективной является сеть Петри [9, 10]. Механизм, заложенный в сети Петри, позволяет легко моделировать несеквенциальные временные отношения, равно как и другие семантические отношения между подсобытиями. Кроме того, графическое представление модели обеспечивает ее компактность.

Модель событий, основанная на сети Петри, позволяет моделировать временные, пространственные и логические композиции, реализовывать иерархию, параллелизм, частичное упорядочение событий и подсобытий.

### МОДИФИЦИРОВАННАЯ СЕТЬ ПЕТРИ

Сеть Петри представляет собой двудольный ориентированный граф (рис. 1):

$$N = \langle P, T, * \rangle, \quad (1)$$

где  $P = \{p_i\}$  – множество позиций (мест);  $T = \{t_i\}$  – множество переходов; \* – отношение между вершинами, соответствующее дугам графа.

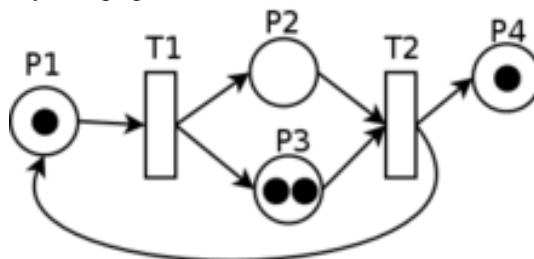


Рис. 1. Представление сети Петри в качестве графа

Маркировкой сети Петри называется функция  $\Phi$ , которая каждой позиции ставит в соответствие целое неотрицательное число. Маркировка характеризуется вектором:

$$\Phi = \langle \Phi(p_1), \dots, \Phi(p_n) \rangle, \quad (2)$$

Для того, чтобы использовать сеть Петри для распознавания событий на видео, ее предложено модифицировать следующим образом:

- компонентам сети Петри необходимо соотнести новые функции, которые они будут выполнять в модели событий;
- для учета временных отношений между подсобытиями вводятся стохастические временные переходы;

- необходимо предусмотреть представление подсобытий с помощью компонентов сети Петри, а также взаимодействие этих компонентов для моделирования различных отношений между подсобытиями;

- для лучшей практической реализации предусмотрено построение единой сети для моделирования всех значимых в данной системе событий, вместо практики моделировать каждое событие отдельной сетью;

- для вероятностного предсказания наступления тех или иных событий, в качестве вспомогательной модели предусмотрено построение цепи Маркова, которая призвана моделировать вероятности переходов между состояниями в сети Петри.

Структура модифицированной сети статична и проектируется вручную с помощью семантического знания о предметной области, однако, параметры сети динамичны и могут быть получены с помощью обучения и используются для предсказания событий исходя из текущего состояния системы.

В качестве параметров сети выступают временные параметры (значения отрицательного экспоненциального распределения) для временных стохастических переходов, а также вероятности переходов в цепи Маркова.

**Функции компонентов сети Петри.** Для моделирования событий с помощью сети Петри используется парадигма объектной сети Петри. В модифицированной сети, компоненты объектной сети Петри имеют следующие функции:

- метки представляют акторы или статические объекты, распознанные в видеопоследовательности. Каждая метка имеет набор свойств, которые представляют свойства акторов или объектов;

- позиции представляют собой возможные состояния акторов или объектов. Позиция, содержащая более одной метки, означает группу объектов в одном и том же состоянии;

Также, следует учесть, что метки в модифицированной сети могут иметь свойства, связанные с информацией, полученной на этапе извлечения данных из видеопоследовательности (трек объекта, физические параметры, направление и т.д.). Следовательно, для срабатывания перехода, определенные свойства объектов должны удовлетворять определенным значениям, а также требовать наличия определенных отношений между объектами.

В модифицированной сети, переход может быть открытым в следующих случаях:

- каждая входящая позиция, соединенная с переходом обычным ребром, содержит метки, которые удовлетворяют условиям перехода и количество таких меток больше либо равно кратности ребер, соединяющих позицию с переходом;

- каждая входящая позиция, соединенная с переходом ингибиторным ребром, содержит строго меньше меток, чем кратность ребер, соединяющих эту позицию с переходом.

