Димитър Стоянов Тянев

АЛГОРИТМИ ЗА РАЗПОЗНАВАНЕ НА ОБРАЗИ И ИЗПОЛЗВАНЕТО ИМ В ТЕХНИЧЕСКАТА ДИАГНОСТИКА

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т

на дисертация за получаване на научната степен
"КАНДИДАТ НА ТЕХНИЧЕСКИТЕ НАУКИ"

ВАРНА

1990

СПЕЦИАЛИЗИРАН НАУЧЕН СЪВЕТ ПО КИБЕРНЕТИКА И АВТОМАТИКА
ПРИ ВАК КЪМ МС НА РЕПУБЛИКА БЪЛГАРИЯ

==

инж. Димитър Стоянов Тянев

АЛГОРИТМИ ЗА РАЗПОЗНАВАНЕ НА ОБРАЗИ И ИЗПОЛЗВАНЕТО ИМ В ТЕХНИЧЕСКАТА ДИАГНОСТИКА

научна специалност 02.21.10

"Приложение на принципите и методите на кибернетиката
в областта на техническите науки"

АВТОРЕФЕРАТ
НА ДИСЕРТАЦИЯ

за получаване на научната степен
"Кандидат на техническите науки"

НАУЧЕН КОНСУЛТАНТ:
доц. д.т.н. инж. Асен Асенов

РЕЦЕНЗЕНТИ:
Чл.-кор. проф. д.т.н. инж. Васил Сгурев
Доц. к.т.н. инж. Веселин Кисьов

ВАРНА
1990

ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Актуалност. Интензивното развитие на флота и повишените изисквания към надеждностните и технико-икономическите показатели на корабните енергетични уредби поставят задачата за техническата им експлоатация на по-високо ниво. При съвременните корабни енергетични уредби е достигната висока степен на икономичност и конструктивно съвършенство, ето защо по-нататъшното повишаване на ефективността при тяхната експлоатация по пътя на конструктивните им подобрения става все по-труден и по-скъп процес. В същото време разходите на корабопритежателите по ненужни операции при ремонтновъзстановителните работи представляват значителна част (до 30%) от общите разходи по обслужване.

Съществени резерви за повишаване на ефективността на експлоатация на енергетичните уредби се съдържат в организацията на самата експлоатация. Нейното усъвършенстване може да се постигне ако технологичния процес на експлоатацията се основава на познаване на фактическото състояние на уредбата. Прилаганите в момента методи за техническа диагностика и автоматичен контрол за установяване на фактическото състояние са несъвършени. Те слабо отчитат външните случайни фактори, не отчитат в достатъчна степен причинно-следствените връзки на структурните параметри, силно се влияят от субективните фактори, а наблюдаваните параметри имат случаен характер. Всичко това прави тези методи недостатъчно надеждни и точни в оценката на фактическото състояние на обекта, често отказващи категорично да го определят.

Един от перспективните подходи, чрез който може да бъдат повишени качеството, ролята и значението на техническата диагностика на корабните енергетични уредби, това е прилагането върху нейните задачи методите на теорията на разпознаване на образи, в съчетание със съвременните методи и технически средства за изчисляване.

Цел на дисертационния труд: Повишаване на точността и надеждността на диагностичните процедури, определящи фактическото състояние на обекта, чрез разработване, реализиране и експериментиране на методи, алгоритми и програмни продукти, способни да работят в указаните условия, да облекчават изчисленията и да намаляват вероятността за отказ при получаване на оценките.

В съответствие с условията на обекта и поставената цел в дисертационния труд са формулирани следните основни задачи:

1. Да се намери ново решение на задачата за формиране на обучаващата извадка от статистиката натрупана за даден клас на състоянието, което да позволява да се повиши ефективността на обучаващите алгоритми на разделящите функции. За това да се експлоатира съответно понятие за структурата на множеството образи, както и подходяща интерпретация на пространствените преобразования.

2. Да се усъвършенства алгоритъма на Хо-Кашяп за линейно обучение, чрез прилагане на устойчив числен метод, при което активно да се търси възможност за получаване на решение във всички случаи.

3. Да се разработи и експериментира метод за построяване на квадратична разделяща функция, обучаващ алгоритъм и разпознаващо правило, независими от закона на разпределение на наблюдаваните образи в дадените класове и обема на обучаващите извадки.

4. Да се реализират и приложат в системата за техническа диагностика на обекта необходимите за изследванията програмно-инструментални средства.

<u>Методи на изследване</u>: В дисертацията са използвани методи на теорията за разпознаване на образи, методи на математическата статистика, методът Монте-Карло, методи на линейната алгебра.

<u>Нови резултати</u>: Във връзка с разработването на поставените задачи, новите резултати, получени в дисертацията се обобщават както следва:

1. Разработени са нови методи и алгоритми за формиране на обучаващи извадки и усъвършенствани алгоритми за линейно обучение.

2. Предложен е подход и е разработен метод за построяване на квадратична разделяща функция и алгоритъм за нейното обучение. Получени са съответстващи разпознаващи правила.

3. Изградено е ядро на проблемно ориентиран програмен пакет, относно задачите на техническата диагностика на корабна енергетична уредба.

<u>Практическа приложимост</u>: Практическият ефект от направените изследвания се постига чрез програмните продукти на разработените алгоритми. С тяхна помощ са решени редица практически задачи, свързани с формирането на оптимално признаково пространство на отделните модели, определяне на обема и състава на обучаващите извадки. За

конкретните неизправности и техните модели са получени конкретни линейни и квадратични разделящи функции. Оценени са формата и взаимното разположение на отделните класове на неизправностите. Получените резултати са приложени в четири научно-приложни разработки, посветени на изграждането на системи за техническа диагностика на корабни машини. Разработените алгоритми и програмни продукти авторът с успех мултиплицира и в други области.

Структура на дисертацията: Дисертационният труд е оформен във въведение, пет глави, заключение и списък с използваната при изследването литература и е изложен в 188 страници машинописен текст. В нега са включени 10 таблици и 42 фигури. Библиографската справка съдържа 148 заглавия.

Номерата на фигурите и формулите, цитирани тук в автореферата, съответстват на тези от дисертацията.

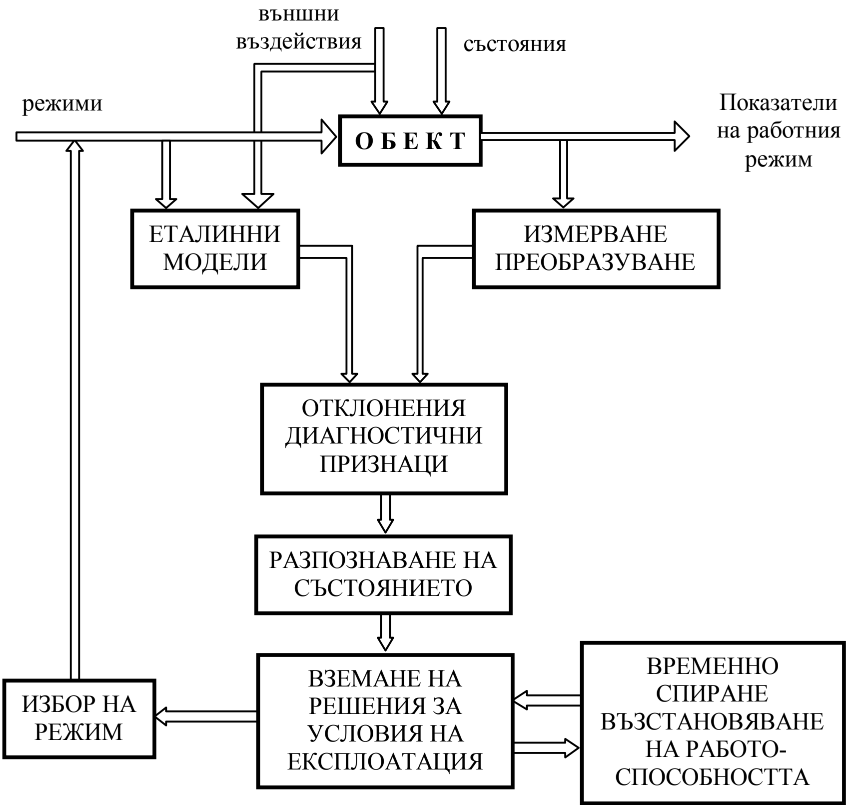
Дисертационното изследване е извършено в периода 1984/1989 години.

