

Система видеонаблюдения за поведением лабораторных животных с автоматической сегментацией на поведенческие акты

А. С. Конушин, Д. П. Ветров, П. А. Воронин, М. С. Синдеев, Е. И. Ломакина-Румянцева
Факультет вычислительной математики и кибернетики МГУ

ktosh@graphics.cs.msu.ru, vetrovd@yandex.ru, pavel.voron@gmail.com, m_sindeev@mail.ru, lr2kate@gmail.com

Д. А. Кропотов

Вычислительный центр им. А. А. Дородницына РАН

dkropotov@yandex.ru

И. Ю. Зарайская, К. В. Анохин

Институт нормальной физиологии им. П. К. Анохина РАН

k.ahokhin@gmail.com, irzar2003@mail.ru

Аннотация

Для анализа поведения лабораторных животных широко используются системы видеонаблюдения, позволяющие отследить траектории движения двух-трех характерных точек животного. Для дальнейшего анализа требуется выделить отдельные поведенческие акты, что в настоящее время возможно только вручную, с привлечением квалифицированного эксперта в области поведения животных. Существующие автоматические методы позволяют разделить траекторию движения лишь на периоды неподвижности и активного движения, обладают низкой точностью и требуют тщательного подбора параметров. В данной работе предлагается система видеонаблюдения, моделирующая поведение животного с помощью алгоритма на основе скрытых Марковских моделей. Система продемонстрировала многообещающие результаты при анализе поведения мышей в новом окружении.

Ключевые слова: Видеонаблюдение, вычитание фона, скрытые Марковские модели, моделирование деятельности, поведенческие акты, сегментация траектории

1 Введение

В последние годы в связи с успехами расшифровки геномов человека и лабораторных животных и открытием того, что более 80% всех генов генома млекопитающих работают в нервной системе [Lein2007], резко возросло число исследований моделей заболеваний человека и испытаний фармакологических препаратов с использованием методов поведенческого фенотипирования (скрининга) генетически модифицированных лабораторных животных. Необходимость создания высокопроизводительных и экономически эффективных методов поведенческого фенотипирования лабораторных мышей привела к появлению автоматических домашних клеток, оборудованных системами видеонаблюдения и предоставляющих исследователям возможность оказывать на мышей различные стимулирующие воздействия [Spruijt and DeVisser 2006]. Однако, современные методы анализа поведения, например, выделение поведенческих паттернов и стереотипий, требуют разделения движения на отдельные поведенческие акты [Судаков 1992]. Эта задача в настоящее время может быть выполнена только с привлечением опытного специалиста в области поведения животных. Существующие разработки автоматических методов сегментации траекторий позволяют выделять только периоды двигательной активности и неподвижности

[Drai and Golani 2001] и требуют тщательной настройки параметров, что существенно ограничивает их применимость на практике [Chergerov et al. 2005]. Некоторые акты могут определяться с помощью систем видеонаблюдения за поведением животных с использованием простейших эвристических метрик, например, сравнения длины тела мыши с порогом [Noldus et al. 2001]. Однако эти подходы обеспечивают крайне низкую точность распознавания поведенческих актов.

Вместе с тем, в области видеонаблюдения за поведением человека был предложен целый ряд методов для распознавания определенных событий [Aggarwal and Cai 1999]. Подобные методы могут быть применены и для распознавания поведенческих актов лабораторных животных. Ниже мы предлагаем систему видеонаблюдения, состоящую из модуля отслеживания траектории движения животного и модуля автоматической сегментации траектории на поведенческие акты, основанного на скрытых Марковских моделях [Elliot et al. 1995].

Во второй части статьи описывается процесс сбора контрольных данных, используемых для построения и проверки качества моделей позы и поведения мыши. В третьей части дается описание модуля видеонаблюдения и определения траектории движения точек мыши. В четвертой части обсуждаются подходы к определению параметров позы мыши. В пятой части рассказывается об общей схеме предложенного алгоритма сегментации траектории. Шестая часть посвящена детальному описанию алгоритма сегментации. В седьмой части приводятся результаты тестирования алгоритма на реальных данных и планируемые направления развития системы.

2 Разметка контрольных данных

Для того, чтобы анализировать поведение мыши, нам необходимо построить ряд описывающих его моделей. Для этого, в свою очередь, нам потребуется собрать и разметить значительное количество данных. Во-первых, для построения модели позы животного надо знать множество всех возможных его контуров и уметь их интерпретировать. Во-вторых, для обучения алгоритма сегментации нам понадобятся примеры размеченных на поведенческие акты траекторий.

