**Radar Pattern Classification Based on Class Probability Output Networks**

[*Lee Suk Kim*](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-26532-2_53?error=cookies_not_supported&code=74cb2370-3c34-42ae-b366-4f3ff120bb2d#auth-Lee_Suk-Kim)*,*[*Rhee Man Kil*](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-26532-2_53?error=cookies_not_supported&code=74cb2370-3c34-42ae-b366-4f3ff120bb2d#auth-Rhee_Man-Kil)*,* [*Churl Hee Jo*](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-26532-2_53?error=cookies_not_supported&code=74cb2370-3c34-42ae-b366-4f3ff120bb2d#auth-Churl_Hee-Jo)

[*https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-26532-2\_53?error=cookies\_not\_supported&code=74cb2370-3c34-42ae-b366-4f3ff120bb2d*](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-26532-2_53?error=cookies_not_supported&code=74cb2370-3c34-42ae-b366-4f3ff120bb2d)

Аннотация:

class probability output network (CPON) – сеть вывода вероятности класса

Современные самолеты и корабли оснащены радарами, излучающими определенные типы электромагнитных сигналов. Антенны радара обнаруживают эти паттерны, которые необходимы для идентификации типов излучателей. Обычный способ идентификации излучателя состоит в том, чтобы классифицировать радиолокационные диаграммы направленности в соответствии с последовательностями частот, временем прибытия и шириной импульсов излучаемых сигналов экспертами-людьми. В связи с этим в данной статье представлен метод автоматической классификации радиолокационных изображений с использованием сети вычисления p-значений для проверки гипотез о типах излучателей, называемых сетью вывода вероятности класса (CPON). С помощью моделирования для классификации радиолокационных изображений была продемонстрирована эффективность предлагаемого подхода.

1. Для окончательного решения о классификации выбирается класс, который имеет максимальную условную вероятность класса
2. In the conventional approach of emitter identification, the key features of radar patterns such as the sequences of radar frequencies (RFs), time of arrivals (TOAs), and pulse widths (PWs)
3. first, the centroids as the representative of the radar pattern data are obtained in the feature space by a clustering algorithm such as the learning vector quantization (LVQ) method [7]

Шаг 1. Для характеристик радиолокационных изображений центроиды определяются с помощью алгоритма кластеризации, такого как метод LVQ. Один центроид присваивается определенному излучателю. Для более сложных распределений в пространстве объектов может быть назначено более одного центроида.

- o demonstrate the effectiveness of the proposed method, the simulation for radar pattern classification was performed for the radar data patterns generated from the emitter simulator developed by LIGNex1 (есть симулятор радиосигналов от корейской компании) <https://www.lignex1.com/web/kor/main.do>

Шаг 2. Затем для каждого центроида назначается функция ядра.

Шаг 3. Определите выходные данные классификатора для каждой функции ядра и нормализуйте выходное значение между 0 и 1, используя линейную шкалу.

Шаг 4. Распределение нормализованных выходных данных классификатора определяется параметрами бета-распределения. В этой оценке бета-параметров параметры ядра, такие как ширина ядра, корректируются таким образом, чтобы максимизировать значение p (12).

Предлагаемый метод на основе CPON также способен предоставлять значения p для тестирования типов излучателей. На практике эта информация о p-значениях помогает нам принять решение о том, является ли принятая радиолокационная схема излучателем нового типа или одним из известных типов излучателей. Например, если максимальное значение p меньше некоторого порогового значения (обычное значение равно 0,05), то существует высокая вероятность того, что полученная радиолокационная картина исходит от излучателя нового типа. Эта способность находить излучатель нового типа также является важной проблемой в задачах идентификации излучателя.