Съществена част от резултатите на изследването е докладвана на научно-методичен семинар на катедра “Изчислителна техника” при ВМЕИ-Варна, на научни конференции и сесии. Отразени са в пет публикации и в научно-техническите отчети на четири научно-приложни разработки.

КРАТКО СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

ГЛАВА 1. Постановка на задачите

Техническата експлоатация на корабната дизелова енергетична уредба (КДЕУ) представлява комплекс от дейности, осъществявани от специалисти с различна квалификация, работещи в различни условия и разполагащи с различни технически средства. Дейностите могат да се групират така: непрекъснат или периодичен контрол на състоянието на основните агрегати, възли и детайли; Избор на режима на работа и управление на поддържането му; операции на техническото обслужване с цел съхранение на работоспособността на техниката; организиране и извършване на ремонтно-възстановителни работи върху стареещи и повредени възли; управление на ресурсните запаси. Основните загуби от тези дейности се причиняват от несъвършената организация на технологичния процес на експлоатация на КДЕУ. За успешното и ефективно изпълнение на тези дейности е необходимо формирането на обратни връзки, носещи информация за фактическото състояние на обекта. Централно място в модела за управление на техническата експлоатация заема техническата диагностика, като начин за оценка на състоянието (фигура 1.2).



Фиг. 1.2 Дейности по техническата експлоатация

Решаването на задачата на техническата диагностика, във връзка с включването й в схемата за управление на експлоатацията, следва да се извършва на две нива. Първото ниво е пряко свързано със задачите по изучаване на обекта и натрупване на статистическа информация за него, както и определянето на количествените стойности за формалния апарат – брой на състоянията, признаци за описанието им, определяне на взаимовръзките и ценността им и др. Второто ниво е отделено от обекта във връзка с формалното разработване на математическите модели на фактическото състояние и методите за разпознаване, както и експериментирането им върху реалната статистика.

В процеса на изясняване на научното и научно-приложното ниво на работите, включени в разширения аспект на техническата диагностика в областта на предварителните изисквания се установи, че липсва надеждна оценка за значимостта на структурните параметри на обекта поради липсата на солидна статистическа информация за състоянията на обектите. Процесът на нейното натрупване е много бавен. Прякото измерване на структурните параметри е невъзможно в условията на реална морска експлоатация, поради което се налага разработване на признаков модел на състоянията въз основа на възможните за наблюдение параметри. Те от своя страна обаче имат случаен характер и не напълно установени причинно следствени връзки. Разпространените в практиката преди всичко едномерни параметрични методи за техническа диагностика на КДЕУ са с ниска надеждност, голям брой неопределени изходи и висока вероятност за лъжлива тревога. Индивидуалните особености на еднотипните възли препятстват мултиплицирането на вече известни решения. Изгражданите от водещи фирми измервателно-изчислителни канали работят със сравнително слабо математизирани алгоритми. Налага се изводът от направения в този аспект обзор на техническата експлоатация, че пътищата за повишаване на достоверността следва да се търсят в усъвършенстване на правилата за вземане на решения, чрез увеличаване броя на наблюдаваните параметри, натрупване на голяма и достоверна статистика и прилагане на методите на теорията за разпознаване на образи.

В тази връзка е направен и анализът на разработките, отнасящи се до вторичното ниво на изследванията върху обекта. Тук са разгледани основните задачи, чието решение способства за повишаване на достоверността на оценките, необходими за вземане на управленчески решения, като задачата за формиране на обучаваща извадка, задачата за обучение на разделящите функции и инструменталните средства (методи и програмни продукти), имащи отношение към тяхното решение. Установи се че съществуващите методи за формиране на обучаващи извадки се основават главно на два подхода – случайно разделяне на статистическия материал на две части или разделяне с помощта на определена функция, която позволява запазване на някакви структурни параметри. И двата подхода не са свързани с ефективността на обучението и са приложими в условията на голям обем на статистическия материал, което ги прави неподходящи за нас. Не по-добро е положението с обучаващите алгоритми. Прилагат се остарели алгоритмични схеми, които многократно преработват изходната информация, внасят значителни грешки при изчисленията и често отказват да дадат решение, поради неустойчивост на използваните от тях числени методи. Подчертан интерес съществува към линейните разделящи функции, където множество автори предлагат различни оригинални подходи, водещи при определени условия, към повишена ефективност на линейното обучение, но изчислителните аспекти на конкретните алгоритми остават не коментирани. В тази връзка изостава и програмното им осигуряване. Подчертан е интересът и към квадратичните разделящи функции, които освен за статистическия подход, са също непълно изследвани. И тук състоянието на възможностите на изчисленията не са отчетени. За общото състояние на обезпечеността на изследванията, свързани с техническата диагностика на КДЕУ, с удобни програмно-инструментални средства се констатира общо изоставане. Ето защо е интересът ни към методите за решаване и реализация на отделните задачи от гледна точка на точността и надеждността на изчисленията.

Резултатът от анализа на състоянието на проблемите на техническата диагностика на КДЕУ обосновава поставените цел и задачи, указани в началото.

ГЛАВА 2. Формиране на обучаващи извадки

Качеството на обучаващата извадка на даден клас на състоянието е от съществено значение за ефективността на разпознаване. При формиране на обучаващата извадка условията на обекта налагат да се интересуваме не просто от съхраняване на структурата на множеството образи или от съхраняване на статистическите му характеристики, а от онзи подбор на образи, който ще ни доведе до по-добро обучение в смисъла на съответния критерий. Особено важно е да ограничим, да маркираме чрез избраните образи, пространствената област на дадения клас, при това и в случая на ограничен обем на статистическия материал, натрупан за него.

В тази глава за избор на образ от наличната статистика са предложени два критерия. Първият критерий има за цел да обвърже обучаващата извадка с бъдещото ѝ участие в линейното обучение, което е свързано с метода на най-малките квадрати. Изборът на всеки отделен образ трябва да води към нейната Д-оптималност. Критерият Д-оптималност, отнесен към обучаващата извадка, представяна от матрицата $\boldsymbol{V}$, има смисъла:

$$det(\boldsymbol{V}^T.\boldsymbol{V})^{-1} \Rightarrow min\ , \tag{2.1}$$

където $\boldsymbol{V}$ съдържа в качеството на редове m подходящо подбрани k-мерни образа.

Изборът на този критерий се обосновава чрез неговите свойства, които са свързани преди всичко с точността и надеждността на оценките на търсените чрез метода на най-малките квадрати параметри. Критерият позволява в обучаващата извадка да се компресират качествата на статистическия материал в смисъла на (2.1). Обемът на обучаващата извадка се ограничава отдолу чрез дихотомичната мощност на съответните разделящи функции – $2.(k-1)$ за линейните и $(k+1).(k+2)$ за квадратичните. Обемът на обучаващата извадка трябва да осигурява най-малко положителната полуопределеност на дясната нормална матрица в критерия, а когато е съобразен и с изискванията на дихотомичната мощност, това означава, че са създадени предпоставки за повишаване на вероятността за правилна работа на разделящите функции. В тази връзка специално е коментиран и статута на онези образи, чиято принадлежност към дадения клас, е била доказана предварително с помощта на инструментални методи.

В конкретно разработения алгоритъм, критерия (2.1) е заменен с реципрочния му, а с цел да се избегне изчисляването на дясна нормална матрица, се прилага методът за сингулярна декомпозиция на изходната информационна матрица $\boldsymbol{V}$. Методът за сингулярна декомпозиция позволява лесно изчисляване на детерминантата чрез сингулярните й числа, както следва:

$$det(\boldsymbol{V}^T.\boldsymbol{V}) = \prod_{i=1}^{k} \sigma_i^2 \tag{2.3}$$

и тъй като самата тя не се използва, а по-скоро се следи тенденцията на нейното изменение, този вид на критерия на свой ред се заменя с оценката на произведението $\prod_{i=1}^{k} \sigma_i$, с което се премахва операция степенуване.

