

НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ НА ПРИНЦИПАХ АДАПТИВНОГО РЕЗОНАНСА

Е. И. Шубников, канд. техн. наук

— ВНЦ «ГОИ им. С. И. Вавилова»

Предлагается трехслойная нейронная сеть для распознавания образов обратными связями и комплексными состояниями нейронов и межсоединений. Сеть использует идеологию адаптивного резонанса и состоит из слоев сравнения, распознавания и селективного внимания. Сравнение образов осуществляется в спектральном пространстве, распознавание и селективное внимание — в пространстве образов. Доступ в долговременную память — параллельно-последовательный. Адаптация осуществляется созданием новых категорий и изменением долговременной памяти, реализация сети гибридная оптико-электронная. Основой оптической части является коррелятор совместно с преобразованием с динамическим голографическим фильтром.

Поступила в редакцию 26.10.94.

Главным преимуществом оптических нейронных сетей является решение проблемы связанности. Все оптические реализации сетей условно можно разделить на две основные категории, основанные на вектор-матричных умножителях и оптических корреляторах. Проблему полной связанности могут решить обе категории нейронных сетей, однако вторая категория имеет дополнительные возможности, связанные с использованием дифракции света и реализацией согласованных фильтров голографическим методом.

Обсуждаемая модель нейронной сети относится к сетям адаптивного резонанса, являющимся сетями высокого уровня, которые ориентируются на максимальное использование принципов биологических сетей (адаптивность, изменение уровня бдительности, переключение внимания, параллельность поиска и классификации, согласованная фильтрация, латеральное торможение и т. д.). Теория адаптивного резонанса (АРТ) была разработана в многочисленных работах Гроссберга и его сотрудников [1, 2] и направлена на создание таких конфигураций, которые бы обладали одновременно стабильностью и пластичностью человеческой памяти, а также не требовали для обучения многократного предъявления обучающих образов. Под пластичностью подразумевается способность системы к восприятию новых образов, при этом старые должны оставаться стабильными, не исчезать и не деформироваться в процессе функционирования.

В отличие от известных моделей нейронных сетей, в том числе и сетей АРТ, которые используют вещественные состояния нейронов и межсоединений (бинарные, биполярные, непрерывные), предлагаемая модель использует непрерывные комплексные состояния. Физическая реализация таких состояний осуществляется методами когерентной оптики. Расширение класса состояний нейросетевых перемен-

ных улучшает динамику сети и ее вычислительные возможности. Комплексный нейрон позволяет работать с комплексными входными функциями, а комплексные межсоединения — осуществлять интегральные преобразования различного типа. Это является дополнительной мотивацией в пользу оптических нейронных сетей.

Структура нейронной сети

Общая конфигурация сети в виде основных функциональных модулей представлена на рис. 1 и совпадает с АРТ. Сигнал входного сенсора $I(t)$, пройдя предобработку, поступает на главную подсистему (по терминологии Гроссберга — подсистему восприятия) в виде двумерного вектора X_0 размерностью N . Эта подсистема выполняет основную задачу — классификацию входного образа, т. е. отнесение его к категории образов, на которые он больше всего похож, и строится как резонатор, модами которого являются активные категории. Свое решение подсистема выражает в форме наиболее похожего образа из долговременной памяти X_m и в форме степени сходства — внутреннем произведении (корреляции) векторов $X_0 \otimes X_m$. Это решение ищется рекурсивно.

