

О возможностях манипуляции формой корреляционной функции при синтезе фильтров с минимизацией энергии корреляции

Д.В. Павленко¹, Р.С. Стариков¹

¹Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»,
115409, Россия, г. Москва, Каширское шоссе, д. 31

Аннотация

В работе представлена и рассмотрена модификация метода синтеза инвариантных корреляционных фильтров с минимизацией средней энергии корреляции, обеспечивающая получение взаимокорреляционной функции заданной формы. Проведено численное моделирование действия таких фильтров для решения задачи бинарной классификации полутонковых изображений «объекта интереса», полученных при изменении его пространственного ракурса. При моделировании использовано 5 вариантов формирующих функций с различными размерами: 32×32, 64×64, 128×2128, 256×256 пикс, размерность же распознаваемых изображений составляет 256×256 пикс. Результаты моделирования демонстрируют возможности достижения качества инвариантного распознавания на уровне 99% – при использовании исследуемой модификации фильтров и специально подобранной корреляционной метрики.

Ключевые слова: распознавание изображений, инвариантный корреляционный фильтр, минимизация средней энергии корреляции, МАСЕ.

Цитирование: Павленко, Д.В. О возможностях манипуляции формой корреляционной функции при синтезе фильтров с минимизацией средней энергии корреляции / Д.В. Павленко, Р.С. Стариков // Компьютерная оптика. – 2026. – Т. 50, № 2. – 1720 – DOI: 10.18287/COJ1720.

Citation: Pavlenko DV, Starikov RS. On the possibilities of manipulating the shape of the maximum correlation function in the synthesis of filters to minimize the average correlation energy. Computer Optics 2026; 50(2): 1720. DOI: 10.18287/COJ1720.

Введение

Корреляционный метод распознавания изображений остаётся в настоящее время привлекательным для применения на практике благодаря возможностям его высокоскоростной реализации [1 – 3]. Для подсчёта корреляционной функции требуется выполнение вычислительных операций, основанных на дискретном преобразовании Фурье, что в современных условиях вычислительно экономно с точки зрения применения цифровых электронных устройств. Использование же для распознавания оптико-цифровых систем пространственной фильтрации – дифракционных корреляторов – может обеспечивать на настоящее время пропускную способность обработки информации на уровне до сотен Гбит/с [4].

Применение инвариантных корреляционных фильтров предоставляет возможности распознавания в условиях искажений объектов интереса, в частности при изменении ракурса, масштаба, условий освещённости, зашумлении [1, 2, 4, 6]. Инвариантный фильтр – синтезированный математический объект, содержащий информацию о распознаваемом изображении и используемый в качестве эталона при вычислении взаимокорреляционной функции со входным изображением. Составной инвариантный фильтр вычисляется как некоторая оптимальная комбинация изображений истинного объекта в различных состояниях. В настоящее время различные техники инвариантных фильтров развиты, их применение демонстрирует в некоторых случаях весьма хорошие результаты распознавания. В данной работе используется широко известный метод синтеза инвариантных фильтров, основанный на минимизации средней энергии корреляции [7].

Одна из интересных возможностей, открывающихся при синтезе инвариантных фильтров, состоит в том, что при определённых условиях синтеза могут контролироваться не только высота и ширина, но и двумерная форма взаимокорреляционной функции. Такие варианты впервые обсуждались в работе [8] и позднее получили некоторое развитие. В работах [9 – 11] и др. для фильтров, синтез которых основывался на разных методах, использовались аналитически задаваемые функции для сглаживания излишне острых корреляционных максимумов, что способствовало повышению качества распознавания.

В настоящей статье рассматриваются возможности синтеза и применения фильтров, обеспечивающих получение взаимокорреляционной функции заданной формы, при этом вид этой формы выбирается произвольно и задаётся просто двумерным численным распределением. Мы предполагаем, что такой контроль потенциально может повысить качество распознавания при использовании специально подобранных корреляционных метрик.

Статья организована следующим образом. В первом параграфе представлен предлагаемый метод синтеза фильтров. Второй параграф посвящён описанию модельной постановки задачи распознавания. В третьем параграфе

обсуждаются метрики, позволяющие проводить идентификацию объектов по получаемым взаимокорреляционным функциям инвариантных фильтров и входных изображений. И, наконец, результаты компьютерного моделирования приведены в четвёртом параграфе. После этого следуют обсуждение результатов и выводы.