Ако при подбора на образите се установи стабилна изроденост на информационната матрица това означава, че в признаковия модел има линейно зависими признаци. В този случай задачата се връща на етапа на предварителните изследвания, за отбор на нова съвкупност от признаци. Ако обаче прекъсването на изчислителната процедура е нежелателно, критерият за избор на образ може да се приложи само върху областта от значенията на матрицата на извадката, т.е. чрез произведението $\prod_{i=1}^{n} \sigma_i$, където n, $(n<k)$ е размерността на тази област.

В следващия етап е изследван ефектът от използването на Д-оптимални обучаващи извадки в линейното обучение чрез метода на най-малките квадрати. То се състои в получаване на оценка за вектора на тегловните коефициенти $\boldsymbol{w}$ от линейната система $\boldsymbol{T}.\boldsymbol{w}=\boldsymbol{b}$, където $\boldsymbol{T}$ е блочната обучаваща матрица, формирана от обучаващите извадки $\boldsymbol{V1}$ и $\boldsymbol{V2}$ на двата класа по следния начин:

$$\boldsymbol{T} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{V1} & \boldsymbol{1} \\ -\boldsymbol{V2} & -\boldsymbol{1} \end{bmatrix}. \tag{2.4}$$

За векторът $\boldsymbol{w}$ се получават най-добрите линейни оценки, ако за матрицата $\boldsymbol{T}^T.\boldsymbol{T}$ е в сила критерият за Д-оптималност. Показано е, че детерминантата на тази матрица е свързана пряко с детерминантите на нормалните матрици на обучаващите извадки $\boldsymbol{V1}^T.\boldsymbol{V1}$ и $\boldsymbol{V2}^T.\boldsymbol{V2}$ както следва:

$$det(\boldsymbol{T}^T.\boldsymbol{T}) = det(\boldsymbol{A}).(H - \boldsymbol{p}^T.\boldsymbol{A}^{-1}.\boldsymbol{p}) , \qquad (2.8)$$

където $\boldsymbol{A} = \boldsymbol{V1}^T.\boldsymbol{V1} + \boldsymbol{V2}^T.\boldsymbol{V2}$. От тук следва, че за екстремалните свойства на обучаващата матрица може да се съди по екстремалните свойства на обучаващите извадки. Показано е чрез неравенството на Минковски, че когато за нормалните матрици на обучаващите извадки е изпълнено достатъчното условие за положителна определеност, се постигат оптималните свойства и за обучаващата матрица $\boldsymbol{T}$, а от там и възможно най-добрите оценки на вектора $\boldsymbol{w}$, които позволяват направените допускания. Така се повишава в крайна сметка точността в построяването на разделящата функция $d(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{w}^T.\boldsymbol{x}$.

Вторият критерий се основава на клъстерния ефект на дискретното разложение на Карунен-Лоев. Възможността пространството на Карунен-Лоев да се използва за апроксимация на изходното, води към формалния вид на критерия:

$$\frac{\|\Delta\boldsymbol{p1}\|}{\|\boldsymbol{p1}\|} < \frac{\|\Delta\boldsymbol{p2}\|}{\|\boldsymbol{p2}\|} , \qquad (2.13)$$

където $\Delta\boldsymbol{p1}$, $\Delta\boldsymbol{p2}$ са векторите на грешките, с които се проектират в едно n-мерно подпространство на Карунен-Лоев, два образа $\boldsymbol{p1}$ и $\boldsymbol{p2}$.

Отношението на нормите на векторите в (2.13) изразява относителната погрешност на проектирането. Счита се, че този вектор, който се проектира с по-малка загуба на информация, се апроксимира по-добре от това подпространство и следователно по-точно съответства на структурата на изходната статистическа извадка. Това са основанията образът който се проектира с по-малка относителна погрешност, да бъде избран и включен в обучаващата извадка. Така избраните образи са онези, които са по-силно ориентирани по направленията на главните оси на разпръснатост в пространството на множеството образи. Изборът допълнително се ограничава с изискването за максимална норма, което осигурява избор на образи от периферията на множеството. Реализацията на избора може да се осъществи чрез две стратегии – чрез проектиране в n-мерното подпространство или чрез проектиране върху всяка главна ос поотделно.

Представен е общият вид на процедурите за формиране на обучаваща извадка. Представени са с пълен коментар и резултатите от експериментирането на трите основни програмни продукта както върху непосредствената им задача (формиране на обучаваща извадка), така и чрез ефекта при линейното обучение с такива извадки. На фигура 2.1, чрез една двумерна проекция, е представен избора на 30 образа от една статистическа извадка, осъществен с помощта на Д-оптимизиращата процедура. Избраните образи са означени със звезда.

```
      1    2    3   4    5    6    7    8    9   10   11   12   13   14
   o----+----+----+---+----+---+---+----+---+---+----+---+----+----+----+-----→ Y
   |
 1 |             *    *    *    *         *         *         *
   |          *    *
 2 |        *    o    o    o    o     o     o          *       *
   |      o    o    o
 3 |   *    o    o    o    o    o    o    o       o              *
   | * * o    o    o    o    o    o    o
 4 |   *    o    o    o    o    o    o       o           *        *
   |      o    o    o
 5 |        *    o    o    o    o     o          o          *
   |          *    *
 6 |             *    *    *    *     *          *         *
   ↓

   X
```

Фиг. 2.1

Аналогичен е видът на избора чрез критерия (2.13), който представлява едно логическо продължение на Д-оптимизиращата процедура, в случая на стабилна изроденост на нормалната матрица. Съвпадението на избраните образи по двете стратегии е от 70% до 90% с тези, избрани от първата процедура.

ГЛАВА 3. Линейна разделяща функция

В тази глава е изложено критичното ни отношение към синтезирания чрез метода на най-малките квадрати итерационен алгоритъм за обучение на линейната разделяща функция $d(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{w}^T.\boldsymbol{x}$, известен като алгоритъм на Хо-Кашяп. Въпреки теоретичните си достойнства, реалните практически условия силно затрудняват неговата работа. Това се изразява най-вече чрез отказ да даде решение в случаите на непълен ранг на линейната система $\boldsymbol{T}.\boldsymbol{w}=\boldsymbol{b}$, както и чрез завишаване на погрешностите в оценките на тегловните коефициенти на линейната разделяща функция. В същото време практиката се нуждае от решение във всеки конкретен случай. Причини за споменатите затруднения на алгоритъма са данните на реалния обект, които се характеризират със значителна взаимозависимост, грешки и голяма стойност на числото на обусловеност, а така също и предлаганите в алгоритъма начини за изчисляване. Тъй като качеството на данните не може да бъде повишено с никакви изчисления, повишаването на качеството на линейното обучение тук се търси в съответната модификация на алгоритъма. За целта е използван метода за сингулярна декомпозиция, като устойчив и надежден числен метод за ортогонална декомпозиция на обучаващата матрица $\boldsymbol{T}$.

В резултат на непосредственото внедряване на елементите и свойствата на избраната ортогонална декомпозиция, в схемата на алгоритъма на Хо-Кашяп, са получени три модификации.

Първата стъпка при внедряване на този метод е премахването на изходната схема за псевдообръщане на обучаващата матрица $\boldsymbol{T}^{+} = (\boldsymbol{T}^{T}.\boldsymbol{T})^{-1}.\boldsymbol{T}^{T}$ и заменянето й с произведението

$$\boldsymbol{T}^{+} = \boldsymbol{V}^{T}.\boldsymbol{\Sigma}^{+}.\boldsymbol{U}^{T} \quad . \tag{3.5}$$

В него са включени елементите на декомпозицията на изходната матрица $\boldsymbol{T}$, имаща вида (2.4) – ортогоналните матрици $\boldsymbol{V}$ и $\boldsymbol{U}$ и псевдобратната диагонална матрица $\boldsymbol{\Sigma}^{+}$. Така псевдообръщането на обучаващата матрица $\boldsymbol{T}$ се свежда към псевдообръщане на диагоналната матрица от сингулярните числа, която е елемент на декомпозицията. Псевдообръщането на тази матрица не съдържа алгоритмични затруднения, напротив елементите й се получават лесно:

$$\sigma_i^{+} = \begin{cases} \sigma_i^{-1}, & \text{ако} \quad \sigma_i > \varepsilon \ ; \\ 0 \ , & \text{ако} \quad \sigma_i \le \varepsilon \ . \end{cases} \tag{3.6}$$

Нещо повече, схемата (3.6) показва как и в каква степен могат да се отчетат погрешностите в реалните данни и по този начин свързва изчисленията с тяхната оценка, възможност която изходният алгоритъм не притежава. Използваната декомпозиция има и други достойнства, които са разгледани в първа глава. Това е възможността да се работи с ортогонални матрици ($\boldsymbol{V}$, $\boldsymbol{U}$), които в същото време представляват левия и десния векторен базис на матрицата $\boldsymbol{T}$, автоматично получаване на ефективния ранг и числото на обусловеност на системата и пр.