Выводы:

class probability output network (CPON)

Был предложен новый метод классификации радиолокационных изображений, основанный на сети вывода вероятности класса (CPON). В предлагаемом способе решения задачи анализируются последовательности ключевых характеристик, таких как частоты, время поступления и ширина импульсов излучаемых сигналов, и извлекаются статистические показатели этих характеристик, такие как среднее значение, дисперсия, асимметрия и эксцесс, и используются в качестве входных данных для CPON. Затем CPON используется для построения гипотезы о конкретном излучателе на основе распределений этих признаков. В результате предложенный CPON обеспечивает p-значения проверки гипотез о типах излучателей. Посредством моделирования для классификации радиолокационных изображений было продемонстрировано, что предлагаемый метод обеспечивает лучшую производительность классификации, чем другие классификаторы, использующие дискриминантную функцию. Исходя из характеристик классификации предлагаемой идентификации излучателя на основе CPON, ожидается, что она будет сопоставима с экспертами-людьми. Кроме того, предлагаемый метод на основе CPON способен предоставлять информацию для принятия решения о том, исходит ли принятая радиолокационная диаграмма направленности от излучателя нового типа.

Cite this paper

Kim, L.S., Kil, R.M., Jo, C.H. (2015). Radar Pattern Classification Based on Class Probability Output Networks. In: Arik, S., Huang, T., Lai, W., Liu, Q. (eds) Neural Information Processing. ICONIP 2015. Lecture Notes in Computer Science(), vol 9489. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26532-2\_53

Статью выше цитировали в следующей статье

**A Novel Algorithm of Radar Emitter Identification Based Convolutional Neural Network and Random Vector Functional-Link**

<https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-32591-6_90>

[*Zhiwen Zhou*](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-32591-6_90#auth-Zhiwen-Zhou)*, [Jingke Zhang](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-32591-6_90" \l "auth-Jingke-Zhang),* [*Taotao Zhang*](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-32591-6_90#auth-Taotao-Zhang)

Аннотация:

Обычные методы идентификации радиолокационных излучателей сталкиваются с интенсивным шумом и сложной электромагнитной средой, что снижает производительность. С целью извлечения и идентификации признаков при низком отношении сигнал/шум (SNR) разработан улучшенный алгоритм анализа и идентификации. Во-первых, подход формирует частотно-временное распределение и предварительно обрабатывает двумерное изображение с помощью операций отбеливания и нормализации. Затем вводится сверточная нейронная сеть (CNN) для генерации высокоуровневых и абстрактных представлений. Затем обучается случайная векторная функциональная ссылка (RVFL), способствующая быстрому изучению функций. Наконец, идентификация осуществляется путем выбора максимального выходного сигнала RVFL. Для проверки предложенного алгоритма используются 6 типов имитируемых излучателей. Экспериментальные результаты показывают, что выбранные типы радиолокационных сигналов с аддитивным гауссовым белым шумом могут достигать точности 85% при SNR до -2 дБ. По сравнению с современными методами извлечения и идентификации признаков предлагаемый алгоритм превосходит их по надежности и всесторонней производительности.

Введение:

Приведен неплохой обзор статей и методов, на которые также можно ссылаться далее.

В условиях современной войны идентификация радиолокационного излучения (EID) является ключевой функцией системы электронной измерительной поддержки (ESM) и системы электронной поддержки (ES) [1]. Эффективная идентификация и разведка могут предоставить оперативному персоналу информацию о ситуации на поле боя и помочь предпринять верные действия. В исследовании EID извлечение признаков и надежная идентификация являются центральными вопросами. Однако в условиях усложнения электромагнитной среды и появления новых радаров традиционные методы, основанные на слове описания импульсов (PDW) и сопоставлении шаблонов, не могут удовлетворить требованиям современной разведки.

