

УДК 004.93

DOI: 10.15587/2313-8416.2017.99049

ВЫБОР ПЕРЕМЕННЫХ СОСТОЯНИЯ И АЛГОРИТМОВ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТА ПО ЕГО КИНЕМАТИЧЕСКИМ ХАРАКТЕРИСТИКАМ

© Mourad Aouati

Показано, что для решения задачи качественной идентификации в условиях нечетких данных могут быть использованы алгоритмы нечеткой кластеризации или алгоритмы параметрической классификации. Предложено в условиях маскировки объекта в качестве информативных признаков для решения задачи распознавания использовать кинематические характеристики их движения: компоненты векторов скорости и ускорения характерных точек объекта в системе обобщенных координат с использованием функций Ламе

Ключевые слова: распознавание образов, нечеткая кластеризация, алгоритмы параметрической классификации, обобщенные координаты, функции Ламе

1. Введение

Сегодня в мире активно используется множество приложений, ориентированных на распознавание объектов. Это могут быть объекты промышленности, которые описываются математически [1] и для которых важно диагностировать технологические процессы по данным промышленных технологических наблюдений [2–5]. Однако в первую очередь, речь идет о применении алгоритмов распознавания в криминалистике – для идентификации преступников, а также в системах предупреждения терроризма. При этом в качестве носителей информации используются отпечатки пальцев, скан роговицы, фото с камер наблюдения и т. п., т. е., по сути, статические данные. Однако часто использование таких данных оказывается малопродуктивным для качественной идентификации. Простым примером сложности распознавания объектов по статическим данным является попытка идентификации преступника, накинувшего на голову капюшон. Даже, попав в поле камер видеонаблюдения, он останется не распознанным. Поэтому актуальными являются исследования, направленные на получение наиболее информативных характеристик объекта – переменных состояния. Наличие таких информативных переменных и соответствующих алгоритмов распознавания может способствовать повышению точности идентификации, даже в случае искусственно создаваемых помех, например маскировки объекта.

2. Анализ литературных данных

Характерной особенностью ряда подходов к построению систем распознавания образов является применение принципа оценивания путем использования предварительно подготовленных баз данных образов для классов и входных образов. Правило принятия решений некоторых из них базируется на использовании компьютерных систем обучения и критериях подобия, используемых для классификации входных образов, представленных двухмерным спектром видеоизображения [6, 7]. При этом применяются как параметрические, так и непараметрические методы распознавания.

Особо необходимо отметить рост интереса к использованию нейросетевых технологий в распо-

знавании образов. Такой подход описан, например, в работах [8, 9]. При этом основное внимание исследователей сосредоточено на качестве обучения нейронной сети. Например, в работе [8] отмечено, что существующие основные «классические» модели обучения, например на основе коррекции ошибок, с использованием памяти, конкурентного обучения и метода Больцмана, обладают рядом недостатков. Среди них выделяется особо невозможность обойтись одной из моделей обучения при создании универсальных систем распознавания образов. Эта особенность очень важна, т. к. неучет ряда особенностей специфических предметных задач приводит к ухудшению качества распознавания. Как один из вариантов решения проблемы авторы [8] предлагают использование метода Левенберга-Марквардта [9]. В отличие от классических алгоритмов обучения, данный метод базируется на применении Z-обучения по этапам, причем ошибка сети усредняется за все этапы обучения. Главным показателем эффективности работы подобного алгоритма авторы отмечают минимальное время его работы. Однако изложение результатов ограничено теоретическим описанием алгоритма. Данные по использованию алгоритма с учетом специфики прикладных задач отсутствуют.

Необходимо отметить, что вновь предлагаемым алгоритмам на основе использования нейросетей, как всем прочим алгоритмам, присущи недостатки. Они связаны с необходимостью качественного обучения сети и получения представительной с точки зрения информативности выборки данных. Поэтому продолжает оставаться актуальной модернизация существующих непараметрических алгоритмов или параметрических алгоритмов, исследуя ограничения, накладываемые на их корректное и эффективное использование [10].