1. Метод синтеза фильтра с минимизацией средней энергии корреляции с использованием сглаживающих функций

К настоящему времени предложен и исследован ряд вариантов инвариантных корреляционных фильтров (ИФ), принцип синтеза которых основан на минимизации средней энергии корреляции (Minimum Average Correlation Energy, MACE). Применение такого метода само по себе позволяет получить высокий и узкий корреляционный пик для обучающих изображений [7], что в ряде случаев обеспечивает высокую точность классификации, однако нередко качество распознавания снижается для изображений истинных объектов, не использовавшихся при обучении и в условиях зашумления изображений на входе. Для улучшения метода были предложены варианты ИФ MACE на основе круговых гармоник (Circular-harmonic function – CHF MACE) [8] со сглаживающими функциями (GMACE – Gaussian MACE [10] и WMACE – Wavelet MACE [10]) и с минимизацией шума (Minimum noise and correlation energy – MINACE) [13], весьма эффективным оказалось применение минимизации энергии корреляции в сочетании с другими методами при синтезе оптимально-компромиссных ИФ (Optimal trade-off filters) [14]. Варианты ИФ с минимизацией энергии корреляции могут применяться для распознавания изображений объектов интереса при геометрических искажениях их формы, в условиях зашумления, при изменении условий освещения и при изменении масштаба. Практика показала, что высокое качество распознавания достижимо при разумном разбросе значений полной энергии изображений, используемых при синтезе, что ограничивает, например, наименьший и наибольший размеры объекта при изменении масштаба или, в другом случае, разницу его освещённости.

В настоящей работе метод синтеза фильтра аналогичен фильтру с минимумом средней энергии корреляции со сглаживающим гауссианом [10], но вместо функции Гаусса используются произвольные двумерные формирующие функции, задаваемые численно.

Фильтр синтезируется на основе набора эталонных изображений, всего их N :

$$\{x_{эт_1}, x_{эт_2}, \dots, x_{эт_N}\}, x_{эт_i} \in R^{M \times M}, i = 1, 2, \dots, N.$$

Далее применяются следующие обозначения [9]:

$$\mathbf{x}_{эт_i} = [x_{эт_i}(1), x_{эт_i}(2), \dots, x_{эт_i}(M^2)]^T, \mathbf{x}_{эт_i} \in R^{MM},$$

одномерный вектор, получаемый лексикографически упорядоченным переписыванием строк изображения $x_{эт_i}$ в одну строку;

$$\mathbf{X}_{эт_i} = [\mathbf{X}_{эт_i}(1), \mathbf{X}_{эт_i}(2), \dots, \mathbf{X}_{эт_i}(M^2)]^T, \mathbf{X}_{эт_i} \in C^{MM},$$

одномерный вектор, получаемый как дискретное преобразование Фурье от $\mathbf{x}_{эт_i}$;

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_{эт_1}, \mathbf{X}_{эт_2}, \dots, \mathbf{X}_{эт_N}], \mathbf{X} \in C^{MM \times N},$$

где \mathbf{X} – матрица, в качестве i -го столбца которой берётся вектор-столбец $\mathbf{X}_{эт_i}$; \mathbf{A} и \mathbf{D} – диагональные матрицы, состоящие из сумм и сумм квадратов элементов Фурье-образов изображений:

$$\mathbf{A} = \sum_i \mathbf{A}_i, \text{ где } \mathbf{A}_i(k, k) = \mathbf{X}_{эт_i}(k), \mathbf{A} \in C^{MM \times MM},$$

$$\mathbf{D} = \sum_i \mathbf{D}_i, \text{ где } \mathbf{D}_i(k, k) = |\mathbf{X}_{эт_i}(k)|^2, \mathbf{D} \in C^{MM \times MM}.$$

$\mathbf{F} \in C^{MM}$ – вектор столбец, содержащий Фурье-образ формирующей функции $f_{\Phi}(i, j)$ и получаемый аналогично $\mathbf{X}_{эт_i}$; $\mathbf{u} \in R^N$ – вектор весовых коэффициентов, компоненты которого соответствуют желаемым значениям высоты корреляционного пика для соответствующих изображений настроечного набора. Манипуляции со значениями компонент \mathbf{u} позволяют адаптировать метод к конкретным постановкам задачи распознавания, например, в случае различения изображений разных классов для эталонов из разных классов можно задать различные значения компонент \mathbf{u} и т.п.

С учётом перечисленных обозначений для области частот фильтр вычисляется [9]:

$$\mathbf{H} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{X} (\mathbf{X}^H \mathbf{D}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{u} + \mathbf{D}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{F} - \mathbf{D}^{-1} \mathbf{X} (\mathbf{X}^H \mathbf{D}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^H \mathbf{D}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{F}, \quad (1)$$

где вектор $\mathbf{H} \in C^{MM}$ содержит последовательно записанные строки искомого ИФ в частотной области. Первое слагаемое в формуле соответствует собственно ИФ с минимальной средней энергией корреляции, а второе и третье формируют вид корреляционной функции, задаваемый функцией $f_{\Phi}(i, j)$.

Нами исследовано применение различных вариантов формирующих функций. В данной статье далее представлены результаты моделирования, полученные при использовании 5 формирующих функций,

показанных на рис.1, они были выбраны произвольно. При моделировании формирующие функции рис. 1 брались четырех различных размеров: 32×32 , 64×64 , 128×128 , 256×256 пикс, таким образом далее будем говорить об использовании пяти наборов фильтров («а» – «д»), каждый набор из четырёх фильтров, всего соответственно, ниже представлены результаты для 20 фильтров.