Что касается извлечения признаков, были предложены различные методы, которые доказали свою эффективность. Типичные методы, основанные на измеренных параметрах, по-прежнему популярны. Признаки, извлеченные во временной и частотной областях, используются для классификации сигналов радара LPI [1]. В частности, PDW, включая ширину импульса (PW), радиочастоту (RF) и интервал следования импульсов (PRI) [2,3,4], используются для создания пространства объектов, и для повышения производительности выполняется дальнейшая обработка. Поскольку параметры временной области уязвимы к шуму и помехам, альтернативой является построение объектов с использованием новых методов [5, 6]. Чтобы в полной мере использовать представления, предлагается кумулятивная энергия [7], масштабно-инвариантные функции преобразования положения и масштабирования объектов [8] и биспектр [9] для поиска уникальных и стационарных объектов в области преобразования [10]. В последнее время глубокое обучение (DL) преобладает в различных областях благодаря своей превосходной описательной способности сети и выдающейся производительности. Сеть глубоких убеждений (belief) (сеть глубокого распространения) (DBN) [11] и сверточная нейронная сеть (CNN) [12, 13] в настоящее время продемонстрировали перспективную производительность. Кроме того, следует принимать во внимание надежные классификаторы. Для идентификации источников были встроены широко распространенные классификаторы на основе опорных векторов (SVM) [8], логистической регрессии (LR) [7, 11], softmax [3, 13] и иерархического экстремального наклона (HELM) [9]. Однако быстрое обучение и высокая точность являются практическими и насущными требованиями в EID. Учитывая, что функциональная связь случайного вектора (RVFL) [14, 15] обладает универсальной способностью к аппроксимации и превосходит ELM с точки зрения возможности классификации, таким образом, принимается RVFL. Поэтому, нацеленный на EID при низких SNR, предлагается новый алгоритм, основанный на глубокой архитектуре и RVFL. Глубокие особенности извлекаются с помощью разработанной структуры CNN. Затем RVFL обучается для повышения скорости конвергенции и повышения производительности идентификации.

Выводы:

Нацеленный на низкие SNR и быструю идентификацию, предлагается новый алгоритм EID, основанный на глубоком обучении и VFL. В рамках этой структуры типичный CNN занят использованием глубоких представлений радиолокационных сигналов. VFL используется для дальнейшего извлечения функций и реализации быстрой идентификации. Эксперименты с шестью радиолокационными излучателями продемонстрировали, что сочетание глубокой архитектуры и VFL может повысить производительность распознавания и ускорить процесс обучения. Кроме того, предварительная обработка улучшает правильную идентификацию. По сравнению с существующими методами извлечения и классификации признаков предложенный алгоритм показал превосходство с точки зрения точности и эффективности. Дальнейшие исследования должны быть посвящены снижению сложности обучения, чтобы эффективно обновлять параметры архитектуры.

**Extract Pulse Clustering in Radar Signal Sorting**

*Yang Sheng, Changbo Hou\* and Weijian Si*

Аннотация:

Сортировка радиолокационного сигнала - это процесс обнаружения и идентификации целевого радиолокационного излучателя. В этой статье представлен алгоритм кластеризации импульсов извлечения, основанный на кластеризации опорных векторов, который значительно сокращает время работы процессора без потери точности. Основная идея алгоритма состоит в том, чтобы случайным образом извлекать часть импульсов радиолокационного сигнала и анализировать извлеченные импульсы. Результаты моделирования показывают эффективность предложенного метода.

The pulse received from the radar emitter includes many parameters, such as the direction of arrival (DOA), frequency (RF), pulse width (PW), pulse repetition interval (PRI), and TOA.

Татузов

- В настоящее время сложные методы кластеризации в радиолокации практически не применяются из-за высокой вычислительной трудоемкости и не очень высокой эффективности известных методов [2,3]

- Помимо кластеризации в задачу пакетирования входит объединение решений по выбранным импульсам. Задача объединения очень важна, так как с ее помощью удается повысить эффективность обнаружения и, одновременно, улучшить подавление импульсных помех.

Ускоренное интегрирование 2-х мерная ЛП тау последовательность – страница 144, 147

Использование равномерно распределенных последовательностей может быть успешно использовано при проведении статистических испытаний в процессе моделирования. Использование разработанной эффективной машинной процедуры генерации равномерно распределенных последовательностей позволяет проводить статистический анализ с быстродействием на 1…2 порядка превышающим достигнутое при применении традиционных методов статистического анализа, причем выигрыш тем выше, чем более высокую точность оценок требуется получить.

Пакетирование импульсов проводится для формирования отметок от целей на основе полученных нескольких импульсов от цели, расположенных в соседних угловых направлениях.

В зависимости от типа РЛС, точнее от количества измеряемых угловых координат, существенно изменяется сложность проблемы, хотя её суть остается прежней. Проблема аналогична известной задаче кластеризации [2], необходимо из множества одиночных отметок выбрать несколько центров группирования, которые соответствуют обнаруживаемым целям.

