

- ния систем сбора и обработки данных. Новосибирск, изд. ИАиЭ СО АН СССР, 1973. с. 64—69.
3. **Gallagher N. C., Liu B.** Method for computing kinoform that reduces image reconstruction errors.— "Appl. Opt.", 1973, vol. 12, N 10, p. 2328—2335.
 4. **Hammer P. L.** Boolean procedures for bivalent programming.— In: Mathematical Programming in Theory and Practice. Ed. by P. L. Hammer and G. Zoutendijk. North-Holland Publishing Company, 1974, p. 311—363.
 5. **Саати Т.** Целочисленные методы оптимизации и связанные с ними экстремальные проблемы. М., «Мир», 1973.
 6. **Сойфер В. А.** Цифровые голографические фильтры для систем автоматизации научных исследований.— В кн.: Структура, технические средства и организация систем автоматизации научных исследований. Л., изд. ЛИЯФ, 1977, с. 350—353.

Поступила в редакцию 1 июня 1978 г.

УДК 62.50 : 621.391.136

В. Т. ДАВЫДОВ, О. И. ПОТАТУРКИН

(Новосибирск)

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Проблема распознавания изображений содержит два основных аспекта: выбор системы признаков, обеспечивающий существенное сжатие информации без значительной потери ее информативности, и выбор оптимального алгоритма (критерия) распознавания. Предложенная в работах [1, 2] модель распознаваемого изображения (РИ) с выбором на ее основе системы признаков (стилизованные контурные эталоны) дала возможность повысить качество распознавания и сделать такой процесс инвариантным к изменению разрешения и контраста фотоснимка, к искажению формы РИ, а также к некоторому изменению его масштаба и ориентации. Что касается алгоритма распознавания, то его следует выбирать, исходя из статистических свойств шума. Однако в реальной ситуации такая статистика, как правило, неизвестна. Поэтому необходимо провести сравнительный анализ алгоритмов распознавания, полученных на основе различных предположений о статистических свойствах шума.

В работе [2] показано, что, если закон распределения шума, накладываемого на амплитудное пропускание на контурах, близок к нормальному и не меняется при переходе от участка к участку, решающее правило имеет вид:

$$\begin{aligned} |\bar{m}^{(1)} - \bar{m}^{(2)}| &\leq z_{\alpha/2} \sqrt{\bar{D}^{(1)} + \bar{D}^{(2)}} && \text{(РИ отсутствует);} \\ |\bar{m}^{(1)} - \bar{m}^{(2)}| &> z_{\alpha/2} \sqrt{\bar{D}^{(1)} + \bar{D}^{(2)}} && \text{(РИ присутствует),} \end{aligned} \quad (1)$$

т. е. средний контраст по контуру сравнивается с величиной суммарной тангенциальной (по отношению к контурам) дисперсии. (Здесь и далее применяются обозначения, принятые в [2].)

Если характеристика случайных процессов меняется при переходе от участка к участку, то возможно перекрытие функций распределения. В этом случае необходимо переходить к многомерному статистическому анализу, где в качестве координатных осей принимаются координаты S_i (i меняется от 1 до N). Координаты выбираются так, чтобы законы распределения на каждом i -м участке были одномодальными

и реализации Φ_1 и Φ_2 представляли собой случайные векторы в N -мерном пространстве. Выборочная функция подчиняется F -распределению и имеет следующий вид:

$$T^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(\bar{m}_i^{(1)} - \bar{m}_i^{(2)})^2}{\bar{D}_i^{(1)} + \bar{D}_i^{(2)}} = \frac{N \sum_{i=1}^N (\bar{m}_i^{(1)} - \bar{m}_i^{(2)})^2}{\bar{D}^{(1)} + \bar{D}^{(2)}}. \quad (2)$$

Решающее правило с уровнем значимости α формулируется таким образом:

$$\begin{aligned} T^2/N &\leq F_\alpha(N, \infty) \quad (\text{РИ отсутствует}); \\ T^2/N &> F_\alpha(N, \infty) \quad (\text{РИ присутствует}), \end{aligned}$$

т. е. сравнивается нормальная дисперсия по контрасту с тангенциальной.

В случае, когда статистические характеристики шума меняются от участка к участку и не подчиняются нормальному закону распределения, целесообразно применять непараметрические критерии, которые не являются оптимальными для нормального распределения, однако незначительно увеличивают вероятность ошибки распознавания при возможных отклонениях от этого распределения. Рассмотрим некоторые из них.

