**Методы оценки информативности ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ в задачах классификационного анализа**

Доц., к.т.н. Грызлова Т. П.

Рыбинский государственный авиационный технический университет имени П. А. Соловьева

Круг задач классификационного анализа сигналов очень широк: это диагностика состояния сложных технических или природных объектов, обнаружение и распознавание локальных неоднородностей, распознавание последовательности состояний сложного источника (например, речевого).

Решения таких задач включают алгоритмы и методы цифровой обработки сигналов как подсистему. Смысл расширения проблем теории и методов ЦОС проблемами теории распознавания состоит в том, что в приложениях классификационного анализа сигналов цифровая обработка является источником формирования исходных признаковых пространств, поэтому на практике проблемы выбора алгоритмов ЦОС и отбора признаков неотделимы.

На двух последних конференциях предлагалась программа обучения курсу «Цифровая обработка сигналов» [1], которая не включает вопросы оценки информативности ЦОС, хотя выбор признаков для распознавания – одно из основных приложений ЦОС, наряду с фильтрацией и сжатием данных [2].

Предлагается небольшой вводный обзор принципов и методов оценки информативности ЦОС, которые могли бы быть включены в программу курса ЦОС. Конечно, можно отнести вопросы оценки информативности ЦОС к курсу «Системы распознавания», в контексте которого эта проблема формулируется как отбор информативных признаков или поиск признаковых пространств [3 – 4]. Однако представляется, что оценка информативности алгоритмов ЦОС – необходимый и важный элемент методов проектирования систем ЦОС, который до начала разработки целевой системы позволяет оценить выбранные алгоритмы обработки.

**Формализация задачи**

Сигналы регистрируются на интервале с известной частотой дискретизации , соответственно, шагом , индекс и моменты отсчетов сигнала – , .

Источник может находиться в одном из *M* состояний , в задаче диагностики часто рассматривают только два состояния – исправное (**C**) и неисправное (**B**). Требуется по наблюдению сигнала отнести сигнал к одному из *M* классов состояния источника, т. е. получить оценку состояния . Каждое состояние представлено подмножеством сигналов обучающей выборки . Подмножество сигналов, наблюдаемых в состоянии источника , образует класс сигналов . Таким образом, каждое состояние источника связано с классом сигналов . Мы надеемся, что сигналы класса достаточно похожи между собой и достаточно отличаются от сигналов класса , чтобы можно было использовать один из множества алгоритмов классификации [3]. Решая задачу классификации сигналов, т. е. отнесения их к одному из классов , мы получаем оценку состояния источника .

Сигналы обрабатывают, концентрируя информацию о состоянии источника в векторе признаков **F** (образе):

**,** (1)

где n – число признаков, – функционал, значения которого для сигналов одного класса должны лежать в одной области, а для сигналов разных классов в разных областях, желательно максимально удаленных одна от другой. Функционалы подбираются так, чтобы выполнялось условие «хорошей» кластеризации образов сигналов, т. е. для всех классов сигналов выполнялось условие:

(2)

– среднее расстояние между сигналами одного класса;

– среднее расстояние между сигналами разных классов.

Таких функционалов может быть определено несколько, , они могут принадлежать как одному семейству: спектральные плотности мощности на разных частотах, вероятности некоторых событий, частоты характерных последовательностей в сигналах [5], так и семействам разного типа [4].

В рабочем режиме используются найденные преобразования сигнала:

(3)

Назовем величину отношения количества отсчетов сигнала к размерности признакового пространства

(4)

*коэффициентом редукции сигнала*. Редуцирование сигнала к вектору признаков не только упрощает решающее правило, но и повышает информативность представления (образа) состояния источника, хотя первоначально полагали [2], что вероятность правильной классификации растет при увеличении n.

Множество компактно расположенных образов является кластером. Если каждый кластер содержит образы сигналов одного класса, а каждый класс представлен одним и только одним кластером, то понятия кластера и класса относятся к одному и том уже подмножеству образов состояний источника . Если каждый кластер содержит образы одного, и только одного класса, но сигналы одного класса содержатся в нескольких кластерах, то . Если какой-либо кластер может содержать образы сигналов разных классов, т. е. образы перемешаны, то задача классификации превращается в задачу теории статистических решений.

Если в пространстве сигналов сигналы разных классов хорошо кластеризованы, а в пространстве образов хуже, или вообще не разделимы полностью, то преобразование было неудачным, обработка сигналов привела к потере информации. Если мы допускаем некоторое количество ошибок как плату за редукцию, то сигнал можно представлять выбранным вектором признаков, если же это недопустимо, то мы ищем новое представление. Требуется найти такое преобразование сигналов, чтобы образам разных классов соответствовали разные кластеры в пространстве образов. Хотелось бы, чтобы сопоставление было объективным.

Для обучения, синтеза должна быть представлена классифицированная обучающая выборка *LS.* Каждый класс представлен сигналами, пронумерованными в пределах класса индексами .

В процессе обучения мы ищем такое **преобразование** сигнала , которое на классифицированной обучающей выборке обеспечивает максимум информативности (диагностической ценности) признаков.

