

ГОЛОГРАФИЧЕСКИЕ КОРРЕЛЯТОРЫ И ОПТИЧЕСКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

А. В. ПАВЛОВ; Е. И. ШУБНИКОВ, канд. техн. наук —
ВНЦ «ГОИ им. С. И. Вавилова»

Известно, что оптимальной обработкой в линейных системах приема и различения сигналов при известных статистиках сигналов и помех являются вычисление и дискриминация корреляционного функционала. Тогда обнаружение, различие и оценка параметров соответствуют принципу максимального правдоподобия. При сугубо детерминированных сигналах вычисление угловой метрики (корреляции) также является распространенным способом сравнения. Это обусловило широкое распространение корреляторов при обработке сигналов и изображений, в частности, оптических корреляторов. Первые патенты на них появились еще до второй мировой войны (Э. Голдберг, 1927 г.). Появление лазеров и голографии позволило Ван-дер-Люгту в 1963 г. предположить голографический метод синтеза согласованного фильтра и схему коррелятора на его основе, использующего когерентный переносчик информации [1]. Это дало возможность обработки комплексных сигналов, обеспечило пространственную инвариантность, резко увеличило дискриминационные возможности. В настоящее время наиболее распространен коррелятор Ван-дер-Люгта с умножением амплитуд волновых полей в области пространственного спектра, коррелятор совместного преобразования со сложением амплитуд, ведущий свою историю от работ Рао, и коррелятор интенсивностей Ломана. Первое поколение оптических вычислителей представляло собой стационарные громоздкие системы, использующие фотографический процесс. Примерами являются когерентная оптическая система Института науки и техники Мичиганского университета США [2] и стационарный голографический коррелятор Государственного оптического института (Россия).

Последний был создан в 1978 г. и используется для корреляционной обработки изображений до сих пор. Несмотря на использование медленного фотографического процесса, способность обрабатывать одновременно по Фурье до $2 \cdot 10^7$ точек ставит его вне конкуренции в некоторых типах исследований. В частности, на нем были проведены исследования по временной устойчивости изображений различных типов ландшафтов по интегральному критерию сходства, для чего в ГОИ был создан специальный многолетний банк аэроснимков в различных ландшафтно-климатических зонах. Проводятся также исследования по корреляции изображений и голографичес-

кой фильтрации в общенаучном плане. Эти исследования, как и ряд других, помогли создать предпосылки для разработки следующих поколений приборов — корреляторов реального времени и оптических нейронных сетей на их основе.

Развитие теории корреляционного алгоритма

Предложив голографический способ синтеза согласованного фильтра для оптического коррелятора, Ван-дер-Люгт одновременно ввел в рассмотрение в работах по оптической обработке информации математическую модель обнаружения известного сигнала на фоне аддитивного шума и применил ее для случая распознавания объектов на сложном фоне, рассматривая его как аддитивную случайную функцию. Следствием неадекватной интерпретации явились трудности в теоретическом анализе алгоритма. В работах [3—10] сотрудников ГОИ была развита теория корреляционного алгоритма для обнаружения объектов на структуроподобном фоне. При этом задача рассматривалась как различие нескольких сигналов. Если ищется объект одного класса, то задача трактуется как двухальтернативное различие, в которой фон является совокупностью объектов других классов и рассматривается интегрально как помеха [3]. Изображение объекта и фона представляются реализациями одного и того же случайного поля. Аддитивный и мультипликативный случайные шумы также вводятся в рассмотрение как некоррелированные случайные поля. Затем используются статистические методы и в рамках корреляционной теории вводятся два параметра — отношение размера изображения $2L$ к диаметру корреляции случайного поля d_k (или площади изображения S_3 к площади корреляции поля S_k) и дисперсия поля σ^2 . Было показано, что все основные параметры корреляционного алгоритма, а именно: отношение сигнал/помеха, степень влияния случайного шума, влияние геометрических искажений однозначно определяются этими параметрами и величиной искажений. Например, при отсутствии случайных шумов отношение сигнал/помеха определяется как [5]

$$V_0 = \text{const} \left(\frac{\sigma^2}{\sigma_3^2} \right) (S_3/S_k), \quad (1)$$

где σ^2 и σ_3^2 — дисперсии текущего и эталонного изображений. Более точные аналитические

выражения для различных функций корреляции поля и форм входного окна можно найти в [3]. В работе [4] теоретически исследовано влияние аддитивного и мультипликативного случайного шума на корреляцию изображений и показано, что оно определяется числом зон корреляции шума в площади эталонного изображения и отношением дисперсий шума и изображения. Влияние геометрических искажений на корреляцию зависит от величины этих искажений и отношения размера изображения к его диаметру корреляции. Например, если рассматривать влияние аффинных преобразований при анализе в частотной плоскости [6], то искажения функции автокорреляции определяются низкочастотным фильтром с параметрами, зависящими от величины искажений δ и указанного отношения

$$K(\xi) = \int \frac{2 \sin(L\omega\delta)}{\omega\delta} |A(\omega)|^2 \exp(j\omega\xi) d\omega, \quad (2)$$