2.1 Разметка контуров

Нам надо набрать такую базу контуров, которая была бы достаточно разнообразной и представительной, что-

бы хорошо описывать все возможные изменения формы мыши. Прецедентов может понадобиться довольно много (например, в работе [Twining et al. 2001] понадобилось 106). Кроме того, на каждом отобранном контуре должны быть отмечены несколько характеризующих его точек (нос, основание хвоста, уши и т. д.). Все вместе это делает процесс ручного сбора контрольных данных трудным, утомительным и долгим занятием, подверженным, к тому же, ошибкам и неточностям. В дополнение ко всему, мы никак не можем оценить качество результата.

Поэтому мы задались целью как можно сильнее автоматизировать этот процесс. Во-первых, мы целиком отказались от выбора характерных поз и решили в качестве контрольных данных брать позы, полученные из всех кадров набора видеопоследовательностей с характерным поведением мыши (осмотр территории, груминг, залезание на стенку и т. п.). Во-вторых, ручное выделение контуров было заменено полуавтоматическим. В-третьих, для разметки контуров был применен полностью автоматический алгоритм.

Для выделения контура мыши на каждом кадре видеопоследовательности был использован GML Video Cutout, специально написанное приложение для интерактивной сегментации видео. Общая схема его работы такова:

1. Сначала пользователь сегментирует небольшое количество (в нашем случае порядка 5%) кадров последовательности при помощи инструмента GrowCut [Vezhnevets and Konouchine 2005].
2. Сегментация в промежуточных кадрах получается автоматически в соответствии с методом, описанным в работе [Li 2005]. Алгоритм основан на пересегментации всех кадров и разрезах трехмерного графа из получившихся суперпикселей.
3. Результат можно улучшить либо при помощи описанной в [Li 2005] техники Video Tubes, либо вручную, разметив ошибочно отсегментированный участок кадра. Эта дополнительная информация также улучшает качество сегментации в соседних кадрах.

На сегментацию при помощи Video Cutout минутного видеоролика (1500 кадров) уходит 20-30 минут.

Для решения задачи автоматической разметки контуров (автоматического отыскания соответствий, automatic correspondence) предложено множество различных подходов [Cootes 2005]. Наиболее широко представлены эвристические алгоритмы, основанные на локальных свойствах кривых, но качество и устойчивость их работы ожидаемо невысоки. Гораздо лучше показали себя алгоритмы, формулирующие задачу отыскания соответствий как оптимизационную. Ключевым соображением здесь служит то, что за критерий качества разметки следует брать качество порождаемой ей модели формы (подробнее см. пункт 4). Из всех функционалов качества моделей шире всего используется семейство функционалов, построенных на основе принципа минимальной длины описания (Minimum Description Length, MDL [Davies et al. 2002]). В самом базовом варианте качество модели устанавливается равным суммарному количеству бит, необходимых для передачи по идеальному каналу связи описания модели и описания данных, которые она аппроксимирует. Таким образом, находится некоторый компромисс между качеством приближения данных и компактностью модели.

Как показало недавнее исследование [Ericsson and Karlsson 2007], ни один из основанных на MDL методов не является абсолютным лидером, и для каждой задачи наиболее подходящий для нее алгоритм следует подбирать отдельно. Воспользовавшись описанной в [Ericsson and Karlsson 2007] методикой, мы провели такое исследование для нашего случая. Был подготовлен набор контуров мышей, для каждого из которых было указано точное положение носа и основания хвоста, качество нахождения которых и служило критерием работы алгоритмов. Выяснилось, что наилучшие результаты в нашей задаче дает модификация MDL, учитывающая кривизну контуров [Thodberg and Olafsdottir 2003]. Визуальный анализ результатов показал высокое качество получающейся разметки.

2.2 Разметка траекторий

Разметка траекторий на отдельные поведенческие акты производится вручную с привлечением квалифицированных экспертов в области поведения животных. Для упрощения процедуры используется предварительная «грубая» разметка траектории на периоды двигательной активности и неподвижности с помощью алгоритма, предложенного в [Cheremov et al. 2005]. Затем эксперт последовательно просматривает выделенные алгоритмом сегменты траекторий, наложенные на видеосъемку, уточняя их границы, а также разделяя или объединяя их согласно поведению животного.

3 Система видеотрекинга

Стандартные поведенческие тесты, например, «открытое поле» (см. рис. 1), организованы следующим образом. Животное помещается в некоторую арену, ограниченную вертикальными стенками, поэтому наблюдение за ним возможно только сверху. Камера видеонаблюдения закрепляется над сценой и направляется вниз таким образом, чтобы вся арена была в области наблюдения.