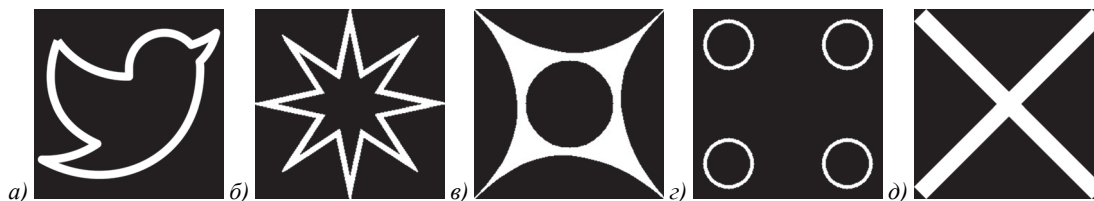


Рис. 1. Формирующие функции $f_{\Phi}(i, j)$, которые использованы в работе

2. Набор данных и постановка задачи распознавания

В качестве модельной была выбрана задача бинарной классификации, предполагавшая различение изображений «объектов интереса» от изображений похожих объектов двух типов в условиях трёхмерного пространственного поворота. Пример изображений показан на рис. 2, каждое изображение имеет размер 256×256 пикс и представлено в градациях серого, при проведении экспериментов имеется также возможность выбора нужного уровня серого для фона. Всего при моделировании используется три набора изображений, один из них в качестве истинного класса, а два других – в качестве ложного. В каждом наборе по 90 изображений объектов с шагом поворота в 1 градус вокруг некоторой фиксированной оси, не ортогональной плоскости изображения.



Рис. 2. Примеры использованных изображений объектов истинного (И) и двух ложных (Л1, Л2) классов

Все ИФ в данной работе синтезировались на основе изображений истинного класса. Каждый ИФ был синтезирован на основе 21 изображения истинного объекта, взятых через одинаковый угол поворота в диапазоне 90 градусов. То есть все ИФ синтезировались в одинаковых условиях – для корректности сравнений.

3. Корреляционные метрики

После вычисления взаимокорреляционной функции необходимо подобрать оптимальное решающее правило, с помощью которого можно оценивать точность внутриклассового и межклассового распознавания. Для сравнения используются стандартные корреляционные метрики: высота корреляционного пика и отношение «пик-склон» (peak-to-sidelobe ratio – PSR) [1], вычисляемое по формуле:

$$PSR = \frac{|E\{C(0,0)\}|^2}{\text{var}\{C(i,j)\}_{i,j>0}},$$

где $E\{C(0,0)\}$ – среднее значение интенсивности взаимокорреляционной функции ИФ, ограниченное размером формирующей функции $f_{\Phi}(i, j)$, $\text{var}\{C(i, j)\}_{i, j > 0}$ – значение дисперсии, за исключением значения $C(0,0)$.

Поскольку в настоящей работе предполагается значимость для качества распознавания формы взаимокорреляционной функции, решено было для оценки меры сходства между полученным откликом и формой $f_{\Phi}(i, j)$ использовать метрику сходства, задаваемую следующим образом:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\{\sum f_{\Phi}(i, j)C(i, j)\}^2}{\sum f_{\Phi}(i, j)^2 \sum C(i, j)^2}},$$

где $f_{\Phi}(i, j)$ – формирующая функция, $C(i, j)$ – взаимокорреляционная функция ИФ и входного изображения. Для оценки качества (точности) распознавания в работе применён стандартный метод матрицы ошибок.

Примеры дискриминационных характеристик для обычного фильтра с минимумом средней энергии и для фильтра с минимумом средней энергии со сглаживающей функцией Гаусса представлены на рис. 3. Дискриминационная характеристика – это график зависимости выбранной корреляционной метрики, в данном случае высоты корреляционного пика, от номера изображения на входе; здесь и далее в работе номер изображения соответствует углу пространственного поворота объекта в диапазоне от 0 до 90 градусов. Для синтеза фильтра использовался набор данных, представленный в параграфе 2. Также на рис. 3 приведены примеры для вида взаимокорреляционных функций для истинного и ложных классов. Качество распознавания в обоих случаях превысило 99 %.