**Временные стохастические переходы в сети Петри.** Модифицированная сеть Петри не меняет правило срабатывания перехода, которое установлено стандартной сетью Петри. При срабатывании перехода, метки из позиций, соединенных с переходом выходящими ребрами перемещаются в позиции, соединенные с переходом входящими ребрами.

В модифицированной сети, изменение состояния, как правило, является результатом инициирования или завершения некоторого подсобытия, либо удовлетворением некоторых условий перехода. Модифицированная сеть использует механизм обобщенных стохастических сетей Петри, согласно которому существует два вида переходов: мгновенный переход и временной стохастический переход, задержка срабатывания которого определяется отрицательным экспоненциальным распределением.

В общем случае, в модифицированной сети Петри, с помощью временных стохастических переходов моделируются события, занимающие определенный временной промежуток, тогда как мгновенные переходы используются для моделирования проверки условий или отношений.

Таким образом, вероятность задержки срабатывания каждого временного перехода задается с помощью функции плотности вероятности:

$$D_n = 1 - e^{-\frac{t_n}{\mu_n}}, \quad (3)$$

где  $t_n$  – время срабатывания временного перехода  $n$ ;  $\mu_n$  – средняя задержка временного перехода  $n$ .

В процессе обучения модели необходимо оценить параметр  $\mu_n$  для каждого перехода  $n$ . Для этого необходимо не позволить сработать временному переходу и вычислить среднее время, в течение которого переход имеет возможность сработать.

**Представление подсобытий с помощью компонентов сети Петри.** Для представления подсобытий с помощью сети Петри используется специальный фрагмент, который моделирует

атомарное подсобытие, из которых состоит представляемое событие. Этот фрагмент может быть представлен двумя способами.

Первый способ представления подсобытий используется при отсутствии временных отношений с другими подсобытиями. В этом случае подсобытие представлено в виде последовательной структуры «позиция-переход-позиция» (рис. 2).

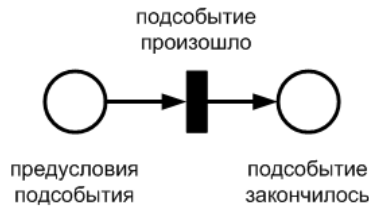


Рис. 2. Представление подсобытий с помощью сети Петри без учета временных отношений

Если метка перешла в первую позицию, это означает, что предусловия подсобытия были выполнены. Переход представляет наступление подсобытия, а последняя позиция означает, что подсобытие было закончено. Такое представление подсобытия позволяет участвовать в логических и пространственных отношениях с другими подсобытиями.

В случае, когда известно, что подсобытие принимает участие во временных отношениях с другими подсобытиями, используется второе (расширенное) представление подсобытия в виде последовательной структуры «позиция-переход-позиция-переход-позиция» (рис. 3).

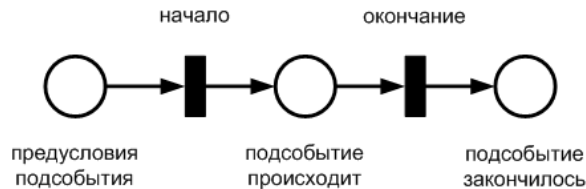


Рис. 3. Представление подсобытий с помощью сети Петри с учетом временных отношений

Первая и последняя позиция аналогична первой и последней позиции в первом варианте – предусловия подсобытия были выполнены и подсобытие закончилось. Средняя позиция представляет состояние «подсобытие совершается». Первый переход указывает на начало подсобытия, а второй переход указывает на окончание подсобытия.

**Моделирование временных отношений.** Моделирование даже самых простых событий невозможно без учета временных отношений между событиями и их компонентами. Временные отношения могут варьироваться от самых простых отношений следования до отношений частичного упорядочения, конкуренции и параллельного следования цепочек подсобытий [11].

Моделирование временных отношений в рамках сети Петри предлагается реализовать путем соединения фрагментов подсобытий специальным образом. Подсобытия, с точки зрения времени, представляют собой временные интервалы, взаимоотношение которых, согласно работе [12], может быть описано с помощью семи возможных вариантов отношений между некоторыми временными интервалами (рис. 4).