Для отслеживания животного внутри сцены используется традиционный метод видеослежения, основанный на «вычитании фона». Каждый канал каждого пикселя фона моделируется с помощью нормального распределения. Параметры нормального распределения (математическое ожидание и дисперсия) оцениваются по N кадрам видеосъемки сцены при том же положении камеры и освещении, что и в процессе эксперимента, но без животного. Если животное изначально присутствует в сцене, то метод оценки параметров модели фона усложняется. N кадров видеосъемки разделяются на K групп, для каждой из которых вычисляется математическое ожидание и дисперсия каждого пикселя. В качестве модели фона берется медиана K математических ожиданий и дисперсий. Для каждого последующего кадра цвет пикселя сравнивается с моделью. Пиксели, не соответствующие модели, помечаются как пиксели, не относящиеся к фону, и предположительно принадлежащие отслеживаемым объектам («переднему плану»). Модель фона обновляется на каждом кадре [Cheung and Kamath 2004]. К маске переднего плана применяется метод выделения связанных компонент. Найденные компоненты ассоциируются с отслеживаемыми объектами на предыдущем кадре. Компонента, соответствующая по размерам животному, помечается как «мышь». Для компенсации изменения освещенности в областях теней, отбрасываемых животным, применяется метод, предло-

женный в работе [Prati et al. 2001], опирающийся на факт, что в области тени цвет пикселя слабо отличается от цвета пикселя фона, а яркость может отличаться значительно. Поэтому цвет пикселя переводится в пространство HSV, и если V (яркостная компонента) значительно отличается от соответствующей компоненты фона, а S и H — незначительно, то пиксель считается лежащим в тени и помечается как пиксель фона.

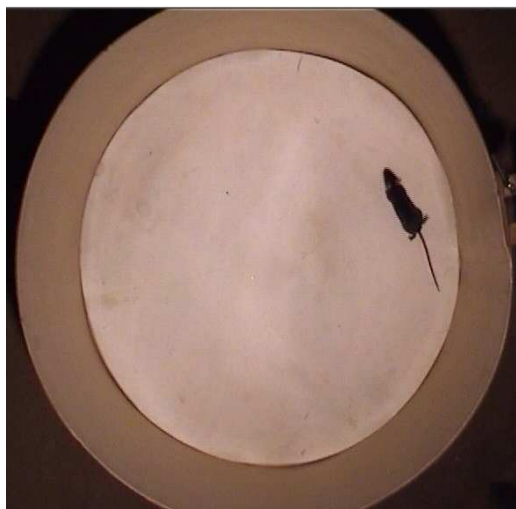


Рис. 1: Пример кадра, снятого камерой видеонаблюдения



Рис. 2: Примеры выделения изображения мыши, кончика ее носа, центра и основания хвоста

4 Определение параметров позы

После того, как на кадре найдена связанная компонента, относящаяся к мыши, необходимо определить положение характеризующих ее точек, задающих, в конечном счете, позу мыши. Для этого нами было разработано два подхода: на основе операций математической морфологии (более простой и быстрый) и на основе активных моделей формы (более общий и устойчивый).

4.1 Морфологический подход

В этом случае форма мыши будет задаваться связанной компонентой, и все операции будут применяться именно к ней:

- Хвост мыши находится с помощью математической морфологии. Вначале к связанной компоненте мыши применяется операция сужения, а затем расши-

рения. Область объекта после данной операции соответствует телу мыши без хвоста. Размер структурного элемента вычисляется исходя из масштаба видеосъемки (пикселей/см). Наибольшая связанная компонента маски, удаляемая из маски животного данной операцией, считается хвостом. Точка соединения хвоста и тела мыши помечается как точка «основания хвоста».

- Центр масс мыши оценивается по области, не включающей в себя хвост.
- После вычисления центра масс мыши и точки крепления хвоста тело мыши можно разделить на переднюю и заднюю части. Точка носа находится как наиболее удаленная точка передней части тела мыши, получаемой путем отсечения по линии, проходящей через центр масс мыши и перпендикулярной к отрезку центр масс-хвост.

На рис. 2 показан результат алгоритма на мыши из примера, показанного на рис. 1.

Траектории движения всех характерных точек мыши (центра масс, кончика носа и точки крепления хвоста) сглаживаются с помощью фильтра Калмана [Prati et al. 2001]. Ввиду малого размера мыши хвост может отсутствовать на части масок переднего плана, и находится неправильно. Если предсказанное положение точки крепления хвоста существенно отличается от найденной, то найденная точка считается ошибкой, и за точку основания хвоста принимается ближайшая к предсказанной точка контура мыши.

