

400—660 нм. Для изготовления просветляющего покрытия используем материалы TiO_2 , SiO_2 , MgF_2 . Дизайн покрытия содержит 9 слоев. На рис. 4 приведен спектр отражения подложки с многослойным покрытием для созданного просветляющего покрытия. В спектральном диапазоне 400—660 нм покрытие имеет максимальный коэффициент отражения $R(\lambda) = 0,15 \%$, что близко к результатам численного расчета дизайна покрытия и с запасом удовлетворяет требованиям поставленной задачи.

Заключение. Создана система прецизионного спектрального контроля толщин слоев многослойных диэлектрических покрытий в широком спектральном диапазоне. Она основана на измерении зависимости $R(\lambda)$ в диапазоне 525—1000 нм с последующим вычислением толщины слоя в реальном времени и имеет случайную погрешность определения толщины 0,02 нм. В состав системы входят спектрометр «Колибри-2» и специализированное ПО LayerControl, поддерживающее интеграцию с пакетом численного расчета OptiLayer/OptiReOpt. Система поддерживает два метода контроля — прямой и непрямой по дополнительным контрольным подложкам. С ее применением на вакуумной установке ВУ-2М было изготовлено большое количество различных многослойных покрытий, в том числе просветляющее покрытие с максимальным коэффициентом отражения 0,15 % в спектральном диапазоне 400—660 нм.

Литература

1. Badoil B. e. a. Manufacturing of an absorbing filter controlled by a broadband optical monitoring // OSA. Opt. Express. 2008. V. 16. N 16. P. 12008—12017.
2. Wilbrandt S. e. a. In-situ broadband monitoring and characterization of optical coatings // OSA. Opt. Interference Coat. 2004.
3. Лабусов В. А. и др. Многоканальный спектрометр «Колибри-2» и его использование для одновременного определения щелочных и щелочноземельных металлов методом пламенной фотометрии // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. Спец. выпуск. 2007. Т. 73. N S. С. 35—39.
4. Tikhonravov A. V., Trubetskov M. K. Computational manufacturing as a bridge between design and production // OSA. Appl. Opt. 2005. V. 44. N 32. P. 6877—6884.
5. Программный пакет «OptiLayer thin film software» [электрон. ресурс]. <http://www.optilayer.com> (дата обращения: 23.05.2013 г.).
6. Schulz U. Wideband antireflection coatings by combining interference multilayers with structured top layers // OSA. Opt. Express. 2009. V. 17. N 11. P. 8704—8708.

Дата принятия 24.09.2013 г.

ИЗМЕРЕНИЯ В ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЯХ

658.562

Достоверность результатов реализации измерительных информационных технологий

Б. Н. МАРКОВ, О. Н. МЕЛИКОВА

Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»,
Москва, Россия, e-mail: bnmarkov@rambler.ru.

Предложена система характеристик достоверности результатов, достигаемых при реализации измерительных информационных технологий: контроля изделий, производственных процессов и систем, диагностики, распознавания образов. При этом измерительные информационные технологии рассматривают как процессы классификации объектов.

Ключевые слова: классификация объектов, ошибки 1-го и 2-го рода, характеристики достоверности.

A system of characteristics of the results validity achieved at implementation of the measuring information technologies of control of products, production processes and systems, technical diagnostics and pattern recognition is suggested. At the same time the measuring information technologies are considered as the processes of objects classification.

Key words: objects classification, first kind error, second kind error, validity characteristics.

По мере развития измерительные информационные системы приобретают черты информационных аналитических систем специализированного направления, широко используемых для решения поставленных задач методами анализа данных, машинного обучения и искусственного интеллекта (рис. 1) [1].

Признаки, характеризующие объект/процесс наблюдения (из генеральной совокупности объектов/процессов) или его

состояние (из множества возможных состояний), воспринимаются полем сенсоров, образующих систему добычи данных. Извлеченные данные подвергаются статистическому анализу, в результате приобретаются знания об объекте или процессе наблюдения и их состояниях.