3. Цель и задачи исследования

Целью исследования являлся выбор информативных признаков переменных состояния и алгоритмов распознавания образов для идентификации объектов по их кинематическим характеристикам.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

- выбор и обоснование алгоритма идентификации;
- выбор наиболее информативных признаков – переменных состояния.

4. Выбор алгоритма распознавания образов для идентификации объекта

Рассматривая в качестве объекта идентификации конкретного человека, например преступника

или террориста, необходимо учесть одно важное обстоятельство – сложность четкой оценки компонентов векторов-образов, которые не могут быть измерены с достаточной степенью точности. Иллюстрация данного тезиса приведена на рис. 1.

Как видно из рис. 1, если в качестве компонентов векторов-образов выбрать характеристики лица, то очевидно, их точное определение не представляется возможным.

ОСТОРОЖНО! ВЗЛОМЩИК! БУДЬТЕ БДИТЕЛЬНЫ!

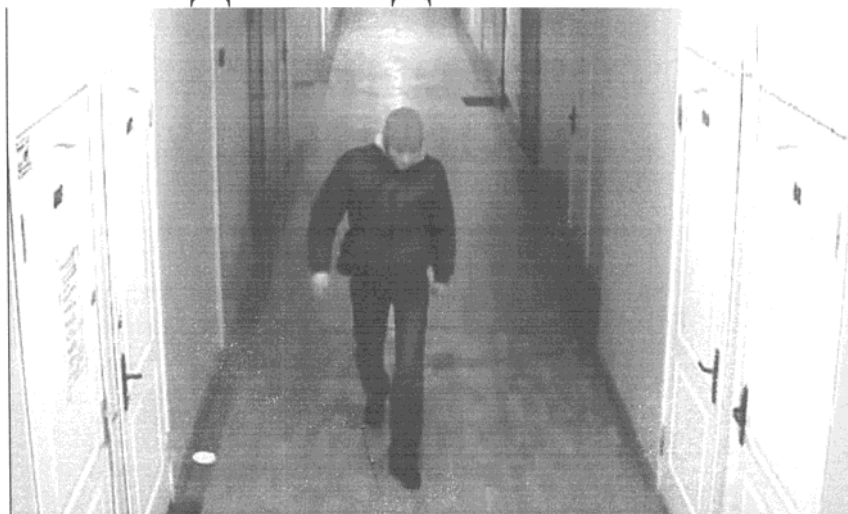


Рис. 1. Кадр, запечатлевший «домушника», снятый с камеры видеонаблюдения офисного здания

В таком случае можно воспользоваться рекомендациями по выбору алгоритма распознавания в условиях нечетких данных, приведенными в работах [11–13]. В частности, речь идет об использовании методов самоорганизующихся карт (SOM) и метода главных компонент (PCA) [11]. Обосновывается, что применение PCA в сочетании с иерархической кластеризацией является более мощным практическим инструментом для автоматизированной идентификации. Несмотря на то, что выводы построены относительно разработки прогнозных моделей сейсмической активности, их результаты интересны и для поставленной задачи, т. к. сами алгоритмы строятся из предположения о нечеткости входных данных.

Подход, рекомендуемый в работе [12], основан на бальной оценке для условий нечеткого распознавания образов. В этом подходе пространство рассматривается состоящим из двух нечетких множеств ("Правдивый" и "Обманщик"). На первом этапе процедуры каждый отдельный сличитель моделируется как нечеткое множество на основе метода генерации, используя функцию автоматического членства. Целью данной процедуры является устранение неопределенности и несовершенства в оценивании соответствующих баллов. Затем новые нечеткие оценки соответствия сливаются с нечетким оператором агрегации, после чего принимается окончательное решение о распознавании. Авторы отмечают, что предлагаемый метод обладает высокой устойчивостью.

Подход к обработке данных для классификации с использованием методов вычислительного интеллекта описан в работе [13]. Авторами предложен адаптивный алгоритм нечеткой кластеризации с использованием целевой функции вида

$$E(w_j(k), c_j) = \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^m w_j^\beta(k) d^2(x(k), c_j) \rightarrow \min \quad (1)$$

при ограничениях:

$$\sum_{j=1}^m w_j(k) = 1, k=1, \dots, N,$$

$$0 < \sum_{k=1}^N w_j(k) < N, j=1, \dots, m. \quad (2)$$

Здесь $w_j(k) \in [0, 1]$ – уровень принадлежности вектора $x(k)$ к j -му кластеру, c_j – центроид j -го кластера, $d^2(x(k), c_j)$ – расстояние между $x(k)$ и c_j в принятой метрике, β – неотрицательный параметр, именуемый «фаззификатором» (в случае использования в качестве $d^2(x(k), c_j)$ евклидова расстояния, принимается равным 2).