4.2 Активная модель формы

При этом подходе форма мыши будет задаваться своим контуром. Контур, в свою очередь, задается координатами N своих характерных точек. Объединив их координаты, получим $2N$ -мерный вектор формы. И обратно, разбив попарно координаты произвольного $2N$ -мерного вектора, мы получим N точек, которые зададут какой-то контур. Соответственно, множеству допустимых контуров животного будет соответствовать некоторое множество $2N$ -мерного пространства форм.

Рассмотрим теперь класс двумерных преобразований, не меняющих форму контуров. В нашем случае это будут переносы, повороты и равномерные растяжения. Эти преобразования порождают разбиение пространства форм на классы эквивалентности. Каждый класс однозначно задается любым своим представителем. Выберем в качестве такового приведенный вектор, соответствующий контур которого удовлетворяет следующим условиям:

1. Его центр масс лежит в начале координат;
2. Сумма квадратов расстояний от его вершин до начала координат равна единице;
3. Его главное направление есть $(0, 1)$ (правило выбора главного направления может быть, в общем-то, любым, но удобнее всего брать главную ось инерции или усредненное направление из начала координат на какую-либо группу вершин).

Итак, будем задавать множество допустимых контуров как множество приведенных векторов формы.

На этапе разметки нами было получено некоторое множество допустимых контуров. Посчитаем для каждого из них приведенный вектор. Полученное множество $\{f_i\}_{i=1}^M$ неудобно для работы в силу своей дискретности и высокой размерности, поэтому применим к нему метод главных компонент. Пусть

$$S = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (f_i - F_0)(f_i - F_0)^T,$$

$$F_0 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M f_i.$$

Обозначим $\{\phi_i, \lambda_i\}$ собственные вектора и собственные значения S соответственно:

$$S\phi_i = \lambda_i\phi_i, \lambda_{i+1} \geq \lambda_i \geq 0.$$

Выберем T первых собственных значений так, чтобы

$$\sum_{i=1}^T \lambda_i \geq \gamma \text{tr}S,$$

где γ — точность, с которой мы хотим передать вариацию множества (обычно $\gamma \in [0.95, 0.995]$). Соответствующее множество собственных векторов обозначим

$$\Phi = (\phi_1\phi_2 \dots \phi_T).$$

Окончательная модель формы имеет вид

$$F = F_0 + \Phi b, b \in [-3\sqrt{\lambda_i}, +3\sqrt{\lambda_i}]. \quad (1)$$

Из-за того, что рассматриваемые контуры обладают устойчивой внутренней структурой, соответствующие им вектора сильно коррелированы, а значит, основная вариация приходится на небольшое число компонент. Соответственно, T оказывается значительно меньше $2N$, на порядок и более.

Полученную модель (1) легко теперь применять для анализа формы связной компоненты, найденной системой видеотрекинга. Пользуясь статистическими моментами, вычислим оценку центра масс, ориентации и размеров мыши. Возьмем среднюю форму модели (а лучше, если она у нас есть, форму, найденную на предыдущем кадре) и аффинно преобразуем ее так, чтобы ее центр масс, ориентация и размер соответствовали найденным оценкам. Далее применим к полученному контуру несколько итераций поиска по аналогии с методом активных моделей формы (Active Shape Models [Cootes 2000]). На каждой итерации будем передвигать каждую точку контура к ближайшей точке границы компоненты, следя при этом, чтобы форма получающегося контура всегда удовлетворяла построенной модели (при необходимости проецируя оценку на модель). В результате получим размеченный контур, по которому уже легко определим интересующие нас параметры позы (см. рис. 3).

Так же, как и в предыдущем подходе, траектории всех характерных точек можно дополнительно сгладить фильтром Калмана.

4.3 Сравнение

Было проведено сравнение разработанных алгоритмов вычисления траекторий движения характерных точек

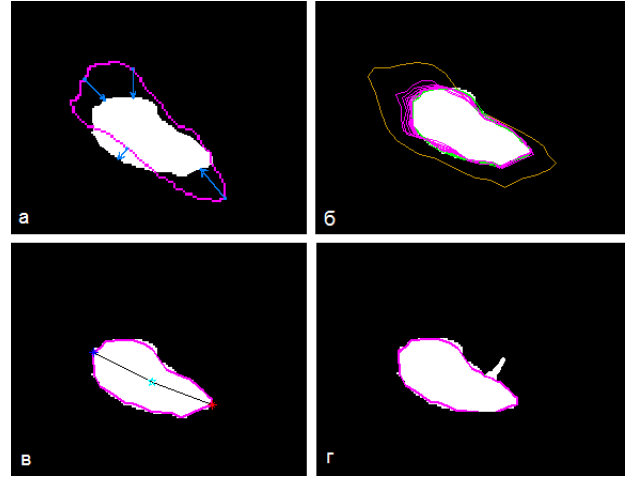


Рис. 3: Активная модель формы: а) одна итерация, б) несколько итераций, в) конечный результат, г) устойчивость к выбросам