Блок управления полем сенсоров активизируется по команде системы анализа данных и осуществляется сканирование объекта при помощи сенсоров в пространстве (пе-

ремеющая сенсоры или изменяя направления их чувствительности) и во времени (изменяя частоту опроса сенсоров и скорость дискретизации). Полученные знания проверяются на достоверность и при недостаточной достоверности активизируют блок управления сенсорной системы.

В качестве объектов исследования могут выступать: технологический или природный объект, над которым осуществляется контроль и наблюдение; производственная система или ее отдельные элементы при идентификации их математических моделей; организм человека или животного при диагностировании заболеваний; изделия или партии изделий при контроле или сортировке; сигналы и сообщения при их идентификации; подлежащие распознаванию летательные объекты или скопления живой силы и техники; средства измерений при первичной или периодической поверке.

Совокупность полученных знаний представляется в форме некоторых классификаций [2].

Технологический объект может относиться к одному из классов состояний: работоспособный, предаварийный, аварийный и др. К примерам классов состояний природных объектов можно отнести катастрофические размножения некоторых вредителей лесных угодий, пересыхание водоемов и т. д. Производственная система или технологический процесс могут находиться в удовлетворительном состоянии и выдавать годную продукцию. Уровень настройки может приблизиться к критическому значению. Технологическое рассеяние может укладываться в предписанные нормы или достигать неприемлемых значений [3]. Человек может быть здоров, или же в его организме происходят изменения, и наступает опасность возникновения различных нарушений. Производимые или покупаемые изделия могут быть годными или дефектными по одному или нескольким признакам качества. Партии изделий могут иметь удовлетворительное качество или быть дефектными по некоторым признакам качества.

В любом случае, имеем объект ω исследования, который характеризуется транспонированным вектором признаков $\mathbf{R}^T = [R_1, R_2, \dots, R_N]$ в N -мерном пространстве $\mathcal{X}$ признаков. Структура этого пространства определяется отношениями между значениями признаков, т. е. теми шкалами, по которым проводится измерение признаков [4, 5].

Результат когнитивной деятельности системы — возможность отнести исследуемый объект ω к тому или иному классу объектов Ω_m , множество которых образует вектор $\mathbf{\Omega}^T = [\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_M]$. Поэтому классам или состояниям объектов можно поставить в соответствие некоторые подмножества $\mathcal{D}_m$ в пространстве признаков. Эти подмножества определяют разбиение пространства признаков, так что $\bigcup \mathcal{D}_m = \mathcal{X}$;

$\bigcap \mathcal{D}_m = \emptyset$. Если вектор $\mathbf{R}$ признаков, соответствующий данному объекту ω , попадает в подмножество $\mathcal{D}_m$, то это означает, что объект ω принадлежит классу Ω_m .

Классы объектов можно задавать нормами на значения признаков объектов, эталонными объектами или формировать по заранее задаваемым критериям в процессе обучения или самообучения системы Machine Learning.

Погрешности измерений признаков объектов, недостатки алгоритмов анализа данных и нечеткости определения границ между классами объектов приводят к возникновению ошибок реализации классификаций, заключающихся в

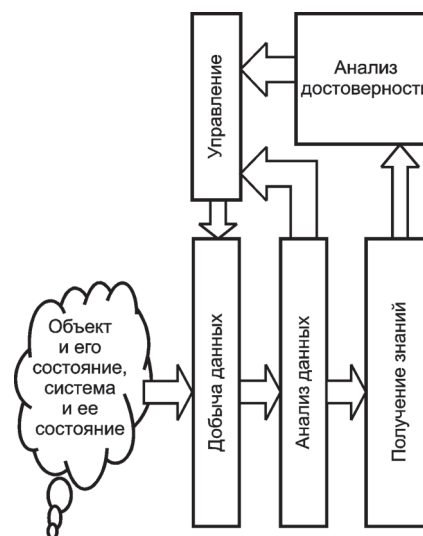


Рис. 1. Информационная аналитическая система

том, что объекты, действительно относящиеся к одному классу, после проведения классификации оказываются в другом классе. Это ограничивает достоверность классификаций, задаваемых информационной системой.