где $A(\omega)$ — амплитудный спектр изображения. Если рассматривать влияние аффинных преобразований в пространстве изображений [7], то их можно представить как свертку изображения с импульсной характеристикой (случай круглого окна)

$$h(r) = \frac{1}{b^2} \text{circ} \frac{r}{bR_0}, \quad (3)$$

где R_0 — радиус окна. Тогда значение корреляционного функционала в точке максимума при гауссовой корреляции поля определится как

$$K(0) = 2\pi\sigma^2 R_0^2 \left(\frac{r_k}{R_0\sigma}\right)^2 \left[1 - \left(1 + \frac{R_0\sigma}{r_k}\right) \exp\left(-\frac{R_0\sigma}{r_k}\right)\right]. \quad (4)$$

При проектных преобразованиях необходимо учитывать также угол поля зрения и угол визирования сцены [8—9].

Для аппроксимации статистики сигнальной функции коррелятора при нахождении вероятностей правильного решения было предложено использовать бета-распределение [10], имеющее ту же область определения, что и коэффициент корреляции и широкие возможности изменения формы. Это дает возможность получать более точные расчеты за счет уменьшения влияния «хвостов» распределения. Адекватность этого распределения проверялась при исследовании временных статистик сигналов от природных объектов на голографическом корреляторе. Также экспериментально проверялись и все остальные выражения. Проведенный цикл исследований позволил создать аналитический метод расчета основных параметров корреляционного алгоритма, не прибегая к более длительному, дорогому и менее универсальному методу машинного моделирования.

Теория голографического согласованного фильтра

Синтез корреляции в спектральном пространстве дает возможность управлять основными параметрами алгоритма, меняя параметры голографического фильтра. Еще в работе [11] было качественно продемонстрировано изменение отношения сигнал/шум и интенсивности сигнала на выходе голографического коррелятора при изменении так называемой частоты оптимизации фильтра (точка равенства интенсивностей спектра и референтного пучка). В работах сотрудников ГЦИ [12—16] было подробно теоретически и экспериментально исследовано изменение параметров корреляции в зависимости от способа записи голографического фильтра и установлены основные расчетные соотношения. В работе [12] было показано, что круговая частота оптимизации фильтра ω_0 и радиус корреляции профильтрованного изображения r_k связаны соотношением

$$\omega_0 = 1/r_k. \quad (5)$$

Были получены основные соотношения, связывающие частоту оптимизации с критичностью корреляции к геометрическим искажениям и показано, что амплитудные и фазовые нелинейности галоидосеребряных голографических сред практически не влияют на параметры корреляции. В работах [13—14] теоретически и экспериментально исследовано отклонение от оптимальности в смысле максимизации отношения сигнал/шум для голографического фильтра в различных участках полосы пропускания относительно частоты ω_0 . Показано, что несогласованность фильтра с тонкой структурой амплитудного пространственного спектра ведет к падению отношения сигнал/шум. Для частот выше ω_0 согласование амплитудной части спектра дает улучшение отношения сигнал/шум в спектральной области по сравнению с фазосогласованным фильтром на величину

$$1 + D_{\text{отн}} [I(\omega)], \quad (6)$$

где $I(\omega)$ — средняя по ансамблю интенсивность сигнального спектра, а $D_{\text{отн}}$ — его относительная дисперсия. Для частот ниже ω_0 отношение сигнал/шум уменьшается на ту же величину. Получаемый выигрыш в отношении сигнал/шум при использовании инверсных и чисто фазовых фильтров связан с дополнительной высокочастотной фильтрацией энергетического спектра изображения, уменьшением радиуса корреляции профильтрованного изображения и увеличением отношения сигнал/шум в соответствии с выражением (3). Этот факт очень важен, так как современная лите-

ратура заполнена полемикой вокруг использования чисто фазовых фильтров для получения выигрыша в отношении сигнал/шум и компьютерной эмуляцией его возможностей.

Располагая рабочей полосой пространственных частот в различных частях спектра относительно частоты оптимизации ω_0 , можно реализовать полностью согласованный, инверсный или чисто фазовый (точнее — близкий к нему) фильтры. Выражения для интенсивностей сигнала и отношения сигнал/шум вблизи и вдали от главного максимума для различных типов фильтров приведены в работе [14].