животного с алгоритмом, реализованным в системе AnyMaze¹ на наборе из 30 видеосъемок. Поскольку для всех имеющихся видеоданных невозможно вычислить истинные значения координат характерных точек мыши, сравнение проводилось визуальное, и показало, что предложенные алгоритмы обеспечивают сходную точность слежения. Алгоритм, основанный на активных моделях формы, показал большую устойчивость.

5 Метод сегментации

В данной работе для сегментации траектории использовался подход, основанный на скрытых марковских моделях [Elliot et al. 1995]. Скрытые марковские модели являются примером вероятностной модели для обработки последовательностей событий, и часто используются для анализа и сегментации сигналов. Предполагается, что мышь в каждый момент времени находится в одном из состояний поведения, которые характеризуются вектором признаков, вычисляемых по траектории, полученной с помощью системы видеотрекинга. Каждое такое состояние трактуется как ненаблюдаемое (скрытое) состояние марковского процесса. Параметры процесса оцениваются по выборке, составленной из траекторий, размеченных экспертом. В имевшихся выборках экспертами было выделено 13 состояний поведения. С учетом того, что система трекинга в настоящий момент стабильно выделяет только центр масс мыши, состояния поведения были сгруппированы в четыре обобщенных состояния (фазы): «чистка» (умывается, карабкается, роется, вытягивается), «остановка» (спокойная, задрала голову, состояние не определено), «активность» (бегает, прыгает) и «поиск» (принюхивается, оборачивается, поворачивает голову, поворачивается). Эти фазы были сформированы на основе четырех наиболее часто встречающихся состояний (указанных первыми в расшифровке каждой фазы) с прибавлением к каждому из них наиболее близких к ним состояний из оставшихся.

В качестве признаков, характеризующих поведение мыши в моменты времени, использовались такие величины

¹<http://www.anymaze.com>

как скорость, ускорение, угол между скоростью в данный момент времени и в предыдущий, скорость изменения угла. Для того, чтобы в дальнейшем можно было адаптировать систему для работы в реальном времени, при выборе признаков учитывалась возможность их быстрого вычисления с использованием небольшого отрезка времени в прошлом.

Сегментация новой траектории осуществляется вычислением наиболее вероятной последовательности фаз, основанной на признаках, рассчитанных для каждого момента времени.

6 Описание алгоритма

Обозначим через $\vec{x}(t) \in \mathbb{R}^d$ наблюдаемый вектор признаков, вычисляемый по траектории мыши для каждого момента времени $t \in \{1, \dots, T\}$. Пусть $z(t) \in \{z_1, \dots, z_k\}$ — обобщенное состояние (фаза) мыши в момент времени t . Необходимо найти

$$(z^*(1), \dots, z^*(T)) = \arg \max_{(z(1), \dots, z(T))} p(\vec{x}(1), \dots, \vec{x}(T), z(1), \dots, z(T)).$$

Заметим, что последнее выражение в силу предположения о скрытой марковости процесса можно переписать в виде

$$p(\vec{x}(1), \dots, \vec{x}(T), z(1), \dots, z(T)) = p(z(1)) \prod_{t=2}^T p(z(t)|z(t-1)) \prod_{t=1}^T p(\vec{x}(t)|z(t)).$$

Для оценки функции правдоподобия $p(\vec{x}(t)|z(t))$ для каждой фазы $\{z_1, \dots, z_k\}$ воспользуемся следующим методом. Приведем сначала набор признаков к некоррелированному виду с помощью метода главных компонент. Обозначим преобразованные признаки $\vec{y}(t) = Q\vec{x}(t)$, где $Q^T = Q^{-1}$ — ортогональная матрица перехода к новому базису, а $E\vec{y}(t)\vec{y}(t)^T = \text{diag}(\lambda_1^2, \dots, \lambda_d^2)$. Теперь для каждой фазы построим одномерную оценку плотности значений преобразованных признаков $\hat{p}(y_i(t)|z(t) = z_j)$, $i = \overline{1, d}$, $j = \overline{1, k}$. Для этого гистограмма распределения обучающей выборки для каждого состояния и каждой главной компоненты приближалась смесью пяти нормальных распределений с помощью EM-алгоритма [Dempster et al. 1977]. Гистограмма распределения значений $y_i(t)$ и соответствующая ей аппроксимация пятью гауссианами для фазы «чистка» изображена на рис. 4. Совместная плотность распределения признаков при данной фазе оценивалась как произведение одномерных оценок плотностей распределения $y_i(t)$

$$\hat{p}(\vec{x}(t)|z(t)) = \hat{p}(\vec{y}(t)|z(t)) = \prod_{i=1}^d \hat{p}(y_i(t)|z(t)).$$