В результате проведения измерений сенсорная система преобразует вектор признаков в вектор результатов измерений — случайных величин, отягощенных погрешностями:

$$\mathbf{R}^T = [R_1, R_2, \dots, R_N] \Rightarrow \mathbf{X}^T = [X_1, X_2, \dots, X_N].$$

Погрешности измерений $\Delta_n = X_n - R_n$ образуют случайный вектор

$$\Delta^T = [\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_N].$$

Распределение этого вектора можно охарактеризовать совместной плотностью распределения $p_{\Delta}(\delta) = p_{\Delta}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N)$, где $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N$ — возможные реализации погрешностей $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_N$.

Однако признаки на множестве наблюдаемых объектов или состояний объектов являются случайными величинами с совместной плотностью распределения $p_{\mathbf{R}}(\mathbf{p}) = p_{\mathbf{R}}(p_1, p_2, \dots, p_N)$, где $p_1, p_2, \dots, p_N$ — возможные значения признаков R_1, R_2, R_N , и условными плотностями признаков объектов, классифицированных по классам объектов $p_{\mathbf{R}}(\mathbf{p}|\Omega_m) = p_{\mathbf{R}_m}(\mathbf{p}) = p_{\mathbf{R}_m}(p_1, p_2, \dots, p_N|\Omega_m)$.

Совместная плотность распределения результатов измерений признаков определяется как результат многомерной свертки плотностей распределения самих признаков и погрешностей их измерений:

$$p_{\mathbf{X}}(\xi) = p_{\mathbf{R}}(\mathbf{p}) \otimes p_{\Delta}(\delta);$$

$$p_{\mathbf{X}}(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N) = p_{\mathbf{R}}(p_1, p_2, \dots, p_N) \otimes p_{\Delta}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N),$$

так что $\mathbf{X} = \mathbf{R} + \Delta$; $\xi = \mathbf{p} + \delta$; $\xi_n = p_n + \delta_n$.

Достоверность процедуры (контроля, диагностики, идентификации моделей, распознавания образов) характеризу-

ется вектором оперативных характеристик, соответствующих классам объектов [6]:

$$L(R|\Omega)^T =$$

$$= [L(R_1, R_2, \dots, R_N|\Omega_1), L(R_1, R_2, \dots, R_N|\Omega_2), \dots, L(R_1, R_2, \dots, R_N|\Omega_M)].$$

Каждый элемент этого вектора — оперативная характеристика $L(R_1, R_2, \dots, R_N|\Omega_m)$ — определяется как вероятность отнесения объекта со значениями признаков $R_1, R_2, \dots, R_N$ к классу Ω_m , что является следствием попадания наблюдаемой точки $(X_1, X_2, \dots, X_N)$, но вовсе не точки $(R_1, R_2, \dots, R_N)$ в область $\mathcal{D}_m$. Области $\mathcal{D}_m$, с точки зрения теории проверки статистических гипотез, являются допустимыми для принятия решения об отнесении объекта или состояния объекта к классу Ω_m , поэтому

$$L(R_1, R_2, \dots, R_N|\Omega_m) = \int_{\mathcal{D}_m} p_X(\xi) d\xi.$$

Таким образом, аппаратная реализация процесса классификации сопровождается появлением ошибок классификации, связанных с погрешностями измерений признаков объектов.

С одной стороны, в каждый класс попадают не все объекты, действительно принадлежащие данному классу. С вероятностями $\alpha(R|\Omega_m) = 1 - L(R|\Omega_m)$, $R \in \mathcal{D}_m$, которые зависят от действительных значений признаков $R = (R_1, R_2, \dots, R_N)$, объекты с такими значениями признаков будут отторгнуты из этого класса и перемещены в другие классы. В теории проверки статистических гипотез эти ошибки называются ошибками 1-го рода. Вероятности ошибок 1-го рода можно вычислить для каждого класса объектов после определения оперативных характеристик [7].

В соответствии с оперативной характеристикой каждого данного класса в число его элементов будут приняты объекты других классов с вероятностями, зависящими от действительных значений их признаков. Это ошибки 2-го рода. Вероятности различны для разных классов, из которых объекты просачиваются в рассматриваемый класс. Их число равно $M - 1$, т. е. на единицу меньше числа классов объектов. Вероятности ошибок 2-го рода вычисляются как

$$\beta(R|\Omega_m/\Omega_k) = L(R|\Omega_m), \quad R \in \mathcal{D}_k.$$

Здесь $\beta(R|\Omega_m/\Omega_k)$ — вероятность того, что объект, принадлежащий классу Ω_k , будет по результатам измерений отнесен к классу Ω_m .