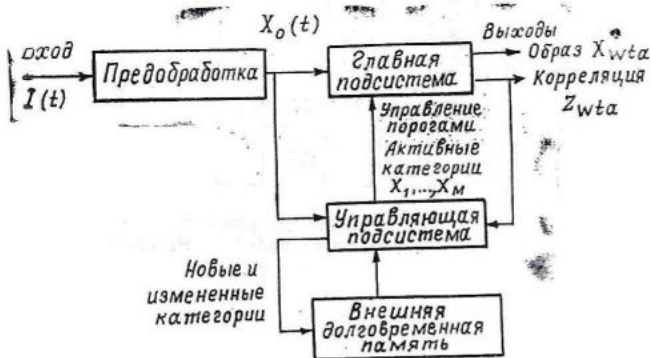


Рис. 1. Общая конфигурация сети

Все образы долговременной памяти, разби-
тые в результате предварительного обучения
по категориям, содержатся в модуле внешней
долговременной памяти и извлекаются в про-
цессе функционирования сети параллельно-по-
следовательным образом с помощью вспомога-
тельной управляющей подсистемы (по терми-
нологии Гроссберга — подсистемы ориента-
ции). Из полного числа категорий M_c одно-
временно активизируются только M категорий
и подаются в основную подсистему для парал-
лельной обработки. Эти категории могут из-
влекаться из модуля внешней долговременной
памяти, например, по иерархическому прин-
ципу. Если классификации не происходит,
управляющая подсистема производит полную
перестройку поля активных категорий. X_M мо-
гут представлять также проекции (ракурсы)
образов различных категорий.

Управляющая подсистема осуществляет так-
же самообучение, используя для этого вход-
ной вектор и результаты вычисления основной
подсистемой внутренних произведений вход-
ного вектора с активными категориями. Это
самообучение происходит в двух направлени-
ях — создании новых категорий и видоизмене-
нии уже существующих. Для решения дилем-
мы стабильности — пластичности для новых
категорий в памяти резервируется место, и
они не модифицируют уже существующие.

Таким образом, как и в АРТ, система, полу-
чая входную информацию, выдвигает встреч-
ные ожидания, параллельно проверяет их, и
победившая в результате конкурентной борьбы
гипотеза принимается как решение. В случае

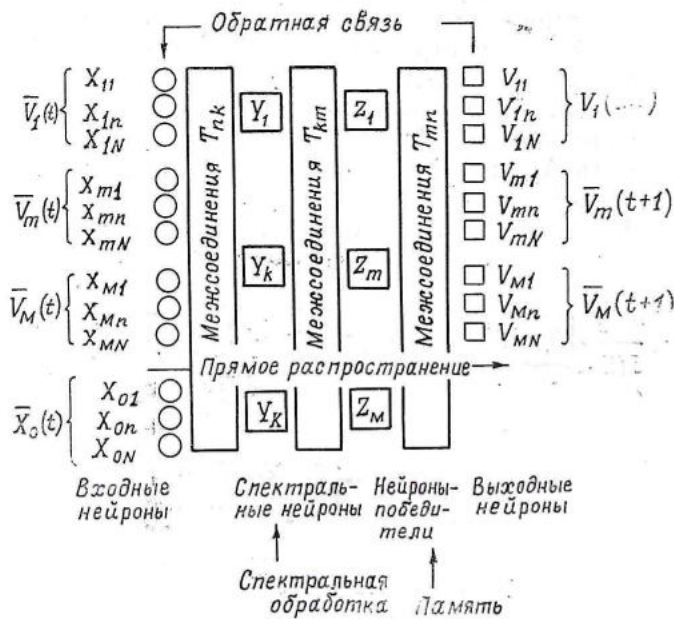


Рис. 2. Структура слоев главной подсистемы

необходимости система сама изменяет внут-
реннюю структуру кластеров путем самообу-
чения.

Структура главной подсистемы (собственно
нейронной сети) приведена на рис. 2 и отлича-
ется от обычно используемых в АРТ, посколь-
ку ориентирована на оптическую реализацию.
Она состоит из трех слоев — сравнения, клас-
сификации и селективного внимания (бдитель-
ности) — и охвачена петлей обратной связи.
Поле входных нейронов разбито на две части,
на одну часть подается входной вектор X_0 , на
другую — векторы памяти X_1, \dots, X_m (актив-
ные категории). Число нейронов входного слоя
не менее $N(M+1)$. Их состояния описываются
непрерывной комплексной переменной $X(t)$.