Втората стъпка на внедряването на сингулярната декомпозиция е прехвърлянето на алгоритмичната схема в пространството на приведената линейна система, където решението на последната е много по-лесно, тъй като тя е диагонална. Окончателният вид, който получава алгоритъма след преобразованията е следния:

$$\left.\begin{aligned} \boldsymbol{r}(n) &= \boldsymbol{\Sigma}.\boldsymbol{z}(n) - \boldsymbol{d}(n) \ ; \\ \boldsymbol{e}(n) &= \boldsymbol{U}.\boldsymbol{r}(n) \ ; \\ \boldsymbol{d}(n+1) &= \boldsymbol{d}(n) + \boldsymbol{g}.\boldsymbol{U}^{T}.\{\,\boldsymbol{e}(n) + |\,\boldsymbol{e}(n)\,|\} \ ; \\ \boldsymbol{z}(n+1) &= \boldsymbol{\Sigma}^{+}.\boldsymbol{d}(n+1) \ . \end{aligned}\right\} \qquad (3.10)$$

Решението на приведената система, чието уравнение е последното в горния запис, притежава още възможността да бъде параметризирано в случаите на недостатъчен ранг на системата.

Третата стъпка при внедряването на елементите на декомпозицията се основава на ефективния ранг на системата и определените чрез него леви и десни нулпространства на обучаващата матрица, чиито векторни базиси стават известни след декомпозицията. Използването на нулпространствата позволява да се заобиколи решението на приведената система и нейното разсъгласуване, тъй като необходимата за работата на алгоритъма информация се съдържа във вектора на дясната част на системата $\boldsymbol{d}(n)$. Полученият след преобразованията алгоритъм има вида:

$$\left.\begin{aligned} \boldsymbol{e}(n) &= -\boldsymbol{U}_2.\boldsymbol{d}_2(n) \ ; \\ \boldsymbol{d}(n+1) &= \boldsymbol{d}(n) + \boldsymbol{g}.\boldsymbol{U}^{T}.\{\,\boldsymbol{e}(n) + |\,\boldsymbol{e}(n)\,|\} \ . \end{aligned}\right\} \qquad (3.11)$$

където означенията $\boldsymbol{U}_2$ и $\boldsymbol{d}_2$ съответстват и са следствие на разделянето на базиса: $\boldsymbol{U} = [\,\boldsymbol{U}_1 \vdots \boldsymbol{U}_2\,]$ от ефективния ранг.

В работата са получени още две разновидности, съответно на модификациите (3.10) и (3.11), свързани с реализирането на положителните нараствания.

Тук специално е разгледана уникалната възможност на сингулярната декомпозиция да свързва елементите си директно с обучаващата матрица $\boldsymbol{T}$, която се изразява чрез разложението на линейната система по сингулярни числа, т.е.

$$\boldsymbol{T}.\boldsymbol{v}_i = \sigma_i.\boldsymbol{u}_i \quad , \quad i = \overline{1,k} \quad , \qquad (3.14)$$

където $\boldsymbol{v}_i$ и $\boldsymbol{u}_i$ са съответните стълбове на матриците $\boldsymbol{V}$ и $\boldsymbol{U}$.

Записът (3.14) има вида на решаваната задача $\boldsymbol{T}.\boldsymbol{w}=\boldsymbol{b}$. Ако се пренесат условията на решаването на линейната система $\left(\boldsymbol{b}_i > 0\ ,\quad j=\overline{1,m}\right)$ върху този запис, се разкрива възможност за “моментално” решение, което се състои в намиране на стълб в матрицата $\boldsymbol{U}$, който да удовлетворява посочените условия. Тогава за решение на системата може да се вземе съответният вектор $\boldsymbol{v}_i$, т.е. $\boldsymbol{w}=\boldsymbol{v}_i$ (или $\boldsymbol{w}=-\boldsymbol{v}_i$), а за вектор на дясната част $\boldsymbol{b}=\sigma_i.\boldsymbol{u}_i$ (или $\boldsymbol{b}=-\sigma_i.\boldsymbol{u}_i$). Инверсните стойности могат да се вземат в случая на инверсно изпълнение на условието на решението. Последното може да бъде направено, тъй като всички сингулярни числа са неотрицателни. Показано е, че моменталното решение може да се търси и в линейните комбинации на стълбовете на ортогоналните матрици.

Системата (3.14) или неин вариант на линейна комбинация се разглежда като възможност за извличане на определени препоръки към избора на началните (стартовите) стойности на векторите $\boldsymbol{b}$ и $\boldsymbol{w}$, т.е. при $n=1$.

Обобщените резултати са сведени в една качествено нова процедура за линейно обучение, съдържаща в съответните си разклонения тези модификации, както и изявените възможност за моментално решение и препоръки за избор на начални стойности.

Организирано е и е проведено изчислително експериментиране на новите алгоритми върху моделни данни, с което е демонстрирано както състоятелността на теоретичните резултати, така и възможностите на разработеното програмно осигуряване на задачата за линейно обучение. Това е направено на конкурентна основа спрямо изходната схема на алгоритъма. Един от примерите се отнася за случая на отказ при получаване на решение от изходния алгоритъм. Общото заключение е, че модифицирането на алгоритъма на Хо-Кашяп е успешно. Резултатите от новите алгоритмични схеми са по-точни (в смисъла на минималната обобщена грешка на линейната система) и по-надеждни (в смисъла на получаване на решение *на всяка цена* и по-прякото отчитане на грешките в данните).

ГЛАВА 4. Квадратична разделяща функция

Тук е разгледана квадратичната функция, основанията за която се съдържат в нейните качества, априорни знания за множествата от образи, натрупани за отделните класове на състоянието на нашия обект и в не малка степен в случаите, когато е необходимо да се наблюдава един единствен клас (обикновено съответстващ на нормалното, работоспособното състояние). Оптималните свойства на тази функция се дължат на високата степен на конкретизация на онази част от пространството, която се явява като модел на дадения клас на състоянието.

От анализа на функцията, както и на съществуващите подходи към нейното построяване, се изявяват две задачи:

- Определяне на централната точка;
- Определяне на системата от главни оси.

Решенията на тези две задачи се оказват взаимно свързани, поради което ние се отнасяме критично към последователността в която те ще бъдат решавани. Като отчитаме и основанията, които не ни позволяват да приложим изцяло някой от известните подходи, тук е предложен един детерминистичен подход към търсената функция. На първо място подходът се характеризира с естествения стремеж за по-плътно обхващане на множеството образи на дадения клас, без това да зависи от закона на разпределение на образите или от обема на статистическата извадка. На второ място, след анализ на разпръснатостта (разсейването) на образите в пространството и връзката й с точката за центриране на квадратичната функция, подходът предлага нов ред за решаване на споменатите по-горе две задачи, а именно определяне на системата от главни оси на разпръснатост и в последствие определяне на точката за центриране. Точката за центриране се определя като геометричен център на симетрия на множеството образи в координатната система на главните оси:

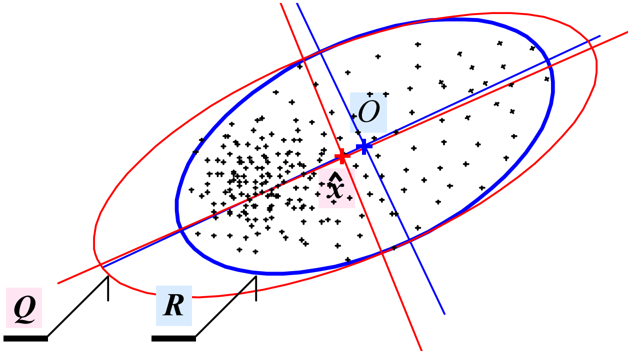
$$O_i = \frac{1}{2}\left(\max_j(x_{ij}) + \min_j(x_{ij}) \right) ; \quad i = \overline{1,k} \ , \quad j = \overline{1,m} \ , \qquad (4.2)$$

където k е размерността на пространството, а m - обема на извадката.