Таким образом, вероятности ошибок при реализации классификации можно представить в виде единой матрицы вероятностей ошибок:

$$W(R) = \begin{bmatrix} \alpha(R|\Omega_1) & \beta(R|\Omega_1/\Omega_2) & \dots & \beta(R|\Omega_1/\Omega_M) \\ \beta(R|\Omega_2/\Omega_1) & \alpha(R|\Omega_2) & \dots & \beta(R|\Omega_2/\Omega_M) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta(R|\Omega_M/\Omega_1) & \beta(R|\Omega_M/\Omega_2) & \dots & \alpha(R|\Omega_M) \end{bmatrix}.$$

На главной диагонали матрицы находятся вероятности ошибок 1-го рода для M классов объектов, на остальных местах — вероятности ошибок 2-го рода (вероятности отнесе-

ния к классу, стоящему на первом месте после вертикальной черты, объекта, на самом деле принадлежащего к классу, стоящему на втором месте, после диагональной черты).

Полученные зависимости позволяют проследить процесс формирования ошибок 1-го и 2-го рода в зависимости от конкретных значений признаков вблизи границ разбиения признакового пространства. Графическое построение картины распределения ошибок возможно только в случае использования двух признаков. При произвольном числе признаков приходится отказываться от наглядности геометрического представления.

Для практических целей, связанных, например, с выбором элементов сенсорной системы, анализом брака или оценкой эффективности системы, реализующей те или иные измерительные информационные технологии, важно знать усредненные характеристики достоверности результатов машинной классификации.

Если признаки являются независимыми случайными величинами, то совместная плотность их распределения распадается на произведение одномерных плотностей распределения признаков:

$$p_R(p) = p_R(p_1, p_2, \dots, p_N) = \prod_{n=1}^N p_{R_n}(p_n).$$

Зная $p_R(p)$, можно определить следующие характеристики достоверности проводимой классификации [7].

Плотности распределения значений признаков объектов, отнесенных к тем или иным классам объектов

$$p_{R|\Omega_m}(p) = L(p|\Omega_m) p_R(p) / \int_{\mathcal{D}} L(p|\Omega_m) p_R(p) dp.$$

Средние по классам вероятности ошибки 1-го рода

$$\alpha(\Omega_m) = \int_{\mathcal{D}_m} \alpha(p|\Omega_m) p_R(p) dp.$$

Средние по классам вероятности ошибки 2-го рода — вероятности проникновения в данный класс Ω_m объектов из других классов Ω_k , $k \neq m$:

$$\beta(\Omega_m/\Omega_k) = \int_{\mathcal{D}_k} \beta(p|\Omega_m/\Omega_k) p_R(p) dp.$$

Суммарная доля чужеродных объектов в классах объектов после проведения классификации — суммарная вероятность ошибок 2-го рода:

$$\beta(\Omega_m) = \sum_{k, k \neq m} \beta(\Omega_m/\Omega_k).$$

Матрицы условных математических ожиданий признаков объектов, ошибочно принятых в класс Ω_m , но принадлежащих к другим классам Ω_k :

$$M[R|\Omega_m/\Omega] =$$

$$= \begin{bmatrix} M[R_1|\Omega_m/\Omega_1] & M[R_2|\Omega_m/\Omega_1] & \dots & M[R_N|\Omega_m/\Omega_1] \\ M[R_1|\Omega_m/\Omega_2] & M[R_2|\Omega_m/\Omega_2] & \dots & M[R_N|\Omega_m/\Omega_2] \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ M[R_1|\Omega_m/\Omega_m] & M[R_2|\Omega_m/\Omega_m] & \dots & M[R_N|\Omega_m/\Omega_m] \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ M[R_1|\Omega_m/\Omega_M] & M[R_2|\Omega_m/\Omega_M] & \dots & M[R_N|\Omega_m/\Omega_M] \end{bmatrix}.$$