Вероятность перехода из фазы z_i в фазу z_j и априорная вероятность каждого состояния легко оцениваются следующим образом

$$\hat{p}(z(t) = z_j | z(t-1) = z_i) = \frac{\sum_{t: z(t)=z_j, z(t-1)=z_i} 1}{\sum_{t: z(t-1)=z_i} 1},$$

$$\hat{p}(z(1) = z_i) = \frac{\sum_{t: z(t)=z_i} 1}{T}.$$

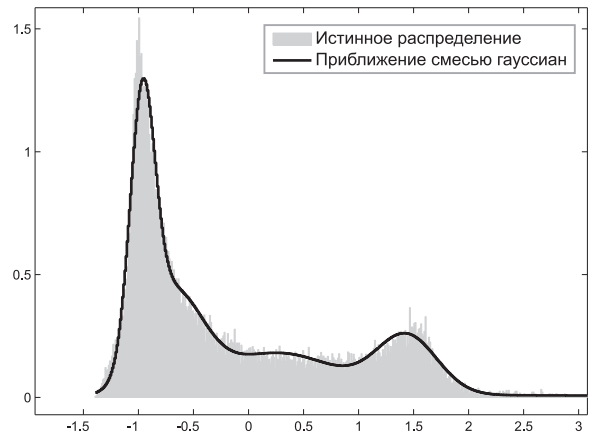


Рис. 4: Приближение распределения обучающей выборки (серая гистограмма) для состояния «чистка» и первой главной компоненты с помощью смеси пяти нормальных распределений (черная кривая).

Для дальнейших построений введем функцию Беллмана

$$V_t(z(t)) = \max_{z(1), \dots, z(t-1)} \log p(\vec{x}(1), \dots, \vec{x}(t), z(1), \dots, z(t)).$$

В силу того, что для сегментации траектории выполнено свойство кусочной оптимальности, можно воспользоваться алгоритмом Витерби [Viterbi 1967], представляющего собой разновидность алгоритма динамического программирования, и переписать функцию Беллмана

$$V_t(z(t)) = \max_{z(t-1)} [V_{t-1}(z(t-1)) + \log p(z(t)|z(t-1)) + \log p(\vec{x}(t)|z(t))], \quad t = \overline{2, T},$$

$$V_1(z(1)) = \log p(z(1)) + \log p(\vec{x}(1)|z(1)).$$

Обозначим через $S_t(z(t))$ предшествующую точку оптимальной сегментации

$$S_t(z(t)) = \arg \max_{z(t-1)} [V_{t-1}(z(t-1)) + \log p(z(t)|z(t-1)) + \log p(\vec{x}(t)|z(t))].$$

Тогда можно последовательно вычислить значения функции Беллмана и функции $S_t(z(t))$ для всех моментов времени $1 \leq t \leq T$. Выполняя обратный проход получаем оптимальную разметку траектории

$$(z^*(T), z^*(T-1), \dots, z^*(1)) = (\arg \max V_T(z(T)), S_T(z^*(T)), \dots, S_2(z^*(2))).$$

7 Эксперименты и будущая работа

Предложенная система была протестирована на 13 видеозаписях изучающего поведения мышей-полевков в эксперименте «открытое поле», общее время записи — 325 минут. 150 минут были использованы как обучающая выборка, остальное — как контрольная. Результаты автоматической сегментации были сопоставлены с сегментацией, выполненной вручную (см. таблицу 1, рисунок 5). Общий процент ситуаций совпадения экспертной разметки

Таблица 1: Результаты классификации состояний мыши предлагаемым алгоритмом (кол-во объектов)

\ Принадлежит классу: Отнесен к классу \	«чистка»	«остановка»	«активность»	«поиск»
«чистка»	5683	7120	22	3899
«остановка»	97	102859	95	1883
«активность»	0	21	7590	1796
«поиск»	850	7281	656	10382