Обучаемая кластеризация векторов (Learning Vector Quantization – LVQ)

В настоящее время пакетирование осуществляется с помощью полуэмпирических методов, эффективность которых невысока. Это приводит, с одной стороны, к пропуску части отметок и снижению энергетики при принятии решений о наличии целей, а также к размножению отметок от крупных целей, а также к размножению отметок от крупных целей и появлению ложных целей. С другой стороны, при завышенном пороге группирования возможно объединение отражений от разных близкорасположенных целей в один пакет, что приводит к пропуску целей и ухудшению точностных характеристик определения их координат. Проведение кластеризации, адекватной складывающейся воздушной обстановке, позволит повысить вероятности обнаружения целей и снизить количество ложных отметок в несколько раз. Эта задача является типичной задачей кластеризации.

Сравнительный анализ сетей Конохена и метода кластеризации k-средних проведен в [166]

Суть метода k-средних [2]

Одним из вариантов улучшения сопровождения траекторий групп целей является проведение группирования отметок в кластеры [94]. Наиболее распространенным из алгоритмов кластерного анализа является метод k-средних. Начиная с любой отметки, формируется очередной кластер, к которому добавляются все отметки, расстояния до которых от центра кластера меньше заданного. Из отметок, не попавших в очередной кластер, формируются новые. Процесс продолжается до тех пор, пока все отметки не будут исчерпаны.

Таким образом, кластеризация основывается лишь на расстояниях между отметками и никоим образом не учитывает логику расположения целей в налете и их построения в группах, объектах, реально отражающих кластеры.

- При этом алгоритм сопровождения полностью соответствует варианту сопровождения одиночных отметок, описанному выше, только вместо координат отметок на вход системы вторичной обработки подаются координаты центров кластеров.

- Группирование позволяет примерно на порядок сократить количество ложных траекторий.

Из проведенного анализа можно сделать вывод о том, что традиционные алгоритмы траекторной обработки целей без группирования отметок совершенно непригодны для работы по массированным налетам целей в плотных групповых порядках.

279 новый абзац

Для создания системы вторичной обработки, эффективно работающей по групповым целям необходимо при группировании и сопровождении отметок учитывать структуру расположения целей в группах. Только таким путем можно обеспечить требуемое высокое качество вторичной обработки. Обработка групп целей может быть описана следующим образом [119, 337].

Первоначально проводится кластеризация (группирование) всех отметок, полученных на текущем обзоре. Дальнейшая обработка проводится только по сформированным кластерам. Причем, одиночные отметки считаются кластерами, состоящими из одного элемента. В качестве координат при формировании и сопровождения кластера рассматривается его центр. Одновременно внутри каждого кластера неединичного состава формируются псевдотраектории входящих в него целей в связанной с центром кластера системе координат. Для идентификации отметок внутри группы применяется одна из процедур совместной идентификации отметок (транспортная задача). С целью обеспечения максимальной вероятности идентификации в случаях наличия временного ресурса используется анализ группы нейросетевым алгоритмом установления ассоциаций.

Для осуществления эффективной вторичной обработки необходимо провести структуризацию поступающих на ее вход отметок от целей, адекватно отражающую реальное построение целей в составе налета и учитывающую возможность выполнения ими различных задач. Выделение объектов с общими признаками является кластеризацией.

Осуществление эффективной кластеризации отметок позволит в дальнейшем адекватно формировать траектории групп целей, что приведет к эквивалентному энергетическому выигрышу на 2-3дб (10-20% по дальности) и снижению числа ложных трасс на порядок.

Отождествление отметок от групп целей на последовательных обзорах может быть значительно улучшено при использовании информации о структурах групп.

Вторичная (траекторная) обработка. Кластеризация – группирование и выбор радиолокационных отметок для последующей совместной обработки.

Реализовать улучшение качества выдаваемой информации от нескольких источников можно только в случае правильной идентификации отметок, получаемых различными локаторами. Отождествление информации от нескольких источников осуществляется с использованием кластеризации.

Литература 6, 39, 106

Последним этапом – подсчет соответствующих статистик объемов, векторов средних и девиаций (стандартных отклонений) в каналах для каждого кластера. Туда же записывается число векторов данных, не вошедших ни в один из кластеров, т.е. попавших в нулевой кластер. Эти данные являются основой для анализа разделимости полученных кластеров.