В знаковом критерии определяется суммарная длина положительного значения контраста в сравнении с флуктуациями амплитудного пропускания. Решающее правило будет иметь вид

$$\begin{aligned} K = \sum_{i=1}^N \chi(l_i) &= \sum_{i=1}^N \chi \left[|\bar{m}_i^{(1)} - \bar{m}_i^{(2)}| - \sqrt{\bar{D}_i^{(1)} + \bar{D}_i^{(2)}} \right] \leq \\ &\leq K_{\alpha/2} \quad (\text{РИ отсутствует}); \\ K &> K_{\alpha/2} \quad (\text{РИ присутствует}), \end{aligned}$$

где $\chi(l) = 1$ для $l > 0$; $\chi(l) = 0$ для $l < 0$; K удовлетворяет биномиальному закону распределения, а $K_{\alpha/2}$ — ближайшим целым значениям из соотношения $P(K \geq K_{\alpha/2}) \leq \alpha/2$. Следует отметить, что недостатком знакового критерия является то, что он не учитывает абсолютных значений контраста.

При реализации рангового критерия значения контраста ранжируются по модулю и каждому присваивается соответствующий ранг. Затем подсчитывается сумма рангов лишь положительных значений контраста вдоль контура. Решающее правило имеет вид

$$\begin{aligned} u = \sum_i u_i &\leq u_{\alpha/2} \quad (\text{РИ присутствует}); \\ u &> u_{\alpha/2} \quad (\text{РИ отсутствует}), \end{aligned}$$

где $u_{\alpha/2}$ определяется из соотношения $P(u \geq u_{\alpha/2}) \leq \alpha/2$; u_i — значение соответствующего ранга для положительной величины контраста.

В данной ситуации возможно применение критерия серий и критерия тренда [3], смысл которых состоит в определении числа участков одного знака контраста, а также аналогичного им сдвигового критерия. В последнем случае находятся векторы $(\bar{m}_i^{(1)} - \bar{m}_i^{(2)})$, отрицательным, нулевым и положительным компонентам которых присваиваются соответственно значения $-1, 0, 1$. Затем вычисляются значения скалярного произведения каждого такого вектора самого на себя с последовательным покомпонентным циклическим сдвигом одного из сомножителей, и далее для каждой полученной кривой определяется дисперсия ее производной. Причем необходимо отметить, что вычисление скалярных

произведений возможно двумя способами: без исключения нулевых компонент векторов и с исключением. В последнем случае размерность этих векторов уменьшается на число нулевых компонент.

Поскольку статистические характеристики объекта и шума заранее не известны, нет возможности предварительного выбора оптимального алгоритма распознавания. Поэтому возникает необходимость в экспериментальном сравнительном анализе рассмотренных решающих правил на реальных объектах.

Экспериментальные исследования выполнялись в оптико-электронном процессоре [4]. В оптической части процессора с помощью голографического фильтра формировалась система признаков для каждого распознаваемого изображения. Фильтр представлял собой совокупность голограмм, расположенных по обе стороны контура изображения. Эти голограммы зарегистрированы на одной несущей частоте с различной ориентацией интерференционных полос, которая дискретно изменяется при переходе от одной голограммы к другой. Спроектировав на такой фильтр изображение, получим на выходе совокупность расположенных по окружности спектров Фурье от тех областей изображения объекта, которые выделяются голограммами фильтра. Суммарная интенсивность спектров Фурье пропорциональна искомым признакам изображения. Эти световые распределения поступают на ФЭУ через вращающийся обтюратор, преобразуются посредством АЦП в код и вводятся в ЭВМ, где реализуются необходимые решающие правила.

Эксперимент выполнялся для 16 объектов и 8 шумов на фотоснимках с контрастом 0,91 и 0,52. Следует отметить, что дисперсии шума для этих контрастов приблизительно равны, но, ввиду того что значения контраста на менее контрастной снимке ниже, значение решающей функции соответственно меньше и величина порога H выбирается отдельно для каждого контраста. Причем для каждого фотоснимка устанавливаются два порога: H_1 —выделяющий шум, H_2 —выделяющий объекты. В случае полного отделения объектов от шумов $H_1 < H_2$, если же существует область неопределенности L , то $H_1 > H_2$ и $L = H_1 - H_2$. Эти пороги определяют вероятности пропуска цели и вероятности ложной тревоги (экспериментальные значения).