Входные нейроны через межсоединения T_{nk}
связаны с вычислительными нейронами перво-
го слоя Y_1, \dots, Y_K . Модель вычислительного
нейрона первого слоя приведена на рис. 3, а.
Он состоит из двух частей, одна из которых
используется для обучения, вторая — для
входных векторов. Каждая из частей состоит
из набора межсоединений T , сумматора Σ ,
нелинейного оператора NL и регулируемого

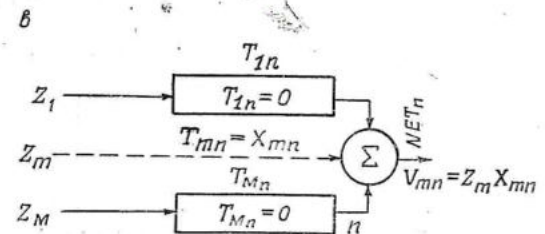
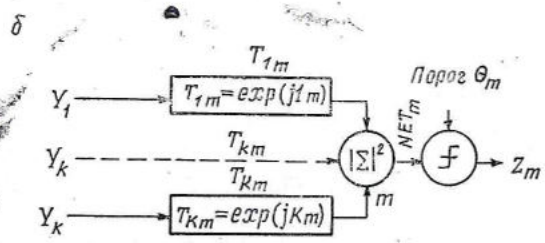
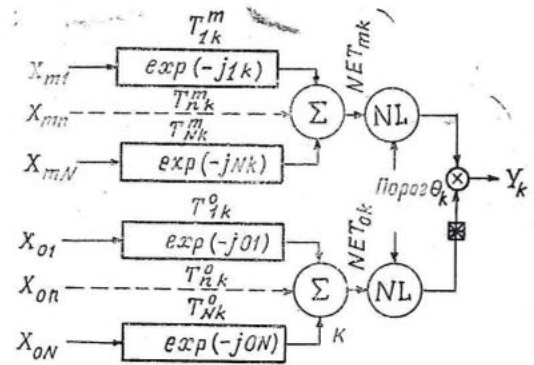


Рис. 3. Модели нейронов первого (а), второго (б) и тре-
тьего (в) слоев сети

порога θ . В канале обучения после нелинейного оператора осуществляется комплексное сопряжение. Далее сигналы подаются на умножитель. Часть межсоединений T_{mk} осуществляет связи сумматора k -го нейрона с нейронами памяти, вторая часть T_{ok} — с нейронами входного вектора. Обычно процессы обучения и вычислений разнесены во времени. Подобная структура нейрона позволяет осуществлять мультиплексирование входных и обучающих векторов и переобучать и дообучать сеть непосредственно в процессе обработки входной информации, что сокращает длительность цикла обучение — вычисления.

Матрица межсоединений описывается комплексной переменной и все веса равноправны, т. е. связь n -го предсинаптического и k -го постсинаптического нейронов равна

$$T_{nk} = \exp(-jnk).$$

При подаче на входные нейроны вектора X сигнал на выходе сумматора k -й компоненты выходного вектора первого слоя

$$NET = \sum_n^N X_n \exp(-jnk)$$

определяется разложением Фурье (рассматривается один частный случай интегральных преобразований).

Нелинейные операторы могут быть различного вида и при определенной выше структуре нейрона определяют тип спектральной обработки. В простейшем случае это полосовая фильтрация, тогда порог θ_k равен нулю или бесконечности в зависимости от положения нейрона внутри или вне полосы пропускания.

Процесс обучения первого слоя заключается в подаче на входные нейроны на первом шаге итерационной процедуры векторов памяти с одинаковыми весами. В канале обучения одни и те же межсоединения могут использоваться для распознавания различных векторов (повышение уровня активности сети). В терминах пространственной фильтрации это так называемые составные фильтры. Поскольку используется разложение Фурье, то сеть обладает инвариантностью к сдвигу образов. Инвариантность к изменениям других параметров (масштаб, поворот и т. д.) решается использованием интеллектуальных фильтров, которые синтезируются в пространстве изображений.

При подаче на вход вектора X_0 состояние k -го выходного нейрона первого слоя будет

$$Y_k = NL^*(NET_m) \times NL(NET_0)$$

и слой нейронов описывает произведение спектров векторов. Степень приближения его к величине

$$Y_{k0} = NL^*(NET_0) \times NL(NET_0) = |NL(NET_0)|^2$$

есть критерий сравнения. В этом случае все нейроны синфазны и их состояния действительны. Если состояния нейронов входного слоя некоррелированы, то вычислительные нейроны первого слоя имеют одинаковый уровень возбуждения. При обучении пространственно разнесенными векторами результат сравнения с вектором m кодируется линейным фазовым множителем $\exp(-jmk)$, где m — постоянная для всех k :

$$Y_{mk} = Y_k \exp(-jmk).$$

Если входной вектор смещается, это смещение также кодируется линейным фазовым множителем.

