

О разработке методов и алгоритмов на основе объектно-ориентированного логического программирования для видеомониторинга лабораторных крыс

А.А. Морозов¹, О.С. Сушкова¹

¹Институт радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН, Моховая 11-7, Москва, Россия, 125009

Аннотация. Рассмотрена проблема интеллектуального видеомониторинга поведения лабораторных животных во время нейрофизиологического эксперимента средствами объектно-ориентированного логического программирования. Нейрофизиологический эксперимент проводится с целью изучения судорожной активности головного мозга, поэтому видеозапись, фиксирующая поведение лабораторного животного, осуществляется одновременно с записью ЭЭГ-сигналов мозга. Целью нейрофизиологического эксперимента является когнитивное тестирование подопытных животных. Существенной особенностью условий проведения эксперимента является то, что он осуществляется в том же боксе, где животное живёт, то есть, видеосъёмка осуществляется на фоне подстилки из опилок, что значительно затрудняет распознавание контура тела животного. Дополнительные трудности возникают вследствие того, что голова животного связана с кабелем, и хаотические движения кабеля приводят к ошибкам алгоритмов распознавания. В статье рассматриваются задачи низкоуровневого анализа видео, а также логические методы анализа поведения животного. Методы и алгоритмы реализованы на объектно-ориентированном логическом языке Акторный Пролог.

1. Введение

В последние годы автоматизация нейрофизиологических экспериментов над животными стала одним из важных направлений в области компьютерного зрения и интеллектуального видеомониторинга [1, 2]. Методы компьютерного зрения позволяют автоматизировать рутинные операции по оценке поведения лабораторных животных, и, что гораздо важнее, сделать эти оценки независимыми от экспериментатора. Как правило, в нейрофизиологическом эксперименте важно не абсолютное количество событий (например, каких-либо действий, совершаемых лабораторным животным), а изменение количества этих событий под воздействием каких-либо экспериментальных условий. Более того, очень часто невозможно оценить точно абсолютное количество таких событий, так как поведение животного может не быть отчётливо выражено; в таких случаях распознавание искомым событий существенно зависит от опыта и субъективной оценки экспериментатора. На качество распознавания событий может влиять также и текущее состояние экспериментатора, например, его усталость или его представления о важности тех или иных событий в эксперименте, причём эти субъективные представления

тоже могут изменяться со временем. В этих условиях для корректного проведения нейрофизиологических исследований очень важно обеспечить постоянство и единообразие распознавания искомым элементов поведения подопытных животных. Это единообразие может быть обеспечено только с помощью автоматических методов анализа видео. Другой важной проблемой, которая может быть решена только с помощью автоматического видеонаблюдения, является стандартизация нейрофизиологических экспериментов и воспроизводимость [3] полученных нейрофизиологических закономерностей независимыми исследователями в разных лабораториях.

В настоящее время, для исследователей-нейрофизиологов доступно свободно распространяемое и коммерческое программное обеспечение для анализа поведения лабораторных животных [4, 5, 6, 7, 8]. Тем не менее, у экспериментаторов постоянно возникают задачи, для решения которых требуется анализ видео, выходящий за рамки возможностей существующих систем. Для решения таких задач целесообразно использовать языки программирования высокого уровня, специализированные для решения задач интеллектуального видеонаблюдения. В данной работе рассмотрена одна из таких задач видеомониторинга лабораторных крыс и средства программирования, использованные для её решения.

Видеоизображения, анализируемые в данной статье, получены в экспериментах по изучению судорожной активности головного мозга. Осуществлялись одновременно запись ЭЭГ животного и видеозапись его поведения. Сопоставление данных ЭЭГ и поведения необходимо, в частности, потому, что резкие движения животного могут приводить к появлению в ЭЭГ-записях сигналов, похожих на эпилептические разряды. Поэтому одной из задач видеонаблюдения является распознавание резких движений животного и использование этой информации при интерпретации результатов эксперимента. Другой задачей является анализ поведения животного при когнитивных тестах (таких как социальное опознавание и опознавание нового объекта). Существенной особенностью анализируемых видеозаписей является то, что эксперименты проводились в том же боксе, где животное живёт, то есть, на подстилке из опилок. Цвет шерсти крысы мало отличается от цвета опилок, поэтому выделение контура животного является сложной задачей.