Матрица имеет размеры $M \times N$ в соответствии с числом строк, равным числу классов объектов, и числом столбцов, равным числу признаков. Элементы строки определяют положение центра группирования той совокупности объектов Ω_m , которые по результатам измерений попали в класс, соответствующий номеру строки. Каждый элемент матрицы вычисляется интегрированием по соответствующей области пространства признаков с использованием плотности совместного распределения признаков, предъявленных системе объектов, которые отнесены системой к классам Ω_m :

$$M[R_n|\Omega_m/\Omega_k] = \int_{\mathcal{D}_k} p_n p_{R|\Omega_m}(\mathbf{p}) d\mathbf{p}.$$

Всего можно построить M таких матриц, соответствующих M классам объектов.

Расстояния между совокупностями объектов, порожденных ошибками их классификации в класс Ω_m , можно вычислить либо как евклидову норму разности соответствующих строк соответствующих матриц условных математических ожиданий

$$d(\Omega_k, \Omega_s|\Omega_m) = \sqrt{\sum_{n=1}^N (M[R_n|\Omega_m/\Omega_k] - M[R_n|\Omega_m/\Omega_s])^2},$$

либо как вектор расстояний между центрами группирования по осям координат пространства признаков

$$\Delta \mathbf{R}(\Omega_k, \Omega_s|\Omega_m) = \begin{bmatrix} M[R_1|\Omega_m/\Omega_k] - M[R_1|\Omega_m/\Omega_s] \\ M[R_2|\Omega_m/\Omega_k] - M[R_2|\Omega_m/\Omega_s] \\ \dots\dots\dots \\ M[R_N|\Omega_m/\Omega_k] - M[R_N|\Omega_m/\Omega_s] \end{bmatrix}.$$

При необходимости можно использовать характеристики, производные от рассмотренных выше и описывающие процедуру классификации объектов из конкретных классов. При этом совокупности объектов каждого из M классов соответствует свой набор характеристик.

При выборе характеристик достоверности классификации следует опираться на особенности конкретной задачи [8]. Например, для описания классификации больших совокупностей объектов, когда ошибки классификации не ведут к серьезным последствиям, подходят средние вероятности ошибок 1-го и 2-го рода. Если классифицируемые объекты единичны и ошибка при определении класса влечет серьезные последствия, нужно использовать наибольшие вероятности ошибок 1-го и 2-го рода.

Данная система характеристик подробно и позволяет всесторонне описать достоверность классификации процедур измерительной информатики. В случае необходимости она может быть дополнена требуемыми характеристиками.

Для иллюстрации изложенных результатов приведем пример. Контролю подлежат изделия типа роликов по диаметру (признак R_1) и по отклонению от круглости (признак R_2). Пространство признаков $\mathcal{R}$ — это верхняя полуплоскость с осями R_1, R_2 . Нормы на значения контролируемых величин

$R_1 \in [R_{1u}, R_{1o}]$ и $R_2 \in [0, R_{2o}]$ разбивают все пространство

признаков $\mathcal{R}$ на шесть подмножеств $\mathcal{D}_m, m = 1, 2, \dots, 6$ и определяют 6 классов контролируемых изделий (см. таблицу).

Классы контролируемых изделий			
Классы изделий	Области $\mathcal{D}_m$ в пространстве признаков	Границы областей	Наименования классов
Ω_1	$\mathcal{D}_1$	$(R_{1u} \leq R_1 < R_{1o}) \cup (0 \leq R_2 < R_{2o})$	Класс годных изделий
Ω_2	$\mathcal{D}_2$	$(R_{1u} \leq R_1 < R_{1o}) \cup (R_2 \geq R_{2o})$	Классы (виды) брака
Ω_3	$\mathcal{D}_3$	$(R_1 < R_{1u}) \cup (0 \leq R_2 < R_{2o})$	
Ω_4	$\mathcal{D}_4$	$(R_1 \geq R_{1o}) \cup (0 \leq R_2 < R_{2o})$	
Ω_5	$\mathcal{D}_5$	$(R_1 < R_{1u}) \cup (R_2 \geq R_{2o})$	
Ω_6	$\mathcal{D}_6$	$(R_1 \geq R_{1o}) \cup (R_2 \geq R_{2o})$	

Будем считать погрешности измерений признака R_1 (диаметра изделия) и R_2 (отклонение от круглости) независимыми случайными величинами. Погрешность измерения Δ_1 признака R_1 распределена нормально с плотностью $p_{\Delta_1}(\delta_1, \sigma_1)$ и стандартным отклонением σ_1 .

