

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И АВТОМАТИЗАЦИЯ НА ТРАНСПОРТЕ

УДК 629.12: 519.24

В. Н. Кузнецов,
асп.;

А. А. Матвеев,
асп.;

А. П. Нырков,
д-р техн. наук, проф.

АЛГОРИТМ ПОСТРОЕНИЯ ВЕКТОРА ПРИЗНАКОВ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ СУДОВ

THE SIGNS DETECTION ALGORITHM IN SHIP RECOGNITION SOLUTION

Статья посвящена распознаванию судов на основе радиолокационного сигнала. Решение задачи предусматривает построение вектора признаков распознаваемого объекта и принятие решения о принадлежности объекта к некоторому классу. Выделение признаков предлагается выполнять с использованием частотного анализа при помощи преобразования Фурье, чтобы достичь некоторой инвариантности относительно поворота судна. При этом приводится алгоритм вычисления гармоник Фурье на основе быстрого преобразования Фурье (БПФ), что позволяет уменьшить вычислительную сложность метода и использовать алгоритм в рамках задачи распознавания образов. Принятие решения о принадлежности объекта определенному классу предлагается на основе Байесовского подхода, что позволяет добиться простоты накопления базы знаний и высокой точности обработки данных. В совокупности методы нацелены на решение задачи классификации судов на основе радиолокационного сигнала и уменьшение ошибок распознавания.

This article deals with the recognition of the ships on the basis of the radar signal. Solution of the problem involves the construction of feature vectors recognizable object and a decision on an object belonging to a certain class. Feature extraction is proposed to perform using a frequency analysis by Fourier transform to achieve some invariant under rotation of the ship. At the same time provides an algorithm for computing the Fourier harmonics based on the FFT, which reduces the computational complexity of the method and algorithm used within the pattern recognition problem. Deciding on an object belonging to the class is offered on the basis of Bayesian approach. Deciding on an object belonging to the class is offered on the basis of Bayesian approach, which allows for ease of the knowledge base and high precision processing. The goal of both this methods is resolving ship classification task based on radio signal and decreasing recognition mistakes.

Ключевые слова: алгоритмы, распознавание судов, Байесовский подход, автоматизация, задача классификации.

Key words: algorithms, recognition of the ships, Bayesian approach, automation, classification task.



АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ контроль и управление в наше время является неотъемлемой частью как производственных процессов, так и любого вида деятельности. Одна из областей, где особое значение имеет автоматизация производственного процесса, это водный транспорт [1] – [4]. Применение современных информационных технологий на водном транспорте позволяет наиболее точно определять расположение судов [5], [6], обеспечивает достаточный уровень их безопасности [7] – [9].

Для того чтобы своевременно принимать решения адекватные текущей обстановке, необходимо осуществлять мониторинг текущего состояния объекта. Для этих целей в порту предназначена система мониторинга акватории порта, которая должна предоставлять максимум инфор-

мации о судах, находящихся в порту, и их передвижениях [9], [10]. Для обеспечения этой задачи нужно уметь распознавать суда на основе радиолокационного сигнала системы и предоставлять полную информацию об обстановке в порту. Однако для построения эффективного распознавателя необходимо выбрать подходящий метод выделения характеристик объекта [11]. При этом набор характеристик должен хорошо определяться даже при изменении положения или поворота судна.

Основная задача исследования – получить методы распознавания судов для системы мониторинга акватории порта. Причем для этого предполагается использовать радиолокационные данные. Поскольку суда могут передвигаться по акватории порта по различным траекториям, нужно учитывать, что распознавание должно проводиться с учетом возможного поворота объекта.

Для мониторинга акватории порта возможно использование радиолокационных комплексов, расположенных вдоль берега порта, поэтому система распознавания судов должна учитывать особенности данных, на основании которых происходит распознавание, а также специфику условий эксплуатации системы. При этом необходимо, чтобы система могла распознать повернутые или зашумленные объекты.

Распознавание объектов может быть разделено на две задачи. Это задача классификации и задача кластеризации. В первом случае в распоряжении системы имеется конечный набор классов, и необходимо соотнести любой объект, подаваемый на вход, к одному из этих классов. Во втором случае возможно динамическое создание новых классов, если объект не подходит ни к одному из существующих. При распознавании судов, прибывающих в порт, будем считать, что их количество типов ограничено и известно заранее. Поэтому в рамках задачи распознавания судов более актуальна проблема классификации объектов.