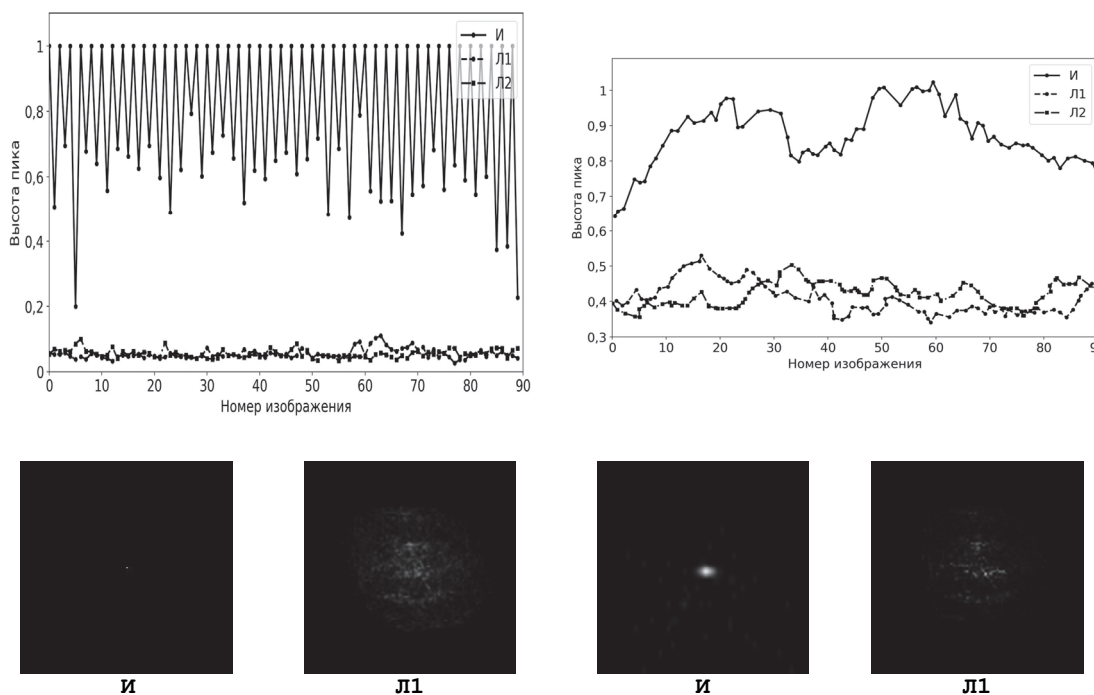


Рис. 3. Пример дискриминационных характеристик (сверху) и взаимнокорреляционных функций (снизу) для фильтров MACE (слева) и GMACE (справа), И – для истинного, Л1 – для ложного изображений

4. Результаты

Как уже было сказано, всего было синтезировано 20 различных фильтров с формирующими функциями, представленными на рис. 1, взятыми в четырёх размерах. Расчётом для каждого варианта ИФ получены взаимнокорреляционные отклики, примеры которых приведены на рис. 4. Этот пример демонстрирует, что для истинного класса сохраняется заданная форма корреляционной функции, для ложного же класса форма нарушается. Аналогично получены взаимнокорреляционные функции для фильтров со всеми указанными выше размерами формирующих функций.

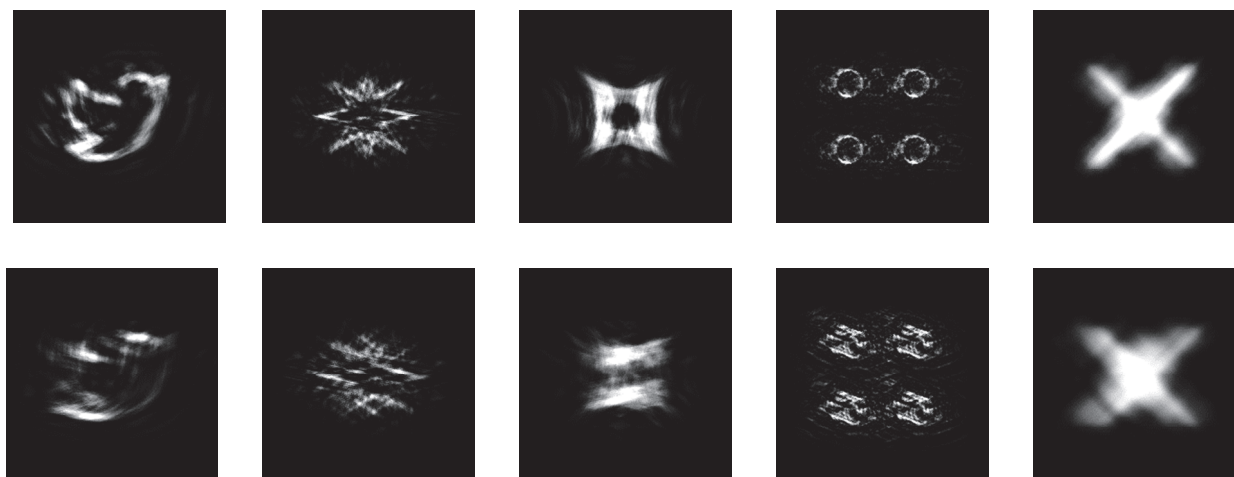


Рис. 4. Примеры взаимнокорреляционных откликов, сверху для истинного класса, снизу для ложного, размер формирующих функций – 256×256 пикс

Также были построены дискриминационные характеристики по значениям высоты пика и по отношению «пик-склон» для всех наборов сглаживающих функций, типичные примеры приведены на рис. 5.

По результатам данных расчётов следует сделать вывод о том, что какая-либо классификация с использованием стандартных корреляционных метрик оказалась невозможной.

Также для каждого размера формирующей функции рассчитана мера сходства σ . Для функций форм «а» и «д» примеры дискриминационных характеристик при использовании такой метрики приведены на рис. 6.