Таким образом, первый слой осуществляет несколько функций: сравнение входного вектора с векторами памяти, кодирование результата сравнения, интегральное преобразование и спектральную обработку. Поскольку в данной модели используется преобразование Фурье, все эти операции производятся параллельно по всему полю нейронов памяти и входа.

Второй слой осуществляет классификацию входного вектора X_0 по результатам сравнения, проведенным первым слоем. Модель нейрона второго слоя приведена на рис. 3, б. В отличие от нейрона предыдущего слоя в нем используется квадратичный сумматор, поэтому состояние нейрона вещественно. Межсоединения также первоначально равноправны и комплексны, связь k -го предсинаптического и m -го постсинаптического нейронов равна

$$T_{km} = \exp(jkm).$$

В качестве нелинейного оператора используется пороговая обработка. В результате суммирования возбуждений нейронов предыдущего слоя и сравнения с порогом θ_m состояние m -го

нейрона второго слоя (без учета линейного фазового кодирования)

$$Z_m = \left| \sum_k^K Y_k \exp(jkm) \right|^2 - \theta_m.$$

определяются разложением Фурье состояний нейронов первого слоя или согласно теореме свертки — внутренним произведением (корреляцией) векторов входа и памяти. Оно максимально, когда $X_0 = X_m$.

На стадии обучения определяются пороги нейронов θ_{\max} так, чтобы при классификации вектора из обучающей выборки в возбужденном состоянии оставался только один нейрон, соответствующий данной категории. Затем пороги понижаются до θ_{\min} . В процессе итерационной процедуры пороги получают небольшие приращения δ

$$\theta(t+1) = \theta(t) + \delta,$$

в слое образуются зоны активности возбужденных нейронов, они постепенно уменьшаются, пока в возбужденном состоянии не останется только один нейрон $Z_{\omega ta}$. Этот алгоритм соответствует процедуре «победитель получает все» (winner-take-all, wta), но не использует латеральное торможение. Более активные нейроны тормозят менее активные не через поперечные связи в слое, а используя повышение их порога. При этом используется обучение с учителем, так как для объединения сходных векторов в один класс требуется их предварительная обработка. В принципе возможно и использование самоорганизующегося алгоритма Кохонена [3], для чего требуется существенное увеличение числа нейронов слоя Z и введение механизма латерального торможения.

Если входные векторы нормализованы, то пороги всех нейронов слоя Z одинаковы. Процедура обучения второго слоя заключается в определении θ_{\max} , установлении θ_{\min} и соответствия $X_m - Z_m$ (фазовом кодировании). Для реализации инвариантности к сдвигу число нейронов слоя Z должно быть существенно больше числа активных категорий.

Третий слой сети вызывает из набора векторов памяти те векторы, для которых нейроны второго слоя получили достаточное возбуждение, и присваивает им веса пропорционально этому возбуждению. Общее число нейронов третьего слоя, по крайней мере, $N \times M$, однако нейрон Z_m имеет неполный набор межсоединений и соединен лишь с N нейронами

третьего слоя, соответствующих вектору X . Модель нейрона третьего слоя представлен на рис. 3, в. Процесс обучения заключается в присваивании весам межсоединений значениям компонент векторов X_1, \dots, X_M

$$T_{mn} = X_{mn}.$$

Состояние нейрона определяется как

$$V_{mn} = \sum_m^M T_{mn} Z_n = \sum_m^M X_{mn} Z_n.$$

Таким образом, сеть усиливает внимание тем векторам из числа X_1, \dots, X_n , для которых нейроны второго слоя возбуждены, и игнорирует остальные. Степень внимания зависит от превышения порога. Далее результаты вычислений снова подается на вход сети

$$X(t+1) = V(t),$$

пороги нейронов второго слоя поднимаются на величину δ , и процесс повторяется. Если все нейроны второго слоя оказываются заторможенными, их пороги понижаются на величину