Для каждого алгоритма распознавания вычислялись значения решающей функции, определялись пороги H_1 , H_2 , по которым находились экспериментальные значения вероятностей ложной тревоги (α) и пропуска цели (β). В таблице приведены полученные ошибки процесса распознавания (α и β) для параметрических (п. 1—7) и непараметрических (п. 8—12) алгоритмов:

1. Аналог нормированного корреляционного критерия

$$R_1 = \left| \frac{\bar{m}^{(2)}}{\bar{m}^{(1)} + \bar{m}^{(2)}} - 0,5 \right|.$$

2. Контраст по Аббе

$$R_2 = \left| \frac{\bar{m}^{(1)} - \bar{m}^{(2)}}{\bar{m}^{(1)} + \bar{m}^{(2)}} \right|.$$

3. Решающее правило R_3 , рассмотренное выше и соответствующее выражению (1). Согласно этому правилу, сравнивается средний контраст по контуру с суммарной тангенциальной дисперсией.

4. Решающее правило R_3' , аналогичное R_3 , но для случая сравнения со средней дисперсией шума.

5. Решающее правило R_4 , соответствующее выражению (2).

6. Решающее правило R_4' , аналогичное R_4 , с нормировкой на среднюю дисперсию шума.

Значения вероятности	R_1	R_2	R_3	R'_3	R_4	R'_4	R_5	ΣR	Знаковый критерий	Критерий серий	Критерий тренда	Сдвиговой критерий
$\alpha_{0,91}$	$\frac{8}{16}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{8}{16}$	$\frac{5}{16}$	$\frac{8}{16}$	$\alpha_T < 0,01$	$\frac{6}{16}$	0	$\frac{1}{16}$	$\frac{2}{16}$	$\frac{5}{16}$	$\frac{6}{16}$
$\beta_{0,91}$	$\frac{3}{16}$	$\frac{2}{16}$	$\frac{4}{16}$	$\frac{3}{16}$	$\frac{2}{16}$	0	$\frac{3}{16}$	0	$\frac{2}{16}$	$\frac{2}{16}$	$\frac{12}{16}$	$\frac{7}{16}$
$\alpha_{0,52}$	$\frac{5}{16}$	$\frac{5}{16}$	$\frac{4}{16}$	$\frac{4}{16}$	$\frac{8}{16}$	0	$\frac{8}{16}$	0	$\frac{4}{16}$	$\frac{5}{16}$	$\frac{8}{16}$	$\frac{6}{16}$
$\beta_{0,52}$	$\frac{3}{16}$	$\frac{3}{16}$	$\frac{7}{16}$	$\frac{4}{16}$	$\frac{7}{16}$	$\alpha_T < 0,1$	$\frac{3}{16}$	0	$\frac{5}{16}$	$\frac{6}{16}$	$\frac{15}{16}$	$\frac{10}{16}$

7. Решающее правило R_5 , аналогичное R_4 . Нормировка производится для каждого значения нормальной дисперсии на соответствующую тангенциальную дисперсию.

8. Знаковый критерий.

9. Ранговый критерий.

10. Критерий серий.

11. Критерий тренда.

12. Сдвиговой критерий.

Сравнительный анализ параметрических алгоритмов распознавания показал, что полного разделения двух классов (объект, шум) удалось достигнуть лишь с помощью критерия, основанного на применении многомерного дисперсионного анализа с нормировкой на среднюю дисперсию шума. Значения решающей функции для изображений с контрастом 0,91 и 0,52 для этого критерия представлены на рис. 1, где номера с 1-го по 16-й соответствуют объектам, а с 17-го по 24-й — шумам. Порог H_1 обозначен сплошной линией, H_2 — штриховой. Причем результаты по распознаванию с использованием этого критерия существенно отличаются от результатов, полученных с помощью других параметрических алгоритмов. Это, скорее всего, связано с тем, что предположение о многомодульном нормальном законе распределения вдоль внешнего и внутреннего контуров относительно границы объекта (нормальный закон распределения в локальных областях с изменением математического ожидания при переходе от области к области и близкой дисперсией) и аддитивном шуме с корреляционной функцией в виде δ -функции наиболее соответствует действительности. Теоретически полученная, исходя из значений порога $F_\alpha(13, \infty)$, вероятность ложной тревоги составляет менее 1% для фотоснимка с контрастом 0,91 и менее 10% для фотоснимка с контрастом 0,52. Полученная неинвариантность к контрасту фотоснимков (все алгоритмы дают лучшие результаты по распознаванию на фотоснимке с контрастом 0,91) обусловлена в значительной степени малым числом признаков вдоль границы объекта (всего 13), что приводит уже к предварительному усреднению на этапе получения признаков и не дает полного представления о статистических характеристиках амплитудного пропускания, поскольку в данном случае эти характеристики связаны с контрастом фотоснимка.