Повышать дискриминационные способности алгоритма за счет высокочастотной фильтрации в спектральной области можно лишь до определенного предела. В работе [15] экспериментально показано, что, если отношение верхней и нижней частот полосы пропускания фильтра уменьшается до октавы и меньше, отношение сигнал/шум на выходе коррелятора начинает падать. Это согласуется с известным фактом из теории информации, согласно которому для передачи сигнала по каналам связи требуется не менее 2—3 отсчетов в радиусе корреляции.

В работе [16] учитывается влияние тонкой структуры пространственного спектра на параметры алгоритма и показано, что ее учет важен при расчете энергетических параметров, тогда как форму сигнала, критичность к искажениям и отношение сигнал/шум можно рассчитывать, пользуясь средней интенсивностью спектра изображения. В целом, результаты работ [12—16] дают возможность рассчитывать информационные и энергетические параметры корреляционного алгоритма через спектральное представление и параметры записи голографического фильтра.

Корреляторы реального времени

Корреляторы на фотоносителях имеют ограниченные возможности использования. Решающее значение для широкого применения таких устройств имеет возможность их работы в реальном времени, т. е. в темпе поступления текущей информации (видеосигнала, компьютерных данных и т. п.). Периодическая смена опорной информации (эталона) также имеет значение, поскольку определяет гибкость и универсальность их применения. Первые голографические корреляторы реального времени были ориентированы на смену только текущей информации и использовали набор фиксированных эталонов-голограмм в виде согласованных фильтров. Для перенастройки на другой набор сигналов (образов) требовалась перезапись этих голограмм в стационарных условиях. Такая концепция построения

вычислителя иногда встречается и сейчас, но для коррелятора должна рассматриваться как архаика и оправдана только в устройствах ассоциативной памяти. Функционально менее ограничен другой тип корреляторов — коррелятор с оперативной перезаписью голограмм-фильтров, в которых долговременная и оперативная память разделены. Это соответствует общим принципам построения вычислительных устройств. Оперативный коррелятор использует архитектуру Ван-дер-Люфта с умножением волновых полей и последовательный ввод опорной и текущей информации через предметный канал.

В настоящее время все большее внимание исследователей привлекает коррелятор совместного преобразования со сложением волновых полей, в котором опорная и текущая информация вводятся одновременно через предметный канал и согласованный фильтр реализуется как динамическая голограмма. Этот тип коррелятора позволяет резко увеличить темп вычислений за счет параллельного взаимодействия информационных потоков, однако требует для ввода 2—3-кратного увеличения пространственной ширины полосы. Его разновидностью является коррелятор с квадратичным приемником в спектральной области, который имеет ряд ограничений из-за отсутствия пространственного разнесения сигналов. Важнейшим элементом всех корреляторов реального времени являются пространственно-временные модуляторы света (ПВМС), которые разделяются на ПВМС для входной и ПВМС для фурье-плоскости. Они различаются по методу возбуждения (оптический или электрический сигнал), типу модуляции (амплитудная, фазовая, поляризационная) и используемым физическим принципам (оптика жидких кристаллов, магнитооптика, фоторефракция, материалы с фазовым переходом и т. д.). Наиболее распространены ПВМС на основе сочетания фотопроводник—жидкий кристалл. Первое такое коммерческое устройство было разработано в конце 70-х годов корпорацией Hughes Aircraft и в настоящее время существуют несколько модификаций. ГОИ также разработал несколько типов таких ПВМС, например, на основе халькогенидного фотопроводника [17] и аморфного кремния [18]. Эти устройства могут использоваться во входной и спектральной плоскостях оперативного и динамического коррелятора. Существуют жидкокристаллические ПВМС с GaAs, BSO и другими типами фотопроводникового слоя. В работах [19—24] исследованы различные аспекты использования ЖК ПВМС в корреляторах реального времени. Так, в работах [19, 20] рассмотрены зависимости постоянных времени ЖК ПВМС от входной освещенности.

ценности и времени послесвечения при возбуждении от электронно-лучевых трубок. В работе [21] оцениваются требования к оптическому качеству ПВМС, в [22] приводятся результаты исследований по поляризации спектров при считывании информации в когерентном свете, а в [23] — исследования различных типов модуляции. В [24] рассматриваются искажения фурье-спектров движущихся объектов и экспериментально достигнута работа входного устройства в телевизионном стандарте. В [27] показана возможность увеличения быстродействия в импульсном режиме засветки и питания модулятора. В работах [25, 26] рассматриваются вопросы оптимизации ПВМС на диоксиде ванадия и использования его в корреляторе совместного преобразования в качестве динамического фильтра.