и результата работы алгоритма составил 84.2%. Результаты исследований позволяют нам сделать вывод о том, что мы можем достаточно хорошо распознавать фазы быстрых движений («активность») и фазы неподвижности («остановка»). В частности, ошибки классификации объясняются сложностью в определении границ состояний. Остальные две фазы («чистка» и «поиск») хуже разделяемы при использовании информации только о положении центра масс мыши. Следует отметить, что ручная сегментация, выполненная различными экспертами, различается в среднем в 15–20% моментов времени. Последнее замечание позволяет нам утверждать о приемлемости полученных результатов. К недостаткам построенной модели можно отнести часто встречающиеся кратковременные флуктуации между состояниями (см. рисунок 5). В дальнейшем планируется использование скрытых марковских моделей более высокого порядка для уменьшения числа флуктуаций. Для повышения качества автоматического распознавания поведенческих актов мы планируем расширить список признаков, используемых для моделирования поведения скрытыми Марковскими моделями, за счет траекторий движения дополнительных точек (кончик носа, точка крепления хвоста), площади мыши и ее изменения, и т.д. Для отслеживания совместного поведения нескольких мышей планируется использование двух и более широкоугольных камер, наблюдающих сцену с разных точек зрения (сверху и сбоку). Для расширения области применения предлагаемой системы на другие виды тестов предлагается использовать разметку сцены на функционально значимые области и использование признаков, вычисляемых по относительному положению точек мыши и отмеченных зон.

8 Благодарности

Авторы выражают благодарность Йохану Карлссону (Johan Karlsson) за предоставленный MATLAB-код целого ряда алгоритмов MDL-оптимизации и средств их сравнения. Работа выполнена при частичной поддержке грантов РФФИ №№08-01-00405, 07-01-12020 и 08-01-90427.

Список литературы

Aggarwal, J., and Cai, Q. 1999. Human motion analysis: A review. *Comput. Vis. Image Understand.* 73, 3, 428–440.

Cherepov, A., Mukhina, T., and Anokhin, K. 2005. Automatic segmentation of mouse behavior during video tracking in home cages. In 5th Int. Conf. on Methods and Techniques in Behavioral Research «Measuring Behavior 2005», Wageningen, The Netherlands.

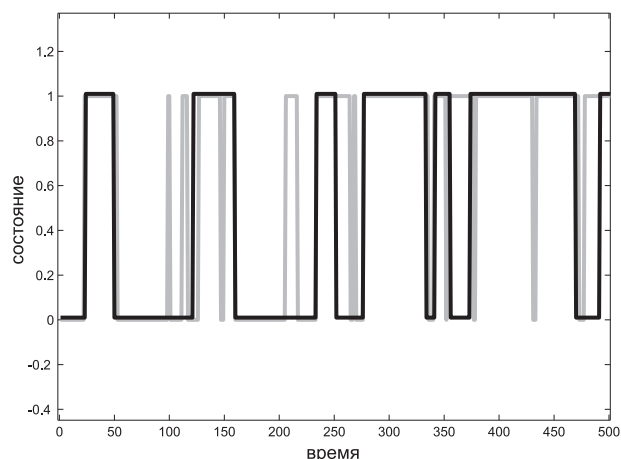


Рис. 5: Пример прогнозирования состояний траектории мыши. Экспертная разметка показана черной кривой, прогноз состояния с помощью описанного алгоритма показан серой кривой. Для простоты показаны фаза «остановка» ($y = 1$) и все остальные фазы ($y = 0$).

Cheung, S., and Kamath, C. 2004. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video. In *Visual Communications and Image Processing*, 881–892.

Cootes, T. 2000. An introduction to active shape models. In *Model Based Methods in Analysis of Biomedical Images*, 223–248.

Cootes, T. 2005. Timeline of developments in algorithms for finding correspondences across sets of shapes and images.

Davies, R., Twining, C., Cootes, T., and Taylor, C. 2002. A minimum description length approach to statistical shape modelling. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21, 525–537.

Dempster, A., Laird, N., and Rubin, D. 1977. Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society B* 39, 1, 1–38.

Drai, D., and Golani, I. 2001. SEE: a tool for the visualization and analysis of rodent exploratory behavior. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 25, 5, 409–426.

Elliot, R., Aggoun, L., and Moore, J. 1995. *Hidden Markov Models: Estimation and Control*. Springer.

Ericsson, A., and Karlsson, J. 2007. Measures for benchmarking of automatic correspondence algorithms. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 28, 3, 225–241.