Непараметрические алгоритмы распознавания можно разделить на две группы: в первом случае присвоение целочисленных значений основано на значениях контраста (критерий серий, тренда и сдвиговой), во втором — на значениях контраста с учетом порога (знаковый, ранговый критерий). Лишь применение алгоритмов второй группы дает хорошие результаты по распознаванию объектов: полное разделение на два класса при использовании рангового критерия и близкое к полному разделение при использовании знакового критерия. Значения ре-

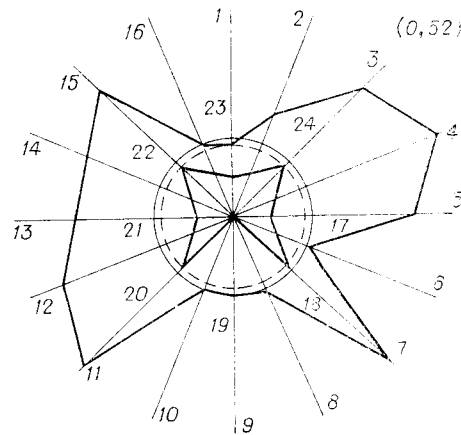
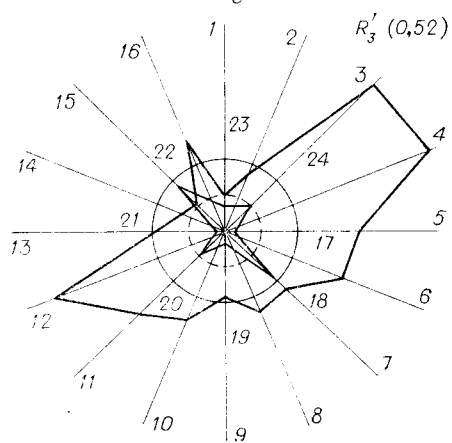
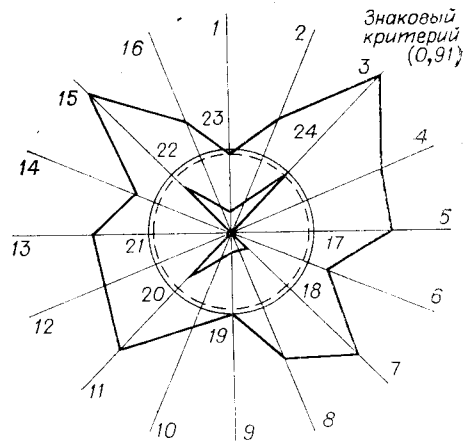
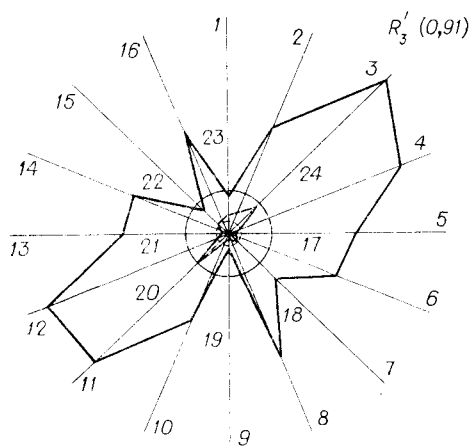


Рис. 1.

Рис. 2.