Результатом работы данного алгоритма является формирование матрицы нечеткого разбиения, в которой объекты разделяются на кластеры (диагнозы). Характерной особенностью, отмечаемой авторами, является

то, что форма кластеров может меняться от гипершара до гиперэллипсоида в зависимости от формы исходных данных. Другими словами, определяющим является выбор расстояния между $x(k)$ и c_j , описываемый в виде

$$d(x(k), c_j) = \sqrt{(x(k) - c_j)^T A_j (x(k) - c_j)}, \quad (3)$$

где A_j – обратная нечеткая ковариационная матрица каждого кластера.

Характерной особенностью такого подхода, как отмечают авторы [13], является нечувствительность к соотношению количества объектов к количеству характеризующих эти объекты показателей, а также к закону распределения данных.

Очевидно, для решения поставленной задачи качественной идентификации в условиях нечетких данных, могут быть использованы и алгоритмы параметрической классификации, однако при выполнении двух условий:

– необходимо обеспечить выполнение условий корректности применения метода, в частности нор-

мальность закона распределения и равенство дисперсионных матриц;

– необходимо учесть нечеткость входных данных – признаков (переменных состояния).

Для обеспечения первого из условий могут быть использованы методы планирования эксперимента [10].

Для обеспечения второго условия может быть использовано нечеткое описание переменных состояния в гауссовой форме [14].

5. Выбор переменных состояния для идентификации объекта

В приведенных выше условиях, когда по данным видеонаблюдения не удастся идентифицировать объект на основе описания его лица, в качестве информативных признаков целесообразно выбрать кинематические характеристики объекта. В этом случае признаками могут выступать скорости и ускорения отдельных частей тела, определяемые на основе раскадровки данных видеонаблюдения. Общая идея такого подхода проиллюстрирована на рис. 2.

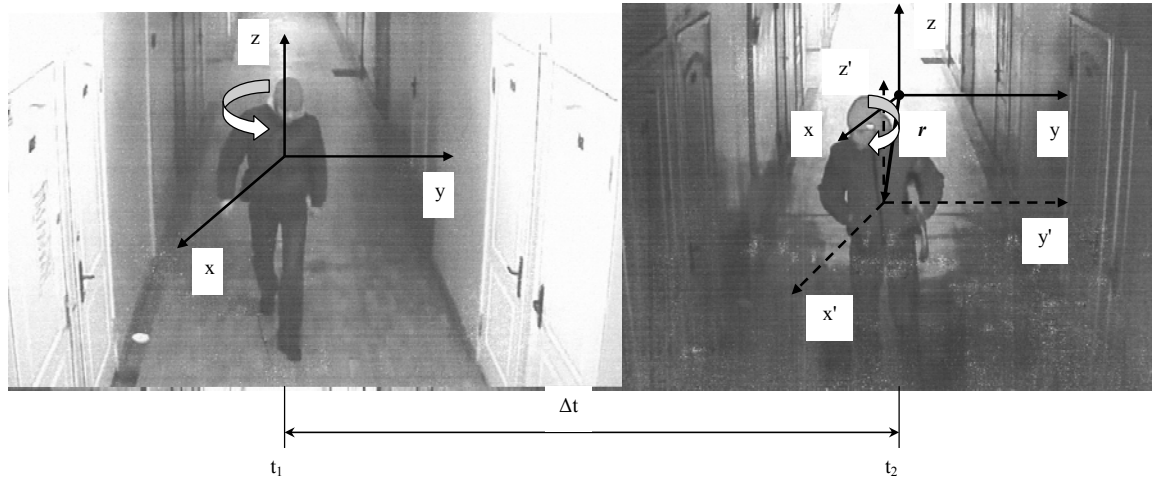


Рис. 2. Иллюстрация подхода к определению кинематических характеристик как информативных признаков для распознавания объекта по раскадровке данных видеонаблюдения: t_1 – момент времени съятия кадра 1; t_2 – момент времени съятия кадра 2. Стрелкой для примера показана одна из степеней свободы – поворот головы относительно оси OZ, r – радиус-вектор, описывающий положение центра тяжести объекта