Примером отечественного оперативного коррелятора является разработка НПО «Красногорский завод» [28], проводимая при участии и научном сопровождении ГОИ. Коррелятор построен по схеме Ван-дер-Люгта, использует малогабаритный одномодовый импульсный АИГ-лазер разработки НПО «Красногорский завод», ЖК ПВМС во входной плоскости, разработанный в ГОИ, и оперативный фильтр на диоксиде ванадия (фазовый переход металл—полупроводник), разработанный в ФТИ им. А. Ф. Иоффе. Для ввода информации используется видеосигнал, для чего в ГОИ разработано устройство ввода на основе сочетания микрокинескопа и ЖК ПВМС, соединенных через волоконную пластину [29]. Коррелятор реализован в малогабаритном исполнении и испытывался в натуральных условиях. Эта разработка по степени своей технической завершенности является наиболее передовой в России.

В настоящее время в ГОИ начаты исследования по созданию коррелятора совместного преобразования на базе ЖК ПВМС во входной и спектральной плоскостях.

Оптические нейронные сети

Современный этап развития вычислительной техники в системах управления и технического зрения характеризуется рядом противоречий. Одно из них заключается в том, что исторически сложившийся вербальный способ управления объектами и системами технического зрения привел к широкому использованию вычислителей последовательного действия. В то же время большинство информационных потоков в этих системах параллельны по своей природе. Имеющиеся ограничения по объему памяти и времени обработки параллельных

потоков информации ведут к трудностям в использовании принципа программного управления. Второе противоречие состоит в том, что принцип программного управления не соответствует принципам вычислений в биологических вычислительных архитектурах. Это противоречие проявляется в том, что ряд традиционных задач искусственного интеллекта, относящихся к числу плохо формализуемых, например, задача распознавания образов, не удовлетворительно и медленно решаются на вычислителях последовательного действия. В то же время биологические вычислительные архитектуры быстро находят решение и эффективно управляют своим поведением в окружающем их меняющемся мире. С каждым годом все большее число исследователей склоняются к тому, что выход из этих противоречий заключается в создании нейроподобных вычислительных устройств. Зародилось это направление еще в 1943 г. в работах Мак Калона и Питтса. В 80-х годах рост исследовательской активности носит взрывной характер. Одновременно происходит постепенное осознание соответствия методов оптической обработки информации нейросетевой парадигме. Многие исследователи, в том числе и занимающиеся электронными реализациями, считают, что несмотря на первоначальные коммерческие успехи электронных реализаций будущее за оптическими и оптико-электронными нейронными сетями (НС).

Главными элементами нейросетевой парадигмы являются:

- глобальная параллельность вычислений;
- коллективный характер поиска решения за счет соединения процессорных элементов множеством связей;

- распределенность памяти между этими связями (межсоединения являются носителями долговременной памяти, а состояния нейронов иногда называют кратковременной памятью);

- гибкость (адаптивность) этих связей;

- замена программирования обучением.

Для межсоединений нейронов требования на коэффициенты объединения по входу и разветвления по выходу высоки ($10^3 \dots 10^6$), поэтому в электронных реализациях возникают трудности при создании полного набора связей. Из трех типов связей, реализуемых в оптических технологиях (дискретные — оптические волокна, планарные — интегральная оптика и неограниченные — связи в свободном пространстве), только последние дают уникальную возможность сочетать большое число нейронов с полным набором связей между ними. Когерентная оптика имеет возможность реализовать также комплексные веса связей и состояния нейронов [32]. Данная статья посвящена работам в области НС,

включающих в свою структуру голографический коррелятор. В качестве обзора, дающего общее представление о нейронных сетях, можно рекомендовать работу [33].

Исследования в области ОНС в ГОИ развиваются как логическое продолжение работ по голографическим корреляторам. Голографический коррелятор (ГК) нашел широкое применение в качестве составного элемента НС. В то же время существуют самые разные взгляды на роль и место ГК среди ОНС — от признания лишь отдаленного сходства между ГК и НС и до трактовки ГК как НС в полном смысле. Остановимся на этом вопросе подробнее.

Если ГК измеряет только глобальный максимум корреляционного функционала при отсутствии сдвига, то он эквивалентен звезде Гроссберга типа Instar. При этом только один нейрон в выходном слое обладает полным набором межсоединений с нейронами входного слоя. Звезда Гроссберга представляет собой скорее элемент НС, нежели собственно НС. Если в выходном слое ГК используется не один, а большее число нейронов, то он соответствует более сложному устройству класса Feedforward (Feedforward — это сети прямого распространения без обратных связей и латерального взаимодействия). В своем простейшем виде ГК соответствует перцептрону Розенблатта и реализует алгоритм внешнего произведения, используемый во многих моделях НС [30—31]. На основе ГК могут быть созданы и более сложные сети класса Feedforward, в частности, многослойные перцептроны. Сети более высокого уровня на базе ГК образуются введением обратных связей, что позволяет реализовать принципы резонанса, увеличивает динамику сети и расширяет класс решений.