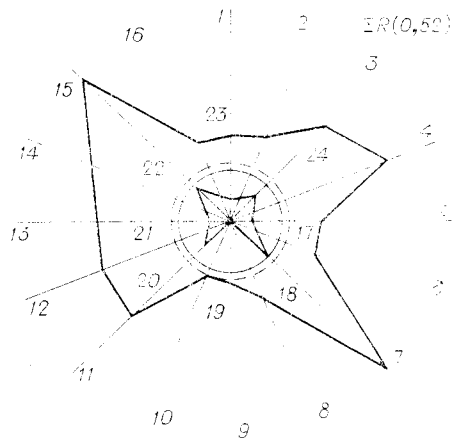
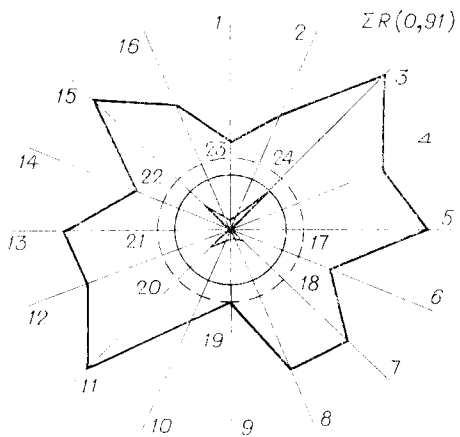


Рис. 3.

шающей функции для этих критериев приведены соответственно на рис. 2 и 3. Эти значения функций для данных критериев связаны непосредственно с длиной области превышения значений контраста над порогом (знаковый) или величина превышения учитывается дополнительно ранжированием (ранговый).

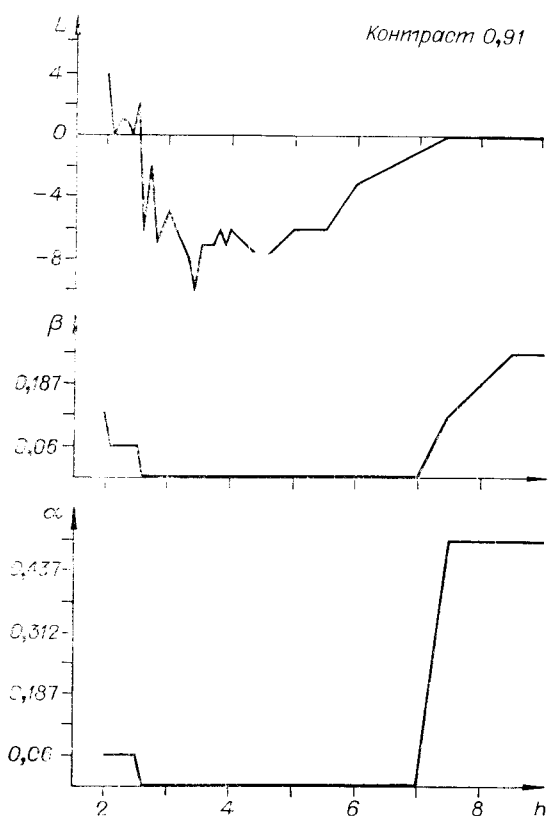


Рис. 4.

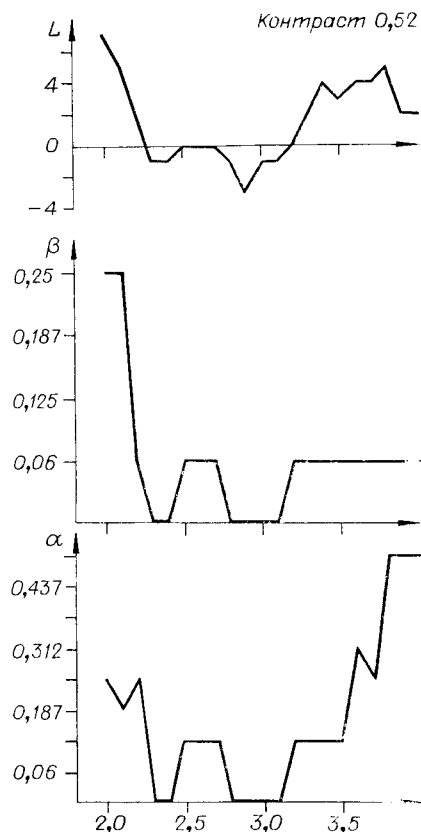


Рис. 5.

Процесс распознавания при применении этих критериев в значительной степени зависит от величины порога. Целесообразно для этой цели выбирать среднюю дисперсию шума. Экспериментальное значение такой величины ~ 3 , и графики на рис. 1—3, а также данные в таблице соответствуют именно такому случаю. Для рангового критерия было проведено исследование зависимости величин α , β и L (размер области неопределенности, отрицательные значения которого соответствуют полному разделению классов) от значений порога h . Графики этих зависимостей показаны на рис. 4 (контраст 0,91) и рис. 5 (контраст 0,52). Из них следует, что полное разделение классов происходит в интервале $h(2,5; 7,5)$ — контраст 0,91 — и $(2,7; 3,2)$, $(2,2; 2,5)$ — контраст 0,52 — с экстремумами соответственно 3,4 и 2,9, что хорошо согласуется с экспериментальным значением h .