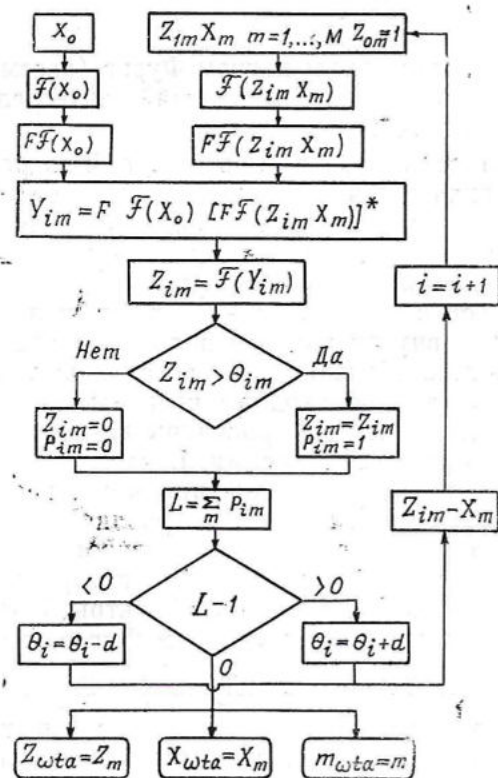


Рис. 4. Алгоритм работы резонатора

б. Процесс стабилизируется и подсистема входит в резонанс, когда только один из нейронов Z_1, \dots, Z_M оказывается возбужденным или возбуждается чаще других (в условиях шумов или сильных помех). При этом в третьем слое будет присутствовать лишь один вектор памяти. Если классификации не произошло, управляющая система полностью меняет активные категории X_1, \dots, X_M , и процесс начинается сначала. В системе, таким образом, реализуются механизмы изменения уровня бдительности и переключения внимания. При достижении резонанса происходит самообучение в смысле дополнения и уточнения сформированной в результате предварительного обучения структуры кластеров (обучение в резонансных состояниях). Следовательно, сеть обладает свойством обучения в потоке данных. Алгоритм работы резонатора приведен на рис. 4.

Адаптивность

О возможности введения самоорганизации по Кохонену, т. е. самостоятельном разделении на классы обучающих векторов, уже говорилось. Другой аспект самоорганизации — самостоятельное создание сетью новых классов и видоизменение уже существующих при изменениях входных образов. Для этой цели используется следующая процедура (рис. 5):

задание порогов нейронов второго слоя θ_1 и θ_2 так, чтобы

$$0 < \theta_{\min} < \theta_1 < \theta_2 < \theta_{\max}$$

определение уровня возбуждения нейрона победителя Z_{wta} ,
сравнение Z_{wta} с величинами порогов,

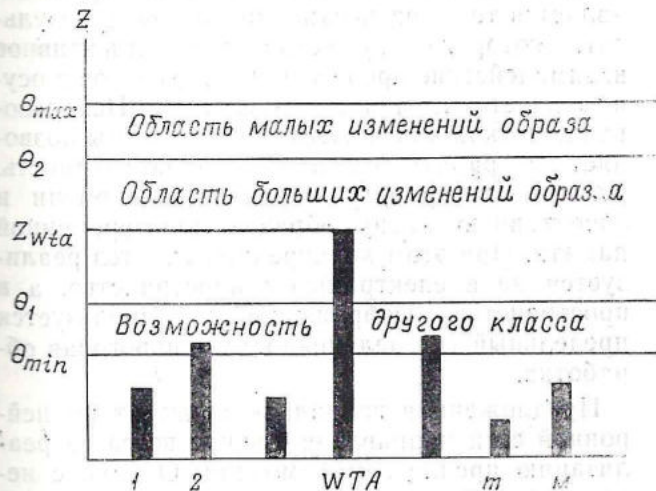


Рис. 5. Области возможных принятий решений для второго слоя сети

если $Z_{wta} > \theta_2$, принимается решение о классификации, но состояние долговременной памяти не меняется,

если $\theta_2 > Z_{wta} > \theta_1$, принимается решение о классификации и изменениях входного образа, изменившийся образ записывается в содержание долговременной памяти данного класса,

если $\theta_1 > Z_{wta} > \theta_{\min}$, классификации не происходит, но возможно наличие образа другого класса. Если это подтверждается другими признаками, например, временными изменениями в сцене [4], то образ заносится в долговременную память как новая категория. Для этого в памяти резервируется место, т. е. часть векторов X_1, \dots, X_M на стадии обучения делается нулевыми. Таким образом, решается дилемма стабильности — пластичности долговременной памяти [5]. На рис. 6 приведен алгоритм взаимодействия резонатора с модулем внешней долговременной памяти.