Любое распознавание предполагает анализ некоторых признаков объекта, т.е. каждый объект распознаватель видит как совокупность некоторых признаков:

$$X = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}, \quad (1)$$

где X – некоторый объект, a_1, \dots, a_n : совокупность признаков объекта X .

Эффективность и качество построенного распознавателя зависит от выбора анализируемых характеристик и точности их определения в процессе работы [12], [13].

В работе распознавателя выделяется два режима. Первый – это режим обучения. В этом режиме распознавателю предлагается для изучения контрольная выборка объектов для каждого класса. Задачей системы классификации в данном режиме будет являться выделение характеристик для каждого объекта и накопление статистических данных для каждого класса. Накопленные статистические данные называются базой знаний распознавателя. Второй режим – это непосредственно распознавание. В этом режиме классификатор, основываясь на статистических данных базы знаний должен сделать вывод о принадлежности распознаваемого объекта к одному из заранее определенных классов. В отличие от кластеризации, в данном случае распознаватель не может определять новые классы или отвергать объект. Любому распознаваемому объекту должен быть поставлен в соответствие класс, пусть даже ошибочно определенный.

В этой ситуации полезно определять не только принадлежность классу, но и степень достоверности распознавателя в своем выборе. Эта достоверность может определяться степенью соответствия характеристик объекта статистическим данным, предлагаемым распознавателем [14].

В процессе работы системы в режиме распознавания база знаний может как оставаться неизменной с этапа обучения, так и пополняться новыми данными. Наиболее перспективным, на наш взгляд, является гибридный подход. В этом случае необходимо обновлять базу знаний автоматически лишь в том случае, если достоверность системы достигла некоторого порогового значения. Также должна быть возможность внесения изменений вручную, т.е. объекты, в которых система не уверена, должны быть подтверждены экспертом. В конечном итоге с ростом статистических данных должна увеличиваться точность распознавания.

Итак, для построения распознавателя необходимо определить набор характеристик, по которым будет проводиться анализ объектов. Набор характеристик должен достаточно точно опре-

делиться по входным данным. При построении системы мониторинга акватории порта используются радиолокационные комплексы, поэтому в качестве входных данных будет радиолокационная картина объекта. Перед распознаванием данные проходят предварительную обработку для более точного определения характеристик. На первом этапе идет фильтрация данных на уровне радиолокационного комплекса, затем в полученном изображении выделяем набор образов на основании алгоритма, основанного на обходе графа [15].

Входными данными для распознавателя будет изображение судна, выделенное из сигнала, полученного при помощи радиолокационного комплекса.

Суда входят в порт примерно по одной траектории и на изображениях будут повернуты примерно одинаково, однако, все равно не стоит забывать, что изображение судна, с которым работает распознаватель, является двумерной проекцией трехмерного объекта и в зависимости от угла обзора изображение одного и того же объекта может быть разным. Чтобы свести к минимуму влияние угла поворота объекта на процесс распознавания, можно производить анализ распознаваемого объекта в частотной области. Выделив определенные гармоники изображения, можно добиться некоторой инвариантности к углу обзора.

Однако прежде чем начать анализ объекта необходимо провести фильтрацию сигнала, а также выделить во входном сигнале области, содержащие объекты. Фильтрация радиолокационного сигнала происходит преимущественно техническими средствами. Современные радиолокационные станции уже включают в себя необходимый набор средств по фильтрации данных. В рамках задачи классификации судов, встроенных средств фильтрации данных достаточно. Чтобы улучшить эффективность работы алгоритмов распознавания объектов, необходимо сконцентрировать внимание алгоритма на конкретной области, которая содержит необходимый объект. Для этого, прежде чем начать обработку сигнала, выделим область с необходимым объектом, а все остальное отбросим. Для выделения объектов можно применять разные подходы. Например, контурный анализ или анализ градиента изображения и выделение области.