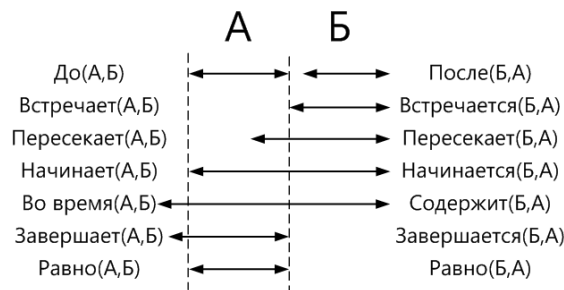


Рис. 4. Отношения между временными интервалами А и Б

**Вероятностное предсказание будущих событий.** Для улучшения результатов работы модели предложено использовать механизм обучения с целью вероятностного предсказания наступления событий. Так как сеть Петри является детерминистической моделью и не обладает вероятностными механизмами, было предложено использовать вспомогательную вероятностную модель, которая строится на основе сети Петри и позволяет предсказать вероятность наступления события, основываясь на текущем состоянии системы. В качестве такой вероятностной модели предложено использовать цепь

Маркова с дискретным временем, которая будет строиться на основе разметки сети Петри.

Комбинация модели, основанной на сети Петри и изначальной разметки, дает возможность построить граф достижимости, в котором каждая позиция представляет собой состояние системы. Дуга, исходящая от  $M_1$  к другой позиции  $M_2$  означает, что разметка  $M_2$  достижима из разметки  $M_1$ .

Для моделирования этих отношений в сети Петри необходимо определенным образом соединить два фрагмента подсобытий, чтобы получившаяся конструкция явно и недвусмысленно отражала это отношение. Разработаны соответствующие конструкции (рис. 5).

Граф достижимости определяет пространство возможных состояний в модели, однако, вероятность в данном пространстве распределена неравномерно. Фактически, бóльшая вероятность сконцентрирована в небольшом количестве позиций относительно большого количества всех возможных разметок. Другими словами, общее количество вариантов разметок довольно большое, на практике будет наблюдаться лишь небольшое подмножество разметок.

Возможное количество разметок в модели с  $n$  позициями и  $t$  метками представляет собой рекуррентное соотношение:

$$\Pi(t, n) = 1 + \sum_{i=1}^t \Pi(i, n - 1). \quad (4)$$

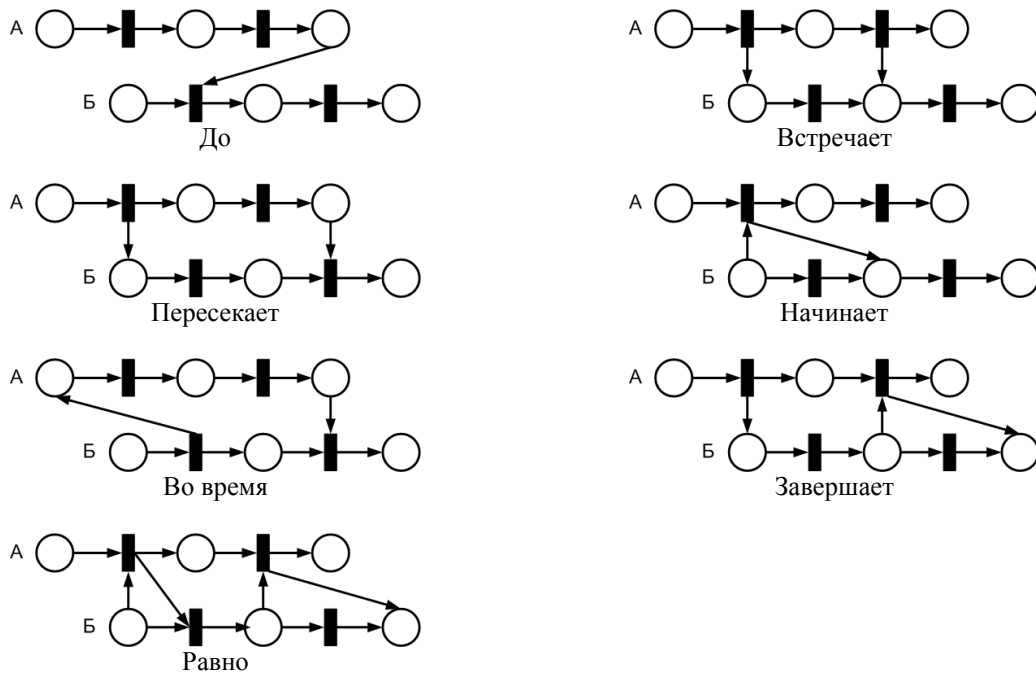


Рис. 5. Моделирование отношений между временными интервалами в сети Петри

Распределение вероятности во множестве разметок может быть получено с использованием данных наблюдения, которые могут рассматриваться как экземпляры распределения.

Если воспользоваться марковским предположением, то это позволит построить цепь Маркова с дискретным временем, которая представляет совместную вероятность последовательности отдельных разметок. Такая цепь может быть использована для предсказания будущих состояний или оценивать вероятность достижения некоторого состояния из текущего состояния.

Предлагается строить цепь Маркова динамически из обучающей выборки. Предполагается, что обучающая последовательность является репрезентативным экземпляром распределения в паттернах событий. Таким образом, обучающая последовательность содержит в себе все существенные разметки (состояния системы). Каждая встречающаяся разметка в обучающей выборке соотносится с определенным состоянием в цепи Маркова. Вероятности для перехода состояния в цепи Маркова напрямую вычисляются из обучающей выборки согласно формуле

$$\lambda_{n,k} = \frac{N_{n,k}}{N_n}, \quad (5)$$

где  $\lambda_{n,k}$  – вероятность метки перейти из позиции  $n$  в позицию  $k$ ;  $N_{n,k}$  – количество распознанных переходов;  $N_n$  – количество возникших меток в позиции  $n$ .

## ВЫВОДЫ

Для проверки работоспособности модели, в качестве обучающей выборки, были использованы видеоролики из баз данных VIRAT Video Dataset и CAVIAR Test Case Scenarios, которые были объединены в сценарии «Парковочная стоянка» и «Вход в здание». В качестве моделей для сравнения использовалась нейронная сеть и модель P-net, которая основана на байесовской сети. Результаты тестирования показали, что предложенная сеть при нахождении значимых событий дает лучшие результаты по сравнению с моделями-конкурентами (рис. 6, 7)

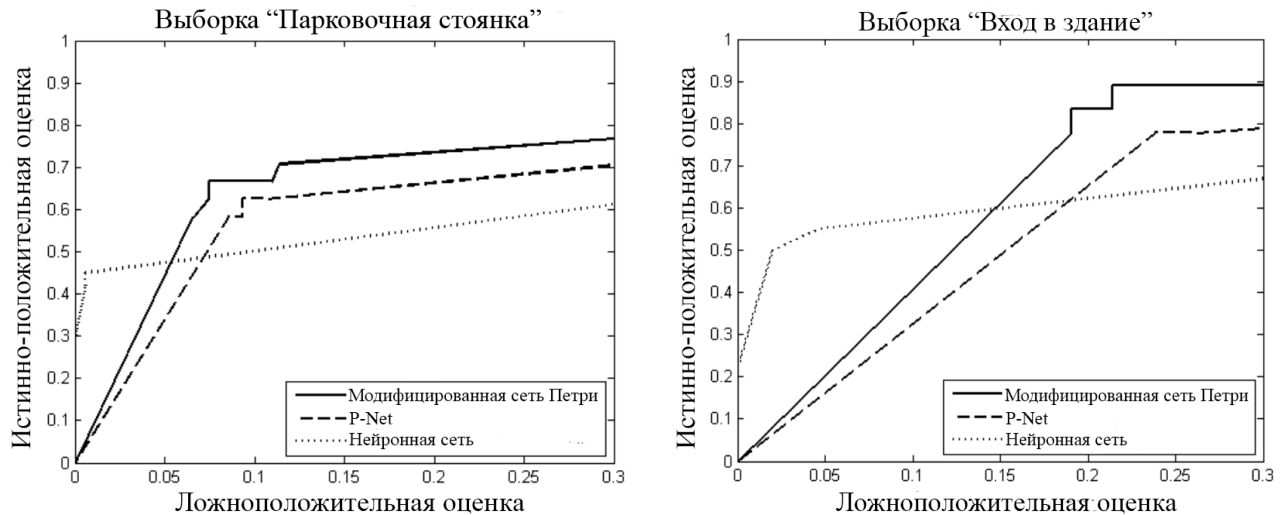


Рис. 6. Результаты тестирования для сценариев «Парковочная стоянка» и «Вход в здание»