Тези положения на предложения подход са илюстрирани по-долу на фигура 4.1, за едно несиметрично разпределение в равнината, където Q е квадратичната функция на статистическия подход, центрирана в точката на средния вектор $\hat{\boldsymbol{x}}$, а R е една възможна квадратична функция, която е центрирана в точката на геометричната симетрия на множеството образи O.

Върху тези положения на предложения подход е разработен по-нататък метод за построяване на квадратична функция (като модел на даден клас), а в последствие и квадратична разделяща функция в условията на два и повече класа. Методът се основава на критерий за оценка на максималната разпръснатост на образите, който се изразява в максимизиране на сумата от проекциите на възможните в множеството хорди $\boldsymbol{p}_l$ в направление $\boldsymbol{x}$:

$$\sum_{l=1}^{n} \left| (\boldsymbol{p}_l , \boldsymbol{x}) \right| \to max \ . \qquad (4.4)$$



Фиг. 4.1

Показано е, че ако се търси ортогонална система оси, такава може да бъде определена чрез системата от собствени вектори на дясната нормална матрица от матрицата на хордите $\boldsymbol{P(n,k)}$ в множеството на образите. Системата от собствени вектори е подредена в съответствие с низходящия ред на собствените стойности на нормалната матрица.

Ако всички собствени стойности са различни, ортонормираният векторен базис на търсената система се определя от съответно подредените собствени вектори на матрицата $\boldsymbol{P}^T.\boldsymbol{P}$ и представлява единствения базис, който удовлетворява въведения критерий за максимална разпръснатост.

Тъй като случаят на различни собствени стойности не е единствен, отделно е разработен случаят на кратни собствени стойности. При една r-кратност на дадена собствена стойност λ съществуват безкрайно много ортогонални помежду си системи от r на брой собствени вектори, съответстващи на λ. Избор на една от тях не е възможно да се направи с критерия (4.4). Ето защо се налага въвеждането на допълнителен критерий. Като такъв се приема най-дългата хорда – $\boldsymbol{p}_{l_{max}}^{(r)}$ (или коя да е от тях, ако са няколко) в това r-мерно подпространство. С други думи, направлението в пространството, определено от тази хорда, се избира като направление на първата ос на търсената система от собствени оси. Ако се приеме, че първите ρ собствени стойности на матрицата $\boldsymbol{P}^T.\boldsymbol{P}$ са различни, то значи съществува система от ρ на брой взаимно ортогонални оси $[\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{s}_2, \dots, \boldsymbol{s}_\rho] = \boldsymbol{V}^{(\rho)}$. Тогава следва да се намери векторен базис $\boldsymbol{V}^{(r)}$ ортогонален спрямо базиса $\boldsymbol{V}^{(\rho)}$. Множеството собствени вектори, съответстващи на λ е общо решение на системата:

$$(\boldsymbol{P}^T .\boldsymbol{P} - \lambda.\boldsymbol{E}).\boldsymbol{x} = 0 \ . \qquad (4.8)$$

От това общо решение се взема една фундаментална система решения, която се ортогонализира с помощта на метода на Грам-Шмид. В последствие тя се нормира и се получава окончателно търсения векторен базис $\boldsymbol{V}^{(r)}$. След това се извършва проектиране на множеството хорди в това подпространство:

$$\boldsymbol{P}(n,k).\boldsymbol{V}^{(r)}(k,r) = \boldsymbol{P}1(n,r) \ ,$$

където в проекцията $\boldsymbol{P}1$ се намира най-дългата хорда. Така поредната $(\rho+1)$-ва ос се намира след нормиране на представящия я вектор:

$$\boldsymbol{s}_{\rho+1}^{(r)} = \frac{\boldsymbol{p}1_{l_{max}}^{(r)}}{\left\| \boldsymbol{p}1_{l_{max}}^{(r)} \right\|} \ . \qquad (4.11)$$

Тази ос в изходното k-мерно пространство получава вида:

$$\boldsymbol{s}_{\rho+1} = \boldsymbol{V}^{(r)} .\boldsymbol{s}_{\rho+1}^{(r)} \ .$$

Нататък следва определянето на следващата $\boldsymbol{s}_{\rho+2}^{(r)}$ ос. За целта е нужен векторен базис, който да е ортогонално допълнение на вече намерената първа ос. Този базис е общо решение на уравнението на скаларното произведение

$$\left(\boldsymbol{s}_{\rho+1}^{(r)} , \boldsymbol{y}^{(r)} \right) = 0 \ . \qquad (4.12)$$

Взема се една фундаментална система решения, ортогонализира се с метода на Грам-Шмид, нормира се и се получава базисът $\boldsymbol{V}^{(r-1)}$, с който се извършва проектирането:

$$\boldsymbol{P}1(n,r).\boldsymbol{V}^{(r-1)} = \boldsymbol{P}2(n,r-1) \ .$$

В новата проекция на хордите $\boldsymbol{P}2$ се намира най-дългата хорда, а от там по описания вече начин се намира втората по ред ос:

$$\boldsymbol{s}_{\rho+2} = \boldsymbol{V}^{(r)} .\boldsymbol{V}^{(r-1)} .\boldsymbol{s}_{\rho+2}^{(r-1)} \ .$$

Така се продължава до изчерпване на размерността на подпространството.

След определяне на пълния векторен базис $\left[\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{s}_2, \ldots, \boldsymbol{s}_k \right] = \boldsymbol{V}$ на максималната разпръснатост, който трябва да се разглежда като нова, дясно ориентирана координатна система, се намира проекцията на множеството образи:

$$\boldsymbol{X}(m,k).\boldsymbol{V} = \boldsymbol{Y}(m,k) \; . \tag{4.16}$$

Тук се прилагат формулите за намиране на центъра (4.2), в който се транслира новата координатна система. Така ориентираното множество на образите $\boldsymbol{Z}(m,k)$ предполага каноничен вид на търсената квадратична функция, построена върху ненулевите собствени стойности:

$$\sum_{j=1}^{\delta} \frac{z_j^2}{\alpha^2 . \lambda_j} = 1 \; . \tag{4.19}$$

Уравнението (4.19) представлява семейство хиперелипсоидални повърхнини, от които чрез параметъра α се избира онази, която обхваща всички зададени образи. Произведението

$$\alpha^2 . \lambda_j = \mathrm{a}_j^2 \;, \quad j = \overline{1,\delta} \tag{4.21}$$

определя дължината на полуосите. Каноничният вид на квадратичната функция, който следва от изложеното е следният:

$$\mathrm{d}(z) = \sum_{j=1}^{\delta} \frac{z_j^2}{\mathrm{a}_j^2} - 1 \; . \tag{4.23}$$

Получената функция позволява да бъде решена само алтернативната задача на разпознаването, чрез разпознаващото правило:

$$\mathrm{d}(z) = \begin{cases} \leq 0 \;, & z \in \Omega_\mathrm{f} \\ > 0 \;, & z \notin \Omega_\mathrm{f} \end{cases} \;, \quad \mathrm{f} = \overline{1,t} \; . \tag{4.24}$$

В условията на много класове $(t \geq 2)$ се предлага разпознаващото правило да се построява въз основа на съвместни разделящи функции от вида $\mathrm{d}_{\mathrm{ij}} = \mathrm{d}_\mathrm{i} - \mathrm{d}_\mathrm{j}$.

По-нататък в тази глава са разгледани и решени проблемите, свързани с получаването на съвместните разделящи функции, свързани с обща координатна система, изчисленията и най-подходящият й вид.

