

А.Ю. Жердев, Е.Ю. Злоказов, В.В. Колючкин,
Д.С. Лушников, И.А. Швецов, А.В. Смирнов

МЕТОД КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА МАСТЕР-МАТРИЦ ЗАЩИТНЫХ ГОЛОГРАММ

Изложен метод контроля качества мастер-матриц, применяемых при изготовлении защитных голограмм. Метод основан на корреляционном алгоритме при использовании фильтра, обеспечивающего минимальную среднюю энергию корреляции. Приведены результаты апробации метода на реальных образцах мастер-матриц защитных голограмм.

E-mail: vkoluchkin@yandex.ru

Ключевые слова: голография, защитная голограмма, контроль качества.

При серийном производстве защитных голограмм (ЗГ) широко применяется технология, основанная на методе горячего тиснения. Качество защитных голограмм в наибольшей степени определяется совершенством изготовления мастер-матриц, используемых в технологии горячего тиснения при тиражировании ЗГ. Но вопросы, связанные с методами контроля мастер-матриц, в научно-технической литературе освещены недостаточно, что, возможно, связано с ноу-хау технологического процесса.

Исследуемые мастер-матрицы представляют собой поверхность никелевой фольги со структурой рельефа в виде комбинации дифракционных решеток с разным периодом и ориентацией полос. Форма рельефа одной отдельной решетки близка к синусоиде. При чем чем ближе рельеф к синусоиде, тем выше качество голограммы. Так как параметры формы рельефа являются одними из определяющих факторов, влияющих на качество голограммы, то для оценки качества мастер-матриц можно воспользоваться анализом в пространственно-частотной области.

В работе предложено контролировать качество мастер-матриц ЗГ в пространственно-частотной области на основе корреляционного метода. Использование методов корреляционного распознавания для решения задачи классификации объектов по их изображениям имеет ряд преимуществ. Во-первых, корреляция двух функций может быть вычислена с использованием алгоритма быстрого преобразования Фурье (БПФ). Во-вторых, применение инвариантных корреляционных фильтров позволяет решать задачу классификации в условиях искажений изображения объекта при регистрации, обусловленных поворотом, смещением, фоновыми помехами, шумами камеры и др.

Суть корреляционного метода заключается в вычислении двумерной корреляционной функции $C(x_C, y_C)$ между входным объектом и объектом, использованным в качестве эталонного:

$$C(x_C, y_C) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s_{ref}^*(x, y) s_{in}(x - x_C, y - y_C) dx dy = s_{ref}^* \otimes s_{in}, \quad (1)$$

где s_{ref}^* и s_{in} — изображения эталонного и входного объектов соответственно; знак « $\otimes$ » — символ свертки.

На практике удобно вычислять корреляцию, используя кросскорреляционное свойство преобразования Фурье, в соответствии с которым формулу (1) можно записать в виде

$$s_{ref}^* \otimes s_{in} = \tilde{F}^{-1} \{ \tilde{F}(s_{ref}^*) \cdot \tilde{F}(s_{in}) \}, \quad (2)$$

где $\tilde{F}$ — обозначение операции фурье-преобразования.

По наличию, виду, локализации, значению и остроте корреляционного пика можно делать выводы о степени сходства между объектом на входе и эталоном. Однако малейшие искажения в изображении входного объекта приводят к значительному снижению вероятности правильного распознавания. Как показывает практика, при наличии искажений в обрабатываемом изображении добиться устойчивости значений и формы пика практически невозможно.

Одним из наиболее распространенных методов достижения инвариантности корреляционного распознавания к искажениям в отображении объекта является использование в качестве эталона составных корреляционных фильтров. Эти фильтры рассчитываются численными методами на основе N изображений эталона $\{s_1(x, y) \dots s_N(x, y)\}$ с заранее внесенными искажениями, которые определяются из условий решаемой задачи распознавания. Идея построения составных корреляционных фильтров заключается в представлении функцией $h(x, y)$ импульсного отклика, определяемого линейной комбинацией обучающих образов. Это синтезированная дискриминационная функция SDF (synthetic discrimination function) [1]:

$$h(x, y) = a_1 s_1(x, y) + \dots + a_N s_N(x, y), \quad (3)$$

где $a_1, \dots, a_N$ — весовые коэффициенты. Важной задачей является правильный выбор значений этих коэффициентов.