Двуслойная двунаправленная оптическая нейронная сеть. Возможности архитектуры

В ГОИ начало исследованиям в области ОНС было положено в рамках работы по изучению корреляционных свойств земных полей яркости. Для решения проблемы формирования устойчивого эталона было предложено [34, 35] использовать обратное прохождение света в корреляторе с пространственной фильтрацией в корреляционной плоскости (1984 г.). Дальнейшее развитие этих работ привело к разработке архитектуры двуслойной двунаправленной ОНС [36, 37]. Внешне эта архитектура напоминает реализацию теоретической модели двуслойной двунаправленной ассоциативной памяти [38], известной так же,

как сеть Коско, однако обладает более широкими функциональными возможностями.

При предъявлении входного изображения $(p+b)$, где

$$\begin{cases} p \cap a \neq \emptyset \\ b \cap a = \emptyset, \end{cases} \quad (7)$$

a — эталон, если за плоскостью S имеется устройство фазового сопряжения O (рис. 1), то в выходной плоскости out получим

$$\{(p+b) \otimes a\} d \times a^*, \quad (8)$$

где d — фильтрующая функция в плоскости S , символы \otimes и \times означают корреляцию и свертку соответственно, а астериск — комплексное сопряжение.

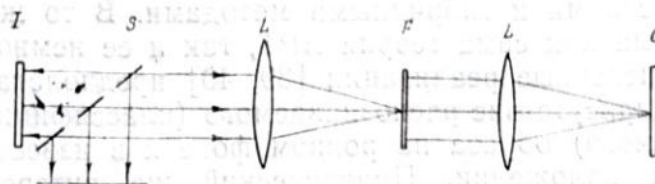


Рис. 1. Схема двуслойной двунаправленной оптической нейронной сети

В известных работах по ассоциативной памяти [38] выполняется условие

$$\begin{cases} p \otimes a \rightarrow \delta \\ b \otimes a \rightarrow 0, \end{cases} \quad (9)$$

т. е. в слое C в пределе используется только один нейрон — сеть осуществляет ассоциативную связь

$$(p+b) \rightarrow \delta \rightarrow a. \quad (10)$$

В ГОИ было предложено [36, 37] в той же архитектуре ОНС использовать и другие нейроны в слое C . Если

$$\begin{cases} d = 1 \text{ для } (p \otimes a) \\ 0 \leq d < 1 \text{ для } (b \otimes a), \end{cases} \quad (11)$$

то в результате одной итерации

$$(a \otimes a) \times p + [(b \otimes a) d] \times a^*, \quad (12)$$

что соответствует восстановлению p и подавлению b , т. е. алгоритм сети

$$(p+b) \rightarrow (p \otimes a) \rightarrow p. \quad (13)$$

Если определить d обратным образом по отношению к выражению (11), т. е.

$$\begin{cases} 0 \leq d < 1 \text{ для } (p \otimes a) \\ d = 1 \text{ для } (b \otimes a), \end{cases} \quad (14)$$

то наборот будет подавляться p и восстанавливаться b :

$$(p+b) \rightarrow (b \otimes a) \rightarrow b. \quad (15)$$

В этом случае в слое C используются только нейроны, обладающие неполным набором межсоединений $(b \otimes a) \rightarrow b$.

Результаты физического моделирования этих режимов приведены в работах [36, 37].

Адаптивное распознавание образов на структуроподобном фоне

В теории НС адаптивность трактуется как способность сети в процессе работы самостоятельно формировать новые классы понятий, т. е. самообучаться. Наибольшей популярностью у исследователей пользуется теория адаптивного резонанса (АРТ) Гроссберга и Карпентера, что объясняется ее изяществом, сходством с известными механизмами зрительного восприятия и легкостью реализации оптическими и гибридными методами. В то же время как сама теория АРТ, так и ее немногочисленные реализации [39, 40] предполагают присутствие распознаваемого (классифицируемого) образа на ровном фоне и в известном положении. Практический же интерес представляет случай присутствия образа на сложном, структуроподобном фоне в неизвестном положении. Требование на структуроподобность фона не позволяет использовать многочисленные методы цифровой обработки изображений, основанные на различиях в

свойствах изображений образа и фона. В ГОИ была разработана модель ОНС для адаптивного распознавания образов при условии различной временной устойчивости изображений образа и фона [41—42].

Задача адаптивной классификации (распознавания) может быть представлена в виде следующих этапов:

принятие решения о наличии во входном изображении нового, ранее не известного образа, не являющегося фоном;

выделение этого образа из фона;

определение его относительно уже существующих классов и занесение в долговременную память.