Наред с известното разпознаващо правило на съвместните разделящи функции е предложено и следното разпознаващо правило:

$$\begin{cases} \boldsymbol{x} \in \Omega_i \;, \; if \;\; d_i(\boldsymbol{x}) \le 1 \cap d_j(\boldsymbol{x}) > 1 \cup \\ \qquad\qquad\qquad \cup\, d_i(\boldsymbol{x}) \le 1 \cap d_j(\boldsymbol{x}) \le 1 \cap d_{ij}(\boldsymbol{x}) \le 0 \;; \\ \boldsymbol{x} \in \Omega_j \;, \; if \;\; d_i(\boldsymbol{x}) > 1 \cap d_j(\boldsymbol{x}) \le 1 \cup \\ \qquad\qquad\qquad \cup\, d_i(\boldsymbol{x}) \le 1 \cap d_j(\boldsymbol{x}) \le 1 \cap d_{ij}(\boldsymbol{x}) > 0 \;; \\ \text{exit} \;, \quad if \;\; \text{"}\mathit{false}\text{"} \;. \end{cases} \tag{4.31}$$

Правилото (4.31) се характеризира с повишена строгост, която е постигната чрез включване и на алтернативното правило.

При разработване на алгоритмите за обучение на квадратичната разделяща функция специално внимание е отделено на изчисляването на стойностите на квадратичните форми от вида $\boldsymbol{b}^T.\boldsymbol{A}^{-1}.\boldsymbol{b}$, където матрицата $\boldsymbol{A}$ е дясна нормална матрица на съответната на даден клас матрица на хордите. Обръщането на тези матрици ни се удаде да заобиколим с помощта на получените за тях векторен базис и собствени стойности. Стойността на квадратичната форма се търси като скаларно произведение ***(q,q)*** с решение от вида:

$$\boldsymbol{q} = \boldsymbol{D}^{-1/2}.\boldsymbol{V}^T.\boldsymbol{b} \;, \tag{4.34}$$

което позволява за разделящите функции да получим следното:

$$d_{ij}(\boldsymbol{x}) = d_i(\boldsymbol{x}) - d_j(\boldsymbol{x}) \; = \; \alpha_i^{-2}.\|\boldsymbol{q}_i\|^2 - \alpha_j^{-2}.\|\boldsymbol{q}_j\|^2 \quad .$$

Налага се връзка на получените резултати със задачата за формиране на обучаващи извадки, разгледана във втора глава. От направената аналогия на векторния базис на Карунен-Лоев с векторния базис, получен в настоящата глава, следва пълната приложимост на последния в решаването на тази задача.

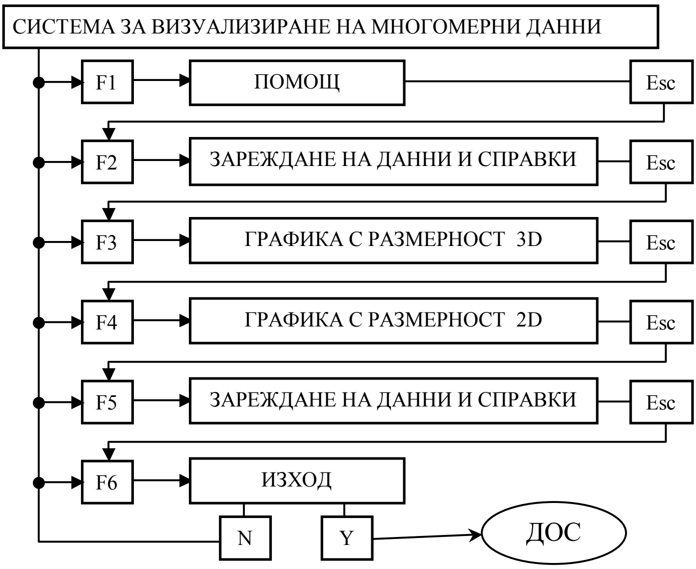
Основните положения на разработения метод са илюстрирани с числени примери. Конкурентно са сравнени резултатите от разпознаване на образите върху известен числен пример взет от литературата.

Полученият метод е една нова алтернатива, подходяща за приложение в условия подобни на нашите, който притежава определени предимства при несиметрични разпределения. Методът е алгоритмично и програмно осигурен.

ГЛАВА 5. Резултати при реални данни

Тази глава се явява обобщаваща по отношение на резултатите от прилагането на получените решения в практиката.

В началото са представени разработените от автора две помощни програмно-инструментални средства – система за визуализация на многомерни данни и система за генериране на многомерни данни. Системата за визуализиране на многомерни данни, наречена VIZUAL, на този етап от нейното развитие, представлява диалогово инструментално средство на предварителните изследвания на информацията от обекта. Тя има за цел да даде визуална представа за топологията на множествата от образи на отделните класове, а така също и на тяхната съвкупност, взаимно проникване, както и някои други характеристики на данните. Предназначена е да работи на персонален компютър от типа IBM PC. Съществено изискване към конфигурацията му е наличието на цветен графичен адаптер и цветен монитор, на който множествата от образи се представят като множества от точки, различно оцветени, според принадлежността си към наблюдаваните класове. Едновременно могат да се наблюдават до три класа (зелен, червен и кафяв). Цветното изображение може да се оперира със съответна система от клавиши – да се върти, да се транслира, да се приближава и отдалечава, да се запомня, да се документира. Най-общо системата се представя чрез схемата на главното и подчинените менюта – фигура 5.2.

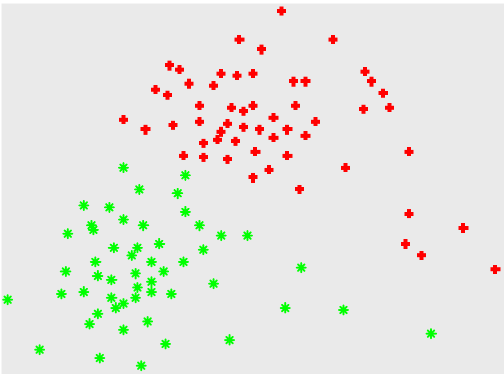


Фиг. 5.2

Следващите резултати, представени в тази глава, се отнасят до реалните данни за корабни дизелови енергетични уредби. Тези данни са ни предоставени от ДФ "Български морски флот" и се отнасят за български серийни кораби, наблюдавани в продължение на 5 години. Корабите са оборудвани с главни дизелови двигатели от тип 6ДКРН74/160-2(3).

5.2.1 Диагностика на бутално-цилиндровата група.

Износването на сегментите и цилиндровата втулка води до влошаване на качеството на горивните процеси, на технологичните и мощностните параметри на режимите на работа. Използваната статистика се отнася за два класа – нова цилиндрова втулка и цилиндрова втулка с износване над 0,8 мм. Признаковият модел, синтезиран за тази група, включва 7 диагностични признака на вектора на наблюдението, за който има събрани 100 измервания. В този признаков модел отделните признаци са неравностойни. Изследването на диагностичната им ценност ни доведе до определено подреждане. Като най-информативна комбинация от признаци в модела се установи тройката – максимално налягане на горене; температура на изходящите газове; коефициент на излишък на въздух в горивната камера. Изследването на разпределението на образите в това тримерно пространство, както и в пространството на главните оси на двата класа показа, че то може да се отнесе към симетричните и да бъде успешно апроксимирано с нормалния закон. Нещо повече, с помощта на системата VIZUAL беше показано, че двата класа са добре различими, което е показано на фигура 5.13, а това означава, че вероятността за ефективно линейно и квадратично разделяне е висока.



