

в одномерном случае (измерение сосредоточенного параметра) — $\frac{1}{12} n \beta^2 (n-1) p$.

Решение системы для изотропного случайного поля имеет следующий вид:

$$\Delta \bar{m} = -0,195 p \beta^2; \Delta \bar{\sigma} = -0,210 p \beta; \Delta S_k = 0,115 \frac{p}{\beta}; \Delta E_x = -0,057 \frac{p}{\beta^2}.$$

На рис. 2 приведены некоторые результаты моделирования рассмотренной задачи на ЦВМ. Результаты, полученные при моделировании, достаточно близки к расчетным.

Поступило в редакцию
11 ноября 1970 г.,
окончательный вариант —
11 мая 1971 г.

УДК 621.391.19

Е. С. НЕЖЕВЕНКО, Г. И. САЛОВ,
П. Е. ТВЕРДОХЛЕБ, Г. Д. УМАНЦЕВ
(Новосибирск)

ЛИНЕЙНЫЙ ОБУЧАЕМЫЙ КЛАССИФИКАТОР ОПТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Одной из актуальных задач проблемы автоматизации научного эксперимента является задача создания устройств для классификации оптических изображений со случайным изменением параметров при неполной априорной информации. Обычно изображения, подлежащие анализу, представляются на фотопленке или фотопластинке, так что их коэффициент пропускания является функцией двух переменных s и t . Классификация может быть осуществлена путем вычисления значения дискриминантной функции (иначе функционала) от изображения и принятия по этому значению решения о принадлежности изображения к тому или иному классу.

Известно, что любой непрерывный функционал можно аппроксимировать функциональными степенными рядами (см., например, [1]). Чем ниже степень функционала, тем легче его физическое моделирование. Наиболее просто реализуем линейный функционал. Пусть изображение $x(s, t)$, $a \leq s, t \leq b$ — реализация одного из k классов изображений $\xi_i(s, t)$, $i=1, \dots, k$.

Полагаем, что существуют вероятности (возможно, неизвестные экспериментатору) появления каждого из $\xi_i(s, t)$. Тогда линейный функционал от изображения $x(s, t)$ имеет вид

$$(x, h) = \int_a^b \int_a^b x(s, t) h(s, t) ds dt,$$

и задача заключается в отыскании подходящей для классификации (весовой) функции $h(s, t)$.

В настоящей работе показано, что, применяя относительно новый материал — фотохромный [2], можно сравнительно легко получить $h(s, t)$ экспериментальным путем с помощью рекуррентной процедуры, рассмотренной в [3]. Линейный функционал в этом случае является оценкой среднеквадратического приближения к идеальному функционалу, принимающему значение $d=d_i$, если $x(s, t)$ принадлежит $\xi_i(s, t)$. Исходной информацией для осуществления упомянутой рекуррентной процедуры является независимая выборка $x_1(s, t), \dots, x_N(s, t)$ ($N > k$) из совокупности изображений классов $\{\xi_i(s, t)\}$, насколько это возможно, показательная для всей совокупности, а также известная последовательность значений d_{i_1}, \dots, d_{i_N} и идеального функционала, соответствующая этой выборке.

Если $h_1(s, t)$ — любая функция с интегрируемым квадратом на $(a, b) \times (a, b)$, независимая от $x_1(s, t), \dots, x_N(s, t)$, то последовательность $\{h_n(s, t)\}$ определяется по формуле

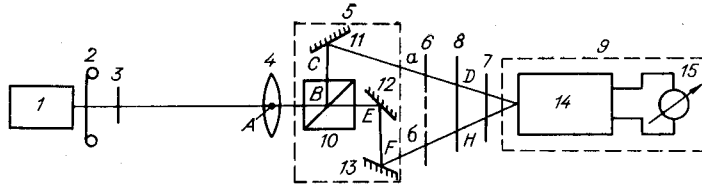
$$h_{n+1}(s, t) = h_n(s, t) + a_n(d_{i_n}) - \int_a^b \int_a^b x_n(u, v) h_n(u, v) du dv x_n(s, t),$$

где

$$a_n = \frac{c}{n^{1-\gamma}}; \quad c > 0; \quad 0 \leq \gamma < \frac{1}{2}.$$

Считаем, что $x(s, t)$ принадлежит $\xi_i(s, t)$, если $(x, h_N) \in D_i$, где D_1, \dots, D_k — попарно непересекающиеся числовые множества, покрывающие точки соответственно d_1, \dots, d_k .

Данный способ построения $h(s, t) = h_N(s, t)$ реализован нами в оптическом варианте классификатора, схема которого приведена на рисунке, где 1 — источник света с определенной спектральной характеристикой (см. ниже); 2 — лентопротяжный механизм; 3 — зеленый фильтр с ослабителем; 4 — объектив; 5 — раздвоитель изображения;



6, 7 — затворы; 8 — пластина с фотохромным покрытием; 9 — устройство измерения мощностей двух пучков света, прошедших через весь канал. Раздвоитель изображения 5 состоит из светоделительного кубика 10 и зеркал 11, 12, 13, а измерительное устройство — из фотоприемника 14 и измерительного прибора 15. Оптические пути ABCD и ABEFH равны двойному фокусному расстоянию объектива 4. Плоскость лентопротяжного механизма 2 отстоит от объектива 4 также на двойном фокусном расстоянии.