Первые эксперименты с видеомониторингом показали, что методы выделения объектов, реализованные в коммерческих системах видеонаблюдения на основе анализа яркости и цвета изображений, равно как и на основе вычитания фона, не могут обеспечить стабильное распознавание лабораторных животных. Поэтому для решения задачи распознавания лабораторных крыс были применены более сложные, текстурные, методы низкоуровневого анализа видеоизображений, реализованные в системе логического программирования Акторный Пролог [9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16]. Текстурные методы анализа изображений обеспечивают надёжное распознавание животных на подстилке из опилок за счёт снижения пространственного разрешения распознавания. На практике это приводит к тому, что не удаётся получить точную информацию о форме животного и, как следствие, применить наиболее мощные методы распознавания поз и действий на основе принципа активного контура [5]. Для распознавания поведения лабораторных животных авторами были разработаны логические методы, основанные на анализе информации о пространственном положении и скорости объектов, которую удаётся получить с помощью низкоуровневых методов анализа изображений, реализованных в языке Акторный Пролог:

- (i) Координаты и скорость центра тяжести тела лабораторного животного, получаемые с помощью текстурных методов анализа изображений.
- (ii) Координаты ЭЭГ-шапочки животного, соединяющей голову животного с ЭЭГ-кабелем, получаемые с помощью цветовых методов анализа изображений.
- (iii) Точные координаты дополнительных предметов в клетке, получаемые также с помощью цветовых методов анализа изображений.

Авторы разработали набор логических правил, описывающий исследовательское поведение лабораторной крысы. Используя эти логические правила, удаётся с приемлемой точностью распознавать требуемое поведение лабораторных животных в когнитивных тестах.

В первой части статьи описан логический подход к интеллектуальному видеонаблюдению и основные средства системы логического программирования Акторный Пролог, использованной для анализа поведения лабораторных животных. Во второй части статьи рассказывается об условиях проведения нейрофизиологического эксперимента и особенностях обрабатываемых видеоданных. В третьей части статьи рассмотрена экспериментальная программа для анализа видео, написанная на Акторном Прологе, и обсуждаются результаты эксперимента.

2. Метод логического программирования интеллектуального видеонаблюдения

Использование математической логики и логического программирования для анализа видеоизображений ранее было разработано в таких исследовательских проектах как W⁴ [17], VidMAP [18], VERSA [19], LTAR [20], RoboSherlock [21], Actor Prolog [16] и др. Идея логического подхода к интеллектуальному видеонаблюдению заключается в том, что для описания и распознавания искомым объектов, ситуаций и событий используются логические формулы (правила). Преимущество логического подхода по сравнению с другими подходами к анализу видео можно сформулировать следующим образом. В соответствии с принятой классификацией [22], различают понятия «действие» и «поведение» объекта видеонаблюдения. Поведением называют действия, осуществляемые в определённом контексте. Таким контекстом может быть, например, информация о месте, времени и действующих лицах, осуществляющих действия, которая, в частности, может позволить оценить правильность или, наоборот, опасность наблюдаемых действий. Распознавание поведения объекта является, таким образом, более сложной задачей, чем распознавание составляющих его действий. Для распознавания поведения необходимо описывать и анализировать контекст анализируемых действий, и математическая логика является инструментом, который наилучшим образом подходит для описания контекста событий и действий, так как она была создана именно для этих целей.

Акторный Пролог является объектно-ориентированным логическим языком, то есть, вмещает в себе выразительные возможности логического и объектно-ориентированного программирования [23, 24, 25, 26]. Сочетание логического и объектно-ориентированного подходов к программированию существенным образом увеличило сферу применения логического программирования. В частности, объектно-ориентированные средства позволили решить проблему неэффективности хранения и обработки больших массивов данных (таких как видеоизображения) в логических языках. Проблема заключается в том, что в обычных логических языках массивы данных приходится описывать с помощью структур и списков, которые соответствуют сколемовским функциям [27] логики предикатов первого порядка. В объектно-ориентированных логических языках массивы данных могут быть скрыты в экземплярах встроённых классов и обрабатываться так же эффективно, как в процедурных языках программирования.