Из изложенного выше следует, что наилучшими алгоритмами для распознавания изображений на фотоснимках в рамках контурного выбора признаков является ранговый критерий и критерий, основанный на вычислении нормальной к границе объекта дисперсии с нормировкой на среднюю дисперсию шума.

ЛИТЕРАТУРА

1. Карпова О. М., Нежевенко Е. С., Уманцев Г. Д. Распознавание изображений известной формы на фотоснимках.— «Автометрия», 1975, № 3, с. 68—72.
2. Козлов О. А., Нежевенко Е. С., Потатуркин О. И. Распознавание изображений в когерентно-оптических системах с применением контурных эталонов.— «Автометрия», 1976, № 6, с. 36—44.

3. Бендат Дж., Пирсол А. Измерение и анализ случайных процессов. М., «Мир», 1971.
 4. Веряскин Ф. Ф., Выдрин Л. В., Давыдов В. Т., Мантуш Т. Н., Нежевенко Е. С., Панков Б. Н., Твердохлеб П. Е. Оптико-электронный процессор для распознавания изображений.— «Автометрия», 1975, № 3, с. 73—77.

Поступила в редакцию 25 июля 1978 г.

УДК 621.372.54

А. Н. УШАКОВ

(Москва)

ИССЛЕДОВАНИЕ НЕКОТОРЫХ АДАПТИВНЫХ МЕТОДОВ ФИЛЬТРАЦИИ ШУМА НА ИНТЕРФЕРОГРАММАХ

Введение. В последнее время интерференция превратилась в мощный инструмент измерения, анализа и контроля различных физических параметров тел (степени деформации, качества обработки поверхности, распределения температуры тела, величины перемещения, скорости и т. д.). Возрастание объема исследований и все повышающиеся требования к точности измерений ставят задачу автоматической обработки интерферограмм. Анализ зарегистрированных интерферограмм показал, что наряду с полезным сигналом на них присутствует шум (в основном аддитивный) [1]. В связи с этим возникает задача оценки полезного сигнала по наблюдаемой интерферограмме. В настоящей статье рассматриваются адаптивные методы оценки полезного сигнала, наблюдаемого на фоне белого шума, для сигналов, близких к одномерным. Приведены результаты выделения линий интерференционных максимумов и минимумов на отфильтрованной интерферограмме и ее восстановления с помощью ЭВМ.

В работе [1] для одномерной фильтрации интерферограмм (обработка ведется по каждой строке анализа) использован эмпирический квазивинеровский фильтр; приведен также результат построения режекторного фильтра, в котором на основе визуального анализа графика квадратного модуля преобразования Фурье (КМПФ) наблюдаемого сигнала строится передаточная функция в виде бинарной маски. В данной же статье проанализированы вопросы двумерной фильтрации (обрабатывается вся интерферограмма); рассмотрен фильтр, строящийся на основе модели энергетического спектра сигнала, с автоматическим определением параметров передаточной функции; для сравнения приведены результаты фильтрации эмпирическим винеровским и квазивинеровским фильтрами.

Фильтрация сигнала. Задача построения оптимальной оценки сигнала по заданному критерию зависит от характера априорных сведений о сигнале, шуме и их смеси. Зададим в качестве критерия фильтрации среднеквадратическое отклонение между отфильтрованной и «идеальной» интерферограммой (интерферограммой без шума) и ограничим класс оценок линейными. Тогда для построения оптимальной линейной оценки сигнала, наблюдаемого на фоне аддитивного шума, необходимо и достаточно знать корреляционные функции сигнала и шума или их энергетические спектры [2, 3]. Для сигналов, заданных на бесконечной области, передаточная функция оптимального фильтра имеет вид

$$H(\omega_x, \omega_y) = U(\omega_x, \omega_y) / [U(\omega_x, \omega_y) + N(\omega_x, \omega_y)], \quad (1)$$

где $U(\omega_x, \omega_y)$ — энергетический спектр сигнала, $N(\omega_x, \omega_y)$ — энергетический спектр шума.