Фиг. 5.13

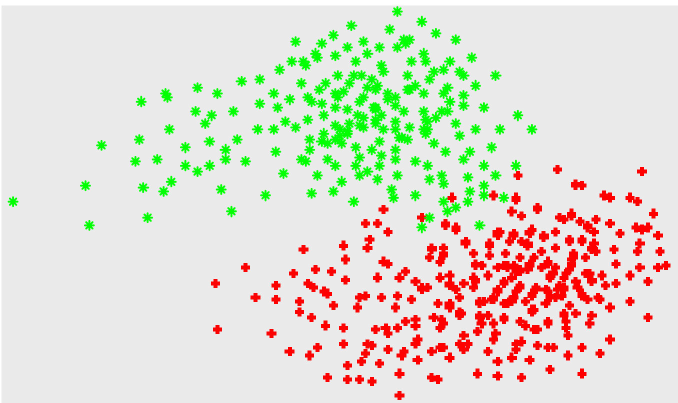
Направени са редица експерименти за установяване на минималния обем на обучаващите извадки, който е достатъчен за пълно разпознаване на наличните образи с помощта на линейната разделяща функция. Установено беше превъзходството на процедурата, основана на критерия (2.1) пред тази по критерия (2.13). В крайна сметка беше потвърдена пълната линейна разделимост на двата класа, формирани обучаващите извадки в обем от 20 образа за всеки клас и изчислен вектора на тегловните коефициенти на линейната разделяща функция:

$$w^T = \left[0{,}00656;\ \ 1{,}21;\ \ -0{,}084;\ \ 0{,}41;\ \ 0{,}039;\ \ 9{,}025;\ \ -0{,}32;\ \ -113{,}51\ \right]$$

който е препоръчан за внедряване в съответната микропроцесорна система. Изследвани са и възможностите на квадратичните разделящи функции. Както статистическата, така и получената в глава четвърта квадратична функция, постигат еднакви резултати – по един неразпознат образ за всеки клас. Минималният обем на обучаващите извадки, при който се постига най-добро разпознаване е 20 образа, независимо от използваните процедури, което е в подкрепа на резултата, получен при линейното разпознаване. Паралелно получените резултати от разпознаване с конкурентните квадратични функции, се оказаха идентични, което потвърждава изводите ни относно симетричността на разпределенията.

5.2.2. Диагностика на лагерите на движение

Признаковият модел на този възел включва три признака: налягане на смазочното масло; основна честота на вибрациите в основата на лагерния корпус; температура на лагерния корпус. Натрупаната за модела статистика е в обем от 650 измервания за два класа – нормално работоспособно състояние и наложителен оперативен ремонт. Установи се, че тези три признака описват добре състоянието на възела и позволяват добро различаване на двата класа, както е показано на фигура 5.17.



Фиг. 5.17

Вижда се добре зоната на взаимното проникване, която е относително малка, а това означава малко на брой грешки при разпознаване. Освен общата форма на областите на класовете и тяхното взаимно разположение, е оценено и разпределението на образите.

На фигура 5.19 са представени хистограмите на признаците за работоспособното състояние на лагера, където личи несиметрията.

```
0.319E=+01 | ####
0.319E=+01 | #####
0.320E=+01 | #######
0.320E=+01 | ####
0.321E=+01 | ##############
0.321E=+01 | #############
0.322E=+01 | #################
0.321E=+01 | ###########
0.323E=+01 | #############################
0.323E=+01 | ########################
0.323E=+01 | ################################
0.324E=+01 | ############################
0.324E=+01 | ###########################
0.325E=+01 | ###########################
0.325E=+01 | ##############
0.326E=+01 | ########
0.326E=+01 | #############
0.327E=+01 | #####
0.327E=+01 | ######
0.328E=+01 | ####
```

```
0.469E=+02 | ########
0.485E=+02 | ################
0.521E=+02 | ###################################
0.546E=+02 | #####################################################
0.572E=+02 | ###########################################
0.598E=+02 | ##############################
0.624E=+02 | ###################
0.649E=+02 | ##############
0.673E=+02 | ##########
0.701E=+02 | #########
0.726E=+02 | ########
0.752E=+02 | #######
0.778E=+02 | #####
0.804E=+02 | ####
0.829E=+02 | ###
0.855E=+02 | ####
0.881E=+02 | ##
0.932E=+02 | ##
0.958E=+02 | #
```

```
0.689E=+02 | ##
0.695E=+02 | ########
0.701E=+02 | ##########
0.708E=+02 | ####################
0.714E=+02 | ####################
0.721E=+02 | ########################################
0.727E=+02 | ################################
0.734E=+02 | #################################
0.741E=+02 | ###############################
0.747E=+02 | ############################
0.754E=+02 | #####################
0.760E=+02 | ###############
0.764E=+02 | ###################
0.771E=+02 | #########
0.780E=+02 | ########
0.786E=+02 | #########
0.793E=+02 | #####
0.806E=+02 | ######
0.811E=+02 | ####
0.813E=+02 | ###
```

Фиг. 5.19

Аналогичен характер има и разпределението на класа на неизправните лагери. За първи клас координатите на най-вероятната точка, на центъра на тежестта и на геометричния център на симетрия са:

$$\begin{bmatrix} 73{,}1 \\ 52{,}0 \\ 3{,}2 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 73{,}7 \\ 58{,}5 \\ 3{,}2 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 75{,}2 \\ 70{,}3 \\ 3{,}2 \end{bmatrix}$$

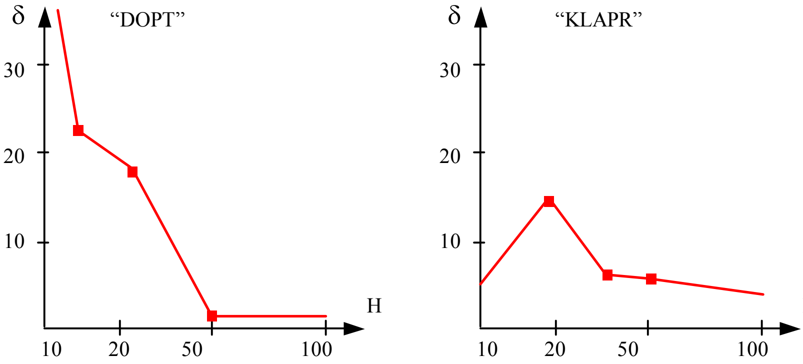
т.е. вижда се, че те са много различни. От тези три точки най-постоянна при различния обем на обучаващите извадки е тази на геометричния център.

Грешките на линейното разпознаване, като функция от обема H на обучаващите извадки на двата класа и процедурата, по която са получени, е представена на фигура 5.21.

Най-добрият резултат (1 грешка от 650 образа) е получен за линейната разделяща функция с вектор на тегловните коефициенти

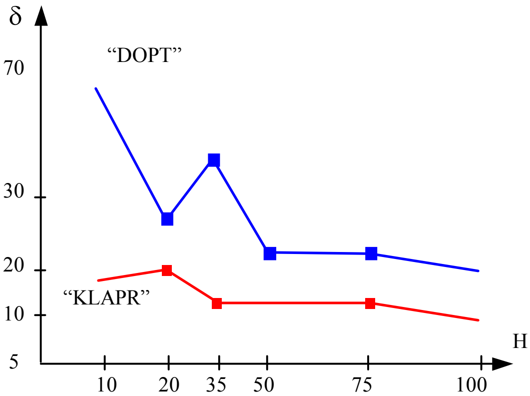
$$\boldsymbol{w}^T = [\ -18{,}451;\quad 0{,}39;\quad -1{,}026;\quad 116{,}82\ ]\ ,$$

който е препоръчан за внедряване в микропроцесорната система за контрол на лагерите на движението.



Фиг. 5.21

Квадратичното разпознаване на този възел не е по-добро от линейното. Най-добрият резултат (9 грешки от 650 образа) се постига чрез тук предложената квадратична функция – фигура 5.22.



Фиг. 5.21

5.2.3. Диагностика на неизправности в КДЕУ върху общ признаков модел и много класове на състоянието

Изследван е признаков модел на корабна дизелова енергетична уредба, в който са разгледани 7 класа, представени в 19-мерно пространство и определени по следния начин:

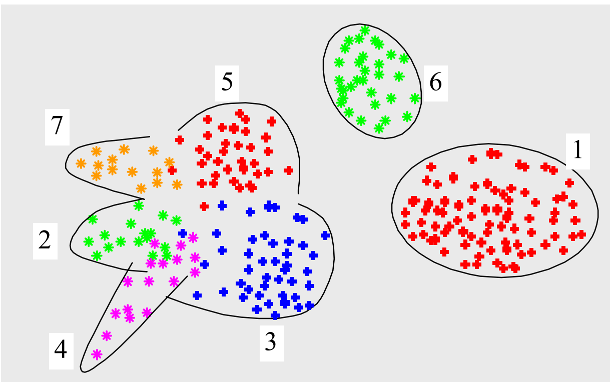
1. Нормално работоспособно състояние;
2. Късно впръскване на гориво в цилиндъра;

3. Неплътна горивна камера;
4. Неплътна горивна помпа за високо налягане;
5. Неизправна дюза;
6. Малка циклова порция гориво;
7. Замърсен въздушен филтър.