По результатам моделирования для ИФ с формирующими функциями рассчитаны показатели качества распознавания взаимнокорреляционных функций, и они приведены в табл. 1. Для функций вида «а», «б» и «в»

точность распознавания составила 99 % вне зависимости от ракурса объекта и размера сглаживающей функции. Для функции вида «г» точность распознавания составила 99 % при синтезе фильтра с размерами формирующей функции 32×32, 64×64 и 128×128 пикс, а при размере 256×256 пикс – 91 %. Для функции же вида «д» качество распознавания составило 99% при использовании формирующей функции размера 64×64 пикс; при размере 32×32 пикс точность снижается до 98 %, при 128×128 пикс до 95 %, а 256×256 пикс – до 42 %, что определяет невозможность корректного распознавания в данном случае.

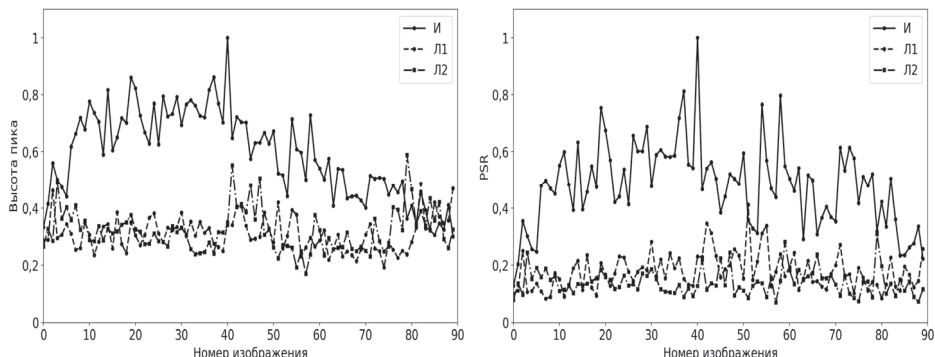


Рис. 5. Примеры дискриминационных характеристик: слева – зависимость высоты пика от номера изображения для ИФ с формирующей функцией вида «а», размером 32×32 пикс; справа – зависимость отношения пик / склон от номера изображения для ИФ с формирующей функцией вида «а» размера 32×32 пикс

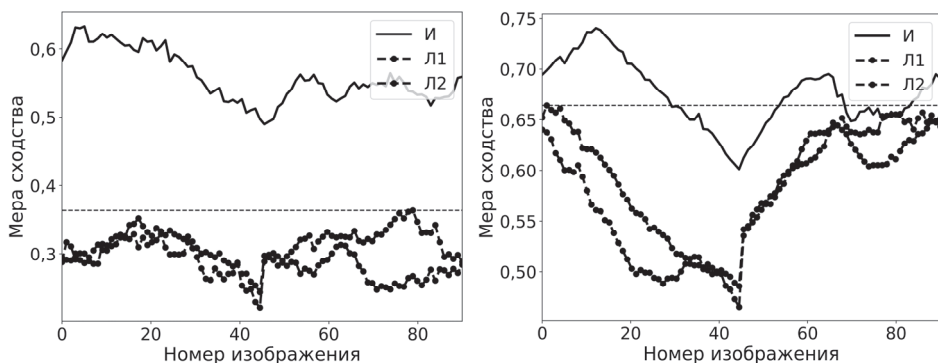


Рис. 6. Примеры дискриминационных характеристик – зависимостей меры сходства от номера изображения при использовании формирующих функций вида «а» (слева) и «д» (справа), размеры 32×32 пикс и 256×256 пикс соответственно

Табл. 1. Полученные значения меры сходства для различных формирующих функций

Размер сглаживающей функции	Вид сглаживающей функции	Среднее значение для истинного класса	Среднее значение для ложного класса	Качество распознавания
32×32	(а)	0,55	0,33	0,99
	(б)	0,27	0,11	0,99
	(в)	0,43	0,23	0,99
	(г)	0,48	0,24	0,99
64×64	(а)	0,51	0,29	0,99
	(б)	0,23	0,11	0,99
	(в)	0,48	0,33	0,99
	(г)	0,54	0,32	0,99
128×128	(а)	0,55	0,31	0,98
	(а)	0,58	0,43	0,99
	(б)	0,44	0,19	0,99
	(в)	0,43	0,32	0,99
256×256	(г)	0,58	0,41	0,99
	(д)	0,59	0,41	0,95
	(а)	0,55	0,43	0,99
	(б)	0,41	0,25	0,99
256×256	(в)	0,38	0,31	0,99
	(г)	0,63	0,51	0,91
	(д)	0,65	0,52	0,42

5. Обсуждение

Как мы могли видеть, моделированием установлено полное отсутствие возможности корректного распознавания при использовании стандартных корреляционных метрик. Это связано с тем, что в рассматриваемой модификации фильтра предполагается контроль формы корреляционной функции, который занимает значительное количество отсчётов, что противоречит исходной идее минимизации энергии корреляции, предполагающей целью вид отклика в виде узкого и высокого пика.