- Li, Y. 2005. Video object cut and paste. In ACM SIGGRAPH, 595–600.
- Prati, A., Mikic, I., Grana, C., and Trivedi, M. M. 2001. Shadow detection algorithms for traffic flow analysis: a comparative study. In IEEE Intelligent Transportation Systems, 340–345.
- Spruijt, B., and DeVisser, L. 2006. Advanced behavioral screening: automated home cage ethology. *Drug Discovery Today: Technologies* 3, 2, 231–237.
- Thodberg, H., and Olafsdottir, H. 2003. Adding curvature to minimum description length shape models. In 14th British Machine Vision Conference, vol. 2, 251–260.
- Twining, C., Taylor, C., and Courtney, P. 2001. Robust tracking and posture description for laboratory rodents using active shape models. *Behavior Research Methods, Instruments and Computers, Measuring Behavior Special Issue* 33, 3, 381–391.
- Vezhnevets, V., and Konouchine, V. 2005. Grow-cut – interactive multi-label n-d image segmentation. In *Graphicon*.
- Viterbi, A. 1967. Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. *IEEE Transactions on Information Theory* IT-13, 260–267.
- Lein Ed. S. et al. 2007. Genome-wide atlas of gene expression in the adult mouse brain. *Nature*, 445, 168–176.
- Noldus, L.P., Spink, A.J., and Tegelenbosch, R.A. 2001. EthoVision: a versatile video tracking system for automation of behavioral experiments. *Behavior Research Methods, Instruments and Computers*, 33, 398–414.
- Моттль В.В., Мучник И.Б. 1999. Скрытые марковские модели в структурном анализе сигналов. Физматлит.
- Судаков К.В. 1992. Квантование жизнедеятельности. *Усп.соврем.биологии*, 112, 512–532.

Об авторах

- Конушин Антон — к.ф.-м.н., сотрудник Лаборатории компьютерной графики и мультимедиа ВМК МГУ им. М.В. Ломоносова. E-mail: ktosh@graphics.cs.msu.ru
- Ветров Дмитрий — к.ф.-м.н., научный сотрудник кафедры математических методов прогнозирования ВМК МГУ им. М.В. Ломоносова. E-mail: VetrovD@yandex.ru
- Кропотов Дмитрий — младший научный сотрудник Вычислительного центра им. А.А. Дородницына РАН. E-mail: DKropotov@yandex.ru
- Воронин Павел — аспирант ВМК МГУ им. М.В. Ломоносова. E-mail: pavel.voronin@gmail.com
- Синдеев Михаил — студент 4-го курса ВМК МГУ им. М.В. Ломоносова. E-mail: m_sindeev@mail.ru
- Ломакина-Румянцева Екатерина — студентка 3-го курса ВМК МГУ им. М.В. Ломоносова. E-mail: lr2kate@gmail.com
- Анохин Константин — д.м.н., проф., чл.-корр. РАН, зав. отд. системогенеза НИИ НФ РАН. E-mail: k.anokhin@gmail.com

Зарайская Ирина — к.б.н., зав. лаб. системогенеза поведения НИИ НФ РАН. E-mail: irzar2003@mail.ru

Behavior Video Tracking System with Automatic Segmentation into Behavioral Acts

Video tracking systems are widely used for behavior analysis of laboratory animals. They perform tracking of 2-3 typical points of animals. For further analysis it is required to identify separate behavioral acts. Currently this can be done only manually by a specialist in animal behavior. Existing automatic methods are able to mark the periods of immobility and active motion. They have relatively low accuracy and require careful parameter setting. In the paper we suggest video tracking system which models animal behavior by using hidden Markov models. The system shows promising results in analyzing mouse behavior in the new environment.

About the authors

Anton Konushin — PhD, researcher in Graphics and Multimedia Lab, Computational Mathematics and Cybernetics department of Moscow State University. E-mail: ktosh@graphics.cs.msu.ru

Dmitry Vetrov — PhD, researcher in the chair of Mathematical Methods of Forecasting, Computational Mathematics and Cybernetics department of Moscow State University. E-mail: VetrovD@yandex.ru

Dmitry Kropotov — junior researcher in Dorodnicyn Computing Centre of the Russian Academy of Sciences. E-mail: DKropotov@yandex.ru

Pavel Voronin — PhD student of Computational Mathematics and Cybernetics department of Moscow State University. E-mail: pavel.voronin@gmail.com

Mikhail Sindeev — 4th year student of Computational Mathematics and Cybernetics department of Moscow State University. E-mail: m_sindeev@mail.ru

Ekaterina Lomakina-Rumyantseva — 3rd-year student of Computational Mathematics and Cybernetics department of Moscow State University. E-mail: lr2kate@gmail.com

Konstantin Anokhin — doctor of medicine, member-correspondent of the Russian Academy of Medical Sciences, head of systemogenesis department in P.K. Anokhin Institute of Normal Physiology. E-mail: k.anokhin@gmail.com

Irina Zarskaya — PhD, head of laboratory of behaviour systemogenesis in P.K. Anokhin Institute of Normal Physiology. E-mail: irzar2003@mail.ru