Метод объектно-ориентированного логического программирования интеллектуального видеонаблюдения ранее был разработан для распознавания аномального поведения людей [9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16]. Метод заключается в том что:

- (i) Обработка видеопотока разделена на этапы низкоуровневой и высокоуровневой обработки.
- (ii) Низкоуровневая обработка включает в себя вычитание фона, выделение блоков, построение траекторий и графов движения блоков и т.п. Низкоуровневая обработка осуществляется непосредственно на массивах видеоданных с помощью встроённых

классов логического языка. Встроенные классы реализованы на процедурном языке, что обеспечивает необходимую скорость обработки массивов видеоданных.

- (iii) Высокоуровневая обработка включает в себя анализ траекторий и графов движения блобов. Алгоритмы анализа траекторий блобов реализованы непосредственно на логическом языке Акторный Пролог с помощью логических правил. Для описания траекторий и графов используются термины языка Акторный Пролог (структуры, списки и недоопределённые множества [23]).
- (iv) Логические программы для обработки видео, написанные на языке Акторный Пролог, транслируются в язык Джава [28, 14]. Трансляция логических программ в Джаву обеспечивает высокую скорость работы, необходимую для обработки видеопотока в реальном времени. Кроме того, трансляция в Джаву обеспечивает надёжность и стабильность работы логических программ интеллектуального видеомониторинга.

Чтобы использовать Акторный Пролог для интеллектуального видеонаблюдения за лабораторными животными, в языке потребовалось создать новые встроенные классы и реализовать новые методы низкоуровневой обработки видео. Такая необходимость возникла потому, что видеонаблюдение за лабораторными животными предполагает одновременное выделение нескольких блобов различных типов, причём блобы разных типов выделяются с помощью разных методов анализа изображений. Ранее низкоуровневые средства анализа видео, реализованные в языке, не позволяли различать блобы разных типов (точнее, все блобы рассматривались как блобы одного типа), а классификация блобов всегда осуществлялась позднее, на этапе высокоуровневого анализа.

Стандартные методы выделения блобов с помощью вычитания фона оказались непригодными для видеонаблюдения за животными на подстилке из опилок, потому что при перемещении крыс опилки на дне клетки сдвигаются, что приводит к многочисленным ошибкам алгоритмов вычитания фона. Методы выделения блобов на основе информации о цвете и яркости пикселей изображения также оказались непригодными для распознавания крыс. Причина этого заключается в том, что цвет шерсти животного мало отличается от цвета опилок. Теоретически, методы компьютерного зрения позволяют различить оттенки цвета опилок и цвета шерсти животного, однако на практике мы столкнулись с тем, что освещение клетки часто оказывается неравномерным как по яркости, так и по цвету из-за теней и отражения света от цветных предметов и пластмассовых стенок клетки. В результате методы выделения блобов на основе цветовой информации также часто приводят к ошибкам распознавания.

3. Постановка эксперимента и описание видеоданных

Рассмотрим основные задачи интеллектуального видеонаблюдения за лабораторными крысами в ходе нейрофизиологического эксперимента по изучению когнитивных способностей животных. По условиям эксперимента, в клетку с животным помещают предметы, которых они раньше никогда не видели. Измеряется время, которое животное потратит на исследование нового предмета. Через некоторое время тест повторяется с теми же самыми предметами, и вновь измеряется время, потраченное крысой на их исследование. Если время существенно меньше, чем при первом тесте, это означает, что крыса вспомнила ранее увиденные предметы. Если время существенно не изменилось, делается вывод о том, что крыса их забыла.