Мы говорим, что образы хорошо размещены, если образы, характеризующие объекты одного класса расположены компактно, расстояния между ними малы. Образы, характеризующие объекты разных классов, должны быть удалены друг от друга, расстояния между ними должны быть велики. Естественно вводится относительный критерий – отношение межклассового расстояния к внутриклассовому.

Для оценки информативности использовалась «Система оценки информативности диагностических признаков и признаковых пространств» [6]. Входные данные системы – матрица «класс –образ», выходные – информативности наборов признаков. Система анализа информативности включает в себя алгоритм расчета внутриклассовых (внутримножественных) расстояний, алгоритм расчета расстояний между классами (множествами), алгоритм вычисления критерия информативности. Параметром системы является указание на способ вычисления расстояния: евклидово, Чебышева и др., выходные данные – значения внутримножественных (внутриклассовых) расстояний, расстояния между классами и значения критерия информативности. Подсистема отбора информативных признаков формирует списки признаков и признаковых пространств с заданными пороговыми значениями критерия информативности.

Критерий информативности (или просто информативность) в приведенных ниже примерах – это отно­ше­ние среднего межклассового Евклидова расстояния к среднему внутриклассовому расстоянию в признаковом пространстве **F** [5, 6]:

. (5)

**Спектр вибросигнала или его мощность?**

Спектральный анализ диагностических сигналов во многих случаях является основным методом анализа состояния сложного технического объекта. Составляющие спектра, которые будут определять диагноз, выбираются либо на основе эвристических соображений, либо по максимуму спектральной плотности. Продемонстрируем полезность оценки информативности признаков на примере признаков, используемых в задаче диагностики состояния подшипников трансмиссии ГТД. В эксплуатационных испытаниях подшипников трансмиссии ГТД используется простой измеритель мощности вибраций ИВУ – 1М с выходом первичного сигнала на MIC – 200 (ВДК – 44), который реализует большое количество алгоритмов ЦОС. Тем не менее, чаще используют только простой прибор ИВУ – 1М.

Множество классов обучающей выборки может быть определено как **C –** кондиционный, **B** – неисправный, **C0 –** кондиционный, правильно распознанный с помощью прибора ИВУ-1М и **N** – кондиционный, ошибочно распознанный как плохой подшипник прибором ИВУ-1М и необоснованно снятый. Задача диагностики может ставиться как задача распознавания двух классов –  или трех классов - . Результаты оценки информативности при этом будут различны.

Информативность ИВУ-1 выше (0,692), чем у набора спектральных составляющих (0,519/0,733), выбранного специалистами:

На практике специалисты не только фиксируют превышения допустимого порога мощности сигнала, но и обращают внимание на динамику поведения стрелки ИВУ-1М. Эту динамику можно описать вектором

 и рассчитать информативность его компонент:

.

Формальные расчеты объясняют интуитивные решения испытателей, которые следят за стрелкой.

Если спектральные признаки отобрать по критерию информативности, то можно найти признаки с информативностью больше **1** в диапазонах частот 20 – 96 Гц, 370 – 410 Гц и 3760 – 3800 Гц для задачи распознавания двух классов и с информативностью **4,465** в диапазоне частот 20 – 60 Гц для распознавания трех классов. Также есть большой набор информативных пространств (**I** **> 4**) с дополнительными диапазонами 1560 – 1870 Гц и 2430 – 5000 Гц.

Таким образом, анализ информативности демонстрирует, что специалисты не всегда могут эффективно выбрать спектральные составляющие, формальные методы поиска информативных спектральных составляющих могли бы им помочь. В [5] представлен принципиально новый алгоритм ЦОС – алгоритм поиска характерных последовательностей в сигналах. В результате двухэтапного поиска найдено признаковое пространство с информативностью 3,74.

**Пример анализа информативности признаков для распознавания** **фонем.**

Анализировались образцы фонем, выделенные при тщательном визуальном анализе сигнала «\_мама\_», . Каждый класс содержит по два образца длиной в 1024 отсчета:

.

Выборочные гистограммы

,

имеют низкую информативность 0,465 и 0,441, вне зависимости от длины анализируемой последовательности отсчетов. Информативность отдельных разрядов гистограммы выше, и для 40 отсчетов составляет: . Суммарная информативность этого набора – 0,63, что нетипично для слитной речи, в которой фонемы разных классов одного слога больше походят друг на друга, чем фонемы одного класса разных слогов. Для 500 отсчетов наиболее высокую информативность имеет разряд .

В таблице 1 приведены спектральные составляющие сигнала, имеющие максимальную информативность. Заметим, что набор из всех спектральных составляющих имеет информативность чуть больше 0,5, которая в принципе обеспечивает распознавание последовательности состояний в потоке [7], но требует слишком сложного классификатора, а при вариациях распознавание будет ненадежным. Спектральные составляющие большой мощности и форманты в диапазоне 100 – 300 Гц, оказывается, не являются информативными (0,4 -0,7), как принято полагать.