Общая функциональная схема предлагаемой модели НС приведена на рис. 2, а, а схемы для этапов классификации уже известного образа, принятия решения о наличии во входном векторе нового, ранее не известного образа и его выделения и классификации соответственно представлены на рис. 2, б, в, г.

Обнаружение и выделение из фона ранее не известных образов достигается на основе анализа результатов сравнения текущей реализации входного вектора с предыдущей, хранящейся в буфере. Эта процедура выполняется ОНС, обсужденной выше.

Если реализация входного вектора $I_i = P_i U b_i$, где P — образ, а b — фон, то процедура распознавания

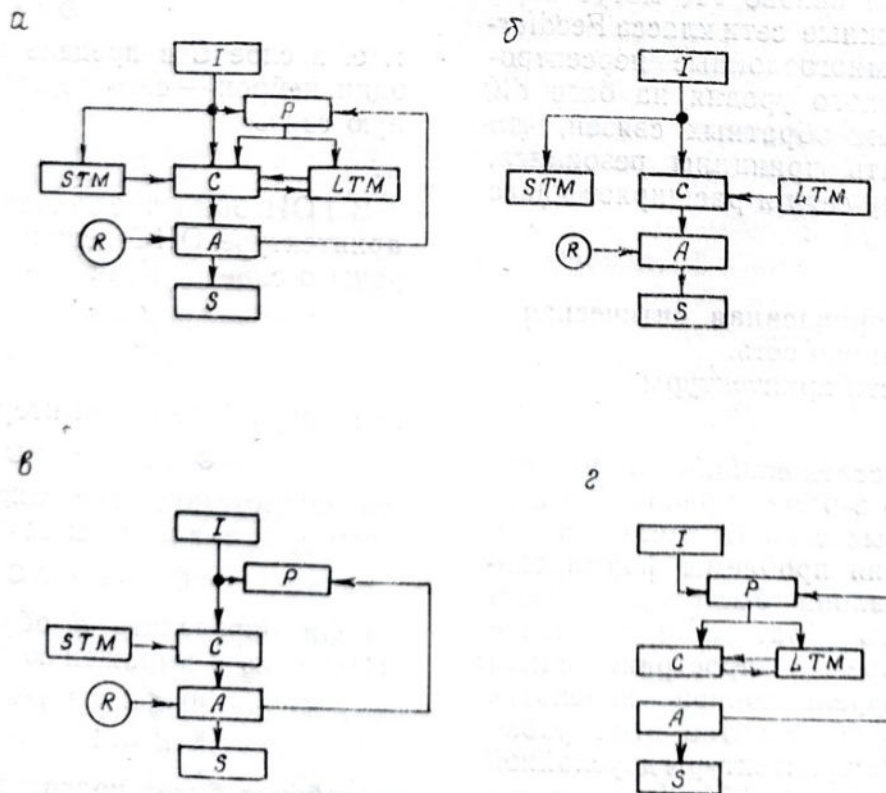


Рис. 2. Функциональная схема сети для адаптивной классификации образов на структуроподобном фоне

$$\begin{cases} I_i \cap R = (P_i \cap R) \cup (b_i \cap R) \\ b_i \cap R = \emptyset, \end{cases} \quad (16)$$

где R — банк эталонов R_j ; $j=1, k$.
Если

$$P_i \cap R = \emptyset, \quad (17)$$

что соответствует отсутствию известных образов, то следующий шаг — сравнение разновременных реализаций I_i и I_{i-1} :

$$I_i \cap I_{i-1} = (P_i \cap P_{i-1}) \cup (b_i \cap b_{i-1}). \quad (18)$$

Решение задачи возможно, если

$$(P_i \cap P_{i-1}) \neq \emptyset \vee (b_i \cap b_{i-1}) \neq \emptyset. \quad (19)$$

Приняв в качестве устойчивой компоненты фон, выражение (12) изменится в виде

$$(b_i \otimes b_{i-1}) * b_i^* + [(P_i \otimes P_{i-1}) d] * P_i^*. \quad (20)$$

Поскольку в качестве эталона используется одна из реализаций, например I_i , то из-за частичного совпадения областей существования $(b_i \otimes b_{i-1})$ и $(P_i \otimes P_{i-1})$ необходима пошаговая модификация весов связей, т. е. использование результата предыдущей итерации (20) в качестве нового эталона, что обеспечивает более быструю сходимость процесса к требуемому решению.

Таким образом, одна и та же архитектура ОНС — двуслойная двунаправленная сеть — используется для решения всех этапов задачи: распознавания известного образа; принятия решения о наличии неизвестного образа; выделения этого неизвестного образа из фона; его классификации.

Блок-схема алгоритма работы такой адаптивной ОНС приведена на рис. 3.