С центром тяжести движущегося объекта связывается подвижная система координат. При этом скорость движения в выбранной системе координат описывается следующим образом:

$$v(t) = \frac{dr(t)}{dt} = \frac{ds}{dt} \tau, \quad (4)$$

где $\tau = \frac{dr}{ds}$.

Ускорение движения описывается следующим образом:

$$\begin{aligned} \varpi(t) &= \frac{dv(t)}{dt} = \frac{d\left[\left(\frac{ds}{dt}\right)\tau(t)\right]}{dt} = \\ &= \frac{d^2s}{dt^2} \tau + v^2 \frac{d\tau}{ds} = \frac{d^2s}{dt^2} \tau + \frac{v^2}{\rho} \mathbf{n}, \end{aligned} \quad (5)$$

В правой части уравнения (5) выражение перед ортом τ соответствует касательному ускорению, а выражение перед ортом \mathbf{n} соответствует нормальному ускорению.

Если для описания положения объекта использовать обобщенные координаты, например линейные в декартовых координатах $q_1=x, q_2=y, q_3=z$, то задание $q_1(t), q_2(t), q_3(t)$ полностью определит движение центра тяжести – вектор-функцию $r(t)=r[q_1(t), q_2(t), q_3(t)]$.

Если в момент времени $t=t'$ положение центра тяжести определено значениями обобщенных координат q_1', q_2', q_3' то радиус-вектор опишется как $r(q_1', q_2', q_3')$. Тогда для определения скорости центра тяжести в системе обобщенных координат q_1, q_2, q_3 необходимо использовать функции Ламе

$$H_i = \left| \frac{\partial r}{\partial q_i} \right|. \quad (6)$$

Тогда

$$v = \left| \frac{dr}{dt} \right| = \sum_{i=1}^3 \frac{\partial r}{\partial q_i} \dot{q}_i = \sum_{i=1}^3 H_i \dot{q}_i \tau_i. \quad (7)$$

Следовательно, компонента v_{q_i} скорости по оси q_i имеет вид

$$v_{q_i} = H_i \dot{q}_i. \quad (8)$$

Компонента вектора ускорения по оси q_i может быть получена, определяя скалярное произведение $\omega \tau_i$:

$$\begin{aligned} \omega_{q_i} &= \omega \cdot \tau_i = \frac{dv}{dt} \cdot \frac{1}{H_i} \frac{\partial r}{\partial q_i} = \\ &= \frac{1}{H_i} \left[\frac{d}{dt} \left(v \cdot \frac{\partial r}{\partial q_i} \right) - v \cdot \frac{d}{dt} \frac{\partial r}{\partial q_i} \right]. \end{aligned} \quad (9)$$

Т. к. из (7) следует, что

$$\frac{\partial v}{\partial \dot{q}_i} = \frac{\partial r}{\partial q_i},$$

а

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial r}{\partial q_i} = \frac{\partial}{\partial q_i} \frac{dr}{dt} = \frac{\partial v}{\partial q_i},$$

компонента вектора ускорения по оси q_i принимает вид

$$\omega_{q_i} = \frac{1}{H_i} \left[\frac{d}{dt} \frac{\partial \left(\frac{v^2}{2} \right)}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial \left(\frac{v^2}{2} \right)}{\partial q_i} \right]. \quad (10)$$

Если положение объекта описывать не только положением его центра тяжести, а и положением всех характерных точек частей тела (рук, ног, головы, корпуса) для N степеней свободы, выражения (8) и (10), примененные для каждой характерной точки, даст описание кинематических характеристик объекта. При этом такие характеристики оцениваются в системе обобщенных координат для биомеханической модели человека и могут быть использованы в качестве признаков – переменных состояния – для реализации параметрических или непараметрических алгоритмов распознавания.