При использовании же специально подобранной корреляционной метрики – меры сходства получаемого корреляционного сигнала с формирующей функцией, предлагаемые ИФ демонстрируют возможности успешного распознавания. В частности, для трёх из пяти рассмотренных вариантов формирующей функции («а», «б», «в») по результатам моделирования для рассчитанной меры сходства наблюдается 99 % точность распознавания вне зависимости от размера функции. Для формирующей функции вида «г» наблюдается 99 % распознавание только для 3 размеров: 32×32 , 64×64 , 128×128 пикс, для размера же функции 256×256 пикс точность распознавания падает до 91 %. Для формирующей функции вида «д» наблюдается распознавание с 99 % точностью только размера 64×64 пикс, а при увеличении её размера до 256×256 пикс точность распознавания снижается до 42 % и распознавание оказывается невозможным. Сводные данные по средним значениям меры сходства приведены в виде графика на рис. 7.

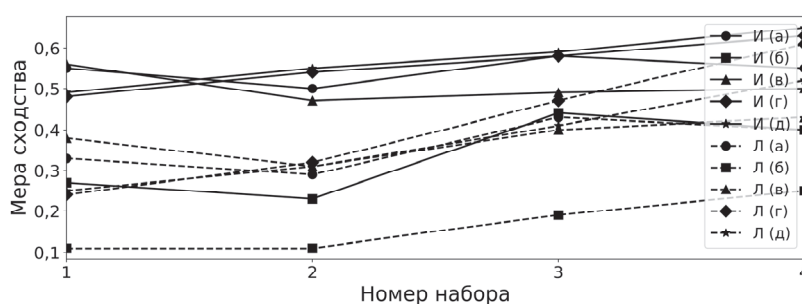


Рис. 7. Средние значения меры сходства для использованных вариантов формирующей функции. Сплошная линия – истинный класс, пунктир – ложный. Нумерация от наименьшего размера используемой функции к наибольшему

Таким образом, рассматриваемый метод предоставляет возможность распознавания входных изображений вариантов объекта интереса размерности 256×256 пикс, используя более простые сигналы меньшей размерности – 32×32 , 64×64 , либо 128×128 пикс. При этом сохраняется обычная ширина взаимнокорреляционной функции, а значит, возможна обработка сцен большей размерности с целью поиска и локализации объектов на них. На рис. 8 приведён пример взаимнокорреляционных функций при использовании сглаживающих функций размера 32×32 пикс.

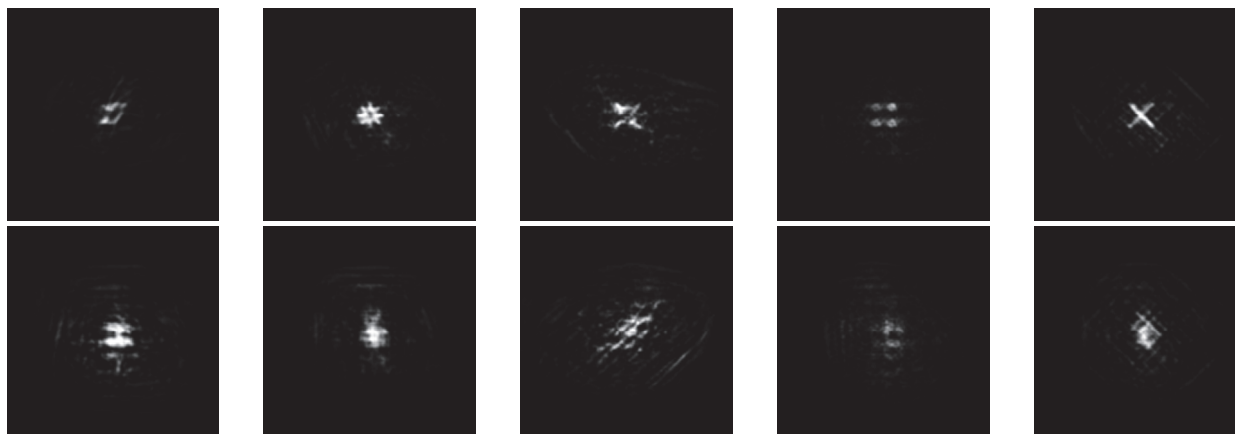


Рис. 8. Пример взаимнокорреляционной функции, показаны центральные части, сверху для истинных, снизу для ложных изображений, размер сглаживающих функций – 32×32 пикс

Следует также отметить, что результаты распознавания с использованием рассмотренной модификации ИФ могут быть улучшены за счёт автоматического выбора удачного набора обучающих изображений при синтезе ИФ, подобно тому как это делается в [15, 16]. Кроме того, возможно развитие подхода путём добавления возможностей минимизации шума, использования других методов синтеза ИФ, либо использования данного метода при синтезе оптимально-компромиссных фильтров.