Для получения тонкой формы корреляционного пика при фиксированном значении центра корреляции необходимо минимизировать среднюю энергию корреляционного поля [1].

Рассмотрим тренировочный набор из N изображений эталонного объекта размерности $N_1 \times N_2$, подвергнутых априори определенному искажению: $[s_1(n_1, n_2), s_2(n_1, n_2), \dots, s_N(n_1, n_2)]$.

Произведем лексикографическое переобозначение матриц тренировочных изображений и представим их в виде вектор-столбцов размерности $1 \times d$, где $d = N_1 \times N_2$. При этом i -е изображение примет вид

$$\mathbf{s}_i = \begin{Bmatrix} \mathbf{s}_i^{(1,1)}(1) \\ \mathbf{s}_i^{(2,1)}(2) \\ \vdots \\ \mathbf{s}_i^{(N_1,1)}(N_1) \\ \mathbf{s}_i^{(N_1,2)}(N_1 + 1) \\ \vdots \\ \mathbf{s}_i^{(N_1,N_2)}(d) \end{Bmatrix}. \quad (4)$$

Запишем коэффициенты дискретного преобразования Фурье (ДПФ) $s_i(n)$ в виде вектор-столбцов $\mathbf{S}_i(k)$ размерности $1 \times d$:

$$\mathbf{S}_i = \begin{Bmatrix} \mathbf{S}_i(1) \\ \mathbf{S}_i(2) \\ \vdots \\ \mathbf{S}_i(d) \end{Bmatrix}. \quad (5)$$

Введем матрицу $\mathbf{S}$ следующим образом:

$$\mathbf{S} = [\mathbf{S}_1(k), \mathbf{S}_2(k), \dots, \mathbf{S}_N(k)]. \quad (6)$$

Пусть вектор $\mathbf{h}(n) = [\mathbf{h}(1), \mathbf{h}(2), \dots, \mathbf{h}(d)]^T$ — искомый корреляционный фильтр. ДПФ-коэффициенты вектора $\mathbf{h}(n)$ в фурье-плоскости обозначим $\mathbf{H}(k)$.

Введем корреляционную функцию $\mathbf{c}_i(n)$ для i -го тренировочного изображения:

$$\mathbf{c}_i(n) = \mathbf{S}_i(n) \otimes \mathbf{h}(n). \quad (7)$$

При этом суммарная энергия в корреляционном поле примет вид

$$E_i = \sum_{n=1}^d |\mathbf{c}_i(n)|^2. \quad (8)$$

На основании теоремы Парсеваля, а также свойств преобразования Фурье уравнение (8) можно записать в следующем виде:

$$E_i = \sum_{n=1}^d |\mathbf{c}_i(n)|^2 = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d |C_i(k)|^2 = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d |\mathbf{H}(k)|^2 |S_i(k)|^2, \quad (9)$$

где $C_i(k)$ — ДПФ-коэффициенты вектора $\mathbf{c}_i(n)$. Переходя в уравнении (9) к векторно-матричной форме, получим

$$E_i = \mathbf{H}^+ D_i \mathbf{H}. \quad (10)$$

Здесь знак «+» обозначает комплексно-сопряженное транспонирование вектора. $D_i \in \Re^{d \times d}$ — диагональная матрица, элементы которой содержат квадраты коэффициентов двумерного ДПФ i -го изображения из обучающего набора, т. е.

$$D_i(k, k) = |S_i(k, k)|^2. \quad (11)$$

Условимся, что элемент $c_i(0)$ соответствует точке наблюдения корреляционного пика. Тогда условие для корреляционных пиков i -х изображений из тренировочного набора принимает вид

$$c_i(0) = \mathbf{S}_i^+ \mathbf{H},, \quad (12)$$

где c_i — элемент вектор-столбца $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T$.