Одним из алгоритмов выделения области объекта, который можно использовать в рассматриваемой задаче, является алгоритм выделения объекта на основе алгоритма обхода графа [15]. После предварительной подготовки данных необходимо определить, что же все-таки «увидел» комплекс. В случае если в матрицу откликов радиолокационной станции (РЛС) попала информация о более чем одном объекте, непосредственное распознавание становится затруднительной задачей. Отдельным объектом будем считать связную область. Таким образом, необходимо предварительно всю картину разделить на отдельные значимые элементы. Следует заметить, что разрешающая способность РЛС по угловым координатам определяется шириной характеристики направленности антенны. Для повышения разрешающей способности необходимо или уменьшить длину волны, или же увеличивать размеры антенной системы. Уменьшать длину волны можно лишь до некоторых пределов, примерно до 2–3 см, так как при дальнейшем уменьшении длины волны возрастают потери энергии при распространении электромагнитных волн в атмосфере. Увеличение размеров антенны также связано с рядом ограничений. Во-первых, антенны не должны превышать по своим габаритам свободного пространства внутри транспортного средства, например, фюзеляжа самолета. Во-вторых, антенны не должны влиять на аэродинамические качества летательного аппарата. В-третьих, управление антенной при круговом обзоре должно быть достаточно простым. Ввиду этого разрешающая способность по углу места в реальных условиях сильно ограничена. На практике разница между значениями координат не менее 5 м на местности. Также и координаты по дальности зависят от длины волны излучателя. При этом при длине волны, обеспечивающей оптимальную дальность сканирования местности, разрешающая способность по дальности остается невысокой. Учитывая ограничения по минимальному расстоянию между судами, можно утверждать, что граф на основе матрицы откликов РЛС не будет иметь точек сочленения, а также то, что все точки, возможно принадлежащие рассматриваемой области, следует относить к исследуемому объекту, и они не могут означать части других судов. Для задачи выделения связных областей целесообразно использовать алгоритм, основанный на принципе обхода графа в ширину [15].

Основная идея алгоритма заключается в том, чтобы представить каждый элемент матрицы, отличный от нуля, как вершину графа. Таким образом, из исходной матрицы откликов получаем набор независимых друг от друга графов, каждый из которых интерпретируется как отдельная связная область, которая подлежит распознаванию. Теперь для получения каждой области необходимо методом перебора по исходной матрице найти непросмотренные вершины, отличные от нуля. В результате работы алгоритма получаем набор подмножеств вершин, образующих замкнутые области.

В дальнейшем для распознавания будем использовать выделенную связную область исходного сигнала, а не весь сигнал целиком.

Итак, анализировать входное изображение будем в спектральной области. Для этого предварительно выполним двумерное дискретное преобразование Фурье [16], [17]:

$$X_{pk} = \frac{1}{MN} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x_{mn} e^{-2\pi i \left(\frac{pm}{M} + \frac{kn}{N} \right)}. \quad (2)$$

В области цифровой обработки сигналов существует алгоритм быстрого преобразования Фурье, который позволяет проводить преобразование с высокой производительностью [17]. Однако алгоритм разработан для одномерного преобразования. Для его использования в двумерном преобразовании перепишем формулу следующим образом:

$$X_{pk} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} x_{mn} e^{-2\pi i \left(\frac{pm}{M} \right)} \right) e^{-2\pi i \left(\frac{kn}{N} \right)}. \quad (3)$$

В скобках получилось обычное одномерное преобразование Фурье. Таким образом, двумерное преобразование Фурье выглядит как поочередное одномерное преобразование по строкам, затем по столбцам.

В качестве признаков для распознавания можно использовать гармоники преобразования Фурье. Причем можно использовать не все гармоники, а лишь часть в верхних правом и левом квадрантах. Выделенные гармоники для каждого изображения будем сохранять как вектор признаков.

Также в качестве признаков распознавания можно использовать фазы пространственно частотного спектра, выбранные из верхних квадрантов. Фазы составляющих спектра Фурье являются признаками, инвариантными к освещенности изображения. Однако они очень чувствительны к смещению, поэтому в рамках задачи распознавания судов менее пригодны.

После определения способа выделения признаков объекта необходимо построить часть системы, которая отвечает за принятие решения в каждом отдельном случае распознавания. Для этого существует множество подходов, например нейронные сети, контурный анализ, морфологический анализ.