Для погрешности Δ_2 измерения признака R_2 примем отраженное нормальное распределение $p_{\Delta_2}(\delta_2, m, \sigma_2)$, параметр отражения m которого будет равным текущему значению признака $m = R_2$, при стандартном отклонении σ_2 . Тогда при условии $R_2 = 0$ погрешность измерения отклонения от круглости сможет иметь только положительные значения, поскольку результат измерения отклонения от круглости не может быть числом отрицательным.

Совместная плотность распределения погрешностей измерений признаков R_1, R_2 может быть представлена в виде

$$p_{\Delta}(\delta) = p_{\Delta}(\delta_1, \delta_2) = p_{\Delta_1}(\delta_1) p_{\Delta_2}(\delta_2, m, \sigma_2).$$

Результаты измерений X_1, X_2 признаков изделия R_1, R_2 с учетом погрешностей их измерений становятся теперь случайными величинами с плотностями распределения

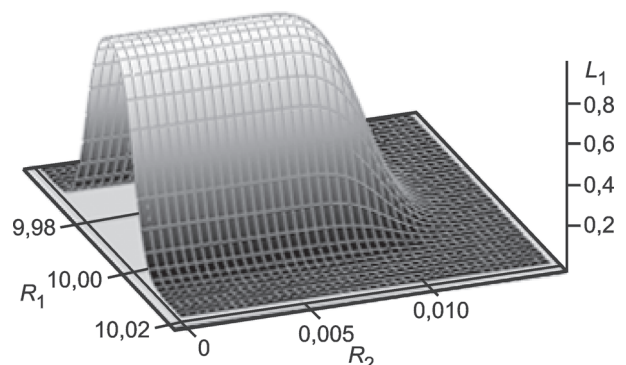


Рис. 2. Оперативная характеристика для класса Ω_1

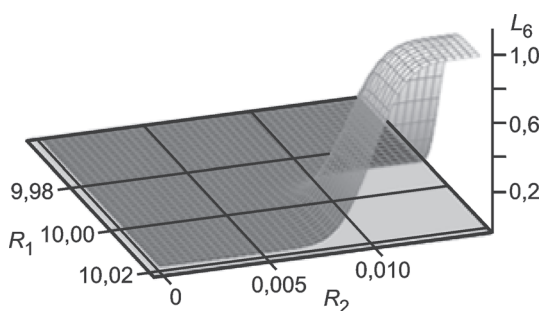


Рис. 3. Оперативная характеристика для класса Ω_6

$$p_{X_1}(\xi_1) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(\xi_1 - R_1)^2}{2\sigma_1^2} \right);$$

$$p_{X_2}(\xi_2) = \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} \left\{ \exp \left(-\frac{(\xi_2 - R_2)^2}{2\sigma_2^2} \right) + \exp \left(-\frac{(-\xi_2 - R_2)^2}{2\sigma_2^2} \right) \right\}, \xi_2 > 0,$$

где R_1, R_2 имеют смысл действительных значений признаков изделия.

Теперь имеем необходимые данные для вычисления шести оперативных характеристик для всех шести установленных классов. Для класса Ω_1 оперативная характеристика принимает вид

$$L_1(R_1, R_2) = \iint_{\mathcal{D}_1} p_{X_1}(\xi_1) p_{X_2}(\xi_2) d\xi_1 d\xi_2.$$

Если задаться следующими данными: $R_{1,o} = 10,000$ мм; $R_{1,u} = 9,980$ мм; $R_{2,o} = 0,010$ мм; $\sigma_1 = 0,004$ мм; $\sigma_2 = 0,0012$ мм, то получим оперативную характеристику для класса Ω_1 , представленную на рис. 2 в форме поверхности.