Исследование предмета крысой обычно проявляется в том, что она подходит к нему и обнюхивает с разных сторон (см. Рисунок 1). Исследовательскую активность крысы достаточно сложно описать формально, поэтому при автоматизации нейрофизиологических исследований часто применяют упрощённый подход к анализу поведения крыс, который заключается в том, что подсчитывается время нахождения крысы вблизи заданных

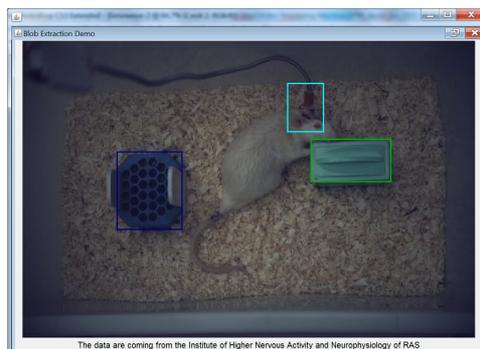


Рисунок 1. Лабораторная крыса исследует новые объекты в клетке. Логическая программа распознала три блоба в видеопотоке: ЭЭГ-шапочку, которая соединяет голову животного с кабелем, объект зелёного цвета, объект синего цвета.

предметов (ближе некоторого заданного расстояния) или просто количество её подходов к этим предметам. Этот метод приводит к ошибкам анализа и в рассматриваемом эксперименте практически неприменим, потому что размер клетки, в которой живёт крыса, достаточно мал, и она практически всё время находится недалеко от заданных предметов. При этом крыса может не обращать на них внимания и, например, просто лежать или рыться в опилках.

Дополнительные сложности для видеонаблюдения обусловлены тем, что на фоне опилок не удаётся выделить контур тела животного. В результате нет возможности надёжно распознать положение морды и лап крысы. Вместо этого с помощью низкоуровневого анализа видеоизображений удаётся определить следующие параметры:

- (i) Координаты и скорость центра масс блоба, соответствующего телу крысы. Для выделения этого блоба используется текстурный метод анализа изображений, реагирующий на гладкость поверхности объектов. Тело крысы хорошо видно на фоне опилок потому, что шерсть животного является более гладкой поверхностью, по сравнению с опилками.
- (ii) Координаты ЭЭГ-шапочки животного. Выделение этого блоба осуществляется с помощью анализа цвета в пространстве HSB.
- (iii) Точные координаты дополнительных предметов в клетке определяются также с помощью анализа цвета. Отличие состоит лишь в том, что координаты объектов вычисляются на протяжении всех кадров видео и затем усредняются, чтобы предотвратить неправильное распознавание контуров объектов в такие моменты времени, когда крыса частично закрывает их своим телом.

По результатам экспериментов с обработкой видео, было обнаружено, что для распознавания исследовательской активности крысы можно использовать некоторые сочетания параметров блоков видеоизображения. Введём следующие обозначения (см. Рисунок 2):

- (i) B – центр масс блоба, соответствующего телу крысы.
- (ii) C – центр масс блоба, соответствующего ЭЭГ-шапочке крысы.
- (iii) A – ближайшая к точке C точка на контуре предметов.
- (iv) D – ближайшая к точке B точка на контуре того же предмета O , на котором расположена точка A .

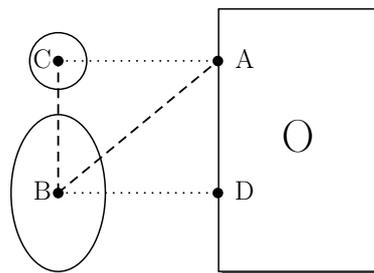


Рисунок 2. Параметры видеоизображения крысы, используемые для распознавания исследовательского поведения животного.