В классификаторе функция $h(s, t)$ разбита на положительную $h^+(s, t)$ и отрицательную $h^-(s, t)$ части:

$$h^+(s, t) = \max(h(s, t), 0); \quad h^-(s, t) = \max(-h(s, t), 0); \quad h(s, t) = h^+(s, t) - h^-(s, t).$$

Пропускание света в верхней половине пластины 8 (см. рисунок) соответствует $h^+(s, t)$, в нижней — $h^-(s, t)$.

Рассмотрим процесс обучения. Предварительно оба рабочих участка пластины с фотохромным материалом окрашиваются равномерно воздействием ультрафиолетового света, получаемого от источника 1 с помощью специального светофильтра, который в дальнейшем не используется. Получившееся пропускание и есть $h_1(s, t)$. С помощью лентопротяжного механизма 1 вводится изображение $x_1(s, t)$. Перекрывая по очереди световые пучки а и б затвором 6 (затвор 7 при этом открыт), устройством 9 измеряется (x_1, h_1^+) и (x_1, h_1^-) , так что становится известным и значение $d_{i_1} = (x_1, h_1)$. Далее, если $d_{i_1} = (x_1, h_1) > 0$ (< 0), то $a_1 | d_{i_1} - (x_1, h_1) | x_1(s, t)$ записывается на верхней (соответственно нижней) половине фотохромной пластины. Это делают путем частичного обесцвечивания соответствующего участка, проектируя изображение $x_1(s, t)$ на верхнюю или нижнюю половину с экспозицией, пропорциональной значению $a_1 [d_{i_1} - (x_1, h_1)]$ (во время этого действия затвор 7 закрыт). Для имевшегося в нашем распоряжении фотохромного материала органического происхождения измерение и обесцвечивание выполнялось при освещении этого материала излучением с $\lambda \approx 58 \cdot 10^{-8}$ м, причем обесцвечивание осуществлялось без ослабителя 3. Аналогично выполняются все последующие шаги рекуррентной процедуры обучения; при этом каждый раз уже имеющееся пропускание $h^+(s, t)$ или $h^-(s, t)$ увеличивается на $a_n | d_{i_n} - (x_n, h_n) | x_n(s, t)$. Построенная на фотохромном материале функция $h_N(s, t)$ долго не сохраняется, поэтому ее следует перенести на обычную фотопластину.

В заключение приведем получившийся экспериментальный результат для простой ситуации. Число классов случайных изображений $k=2$ — квадрат и равносторонний треугольник. Высоты треугольников и квадратов подчиняются нормальному распределению со средним 5 и дисперсией 1. Произвольно выбраны $d_1 = -0,5$, $d_2 = 0,5$ и $D_1 = (-\infty, 0)$, $D_2 = (0, \infty)$. Объем обучающей выборки $N=23$. Изображения треугольников и квадратов подавались в случайном порядке. Значения их высот брались по

таблице случайных чисел, а геометрические центры совпадали с началом координат. Поворот изображений не допускался. После обучения было предъявлено 27 новых изображений треугольников и квадратов. Из них правильно классифицировано 25 изображений.

ЛИТЕРАТУРА

1. П. Леви. Конкретные проблемы функционального анализа. М., «Наука», 1967.
2. К. М. Савостьянова. Фотохромные свойства спиропиранов.— Оптико-механическая промышленность, 1968, № 5.
3. Г. И. Салов. О применении процесса стохастической аппроксимации в гильбертовом пространстве к задаче классификации случайных сигналов.— Автометрия, 1970, № 6.

Поступило в редакцию
10 мая 1971 г.

УДК 538.56

В. А. ГЕРАНИН, И. И. КОЗЛОВ, М. И. ШЛЯКЦУ
(Киев)

О ТОЧНОСТИ КОРРЕЛЯЦИОННОГО АНАЛИЗА МЕДЛЕННО-НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ

Теоретическое исследование точности экспериментального корреляционного анализа по одной реализации нестационарного случайного процесса (НСП) нередко проводится в предположении, что нестационарность процесса медленная. Однако до настоящего времени «условия медленности» не сформулированы. Поэтому пределы справедливости результатов, полученных в рамках указанных допущений, могут оказаться расплывчатыми.

В настоящем сообщении на примере типовой модели НСП сопоставляются истинные погрешности корреляционного анализа с погрешностями, вычисленными в предположении, что нестационарность медленная; обсуждаются возможности приближенных вычислений.

Оценка корреляционной функции НСП $X(t)$ в случае симметричного оператора текущего сглаживания:

$$\tilde{R}(t_0, \tau) = \frac{1}{T} \int_{t_0 - T/2}^{t_0 + T/2} X(t) X(t - \tau) dt. \quad (1)$$

Смещение оценки (1) и ее дисперсия при гауссовом распределении $X(t)$ равны соответственно:

$$\Delta[\tilde{R}(t_0, \tau)] = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} R(t - t_0, \tau) dt - R(t_0, \tau); \quad (2)$$

$$\sigma^2[\tilde{R}(t_0, \tau)] = \frac{1}{T^2} \int_{-T/2}^{T/2} \int_{-T/2}^{T/2} [R(t_0 + t_1, t_1 - t_2) R(t_0 + t_1 - \tau, t_1 - t_2) + R(t_0 + t_1, t_1 - t_2 + \tau) R(t_0 + t_1 - \tau, t_1 - t_2 - \tau)] dt_1 dt_2. \quad (3)$$