Одним из вариантов построения системы принятия решения является применение формулы условной вероятности [18], [19]:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}, \quad (4)$$

где $P(A|B)$ – вероятность возникновения события A при осуществлении события B ; $P(A)$ – вероятность события A .

Формула (4) позволяет оценить вероятность того, что событие может быть вызвано данной предпосылкой. При построении системы принятия решения можно оценить, с какой вероятностью наблюдаемый признак связан с некоторым событием. Однако изначальная форма этого подхода пригодна только в случае выделения одного признака при каждом распознавании. Очевидно, что такой подход не годится, ведь чем больше признаков, тем точнее будет принятое решение. Поэтому при построении систем принятия решения имеет смысл вычислять $P(B)$ по формуле полной

вероятности события, зависящего от нескольких несовместных гипотез, составляющих полную группу событий:

$$P(B) = \sum_{i=1}^N P(A_i)P(B | A_i). \quad (5)$$

В этом случае формула (4) примет следующий вид

$$P(A_j | B) = \frac{P(A_j)P(B | A_j)}{\sum_{i=1}^N P(A_i)P(B | A_i)}. \quad (6)$$

Формула (6) и есть формула Байеса. При этом вероятности под знаком суммы известны или могут быть оценены статистическим путем. В нашем случае для вычисления вероятностей каждого признака система должна в режиме обучения накапливать статистику по выявленным признакам при каждом распознавании.

Эффективность построенного распознавателя принято оценивать по вероятности допущения ошибок двух типов. Первый тип – это ошибочное принятие положительного решения, т.е. подтверждение класса объекта, который в действительности относится к другому классу. И второй тип это ошибочное отклонение решения, т.е. отвержение верного класса объекта [20].

Следовательно, при помощи систем распознавания образов можно автоматизировать многие аспекты производственного процесса, в частности, обработку судов в порту. Однако для построения эффективного распознавателя, следует учитывать множество факторов. Один из таких факторов – это выбор признаков для сравнения. Выбрав в качестве признаков для сравнения набор гармоник преобразования Фурье, можно добиться некоторой инвариантности к повороту объекта и обеспечить низкий уровень ошибок при распознавании. Такое решение допустимо в силу того, что суда в порт заходят примерно под одним углом и отклонения от обычной траектории будут незначительные.

Для осуществления принятия решения можно использовать Байесовский подход. Это позволяет создать простую и понятную структуру базы знаний и прозрачный механизм накопления и использования статистических данных.

В совокупности при использовании рассмотренных методов можно достичь высокой точности распознавания судов на основе радиолокационного сигнала и максимально снизить возможные возникновения ошибок обоих типов. При этом подход позволяет разработать простую структуру хранения и обработки данных, что дает системе преимущества как в ходе разработки и внедрения, так и в ходе эксплуатации.

Эксплуатация подобной системы будет разделена на две части – обучение и непосредственно распознавание. Причем значительное вмешательство персонала потребуется только на первом этапе. Так в режиме обучения система выделит вектор признаков на основе спектрального анализа данных РЛС, а эксперту в интерактивном режиме необходимо указать, к какому типу относится данный объект. После обработки значительной выборки система будет готова сама принимать решения, используя описанный алгоритм на основе теоремы Байеса. Причем в процессе работы системы эксперты могут проводить корректировку полученных данных. Необходимый объем выборки, позволяющий с заданной достоверностью принимать правильные решения, может быть определен в соответствии с рекомендациями, предложенными, например, в работах [2], [7], [11], [18], [20]. Таким образом, будет повышаться качество распознавания.

В конечном итоге использование описанного подхода позволяет добиться более строгого контроля технологических процессов в порту, а значит и увеличения производительности без пренебрежения качеством перегрузочных процессов на речном и морском транспорте. Это позволит вывести обработку водного транспорта на новый уровень безопасности.