Используя эти обозначения, можно сформулировать следующие эвристические правила распознавания исследовательской активности крысы:

- (i) Если расстояние между точками A и C меньше 1 см., то крыса практически наверняка исследует предмет. Если это расстояние больше 4 см., то крыса, скорее всего, не исследует предмет. Если расстояние $A - C$ находится в интервале от 1 до 4 см., то для распознавания поведения животного требуется дополнительный анализ. Сложность анализа состоит в том, что во время исследования предмета крыса может лечь на бок, в этом случае расстояние $A - C$ окажется сравнительно большим.
- (ii) Если угол между линиями $B - C$ и $B - A$ больше 50 градусов, то крыса, скорее всего, не исследует предмет. Этот параметр отражает тот факт, что крыса поворачивается мордой к предмету во время обнюхивания.
- (iii) Если скорость движения точки B больше 3 см. в секунду, то крыса, скорее всего, просто проходит мимо предмета, не исследуя его.
- (iv) Если отношение расстояния $D - B$ к расстоянию $A - C$ меньше 1.3, то крыса, скорее всего, не исследует предмет. Этот параметр отражает тот факт, что при исследовании незнакомого предмета крыса держится от него на некотором расстоянии и тянется к нему мордой.

Для распознавания исследовательского поведения крысы перечисленные выше эвристические правила были запрограммированы в виде нечётких логических правил и протестированы на экспериментальных видеозаписях.

4. Логический анализ видеоданных

В языке Акторный Пролог отсутствуют встроенные средства нечёткого логического вывода, однако они могут быть легко запрограммированы с помощью стандартного поиска в глубину с откатом и стандартных арифметических операций. В частности, эвристические правила анализа поведения крысы, описанные в предыдущем разделе, можно записать следующим образом:

PREDICATES:

determ:

sniffing_is_detected(REAL, REAL, REAL, REAL) - (i, i, i, i);

imperative:

fuzzy_metrics(REAL, REAL, REAL) = REAL - (i, i, i);

Исполнение предиката *sniffing_is_detected* завершается успехом, если обнаружено исследовательское поведение крысы. Предикат имеет четыре входных аргумента: расстояние $A - C$, расстояние $D - B$, угол между линиями $B - C$ и $B - A$, скорость точки B .

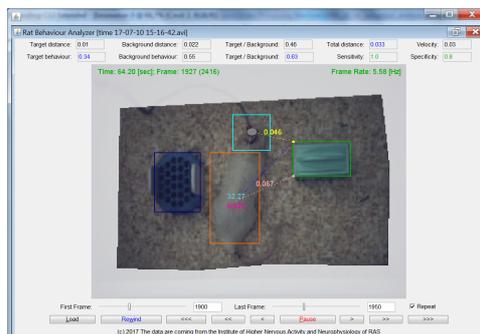


Рисунок 3. Пользовательский интерфейс логической программы интеллектуального видеонаблюдения за поведением лабораторной крысы. Программа определяет время, затраченное крысой на исследование предметов, помещённых в клетку.

CLAUSES:

```
sniffing_is_detected(AC,_,_,_):-
    AC < 0.01,!.
sniffing_is_detected(AC,_,_,_):-
    AC > 0.04,!,
    fail.
sniffing_is_detected(AC,DB,A,V):-
    M1== ?fuzzy_metrics(DB/AC,1.3,0.1),
    M2== 1-?fuzzy_metrics(A,50.0,10.0),
    M3== 1-?fuzzy_metrics(V,0.03,0.01),
    P== M1*M2*M3,
    P > ?power(0.5,3).
```

Предикат *fuzzy_metrics* вспомогательный, он служит для описания нечётких пороговых значений. Предикат имеет три входных аргумента: оцениваемая величина, порог этой величины, ширина интервала неопределённости [14]:

```
fuzzy_metrics(X,T,H) = 1.0 :-
    X >= T + H,!.
fuzzy_metrics(X,T,H) = 0.0 :-
    X <= T - H,!.
fuzzy_metrics(X,T,H) = V :-
    V== (X - T + H) * (1 / (2*H)).
```

На рисунке 3 представлен пользовательский интерфейс логической программы анализа поведения лабораторной крысы. В диалоговом окне программы размещены управляющие элементы, которые позволяют выбирать видеофайлы для анализа и просматривать кадры в разных направлениях и с разной скоростью. Информация о пройденной дистанции, средней скорости и времени, затраченном крысой на исследование предметов, выводится в текстовых полях сверху. В графическом окне программа отображает кадры видео и выделяет обнаруженные blobs. Рыжим цветом обозначен blob, соответствующий телу крысы, голубым – blob, соответствующий ЭЭГ-шапочке, зелёным и синим – предметы, помещённые в клетку. Для распознавания исследовательской активности крысы используются нечёткие логические правила, приведённые выше.