Таблица 1.Спектральные составляющие с максимальной информативностью

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Частота, Гц | 70,3 | 687,5 | 406,3 | 78,1 | 3414,1 | 1718,8 | 2484,4 | 2015,6 |
| Информативность | 10,2 | 6,30 | 5,25 | 4,3 | 4,03 | 4,00 | 3,15 | 3,01 |

**Подходы к выбору системы информативных признаков.** Системно методы распознавания в различных областях – технике связи, экспериментальной физике, медицине, геологии и др. представлены в работе Н. Г. Загоруйко [3]. Во-первых, им было четко сформулировано отсутствие круга «общепринятых» систем признаков, роль опыта и интуиции специалиста, выбирающего исходные признаковые пространства. Во-вторых, задача минимизации пространства признаков обобщена до требования минимизации как количества признаков, так и числа их градаций. Наконец, определен смысл формальных методов решения задач поиска системы информативных признаков, а именно: проверка выбранной системы признаков на достаточность и необходимость. Достаточные системы признаков – это системы, удовлетворяющие условиям {*C, D, LC, N, Hyp*}, где *C* – список классов, *D* – решающее правило, *LC* – обучающая выборка, *Hyp* – гипотетические закономерности и связи о характере закономерности в структуре обучающей выборки, *N* – стоимость, под которой понимаются как затраты памяти, времени и пр. на реализацию решающего правила, измерения признаков (или преобразования измеренных сигналов), так и стоимость потерь от ошибок распознавания.

Необходимые системы признаков – это достаточные системы минимальной сложности (стоимости).

**Диагностическая ценность признаков.** Полезность теории информации для диагностики ярко продемонстрирована И. А. Биргером [8], который ввел понятие диагностической ценности признаков и последовательно использовал его в практических задачах. Приведем пример. Параметр – температура газа за турбиной двигателя. – значение соответствующего разряда признака . Пусть он будет трехразрядным. Тогда - пониженная температура, - нормальная, а - повышенная.

Для каждого признака составляется диагностическая матрица для распознавания по методу Байеса, которая имеет смысл для оценки информативности признаков в принципе, независимо от метода классификации, который будет применяться. Ее элементами являются вероятности реализации значения i-того признака в j-том диапазоне при фиксированном состоянии источника.

Если реализация некоторого комплекса признаков встречается только в одном состоянии источника и не встречается во всех других состояниях, то такую реализацию назовем детерминирующей:

.

Соответственно, в силу обобщенной формулы Байеса

можно использовать детерминистскую логику:

Как правило, определение детерминирующих реализаций значений признаков можно поддержать соображениями физического смысла. Например, «не встречаются реализации виброволн большой длительности у кондиционных подшипников в нормальных условиях» или: «в обучающей выборке отсутствуют высокочастотные составляющие в спектре “m”».

Диагностическая ценность информации о значении j-того признака в s-м диапазоне (или просто ценность информации по определению А. А. Харкевича) – это величина

.

Эквивалентная ей формула более удобна для вычислений, в [8] она названа диагностическим весом признака. Для простого (бинарного) признака диагностический вес наличия признака , а диагностический вес отсутствия признака - .

**Заключение**

Таким образом, если цифровая обработка сигналов разных классов позволяет построить образ с малым количеством компонент и информативностью, достаточной для классификации сигналов, или, по крайней мере, более высокой, чем информативность самого сигнала или используемых образов, то можно говорить об улучшении качества обработки сигналов. Методы оценки информативности результатов цифровой обработки сигналов позволяют выбрать алгоритмы для конкретных задач классификационного анализа сигналов до разработки целевой системы, что значительно снижает риски.

**Литература**

1. Солонина А. И., Клионский Д. М. Обеспечение базовой подготовки по цифровой обработке сигналов в новом учебном плане бакалавров. – Труды РНТОРЭС им. А. С. Попова. Вып. XIII – 1. Стр. 153 – 155. Москва, 2011
2. Ахмед Н., Рао К. Р. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов. – М.: Связь, 1980. – 248 с.
3. Загоруйко Н. Г. Методы распознавания и их применение. – М.: Советское Радио, 1972.
4. Колесникова С. И. Методы анализа информативности разнотипных признаков. – Вестник Томского государственного университета. – 2009. - №1(6). – С. 69 – 80.
5. Грызлова Т. П., Балыкина А. О. Система оценки информативности диагностических признаков и признаковых пространств. - Авиационно-космическая техника и технология. № 9 (86) Харьков, «ХАИ», 2011. С. 148-154
6. A.P. Gorshkov and T. P. Gryzlova. A Family of Effective Features for Condition Diagnostics of Complex Technical Systems from the Example of GTE Transmission Bearings // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2009. - Vol. 19. - No. 4. - pp. 641–646.
7. Грызлова Т. П. Формализация задачи распознавания последовательности состояний сложного источника. – Математические методы распознавания образов: 14-я Всероссийская конференция, Суздаль, 2009 г.: Сборник докладов. – М.: МАКС Пресс, 2009. – стр. 333 – 337.
8. Биргер И. А. Техническая диагностика. – М.: Машиностроение, 1978. – 240 с.

Адрес электронной почты: [ktntpgryzlova@mail.ru](mailto:ktntpgryzlova@mail.ru)