В векторно-матричной форме требование для корреляционных пиков всех тренировочных изображений можно записать в виде

$$\mathbf{S}^+ \mathbf{H} = \mathbf{c}. \quad (13)$$

При использовании введенных обозначений задача нахождения требуемого импульсного отклика фильтра сводится к нахождению в области пространственных частот такого вектора $\mathbf{H}$, который удовлетворяет требованию (13). При этом для каждого изображения из тренировочного набора значение (10) будет минимизированным. Однако рассчитать универсальный фильтр, способный в одинаковой степени контролировать выходную энергию корреляционного поля для каждого тренировочного изображения, практически невозможно.

Для упрощения расчета весовых коэффициентов в качестве параметра оптимизации необходимо выбрать общую для всех тренировочных изображений величину, минимизация которой привела бы к минимизации энергии корреляционного поля для каждого изображения из тренировочного набора. В качестве такой величины может быть выбрана, например, средняя энергия корреляционного поля. На этой идее основан принцип синтеза фильтра с минимальной средней энергией корреляции MACE (minimum average correlation energy filter). В работе [2] задача формирования MACE-фильтра по-

ставлена следующим образом: для данного эталонного набора изображений

$$\{s_{st_i} \in \mathfrak{R}^{N_1 \times N_2}\} \quad (14)$$

требуется найти такой набор коэффициентов фильтра $\{h \in C^{N_1 \times N_2}\}$, чтобы средняя энергия корреляции на выходе, вычисляемая по формуле

$$\bar{E} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{H}^+ D_i \mathbf{H} = \frac{1}{N} \left[\mathbf{H}^+ \left(\sum_{i=1}^N E_i \right) \mathbf{H} \right], \quad (15)$$

была минимальной при выполнении условия (13).

Введем матрицу D :

$$D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_i. \quad (16)$$

Тогда задача сведется к минимизации средней энергии корреляции, записанной в виде

$$\bar{E} = \mathbf{H}^+ D \mathbf{H}. \quad (17)$$

На основе метода множителей Лагранжа задача вычисления фильтра, удовлетворяющего условию (13) и минимизирующего значение $\bar{E}$ в формуле (17), будет иметь решение в виде

$$\mathbf{H}_{\text{MACE}} = \mathbf{S} (\mathbf{S}^+ D^{-1} \mathbf{S})^{-1} c. \quad (18)$$

В уравнении (18) фильтр $\mathbf{H}_{\text{MACE}} \in C^{d \times 1}$ представляется в пространстве фурье-частот. В пространстве изображений фильтр $\mathbf{h}_{\text{MACE}}$ размерностью $N_1 \times N_2$ получают, выполняя операцию обратного ДПФ над вектором $\mathbf{H}_{\text{MACE}}$, а также путем лексикографического преобразования, обратному тому, которому подвергали элементы из набора $[s_1(n_1, n_2), s_2(n_1, n_2), \dots, s_N(n_1, n_2)]$ для получения соответствующих столбцов матрицы $\mathbf{S}$.

Заключительным этапом при расчете фильтра является выбор метрики для обработки корреляционного сигнала и соответствующего порогового значения. Чаще всего в качестве метрики используют амплитуду корреляционного пика или значение центральной точки корреляционного поля. Однако при этом не учитывается особенность формы корреляционного пика для эталонных изображений, что в ряде случаев может значительно снизить вероятность верного распознавания. Для увеличения эффективности фильтра можно использо-

вать метрику в виде отношения энергии пика к энергии корреляционного поля PCE (peak-to-correlation energy) [3]:

$$PCE = \frac{c(0,0)}{\int_{\Omega} c(x,y)^2 dx dy}, \quad (19)$$

где $c(0, 0)$ — амплитуда центра корреляции; Ω — предопределенная область, по которой считается энергия корреляционного поля; $c(x, y)$ — функция корреляции.