Из рисунка следует, что далеко не все объекты, действительно принадлежащие к классу Ω_1 : $(R_{1,u} \leq R_1 < R_{1,o}) \cup (0 \leq R_2 < R_{2,o})$, принимаются в этот класс по результатам проводимой классификации. Более того, объекты из соседних классов с некоторыми конечными вероятностями попадают в этот класс.

На рис. 3 показана оперативная характеристика для класса Ω_6 . Здесь наблюдается та же ситуация, что и для класса Ω_1 .

На рис. 4 представлены графики зависимостей вероятностей ошибок 2-го рода от текущих значений контролируемых величин для рассматриваемого примера:

$$\beta(R_1, R_2 | \Omega_1 / \Omega_2); \beta(R_1, R_2 | \Omega_1 / \Omega_3); \beta(R_1, R_2 | \Omega_1 / \Omega_4);$$

$$\beta(R_1, R_2 | \Omega_1 / \Omega_5); \beta(R_1, R_2 | \Omega_1 / \Omega_6).$$

Графики построены по данным рассмотренного выше примера в 3D представлении. Аналогичные картины могут быть построены и для всех других классов объектов.

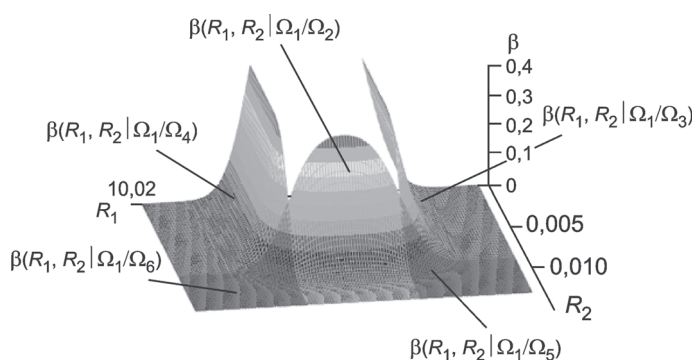


Рис. 4. Распределение вероятностей проникновения в класс Ω_1 объектов из других классов

Таким образом, в статье показано, что любая информационная технология, основанная на измерениях, может быть сведена к задаче классификации. Предложен комплекс характеристик, описывающих достоверность проводимой классификации, приведен пример использования предлагаемых показателей достоверности.

Литература

1. **Витяев Е. Е.** Извлечение знаний из данных. Компьютерное познание. Модели когнитивных процессов. Новосибирск: НГУ, 2006.
2. **Ветров Д. П., Кропотов Д. А.** Алгоритмы выбора моделей и построения коллективных решений в задачах классификации, основанные на принципе устойчивости. М.: Ком-Книга, 2006.
3. **Григорьев С. Н., Телешевский В. И.** Проблемы измерений в технологических процессах формообразования // Измерительная техника. 2011. №7. С. 3—7; **Grigoriev S. N., Teleshevsky V. I.** Measurement problems in technological shaping processes // Measurement Techniques. 2011. V. 54. N 7. P. 744—749.
4. **Телешевский В. И.** Измерительная информатика в машиностроении // Вестник МГТУ «Станкин». 2008. № 1. С. 33—38.
5. **Телешевский В. И.** Измерительная информатика в машиностроении // Вестник МГТУ «Станкин». 2008. № 2. С. 41—45.
6. **Марков Б. Н., Меликова О. Н.** Численные методы определения характеристик достоверности методов поверки // Электротехнические комплексы и системы управления. 2012. № 3. С. 34—39.
7. **Меликова О. Н.** Достоверность допускового контроля изделий машиностроения // Вестник МГТУ «Станкин». 2012. № 4. С. 34—38.
8. **Григорьев С. Н. и др.** Проблемы метрологического обеспечения подготовки производства в машиностроении // Измерительная техника. 2012. № 5. С. 27—29; **Grigoriev S. N. et al.** The problems of metrological support for the preparation of production in machine construction // Measurement Techniques. 2012. V. 55. N 5. P. 526—529.

Дата принятия 24.09.2013 г.