Программа была протестирована на пяти лабораторных крысах. В таблице 1 приведены результаты анализа видео: общее расстояние, пройденное животным за время теста, средняя скорость передвижения и время, потраченное на поисковую активность (в % от общего времени).

Таблица 1. Результаты анализа поведения лабораторных крыс.

Номер крысы	Общее время теста [с]	Пройденное расстояние [м]	Средняя скорость [см/с]	Поисковая активность [%]
1	181	1.572	0.9	63
2	189	2.97	1.6	52
3	184	3.17	1.7	36
4	181	3.355	1.9	28
5	171	1.12	0.7	16

Таблица 2. Чувствительность и специфичность распознавания исследовательской активности лабораторных крыс (%).

Номер крысы	Логический анализ		SVM		ANFIS	
	чувств.	специф.	чувств.	специф.	чувств.	специф.
1	92	72	86	73	85	88
2	91	78	90	78	90	85
3	78	79	74	82	71	85
4	72	82	66	84	59	86
5	68	91	70	91	67	92

Для оценки качества работы логического алгоритма распознавания поисковой активности крыс все пять видеофильмов были размечены вручную, после чего были вычислены чувствительность и специфичность алгоритма распознавания. Результаты сравнения приведены в таблице 2. Для сравнения в таблице приведены оценки чувствительности и специфичности, которые для тех же самых выборок данных по тем же самым признакам могут обеспечить стандартные алгоритмы SVM [29] и ANFIS [30].

Эксперименты показали, что логическая программа обеспечивает примерно такое же качество распознавания (чувствительность и специфичность около 80%), что и стандартные алгоритмы распознавания SVM и ANFIS. Это сопоставимо с качеством экспертной оценки поведения лабораторных животных и достаточно для проведения нейрофизиологического эксперимента. При этом преимуществом логического подхода является то, что он не требует предварительного обучения системы анализа и, что является более важным, логические правила понятны для человека и могут быть в любое время исправлены или улучшены вручную. При этом параметры, используемые в правилах (пороги углов, расстояний и т.п.), могут быть заданы вручную, эвристически, или подобраны автоматически (полуавтоматически) на основе статистического анализа видеоданных, размеченных вручную, что также может рассматриваться как процесс обучения.

5. Заключение

Разработан метод и программное обеспечение интеллектуального видеомониторинга поведения лабораторных крыс на основе объектно-ориентированного логического программирования. Метод позволяет анализировать видеоизображения подопытных крыс в нестандартных условиях, когда невозможно применить существующие системы анализа поведения животных. В частности, он позволяет анализировать исследовательское поведение крыс в клетке с подстилкой из опилок в условиях низкого контраста изображений и неравномерного освещения. Метод позволяет описывать и использовать для распознавания поведения животных эвристические правила с элементами нечёткой логики. Метод анализа видео реализован на основе объектно-ориентированного логического языка Акторный Пролог [16].

6. Благодарности

Авторы выражают благодарность Наталье Валерьевне Гуляевой, Илье Геральдовичу Комольцеву, Анне Олеговне Маноловой, Маргарите Робертовне Новиковой, Ирине Павловне Левшиной (ИВНД и НФ РАН) за предоставленные видеоматериалы, а также Александру Фёдоровичу Полупанову (ИРЭ им. В.А.Котельникова РАН) за помощь в подготовке статьи. Мы благодарим анонимных рецензентов за внимательное отношение к статье и полезные замечания.

Исследование выполнено за счёт гранта Российского научного фонда (проект №16-11-10258).