Последните 6 класа се разглеждат като неизправности, водещи до съответни промени в процесите и параметрите. Натрупаната до момента статистика включва 108 измервания – 40 за нормалното и средно по 10 за отделните неизправности.

Установи се, че класовете на неизправностите са много добре отделени от основния клас. Изчислени са всички вектори на тегловните коефициенти $\boldsymbol{w}_{1j}\ ,\ \ j=\overline{1,7}$ на линейните разделящи функции, с помощта на които се постига пълно разпознаване на наличните образи. Пълна линейна разделимост спрямо всички останали класове, освен клас $\Omega 1$, имат още класовете $\Omega 2$, $\Omega 5$, $\Omega 6$ и $\Omega 7$. Линейно неразделими се оказаха класовете $\Omega 3$ и $\Omega 4$.

Съвместното пространствено взаиморазположение на класовете, представени от статистическите се извадки, е трудно за възприемане, като се има предвид голямата размерност на пространството и многото класове. В системата за визуализиране могат да се наблюдават различни проекции на съвкупността от седем класа, една от които е показана на фигура 5.29.



Фиг. 5.29

Получените тегловни коефициенти за разделящите функции са предложени за внедряване в съответните микропроцесорни системи.

Включването на техническата диагностика като елемент на обратната връзка в системата за управление на техническата експлоатация на КДЕУ изисква проектирането и развитието на една компютъризирана система. В настоящата глава е описана разработваната от автора такава. Тя се проектира като йерархична система от три нива:

- на първото ниво е поставен комплекс от микропроцесорни системи (модул-канали), чиято задача е контрол и оценка на най-значимите в технико-икономическо отношение агрегати, възли и процеси;
- Този комплекс е свързан с второто ниво на системата, което се изгражда върху персонален компютър или мрежа от такива;
- Третото ниво е незадължително за непрекъснатата конфигурация на системата. Изгражда се на базата на универсален компютър с висока мощност, като елемент на брегови център за управление.

В така разгледаната система е указано мястото на разработените в дисертацията алгоритми и програмно осигуряване. Това е направено от гледна точка, която преценява степента на неформално и цензово отношение на персонала към информацията, а така също и от гледна точка на необходимостта от човешко присъствие и опериране със същата.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Дисертационният труд представлява изследване върху някои проблеми на техническата диагностика. Като средство за тяхното разрешаване се използват методите за разпознаване на образи, а като конкретен обект се разглежда корабна дизелова енергетична уредба. Отчитайки спецификата на обекта и състоянието на научните и на приложните разработки в това направление, към поставените задачи е приложен най-общ детерминистичен подход. При това водещото начало както в теоретичната част, така и в практическата реализация на решенията на отделните частни задачи, се изразява в използването на такива методи, които преработват минимално изходните данни. С това се постига по-висока надеждност и точност в работата на новополучените крайни алгоритми.

Основните теоретични резултати, получени в дисертацията, се обобщават както следва:

1. Предложени са два критерия за избор на образ от статистиката, натрупана за даден клас на състоянието на обекта:
   - критерий за Д-оптималност;
   - критерий за апроксимация с пространство на Карунен-Лоев.

   На тяхна база са разработени нови алгоритми за формиране на обучаващи извадки. Показано е, че тези критерии позволяват пренасяне на структурата на множеството образи на даден клас в обучаващата му извадка, в смисъла на изпъкналата му обвивка и главните оси на разпръснатост и водят към повишена точност на обучаващите алгоритми.

2. Избран и предложен е метода за сингулярна декомпозиция на обучаващата матрица, като метод за усъвършенстване на линейното обучение по алгоритъма на Хо-Кашяп. В резултат на дълбочинното внедряване на елементите и свойствата на тази декомпозиция чрез:
   – нова схема за псевдообръщане на обучаващата матрица;
   – използване на пространството на приведената линейна система;
   – използване на ефективния ранг и нулпространствата на линейната система;

   е постигнато усъвършенстването на алгоритъма. Чрез разложението по сингулярни числа е изявена възможността за моментално решение, както и възможността за препоръки към избора на начални стойности. Получени са различни модификации на алгоритъма за линейно обучение.
3. Предложен е детерминиран подход, чрез който е разработен метод за построяване на квадратична функция, затваряща множеството образи на обучаващата извадка. Показано е, че в случая на несиметрично разпределение на образите, така построената функция обхваща множеството образи по-плътно в сравнение с аналогичната статистическа функция, получена чрез нормалния закон.
4. На базата на този метод е получена съвместна квадратична разделяща функция и разпознаващи правила. Предложено е, в подходящи случаи, полученият чрез метода векторен базис на разпръснатостта на образите от даден клас, да се използва за формиране на обучаващата му извадка, като конкурентен на базиса на Карунен-Лоев.

Получените от теоретичните постановки алгоритмични схеми са сведени до практическа реализация, където са преминали през множество експерименти на конкурентни начала и са показали своята работоспособност и достойнства. Множеството практически резултати, получени в настоящото изследване, могат да се обобщят както следва:

1. Разработено е програмно осигуряване на получените алгоритми, което е обединено в проблемно-ориентиран програмен пакет. Повече от 25 програмни модула на този пакет са дело на автора. Към пакета са добавени и специално разработените програмно-инструментални системи за визуализация и генериране на многомерни извадки, осигуряващи метода Монте-Карло.

2. Върху данни за състоянието на реално експлоатирана енергетична уредба, натрупани при изследвания на ДФ "БМФ", чрез комплексно прилагане на разработените алгоритми, са получени решения за редица частни задачи на диагностиката на уредбата. В това число изводи за формата и разположението на класовете на състоянието й; оценка на възможностите за обучение по предоставените данни; оценка на възможностите за линейно и квадратично разделяне на класовете. Конкретно получените решения са предложени за внедряване в съответните нива на изграждащата се йерархична система за техническа диагностика на КДЕУ.

Разработените в дисертацията проблеми са база за повишение на качеството, ролята и значението на техническата диагностика на КДЕУ в системата на техническото обслужване и техническата експлоатация. Направените експерименти с данни от реалния обект доказаха ефективността на получените решения при определянето на фактическото състояние на различни възли и процеси. Получените от тези изследвания резултати в лицето на крайни алгоритми, програмни продукти, изводи, препоръки и др., са намерили отражение в 4 научно-приложни разработки, в които авторът е участвал, представени на съответните организации възложители. Част от теоретичните резултати авторът е отразил в 5 публикации. Използването на част от тези резултати в разработки на СО "Воден транспорт", внедрени на български серийни кораби е позволило реализация на икономически ефект в размер на 66 х.лв.

Съществена част от разработеното алгоритмично и програмно осигуряване може да се мултиплицира върху аналогични обекти в транспорта, химията и енергетиката и във всички случаи, когато е необходимо осъществяване на ефективно разпознаване при трудно набиране на статистика за обекта, при неизвестни причинно следствени връзки, липса на възможност за активен експеримент, или с други думи при условия, подобни на разглежданите в дисертацията.

<u>ПУБЛИКАЦИИ</u> свързани с дисертационния труд

[1]. 1983. Тянев Д. С., Рачева Е. В.,
Възможности на програмната реализация на някои числени методи за решаване на произволни системи линейни алгебрични уравнения.
НС "20 години ВМЕИ – Варна".

[2]. 1984. Тянев Д. С., Атанасов А. Н.,
Построяване на линейна разделяща функция чрез една модификация на метода на най-малките квадрати.
НС на ВМЕИ – Варна.

[3]. 1986. Атанасов А. Н., Тянев Д. С.,
Оценка на разделящите свойства на признаците при синтез на разпознаващи алгоритми.
Годишник на ВМЕИ – Варна, том X.

[4]. 1986. Tyanev D. S., Atanasov A. N.,
Regarding the selection of optimum teaching statistics for solving problems of identifying images.
15-th Session of Scientific Seminar on Ship Hydrodynamice, vol. 2, Varna..

[5]. 1987. Тянев Д. С., Атанасов А. Н.,
Формирование обучающей выборки линейной ортогональной апроксимацией.
Первый научный семинар "Проблемы и применения искусственого интеллекта", Варна.

СЪДЪРЖАНИЕ