Список литературы

1. *Нырков А. П.* Автоматизированное управление транспортными системами / А. П. Нырков, С. С. Соколов, А. А. Шнуренко. — СПб.: ГУМРФ им. адм. С. О. Макарова, 2013. — 325 с.
2. *Нырков А. П.* Автоматизированное управление и оптимизация технологических процессов в транспортных узлах: дис. ... д-ра техн. наук. — СПб.: СПГУВК, 2003. — 304 с.
3. *Дулатов И. Н.* Современное состояние навигационных информационных систем / И. Н. Дулатов, А. П. Нырков // *Материалы V межвузовской науч.-практ. конференции аспирантов, студентов и курсантов «Современные тенденции и перспективы развития водного транспорта России», 14 мая 2014 года.* — СПб.: ГУМРФ им. адм. С. О. Макарова. — 2014. — С. 265–269.
4. *Нырков А. А.* Имитационное моделирование транспортных процессов / А. А. Нырков, А. П. Нырков. — СПб.: СПГУВК, 2010. — 112 с.
5. *Нырков А.* Оценка погрешности коррелированных навигационных измерений / А. П. Нырков, А. Черненко // *Речной транспорт (XXI век).* — 2009. — № 5 (41). — С. 71–75.
6. *Нырков А. П.* Информационные технологии в обеспечении безопасности судоходства на внутренних водных путях / А. П. Нырков, А. А. Нырков // *Материалы конференции «XIV Санкт-Петербургская международная конференция «Региональная информатика — 2014» (РИ–2014)».* — СПб.: СПОИСУ. — 2014. — С. 279.
7. *Нырков А. П.* Алгоритм управления движением судов, идущих пересекающимися курсами / А. П. Нырков, П. В. Викулин // *Журнал университета водных коммуникаций.* — 2011. — № 1. — С. 100–105.
8. *Викторов В. В.* Точность навигационных параметров как фактор безопасности малого флота / В. В. Викторов, А. А. Капустин, А. П. Нырков // *IT: ВЧЕРА, СЕГОДНЯ, ЗАВТРА — 2013: материалы науч.-техн. конференции.* — СПб.: ГУМРФ им. адм. С. О. Макарова. — 2013. — С. 89–93.
9. *Вихров Н. М.* О безопасности инфраструктуры водного транспорта / Н. М. Вихров, Ю. Ф. Каторин, А. П. Нырков [и др.] // *Морской вестник.* — 2014. — № 4 (52). — С. 99–102.
10. *Нырков А. П.* Контроль целостности данных при мониторинге транспортных средств / А. П. Нырков, Н. Ю. Вайгандт // *Журнал университета водных коммуникаций.* — 2013. — № 1. — С. 54–61.
11. *Кузнецов В. Н.* Определение типа судна на основании радиолокационных данных / В. Н. Кузнецов, А. П. Нырков // *«Информационные управляющие системы и технологии» (ИУСТ-Одесса-2014): Материалы междунар. науч.-практ. конференции, 23 – 25 сентября 2014 г.* — Одесса. — 2014. — С. 82–84.
12. *Гонсалес Р.* Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. — М.: Техносфера, 2005. — 1072 с.
13. *Кухарев Г. А.* Биометрические системы: Методы и средства идентификации личности человека / Г. А. Кухарев. — СПб.: Политехника, 2001. — 240 с.
14. *Уидроу Б.* Адаптивная обработка сигналов: пер. с англ. / Б. Уидроу, С. Стирнз. — М.: Радио и связь, 1989. — 440 с.
15. *Башмаков А. В.* Дискретная математика. Методы кодирования и обработки дискретных структур данных / А. В. Башмаков, Е. В. Зуров, А. П. Нырков. — СПб.: СПГУВК, 2012. — 81 с.
16. *Дженкинс Г.* Спектральный анализ и его приложения / Г. Дженкинс, Д. Ваттс. — М.: Мир, 1971. — 549 с.
17. *Блейхут Р.* Быстрые алгоритмы цифровой обработки сигналов: пер. с англ. / Р. Блейхут. — М.: Мир, 1989. — 448 с.
18. *Истомин Е. П.* Методы теории вероятностей и математической статистики в моделировании транспортных процессов / Е. П. Истомин, Т. П. Кныш, А. П. Нырков [и др.]. — СПб.: СПГУВК, 1999. — 168 с.
19. *Шкадова А. Р.* Теория вероятностей / А. Р. Шкадова, А. П. Нырков. — СПб.: СПГУВК, 2004. — 198 с.
20. *Нырков А. П.* Теория статистических решений. Статистическая проверка гипотез / А. П. Нырков, А. А. Нырков. — СПб.: СПГУВК, 2006. — 60 с.