7. Литература

- [1] *Robinson L., Riedel G.* Comparison of automated home-cage monitoring systems: Emphasis on feeding behaviour, activity and spatial learning following pharmacological interventions // *Journal of neuroscience methods.* — 2014. — Vol. 234. — Pp. 13–25.
- [2] *Tscharke M., Banhazi T. M.* A brief review of the application of machine vision in livestock behaviour analysis // *Agrárinformatika / Journal of Agricultural Informatics.* — 2016. — Vol. 7, no. 1. — Pp. 23–42.
- [3] Reproducibility and relevance of future behavioral sciences should benefit from a cross fertilization of past recommendations and today's technology: 'back to the future' / B. M. Spruijt, S. M. Peters, R. C. de Heer et al. // *Journal of neuroscience methods.* — 2014. — Vol. 234. — Pp. 2–12.
- [4] An automated system for the recognition of various specific rat behaviours / E. A. van Dam, J. E. van der Harst, C. J. ter Braak et al. // *Journal of neuroscience methods.* — 2013. — Vol. 218, no. 2. — Pp. 214–224.
- [5] *Noldus L. P., Spink A. J., Tegelenbosch R. A.* EthoVision: a versatile video tracking system for automation of behavioral experiments // *Behavior Research Methods.* — 2001. — Vol. 33, no. 3. — Pp. 398–414.
- [6] Automated multi-day tracking of marked mice for the analysis of social behaviour / S. Ohayon, O. Avni, A. L. Taylor et al. // *Journal of neuroscience methods.* — 2013. — Vol. 219, no. 1. — Pp. 10–19.
- [7] Automated long-term tracking and social behavioural phenotyping of animal colonies within a semi-natural environment / A. Weissbrod, A. Shapiro, G. Vasserman et al. // *Nature communications.* — 2013. — Vol. 4. — P. 2018.
- [8] Automatic visual tracking and social behaviour analysis with multiple mice / L. Giancardo, D. Sona, H. Huang et al. // *PloS one.* — 2013. — Vol. 8, no. 9. — P. e74557.
- [9] *Morozov A. A., Sushkova O. S.* Real-time analysis of video by means of the Actor Prolog language // *Computer Optics.* — 2016. — Vol. 40, no. 6. — Pp. 947–957.
- [10] *Morozov A. A., Sushkova O. S., Polupanov A. F.* Object-oriented logic programming of 3D intelligent video surveillance: The problem statement // 2017 IEEE 26th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Edinburgh, United Kingdom, 2017. — Washington: IEEE Xplore Digital Library, 2017. — Pp. 1631–1636. — <http://ieeexplore.ieee.org/document/8001491>.
- [11] *Morozov A. A., Sushkova O. S., Polupanov A. F.* Towards the distributed logic programming of intelligent visual surveillance applications // *Advances in Soft Computing: 15th Mexican International Conference on Artificial Intelligence, MICAI 2016, Cancun, Mexico, October 23-28, 2016, Proceedings, Part II* / Ed. by O. Pichardo-Lagunas, S. Miranda-Jimenez. — Cham: Springer International Publishing, 2017. — Pp. 42–53.
- [12] *Morozov A. A.* Development of a method for intelligent video monitoring of abnormal behavior of people based on parallel object-oriented logic programming // *Pattern Recognition and Image Analysis.* — 2015. — Vol. 25, no. 3. — Pp. 481–492.
- [13] *Morozov A. A., Polupanov A. F.* Development of the logic programming approach to the intelligent monitoring of anomalous human behaviour // *OGRW2014* / Ed. by D. Paulus, C. Fuchs, D. Droege. — Koblenz: University of Koblenz-Landau, 2015. — 5. — Pp. 82–85.
- [14] *Morozov A. A., Polupanov A. F.* Intelligent visual surveillance logic programming: Implementation issues // *CICLOPS-WLPE 2014* / Ed. by T. Ströder, T. Swift. — Aachener Informatik Berichte no. AIB-2014-09. — RWTH Aachen University, 2014. — June. — Pp. 31–45.
- [15] Development of concurrent object-oriented logic programming platform for the intelligent monitoring of anomalous human activities / A. A. Morozov, A. Vaish, A. F. Polupanov et al. // *BIOSTEC 2014* / Ed. by G. Plantier, T. Schultz, A. Fred, H. Gamboa. — Vol. 511 of *CCIS.* — Springer, 2015. — Pp. 82–97.
- [16] *Morozov A. A., Sushkova O. S.* The intelligent visual surveillance logic programming Web Site. — 2017. <http://www.fullvision.ru>.