6. Выводы

1. Показано, что для решения задачи качественной идентификации в условиях нечетких данных могут быть использованы алгоритмы нечеткой кластеризации или алгоритмы параметрической классификации. Характерной особенностью первых является нечувствительность к соотношению количества объектов к количеству характеризующих эти объекты показателей, а также к закону распределения данных. Для применения последних необходимо обеспечение выполнения условий корректности применения метода, в частности нормальности закона распределения и равенства дисперсионных матриц. Это возможно, если для выбора векторов-образов использовать методы планирования эксперимента. Необходимым условием для применения алгоритмов параметрической классификации при нечетком описании векторов-признаков является представление переменных состояния в гауссовой форме.

2. Предложено в качестве информативных признаков для случаев маскировки объекта использовать кинематические характеристики их движения. При этом такими характеристиками могут выступать компоненты векторов скорости и ускорения характерных точек объекта в системе обобщенных координат с использованием функций Ламе.

Литература

1. Дёмин, Д. А. Типизация математического описания в задачах синтеза оптимального регулятора технологических параметров литейного производства [Текст] / Д. А. Дёмин // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2014. – Т. 1, № 4 (67). – С. 43–56. doi: 10.15587/1729-4061.2014.21203
2. Васенко, Ю. А. Совершенствование технологии получения износостойкого чугуна [Текст] / Ю. А. Васенко // Технологический аудит и резервы производства. – 2012. – № 1 (3). – С. 17–21. – Режим доступа: <http://journals.uran.ua/tarp/article/viewFile/4870/4521>
3. Дёмин, Д. А. Принятие решений в процессе управления электроплавкой с учетом факторов нестабильности технологического процесса [Текст] / Д. А. Дёмин // Вестник НТУ "ХПИ". – 2010. – № 17. – С. 67–72.
4. Пономаренко, О. И. Компьютерное моделирование процессов кристаллизации как резерв повышения качества поршней ДВС [Текст] / О. И. Пономаренко, Н. С. Тренёв // Технологический аудит и резервы производства. – 2013. – Т. 6, № 2 (14). – С. 36–40. – Режим доступа: <http://journals.uran.ua/tarp/article/viewFile/19529/17205>
5. Дёмин, Д. А. Идентификация чугуна для определения рациональных режимов легирования [Текст] / Д. А. Дёмин, А. Б. Божко, А. В. Зрайченко, А. Г. Некрасов // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2006. – Т. 4, № 1 (22). – С. 29–32.
6. Lin, Z. MatchSim: a novel similarity measure based on maximum neighborhood matching [Text] / Z. Lin., M. R. Lyu, I. King // Knowledge and Information Systems. – 2011. – Vol. 32, Issue 1. – P. 141–166. doi: 10.1007/s10115-011-0427-z
7. Arsirii, E. Development of the decision support subsystem in the systems of neural network pattern recognition by statistical information [Text] / E. Arsirii, O. Manikaeva, O. Vasilevskaja // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2015. – Vol. 6, Issue 4 (78). – P. 4–12. doi: 10.15587/1729-4061.2015.56429
8. Фразе-Фразенко, О. Алгоритм навчання нейронної мережі при розпізнаванні зображень [Текст] / О. Фразе-Фразенко // Технологический аудит и резервы производства. – 2012. – № 4/1 (6). – С. 33–34. – Режим доступа: <http://dspace.oneu.edu.ua/jspui/handle/123456789/259>

9. Ферцев, А. А. Ускорение обучения нейронной сети для распознавания изображений с помощью технологии NVidia Cuda [Текст] / А. А. Ферцев // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия Физико-математические науки. – 2012. – № 1 (26). – С. 183–191.