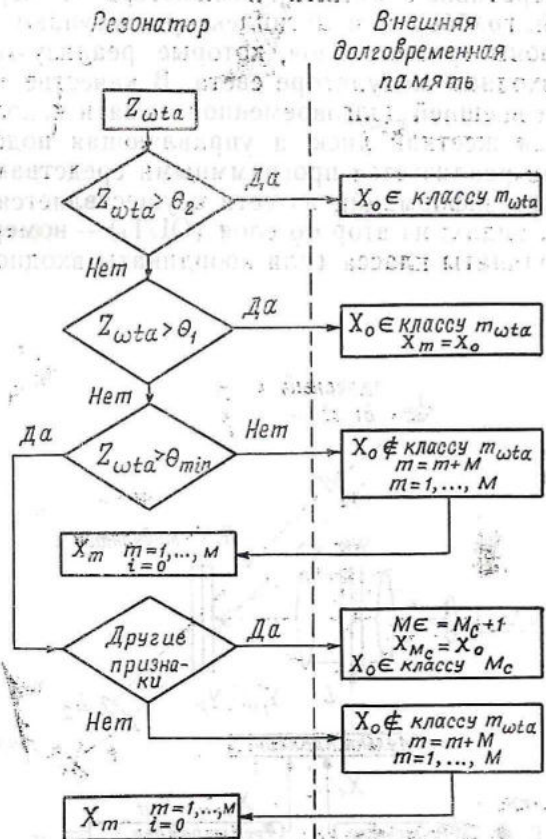


Рис. 6. Алгоритм взаимодействия резонатора с модулем внешней долговременной памяти

Опико-электронная реализация

На рис. 7 приведена опико-электронная реализация предлагаемой модели нейронной сети. Она использует оптическую, телевизионную и цифровую элементную базу и построена по принципу кольцевого резонатора. Первые

два слоя сети реализуются в голографическом корреляторе совместного преобразования. В качестве входных нейронов используется пространственно-временной модулятор света с телевизионным входом, на который через видеомultipлексор подаются сигналы входного сенсора и памяти. Вычислительные нейроны первого слоя реализованы с помощью динамического голографического фильтра, а нейроны второго слоя — на ПЗС-камере. Для вычислительных нейронов первого слоя возможно также использование квадратичного приемника с дальнейшей нелинейной обработкой в компьютере и повторным выводом на модулятор [6]. Межсоединения первых двух слоев реализуются путем дифракции Фраунгофера на слоях нейронов. Оба модулятора света используют технологию жидких кристаллов, но возможна и иная технология.

Межсоединения третьего слоя реализуются в оперативной памяти компьютера и через фреймграббер и multipлексор поступают на нейроны третьего слоя, которые реализуются на входном модуляторе света. В качестве модуля внешней долговременной памяти используется жесткий диск, а управляющая подсистема реализуется программными средствами. Вывод информации из сети осуществляется в двух видах: из второго слоя (OUT_1) — номер и координаты класса (или координаты входного

вектора), из третьего слоя (OUT_2) — вектор X_{wta} , соответствующий нейрону-победителю. В последнем случае сеть может использоваться также в режиме ассоциативной памяти. При подключении к OUT_2 монитора возможна работа в интерактивном режиме с оператором.

Таким образом, вычисления внутренних произведений, требующие более 80 % машинного времени, производятся параллельно с помощью оптики, управляющая структура АРТ реализуется программными средствами в компьютере.

В заключение следует отметить, что в работах, посвященных использованию оптического коррелятора дифракционного типа в нейронных сетях различной архитектуры и назначения, он рассматривается как однослойная сеть, в которой межсоединения реализуются голографическим методом в спектральном пространстве. Это идет от реализации модели двунаправленной ассоциативной памяти, использующей коррелятор Ван дер Люгта и принцип линейного резонатора. Конкуренция гипотез осуществляется как конкуренция голограмм в спектральной области с использованием нелинейности выходного зеркала обращения волнового фронта резонатора [7]. Долговременная память реализуется в виде объемной голограммы, при этом из-за ее высокой угловой селективности теряется инвариантность к сдвигу входного образа.