В то время, как в НС традиционно используется параллельный доступ к долговременной памяти (в рассматриваемой архитектуре это возможно при применении мультиплексных голограмм), в нашем случае необходим вынос долговременной памяти ЛТМ за пределы процессорного ядра С с оставлением за голограммой лишь функции оперативной памяти.

Причины тому следующие: требования на сдвиговую инвариантность; использование одного процессорного ядра для решения всех этапов задачи, что требует оперативного изменения структуры собственных мод резонатора.

При распознавании малоразмерных объектов по их изображениям в реальных условиях для повышения достоверности необходимо расширение признакового пространства сети (комплексирование входной информации). Один из вариантов гибридной комплексированной НС, включающей в себя две подсети — для обработки иконоических и неикоических

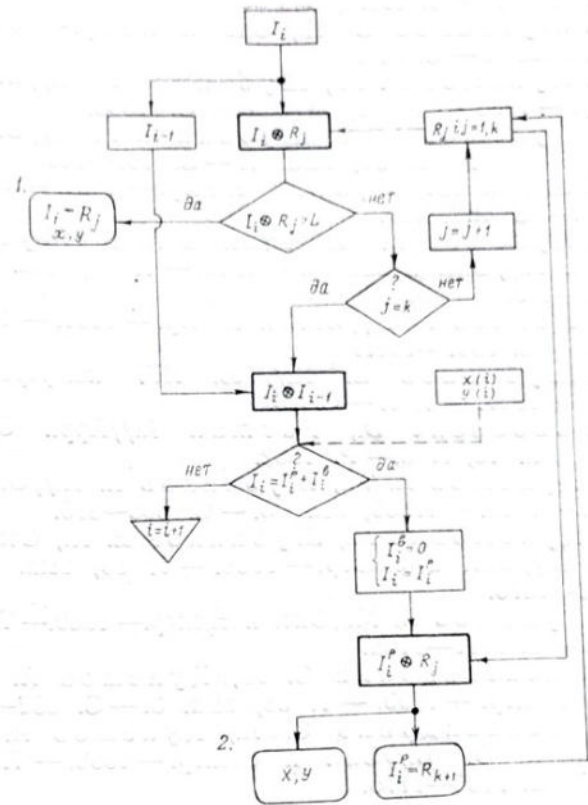


Рис. 3. Блок-схема алгоритма адаптивной классификации образов на структуроподобном фоне

групп признаков, — приведен в работе [41]. Иконоические признаки (изображения), обрабатываемые оптической подсетью, обеспечивают низкую вероятность ложной тревоги, но характеризуются высокой вероятностью пропуска, а неикоические признаки характеризуются низкой вероятностью пропуска, но высокой вероятностью ложной тревоги. В соответствии с этим вторая подсеть, которая может быть электронной, формирует сигналы возбуждения или торможения, реализует функции селективного внимания и ориентации выбора эталона. В данном случае долговременная память неизбежно формируется как внешняя по отношению к обеим подсетям.

Таким образом, голографические корреляторы, воспринимавшиеся изначально лишь как узкоспециализированные вычислители, по логике своего развития оказались близки к новому классу устройств — нейронным сетям. Осознание этого позволяет по новому взглянуть на них и найти новые, ранее не использовавшиеся возможности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Van der Lugt // IEEE Trans. Inf. Theory. — 1964. — 1Т—10, N 2. — P. 139.
2. Престон К. // Когерент. опт. вычислительные машины. — М., 1984. — С. 400.

3. Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1987. — Т. 62, вып. 2. — С. 450.
4. Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1987. — Т. 62, вып. 3. — С. 653.
5. Кулешов А. М., Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1988. — Т. 65, вып. 6. — С. 1338.
6. Кулешов А. М., Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1983. — Т. 55, вып. 1. — С. 161—165.
7. Шляк Ю. Ф. // Опт. и спектр. — 1984. — Т. 57, вып. 3. — С. 484—489.
8. Кулешов А. М., Павлов А. В., Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1985. — Т. 59, вып. 2. — С. 415—419.
9. Павлов А. В. // Опт. и спектр. — 1991. — Т. 70, вып. 6. — С. 1337—1341.
10. Шубников Е. И. // Тез. XIV конференции КиНО. — 1991. — Т. 1. — С. 13.
11. Casasent D., Furman A. // Appl. Opt. — 1978. — Vol. 16, N 6. — P. 1662.
12. Кулешов А. М., Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1986. — Т. 60, вып. 3. — С. 606—610.
13. Кулешов А. М., Шубников Е. И., Смаева С. А. // Опт. и спектр. — 1986. — Т. 60, вып. 6. — С. 1273—1276.
14. Кулешов А. М. // Опт. и спектр. — 1989. — Т. 67, вып. 5. — С. 1161—1166.
15. Александрина С. А., Кулешов А. М. // Опт. и спектр. — 1990. — Т. 68, вып. 3. — С. 652—655.
16. Александрина С. А., Кулешов А. М., Павлова О. В. // Опт. и спектр. — 1990. — Т. 68, вып. 5. — С. 1165—1170.
17. Владимир Ф. Л., Моричев И. Е., Плетнева Н. И. // ОМП. — 1984. — № 3. — С. 54—63.
18. Чванова Н. Л., Каманина Н. В., Онохов А. П. // Письма в ЖТФ. — 1993. — Т. 19, вып. 7. — С. 71—74.
19. Марков В. И., Ивин И. Ю., Чесноков А. Г. // ОМП. — 1991. — № 5. — С. 35—38.
20. Марков В. И., Моричев И. Е., Ивин И. Ю. и др. // Тез. XIV конференции КиНО. — 1991. — Т. 1. — С. 114.
21. Марков В. И., Субботин Ф. М., Чесноков А. Г. и др. // ОМП. — 1991. — № 6. — С. 17—20.
22. Марков В. И., Соболева Т. О. // Опт. и спектр. — 1991. — Т. 71, вып. 4. — С. 617—620.
23. Марков В. И., Соболева Т. О. // Оптический журнал. — 1992. — № 9. — С. 21—24.
24. Владимиров Ф. Л., Чайка А. Н., Моричев И. Е. и др. // Оптический журнал. — 1993. — № 7. — С. 53—57.
25. Михальчик М. И., Соколова И. В., Чудновский Ф. А. и др. // Письма в ЖТФ. — 1991. — Т. 17, вып. 23. — С. 84—88.
26. Дубровская О. В., Михальчик М. И., Хахаев И. А. и др. // Тез. XIV конференции КиНО. — 1991. — Т. 1. — С. 185.
27. Марков В. И., Субботин Ф. М., Чесноков А. Г. // ОМП. — 1988. — № 3. — С. 37—38.
28. Агринский П. В., Зборовский А. А., Иванов Б. Б. и др. // Тр. ФТИ им. А. Ф. Иоффе. — 1987. — С. 123.
29. Лебединская И. С., Сиверс Л. Л., Марков В. И. // Электр. пром. — 1989. — № 5. — С. 49.
30. Дубровская О. В., Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1992. — Т. 2, вып. 4. — С. 965—969.
31. Шубников Е. И., Дубровская О. В. // Тез. конференции АЛТ-92. — М., 1992. — Ч. 2. — С. 98.
32. Shubnikov E. I. // Inf. Conf. on Opt. Inform. Processing, 2—7.08.93, St. Petersburg, Russia.
33. Данилов Е. П., Луцев В. Р. // ОМП. — 1991. — № 4. — С. 20—33.
34. А. с. 1729229 // Бюл. изобр.
35. Павлов А. В., Шубников Е. И. // Опт. и спектр. — 1987. — Т. 63, вып. 3. — С. 589—593.
36. Павлов А. В. // Опт. и спектр. — 1992. — Т. 72, вып. 6. — С. 769—772.
37. Pavlov A. V. // Opt. Memory and Neural Networks. — 1992. — Vol. 1, N 2. — P. 153—156.
38. Owechko Y. // IEEE Trans., Quantum Electronics. — 1989. — Vol. 25, № 3. — P. 619—632.
39. Wunsch D. C. et al. // The RNNS/IEEE Symposium on Neuroinformatics and Neurocomputers, Rostov on Don. — 7—10.10.92.
40. Stearn R. G. // Appl. Opt. — 1992. — Vol. 31, № 29. — P. 6220.
41. Pavlov A. V. // Int. Conf. on Opt. Inform. Processing, 2—7.08.93, St. Petersburg, Russia.
42. Павлов А. В. // Опт. и спектр. — 1993. — Т. 75, вып. 3. — С. 658—663.

Поступила в редакцию 18.06.93.



А. В. ПАВЛОВ окончил в 1980 г. Ленинградский институт точной механики и оптики (кафедра спектральных и оптико-физических приборов). Научный сотрудник лаборатории оптического опознавания образов и нейронных сетей. Научные интересы — опознавание образов и обработка изображений методами голографии и корреляционной оптики, оптические нейронные сети. Автор 14 статей и 12 изобретений.



Е. И. ШУБНИКОВ окончил в 1965 г. Ленинградский электротехнический институт по специальности оптико-электронные приборы. В 1976 г. в ГОИ им. С. И. Вавилова защитил диссертацию на соискание ученой степени кандидата технических наук. В настоящее время — начальник лаборатории оптического опознавания образов и нейронных сетей ГОИ им. С. И. Вавилова. Научные интересы — опознавание образов и обработка изображений методами голографии и корреляционной оптики, оптические нейронные сети. Автор 35 статей и 15 изобретений.