Приведённые результаты демонстрируют возможность распознавания с предлагаемой модификацией ИФ в том случае, если используемая метрика «анализирует» форму взаимнокорреляционной функции. Мы считаем, что такой подход особенно привлекателен при использовании нейронных сетей для обработки

взаимокорреляционных функций. Такое сочетание в ряде случаев позволяет преодолеть ряд известных недостатков методов корреляционного распознавания, основанных на применении ИФ, например при наличии на изображениях сцен с объектами интереса сложных фонов, в условиях пространственного шума, при малой пространственно-частотной базе изображения объекта интереса на сцене, при изменении условий освещения и др. Нейросетевая постобработка корреляционных сигналов успешно используется с 90-х годов, в том числе в системах на основе оптических дифракционных корреляторов изображений [5, 17 – 28]; в настоящее же время актуален подход, состоящий в симбиозе оптико-цифровых дифракционных систем и цифровых реализаций нейронных сетей глубокого обучения, при которых сочетаются скорость оптики и гибкость нейросетевого распознавания. В частности, в [26 – 28] представлены результаты обработки корреляционных сигналов сниженной размерности предварительно обученными свёрточными нейронными сетями, без необходимости их переобучения при изменении распознаваемых классов на входе; в этом случае рассматриваемый в настоящей статье метод предоставляет для нейронной сети большой набор признаков без существенного повышения требований к ней. Эти вопросы, однако, требуют дальнейшего специального обсуждения.

Выводы

Таким образом, в настоящей работе рассмотрены возможности формирования заданного вида взаимокорреляционной функции при синтезе инвариантных корреляционных фильтров с минимизацией средней энергии корреляции. Представлены метод синтеза таких фильтров и соответствующая корреляционная метрика. Моделированием продемонстрированы возможности инвариантного распознавания полутоновых изображений «объектов интереса» путём сравнения полученных корреляционных сигналов с формирующей функцией, использованной при синтезе фильтра.

Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского научного фонда (РНФ), грант № 23-12-00336.

References

- [1] Vijaya Kumar B.V.K., Mahalanobis A., Juday R. Correlation pattern recognition. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2005. 390 p. ISBN 9780511541087. DOI 10.1017/CBO9780511541087.
- [2] Vijaya Kumar B.V.K. Tutorial survey of composite filter designs for optical correlators. *Appl Opt*, 1992, 31: 4773–4790. DOI 10.1364/AO.31.004773.
- [3] Périé J.-N., ed. *Advances in Digital Image Correlation (DIC)*. Basel: MDPI, 2020. 212 p. DOI 10.3390/books978-3-03928-515-0.
- [4] Starikov R.S. Optical diffractive image correlators: a brief history and the newest achievements. *Review. J Opt Technol*, 2025, 92(3): 144–161. DOI 10.1364/JOT.92.000144.
- [5] Kerekes R., Vijaya Kumar B.V.K. Selecting a composite correlation filter design: A survey and comparative study. *Opt Eng*, 2008, 47: 067202. DOI 10.1117/1.2943217.
- [6] Vijaya Kumar B.V.K., Fernandez J., Rodriguez A., et al. Recent advances in correlation filter theory and application. *Proc SPIE*, 2014, 9094: 909404. DOI 10.1117/12.2051719.
- [7] Mahalanobis A., Vijaya Kumar B.V.K., Casasent D. Minimum average correlation energy filters. *Appl Opt*, 1987, 26: 3633–3640. DOI 10.1364/AO.26.003633.
- [8] Vijaya Kumar B.V.K., Mahalanobis A., Song S., Sims S., Epperson J. Minimum squared error synthetic discriminant functions. *Opt Eng*, 1992, 31: 915–922. DOI 10.1117/12.56169.
- [9] Casasent D., Ravichandran G., Bollapragada S. Gaussian–minimum average correlation energy filters. *Appl Opt*, 1991, 30: 5176–5185. DOI 10.1364/AO.30.005176.
- [10] Casasent D., Iyer A., Ravichandran G. Circular-harmonic function, minimum average correlation energy filters. *Appl Opt*, 1991, 30: 5169–5175. DOI 10.1364/AO.30.005169.
- [11] Evtikhiev N., Shaulskiy D., Zlokazov E., Starikov R. Variants of minimum correlation energy filters: Comparative study. *Proc SPIE*, 2012, 8398: 83980G. DOI 10.1117/12.919644.
- [12] Goyal S., Nishchal N., Beri V., Gupta A. Wavelet-modified maximum average correlation height filter for rotation invariance that uses chirp encoding in a hybrid digital-optical correlator. *Appl Opt*, 2006, 45: 4850–4858. DOI 10.1364/AO.45.004850.
- [13] Ravichandran G., Casasent D. Minimum noise and correlation energy optical correlation filter. *Appl Opt*, 1992, 31: 1823–1833. DOI 10.1364/AO.31.001823.
- [14] Vijaya Kumar B.V.K., Carlson D., Mahalanobis A. Optimal trade-off synthetic discriminant function filters for arbitrary devices. *Opt Lett*, 1994, 19: 1556–1558. DOI 10.1364/OL.19.001556.
- [15] Patnaik R., Casasent D. Automated distortion-invariant filter synthesis and training set selection (auto-Minace). *Proc SPIE*, 2006, 6245: 624507. DOI 10.1117/12.673443.
- [16] Casasent D., Patnaik R. Automated synthesis of distortion-invariant filters: AutoMinace. *Proc SPIE*, 2006, 6384: 638401. DOI 10.1117/12.693228.
- [17] Figue J., Refregier P., Rajbenbach H., et al. Neural optoelectronic correlator for pattern recognition. *Proc SPIE*, 1991, 1564: 550–560. DOI 10.1117/12.49757.
- [18] Dadeshidze V., Kompanets I., Lindunen I., et al. Adaptive neuromorphic optical correlator with binary phase-only filters. *Proc SPIE*, 1994, 2051: 426–435. DOI 10.1117/12.166047.
- [19] Casasent D. An optical correlator feature extractor neural net system. *Opt Eng*, 1992, 31: 971–980. DOI 10.1117/12.57138.