Для определения порогового значения необходимо воспользоваться изображениями эталона, не вошедшими в тренировочный набор, а также изображениями ложных объектов. На основании статистических данных о работе фильтра с этими изображениями строятся нормальные распределения вероятностей отдельно для эталона и для ложных объектов. Далее по критерию максимального правдоподобия определяется пороговое значение. В зависимости от условий поставленной задачи распознавания пороговое значение можно определить и на основе других критериев, например критерия Неймана — Пирсона.

Численное моделирование показало высокую эффективность фильтров MACE при распознавании в условиях сильного сходства эталона и ложных объектов при незначительной степени искажений. Для различных постановок задачи распознавания существуют модификации MACE-фильтра: фильтры с минимальной вариацией корреляционного пика (MV-MACE), фильтры со сглаживающими функциями (G-MACE, W-MACE), фильтры с минимизацией шума и средней энергии корреляции (MINACE) и т. д.

Алгоритм распознавания неизвестной голограммы можно разбить на следующие этапы:

- из имеющегося набора изображений эталонной голограммы выбирается общая характеристика, которой обладают только изображения эталонной голограммы;
- из набора выделенных характеристик составляется тренировочный набор для расчета MACE-фильтра;
- рассчитывается импульсный отклик фильтра;
- с помощью изображений эталона, не вошедших в тренировочный набор, собираются статистические данные для расчета пороговой корреляции;
- вычисляется корреляционная функция контролируемой голограммы с рассчитанным фильтром и сравнивается пиковое значение центра корреляции с пороговым значением; если значение центра корреляции выше порогового значения, то голограмма класса «хорошая», в противном случае неизвестная голограмма — «плохая».

Применение микроскопической теневой съемки позволяет отображать поверхность голограммы с увеличением $50^{\times}$ и больше при размерности изображения в несколько мегапикселов. На рис. 1 представлена микрофотография элемента одной из тестовых голограмм. В этом случае на представление одного периода решетки потребовалось порядка 9 пикселей изображения.

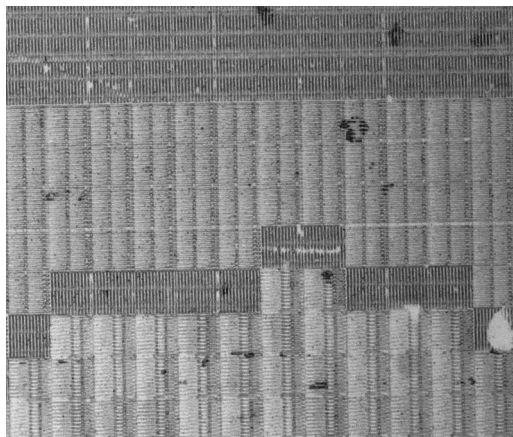


Рис. 1. Микрофотография элемента голограммы, снятая микроскопом с увеличением $50^{\times}$

Рис. 2 иллюстрирует результат вычисления фурье-образа объекта, представленного на рис. 1. На рис. 2 квадратом выделена область размерностью 128×128 пикселей вокруг пика первого порядка, которая использовалась в качестве характеристики для распознавания голограммы. Для простоты рассмотрим область только вокруг пика, соответствующего вертикально ориентированным решеткам. Для увеличения точности распознавания необходимо также рассмотреть пики, соответствующие решеткам с другой ориентацией штрихов, или рассмотреть сразу всю область пространственного спектра вокруг нулевого порядка, включающую в себя пики для всех типов решеток. Однако такой подход требует обработки большего числа данных, поэтому ограничимся пока лишь одной областью с наибольшей амплитудой пика.