- [17] *Haritaoglu I., Harwood D., Davis L. S. W⁴: Who? When? Where? What? A real time system for detecting and tracking people // FG 1998.* — Nara, Japan: 1998. — Pp. 222–227.
- [18] *Shet V., Harwood D., Davis L. VidMAP: Video monitoring of activity with Prolog // AVSS 2005.* — IEEE, 2005. — Pp. 224–229.
- [19] *O'Hara S. VERSA—video event recognition for surveillance applications. M.S. thesis. University of Nebraska at Omaha.* — 2008.
- [20] *Artikis A., Sergot M., Paliouras G. A logic programming approach to activity recognition // International Workshop on Events in Multimedia (EiMM 2010).* — NY, USA: ACM, 2010. — Pp. 3–8.
- [21] *Worch J.-H., Bálint-Benczédi F., Beetz M. Perception for everyday human robot interaction // KI - Künstliche Intelligenz.* — 2016. — Vol. 30, no. 1. — Pp. 21–27.
- [22] *Borges P. V. K., Conci N., Cavallaro A. Video-based human behavior understanding: A survey // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology.* — 2013. — Vol. 23. — Pp. 1993–2008.
- [23] *Morozov A. A. Actor Prolog: an object-oriented language with the classical declarative semantics // IDL 1999 / Ed. by K. Sagonas, P. Tarau.* — Paris, France: 1999. — Pp. 39–53.
- [24] *Morozov A. A. On semantic link between logic, object-oriented, functional, and constraint programming // MultiCPL 2002.* — Ithaca, NY, USA: 2002. — Pp. 43–57.
- [25] *Morozov A. A. Operational approach to the modified reasoning, based on the concept of repeated proving and logical actors // CICLOPS 2007 / Ed. by V. S. C. Salvador Abreu.* — Porto, Portugal: 2007. — Pp. 1–15.
- [26] *Morozov A. A. Logic object-oriented model of asynchronous concurrent computations // Pattern Recognition and Image Analysis.* — 2003. — Vol. 13, no. 4. — Pp. 640–649.
- [27] *Chang C.-L., Lee R. C.-T. Symbolic logic and mechanical theorem proving.* — New York: Academic press, 1973.
- [28] *Morozov A. A., Sushkova O. S., Polupanov A. F. A translator of Actor Prolog to Java // RuleML 2015 DC and Challenge / Ed. by N. Bassiliades, P. Fodor, A. Giurca et al.* — Berlin: CEUR, 2015. — 8.
- [29] *Cristianini N., Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods.* — Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [30] *Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.* — 1993. — Vol. 23, no. 3. — Pp. 665–685.

On the problem of development of methods and algorithms based on object-oriented logic programming for video monitoring of laboratory rats

A.A. Morozov¹, O.S. Sushkova¹

¹Kotel'nikov Institute of Radio Engineering and Electronics of RAS, Mokhovaya 11-7, Moscow, Russia, 125009

Abstract. The problem of video monitoring of laboratory rats by the means of object-oriented logic programming is considered. The main task of the video monitoring is analysis of behaviour of the animals in cognitive testing. Essential feature of the video records is in that the experiments are conducted in the same cage where the animal lives, that is, the background of the cage is sawdust. The colour of the animals is about the same as the colour of the sawdust; thus the detection of the animals is not a simple task. An additional difficulty is in that the videos were recorded simultaneously with electroencephalograms (EEG) in the animals; thus the head of the rat is connected with EEG cable that moves and causes false detections of recognition algorithms. In the paper, development of low-level algorithms for video analysis as well as logical methods for the analysis of the animal behaviour is discussed. The methods and algorithms are implemented in the Actor Prolog object-oriented logic language.

Keywords: intelligent video surveillance, intelligent video monitoring, laboratory animals, neurophysiological experiment, rodent, rat, behaviour analysis, Actor Prolog, object-oriented logic programming, Prolog to Java translation.