10. Mourad, A. Localization of vectors–patterns in the problems of parametric classification with the purpose of increasing its accuracy [Text] / A. Mourad // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2016. – Vol. 4, Issue 4 (82). – P. 10–20. doi: 10.15587/1729-4061.2016.76171

11. Unglert, K. Principal component analysis vs. self-organizing maps combined with hierarchical clustering for pattern recognition in volcano seismic spectra [Text] / K. Unglert, V. Radic, A. M. Jellinek // Journal of Volcanology and Geothermal Research. – 2016. – Vol. 320. – P. 58–74. doi: 10.1016/j.jvolgeores.2016.04.014

12. Fakhar, K. Fuzzy pattern recognition-based approach to biometric score fusion problem [Text] / K. Fakhar, M. El Arousi, M. N. Saidi, D. Aboutajdine // Fuzzy Sets and Systems. – 2016. – Vol. 305. – P. 149–159. doi: 10.1016/j.fss.2016.05.005

13. Перова, И. Адаптивная обработка данных медико-биологических исследований методами вычислительного интеллекта [Текст] / И. Г. Перова // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2014. – Т. 1, № 4 (67). – P. 24–28. doi: 10.15587/1729-4061.2014.21202

14. Дёмин, Д. А. Нечеткая кластеризация в задаче построения моделей «состав – свойство» по данным пассивного эксперимента в условиях неопределённости [Текст] / Д. А. Дёмин // Проблемы машиностроения. – 2013. – № 6. – С. 15–23.

Mourad Aouati, Главный Комиссар Полиции, Центральное Управление Полиции г. Константина, Али Менджели UV 01 Pot 03 Bt H n°123, г. Константин, Алжир

УДК 66.048.54

DOI: 10.15587/2313-8416.2017.97799

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ГИДРОДИНАМИКИ В ВЫПАРНОМ АППАРАТЕ С ПРИНУДИТЕЛЬНОЙ ЦИРКУЛЯЦИЕЙ И КИПЕНИЕМ РАСТВОРА В ТРУБАХ

© В. П. Михайличенко, Т. Б. Новожилова, Д. И. Нечипоренко, И. В. Питак

Работа посвящена исследованию и интенсификации процесса кипения различных по вязкости растворов в выпарных аппаратах трубчатого типа с принудительной циркуляцией и вынесенной зоной кипения. На разработанной лабораторной установке были определены основные факторы, влияющие на изменение гидравлического сопротивления греющей камеры при различных режимах работы и зависимость величины потерь от паросодержания. Также найдена оптимальная величина скорости циркуляции рабочего раствора при различных температурах и определены зоны кипения

Ключевые слова: выпарной аппарат, сепаратор, парожидкостная смесь, паросодержание, вакуумный режим, скорость циркуляции

1. Введение

Одной из основных задач, стоящих перед наукой и техникой, является снижение материальных затрат за счет уменьшения потребления энергоресурсов и снижения материалоемкости. Постоянное подорожание энергоресурсов, а также угроза полного их исчерпания ставит перед учеными всего мира задачи экономии энергии и материалов.

Интенсифицируя процесс теплообмена, можно уменьшить поверхность теплообмена, снизив затраты на материалы и уменьшить затраты энергии на сам процесс.

Поэтому привлекают внимание аппараты с принудительной циркуляцией, традиционно выпускаемые только в виде аппаратов с вынесенной зоной кипения и конвективным теплообменом, для получения большой производительности, упрощения обслуживания, повышения кратности выпаривания. Но эти аппараты обладают целым рядом недостатков:

– конвективный теплообмен менее эффективен чем теплообмен при кипении и сопоставим только при больших скоростях потока и существенных затратах энергии на циркуляцию;

– растворы большой вязкости нельзя эффективно упаривать при конвективном теплообмене из-за отсутствия номенклатуры осевых насосов для циркуляции таких растворов;

– наличие трубы вскипания увеличивает металлоемкость аппарата;

– затруднено упаривание пенящихся растворов, ввиду попадания перегретого раствора в сепаратор.

Применение менее металлоемких и более эффективных аппаратов с принудительной циркуляцией и кипением раствора в настоящее время затруднено ввиду отсутствия данных по рабочему процессу в аппарате, гидравлическим сопротивлениям, требуемой оптимальной величине скорости потока, а отсюда – и затрат энергии, условий применения. Работа посвящена получению и систематизации этих данных.

2. Литературный обзор

Теплообмен при кипении отличается большей эффективностью, чем конвективный, так как интенсивность теплообмена определяется термическим сопротивлением ламинарного подслоя на теплопередающей поверхности, который разрушается при кипении. Кроме того, всплывающие пузырьки перемещи-