Однако среди недостатков сети Петри следует выделить то, что построение сети Петри происходит вручную с помощью знаний о предметной области, в которой происходит распознавание событий. Это может привести к неоднозначностям при построении модели, а также к проблемам с масштабируемостью модели.

Другим недостатком является детерминистическая природа сети Петри. Использование сети Петри предполагает, что информация, полученная на этапе извлечения данных, является безошибочной, тогда как вероятностные модели (например, байесовская сеть) имеют механизмы для коррекции ошибок входных данных.

Исходя из этого, перспективным является разработка моделей, которые сочетают преимущества семантических моделей для формального описания значимых событий с возможностью вероятностных моделей учитывать ошибки извлечения данных.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hu W. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors / W. Hu, T. Tan, L. Wang, S. Maybank // *Systems, Man and Cybernetics, Part C*. – 2004. – №4. – P. 334-352.
2. Ghanem N. Representation and recognition of events in surveillance video using Petri Nets / N. Ghanem, D. DeMenthon, D. Doermann, L. Davis // *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*. – 2004. – №1. – P. 112-132.
3. Medioni G. G. Event detection and analysis from video streams / G. G. Medioni, I. Cohen, F. Bremond, S. Hongeng, R. Nevatia // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2001. – №8. – P. 873-889.
4. Cohn A. G. Towards an architecture for cognitive vision using spatio-temporal representations and abduction / A. G. Cohn, D. R. Magee, A. Galata, D. Hogg, S. M. Hazarika // *In Spatial Cognition*. – 2003. – №2. – P. 232-248.
5. Buxton H. Generative Models for Learning and Understanding Dynamic Scene Activity / H. Buxton // *ECCV Workshop on Generative Model Based Vision*. – 2002. – P. 154-169.
6. Howarth R. J. Conceptual descriptions from monitoring and watching image sequences / R. J. Howarth, H. Buxton // *Image and Vision Computing*. – 2000. – №18. – P. 105-135.
7. Bobick A. F. Movement, activity and action: The role of knowledge in the perception of motion / A. F. Bobick // *Royal Society Workshop on Knowledge-based Vision in Man and Machine*. – 1997. – №6. – P. 1257-1265.

8. Ng A. Y. On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive Bayes / A. Y. Ng, M. I. Jordan // *Neural Information Processing Systems*. – 2001. – №1. – P. 841-848.
9. Ulusoy I. Generative versus discriminative methods for object recognition / I. Ulusoy, C. M. Bishop // *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2005. – №2. – P. 258-265.
10. Коваленко Н. В., Годовиченко Н. А. Модель системы семантического анализа видеопотока для выявления девиантного поведения объектов интереса / Н. В. Коваленко, Н. А. Годовиченко // *Искусственный интеллект*. – 2012. – №4. – С. 124-132.
11. Hongeng S. Multi-agent event recognition / S. Hongenhg, R. Nevatia // *International Conference on Computer Vision*. – 2001. – P. 84-93.
12. Allen F. J. Actions and Events in Interval Temporal Logic / J. F. Allen, G. Ferguson // *Journal of Logic and Computation*. – 1994. - №4(5). – P. 531 – 579.

Поступила в редакцию 15.11.2013г.

**АНТОЩУК С.Г.** – докт. техн. наук, профессор, заведующая кафедрой информационных систем Одесского национального политехнического университета, Одесса, Украина.

**ГОДОВИЧЕНКО Н.А.** – аспирант, ассистент кафедры информационных систем Одесского национального политехнического университета, Одесса, Украина.