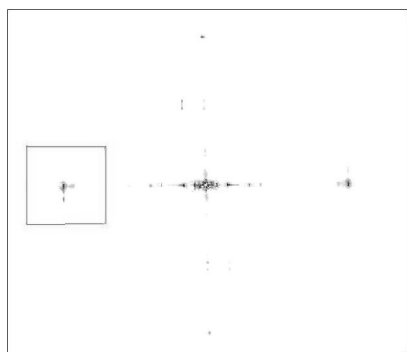


Рис. 2. Амплитуда фурье-спектра

Для подбора тренировочных изображений и расчета фильтра воспользуемся следующим алгоритмом:

Для подбора тренировочных изображений и расчета фильтра воспользуемся следующим алгоритмом:

- 1) вручную задается первое тренировочное изображение и рассчитывается на его основании МАСЕ-фильтр;
- 2) вычисляется значение центров корреляции фильтра со всеми характеристиками изображений эталона;
- 3) из полученных значений выбирается наименьшее, а соответствующая ему характеристика добавляется к набору тренировочных характеристик;
- 4) на основании нового тренировочного набора рассчитывается новый МАСЕ-фильтр.

Этот алгоритм повторяется до тех пор, пока число тренировочных характеристик не достигнет заранее заданного значения. При таком условии в тренировочный набор войдут изображения с максимальной дисперсией, за счет чего в фильтре будет содержаться информация об искажениях, возникших при съемке эталонных голограмм. Пороговое значение принятия решения устанавливается в зависимости от требований решаемой задачи.

Описанный алгоритм был опробован на нескольких типах ЗГ. В тренировочном наборе использовались изображения одних и тех же фрагментов голограмм каждого из типов, которые на основе экспертной оценки были признаны как «хорошие» или «плохие».

В качестве примера на рис. 3 приведены графики, иллюстрирующие результаты оценки качества голограмм: слева — результаты оценки, полученные при использовании в тренировочном наборе восьми изображений только одного класса — «хорошая» (good); справа — результаты оценки, полученные при использовании в тренировочном наборе пяти изображений класса «хорошая» и пяти изображений класса «плохая» (bad).

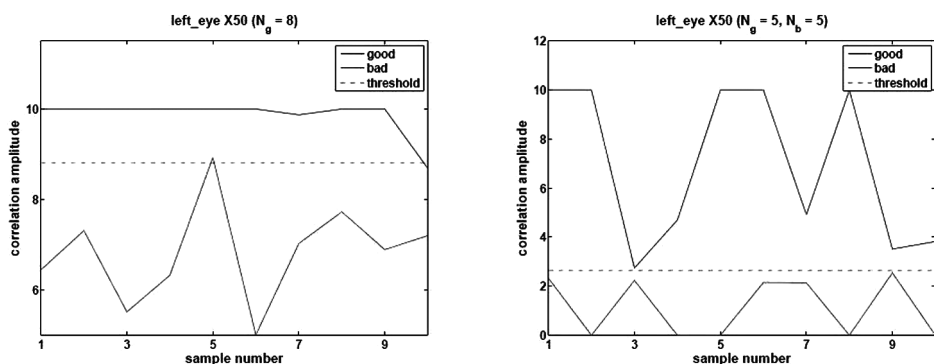


Рис. 3. Результаты оценки качества мастер-матриц голограмм

Из сравнения полученных результатов следует, что при использовании в тренировочном наборе фрагментов изображений только мастер-матриц класса «хорошая» возможны ошибки принятия реше-

ния о качестве мастер-матриц. При использовании в тренировочном наборе фрагментов изображений мастер-матриц обоих классов ошибки исключены.

На основе проведенных исследований показано, что методы инвариантного корреляционного распознавания изображений, основанные на применении фильтра с минимальной средней энергией корреляции, могут быть использованы для определения качества голограмм по теневым микрофотографиям их рельефа.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ в рамках соглашения о предоставлении гранта № 14.В37.21.0239 Федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009—2013 годы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Vijaya Kumar B. V. K. Tutorial survey of composite filter designs for optical correlators // Applied Optics. 31(23):4773–4801. – 1992.
2. Mahalanobis A., Vijaya Kumar B. V. K., Casasent D. Minimum average correlation energy filters // Applied Optics. 26(17):1033–1043. – 1990.
3. Vijaya Kumar B. V. K., Mahalanobis A., Juday R. D. Correlation Pattern Recognition. – New York. Cambridge University Press, April 2005.

Статья поступила в редакцию 26.09.2012