В этой работе коррелятор рассматривается как двухслойная структура с комплексными связями, задачей которых является осуществление полной связанности нейронов соседних слоев и интегральные преобразования. Суммирование воздействий предсинаптических нейронов происходит в свободном пространстве в результате процесса дифракции, и дифракция является тем физическим процессом, в результате которого осуществляется коллективное взаимодействие процессорных элементов и осуществляется их полная связанность. Использование тонкой динамической голограммы позволяет сохранить сдвиговую инвариантность, реализовать работу в реальном времени и оперативную смену образов долговременной памяти. При этом конкуренция гипотез реализуется не в спектральном пространстве, а в пространстве изображений и используется предельный тип нелинейности — пороговая обработка.

Предложенная гибридная архитектура нейронной сети направлена прежде всего на реализацию предлагаемой модели. Однако с незначительными модификациями она может служить основой для реализации и других моделей нейронных сетей. На ней можно непо-

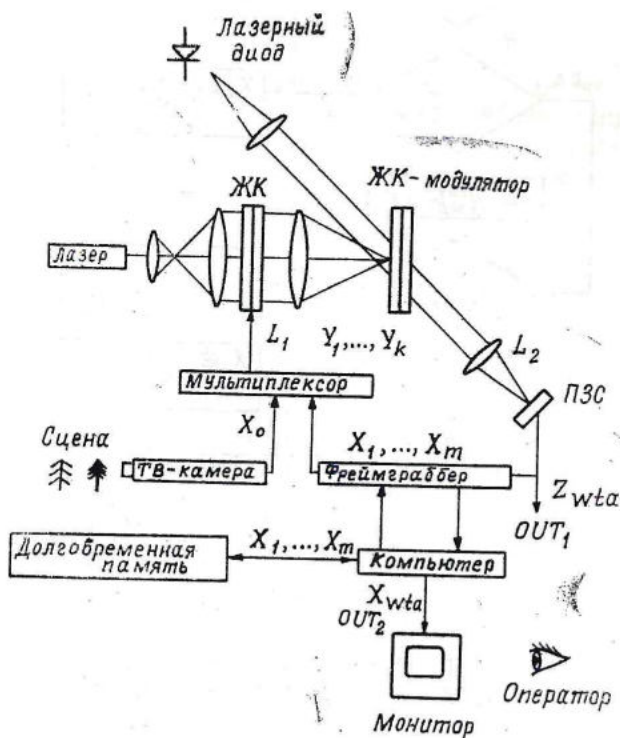


Рис. 7. Оптико-электронная реализация нейронной сети

средственно реализовать двунаправленную ассоциативную память [8]. При отключении петли обратной связи может быть реализована модель встречного распространения [9] с тем отличием, что информационные потоки будут распространяться параллельно, а не на встречу друг другу. Использование комплексных состояний нейросетевых переменных и со-

ЛИТЕРАТУРА

1. Carpenter G. A., Grossberg S.//Comput. Vision, Graphics, Image process.—1987.—Vol. 37, N 1.— P. 54—115.
2. Grossberg S.//Cognitive Science.—1987.— Vol. 11.— P. 23—63.
3. Kohonen T.//Biol. Cybern.—1982.— Vol. 43, N 1.— P. 59—69.
4. Павлов А. В., Шубников Е. И.//Оптический журнал.—1994.— № 1.— С. 53—60.

гласованных фильтров позволяет сочетать достижения в области различных интегральных преобразований и интеллектуальных фильтров с теорией адаптивного резонанса для решения проблемы инвариантного распознавания. Все это значительно расширяет возможности сетей адаптивного резонанса.

5. Carpenter G. A., Grossberg S.// Appl. Opt.—1987.— Vol. 26, № 23.— P. 4919—4930.
6. Javidi B.//Proc. SPIE.—1989.— Vol. 1134.— P.— 60—71.
7. Owechko Y.//IEEE Trans. Quantum Electronics.—1989.— Vol. 25, № 3.— P. 619—632.
8. Kosko B.//Appl. Opt.—1987.— Vol. 26, № 23.— P. 4947—4960.
9. Hecht-Neilsen R.//Appl. Opt.—1987.— Vol. 26, № 23.— P. 4979—4984.