- [20] Lu T., Hughlett C., Zhou H., Chao T.-H., Hanan J. Neural network post-processing of grayscale optical correlator. Proc SPIE, 2005, 5908: 590810. DOI 10.1117/12.615573.
- [21] Chao T.-H., Lu T. Grayscale optical correlator for CAD/CAC applications. Proc SPIE, 2008, 6977: 697704. DOI 10.1117/12.785873.
- [22] Chao T.-H., Lu T. Automatic target recognition (ATR) performance improvement using integrated grayscale optical correlator and neural network. Proc SPIE, 2009, 7340: 734003. DOI 10.1117/12.820948.
- [23] Chao T.-H., Lu T. Autonomous learning approach for automatic target recognition processor. Proc SPIE, 2011, 8055: 805502. DOI 10.1117/12.886145.
- [24] Chen H., Lou S., Wang Q., Huang P., Duan H., Hu Y. Diffractive deep neural networks: Theories, optimization, and applications. Appl Phys Rev, 2024, 11: 021332. DOI 10.1063/5.0191977.
- [25] Birch P., Akter H., Young R., Chatwin C. Coherent correlator design analysis for the implementation of deep learning networks. J Opt Soc Am A, 2024, 41: 272–281. DOI 10.1364/JOSAA.504956.
- [26] Goncharov D., Starikov R. Improving correlation method with convolutional neural networks. arXiv preprint, 2020, arXiv:2004.09430 [cs.CV].
- [27] Goncharov D., Starikov R., Zlokazov E. Pattern recognition system based on a coherent diffractive correlator with deep learned processing of downsampled correlation responses. Appl Opt, 2024, 63: 9196–9205. DOI 10.1364/AO.541305.
- [28] Goncharov D.S., Zlokazov E.Yu., Petrova E.K., Starikov R.S. Processing the output signals of joint transform correlators using a pre-trained convolutional neural network. J Opt Technol, 2025, 92(2): 120–128. DOI 10.1364/JOT.92.000120.

Сведения об авторах

Павленко Д.В. – аспирантка кафедры №37 МИФИ. Научные интересы: обработка и распознавание изображений, голография, нейронные сети. E-mail: daryapdv@gmail.com

Стариков Р.С. – д.ф.-м.н., профессор кафедры №37 МИФИ. Научные интересы: фотоника, оптическая обработка информации.

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 17 апреля 2025 г. Окончательный вариант – 29 июля 2025 г.

On the possibilities of manipulating the shape of the maximum correlation function in the synthesis of filters to minimize the average correlation energy

D.V. Pavlenko¹, R.S. Starikov¹

¹ National Research Nuclear University "MEPhI", 31 Kashirskoe shosse, Moscow, 115409, Russia

Abstract

This article presents and discusses a modification of the MACE correlation filters that generates a cross-correlation function of a given shape. Numerical simulations of using these filters for binary classification of grayscale images with out-of-plane rotated "object of interest" are done. Five variants of the forming functions with different sizes were used: 32×32, 64×64, 128×128, and 256×256 pixels. The size of the recognized images is 256×256 pixels. The simulation results demonstrate the possibility of achieving an invariant recognition quality of 99% using the studied filter modification and a special correlation metric.

Keywords: image recognition, invariant correlation filter, minimization of average correlation energy, MACE.

Citation: Pavlenko DV, Starikov RS. On the possibilities of manipulating the shape of the maximum correlation function in the synthesis of filters to minimize the average correlation energy. *Computer Optics* 2026; 50(2): 1720. DOI: 10.18287/COJ1720..

Acknowledgements: The work was funded by the Russian Science Foundation (RGNF) under grant No. 23-12-00336.

Author's information

Pavlenko D.V. is a postgraduate student at the MEPhI dept. No. 37, her research interests include holography, image processing and recognition, and neural networks.

Starikov R.S. - D.Sc. in physics and mathematics, professor of the MEPhI dept. No. 37, research interests - photonics and optical processing

Received, April 17, 2025. The final version – July 29, 2025.
