

А.В. Лобода, к.ф.-м.н., А.А.Свинаренко, к.ф.-м.н., Л.Н.Иваницкая
Одесский государственный экологический университет

ДИНАМИКА МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА ОСНОВЕ ФОТОННОГО ЭХА: ЧИСЛЕННАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

Моделируется динамика многослойных нейронных сетей на основе эффекта фотонного эха и выполнена их численная реализация, демонстрирующая возможность оптической нейронной сети обрабатывать последовательности образов произвольного порядка сложности.

Ключевые слова: динамика многослойных нейронных сетей, эффект фотонного эха

Введение. В настоящее время по-прежнему чрезвычайно высок интерес к нейрокомпьютерам, т.е. к физическим реализациям моделей нейронных сетей [1–5]. К числу актуальных задач относится изучение возможностей их оптических и оптоэлектронных реализаций [2]. Основные особенности нейронной сети, на основе которой могут быть созданы полезные оптические устройства, сейчас активно изучаются. Представляется, что искомая нейронная сеть должна быть многослойной, с возможностью введения обучения, обратной связи и контролируемых шумов. Основные элементы – матрица связей, которая должна действовать как преобразователь одномерного или двумерного изображения, и модельный нейрон, дающий бинарный или непрерывный сигмоидный отклик на поступающее возбуждение. Важно подчеркнуть, что, хотя известный прогресс в изучении особенностей оптических нейронных сетей достигнут, тем не менее, многие важнейшие вопросы, касающиеся их основных характеристик, моделей функционирования, информационной емкости, реализаций запоминания и восстановления цепочек вызываемых последовательно во времени образов, возможностей обучения, обратной связи, воздействия шумов и т.д., до сих пор далеки от своего адекватного разрешения. Особенно это касается нейронных сетей на основе фотонного эха [5]. Использование эффекта фотонного эха (мультифотонного эха) представляет собой новый физический принцип реализации нейронной сети для систем оптической обработки информации. Настоящая работа продолжает исследования по моделированию динамики многослойной нейронной сети на основе фотонного эха и ее численной реализации, в работе демонстрируется возможность оптической нейронной сети обрабатывать последовательности образов произвольного порядка сложности, включая восстановление зашумленной входной последовательности.

Динамика многослойных нейронных сетей на основе эффекта фотонного эха. Как известно, фотонное эхо представляет собой нелинейный оптический эффект четырех волнового взаимодействия в нелинейной среде с задержкой во времени между световыми импульсами [4]. Последовательность возбуждающих оптических импульсов проходит через соответствующую среду (пары металлов, кристаллы рубина и др.) и через определенный интервал времени вызывает отклик среды – сигнал фотонного эха. При этом необходимо, чтобы среда была резонансной, т.е. несущая частота оптических импульсов была близка к частоте возбуждаемого перехода, и линия этого перехода была неоднородно уширенной. Взаимодействие света с резонансной средой должно происходить за достаточно малые интервалы, меньшие времени «фазовой памяти».

Длительность импульсов света должна быть значительно меньше минимального времени релаксации в среде (условие когерентного взаимодействия). Необходимыми свойствами для применения фотонного эха как нового физического принципа реализации нейронных сетей обладает эффект стимулированного трехимпульсного фотонного эха. Расчет поляризации, т.е. макроскопического дипольного момента фотонного эха, наводимого последовательностью трех оптических импульсов, и далее подстановка ее в волновое уравнение Максвелла позволяет для амплитуды сигнала стимулированного эха получить выражение: $E^{echo} = b \cdot E_1^* E_2 E_3$. Здесь b – коэффициент, определяемый параметрами конкретной среды и оптических импульсов, $E(1,2,3)$ – амплитуды соответственно первого, второго и третьего импульсов. При получении этого соотношения предполагалось, что среда является тонкой по сравнению с пространственным размером оптических импульсов, частота Раби значительно меньше единицы, а длительность оптических импульсов значительно меньше обратной характерной ширины неоднородной линии резонансного перехода [4]. Для плоских волн должно иметь место условие фазового синхронизма для волновых векторов:

$$\vec{k}^{echo} = \vec{k}_3 + \vec{k}_2 - \vec{k}_1.$$

Рассмотрим далее ансамбль двухуровневых систем, каждый уровень в котором состоит из двух подуровней тонкого расщепления [5]. Пусть через оптически тонкую среду распространяется последовательность импульсов, каждый импульс в которой представим в виде: $E_j(r,t) = \varepsilon_j(r,t) \cos(\omega_0 t - k_j r + \varphi_j)$, где ε – огибающая j -ого импульса, ω_0 – частота оптического поля. Обычно в качестве возбуждающих импульсов берутся импульсы с прямоугольной огибающей. Между тем, использование импульсов с непрямоугольной огибающей произвольной формы позволяет получить новые возможности как в плане более эффективного применения эффекта в приложениях, так и расширить область значений параметров теории. Для определенности в качестве функции ε , задающей форму возбуждающих импульсов, брались функции вида:

$$\varepsilon_j(s) = (1/2) \text{ch}^{-1}[\pi(s - \tau_j)/(2T_{j+1})]$$

где τ_1 (τ_2) – промежутки времени между максимумами амплитуд первого и второго (второго и третьего) возбуждающих импульсов, T_j – эффективные длительности импульсов. Временная эволюция рассматриваемого ансамбля при воздействии внешнего поля и процессов релаксации описывается уравнением Шредингера для матрицы плотности:

$$i\hbar \dot{\rho} = [H; \rho] + \text{релакс. члены}, \quad H = H_0 - (d_1 E) - (d_2 E).$$

Здесь H_0 – гамильтониан невозмущенного атома, d_j – дипольные моменты переходов между компонентами тонкой структуры. Макроскопическую поляризацию среды на частоте ω_0 можно определить стандартным образом:

$$\langle P(t) \rangle = N \sum_k (d_1 \rho_{12}(t) + d_2 \rho_{34}(t)) \cdot \exp(i\omega_0 t).$$

После ряда громоздких выкладок для интенсивности эхо-сигнала можно в общем случае получить:

$$I(R,t) \sim (1/R^2) (N^2 \omega_0^4 / c^4 V^2 (1 + \gamma_0)^2 \exp\{-2Gt_{23} - 2(t + t_{12})(T_2)^{-1} - \pi/2(t - t_{12})^2 (T_2)^{-1}\} | (d_1 \sin \vartheta_{13} - d_2 \sin \vartheta_{23}) \text{sh}^{-1}[\pi(t - 2\tau_1 - \tau_2 - r_i/c) T_1^{-1}] / 2 |^2 \cdot \{(1 + \gamma_1) \sin \vartheta_{12} \sin \vartheta_{13} - (\gamma_0 - \gamma_2) \sin \vartheta_{22} \sin \vartheta_{21}\}^2,$$

где θ_{ij} – площади импульсов $\gamma_{i-1} = (\gamma_0 k_{i3} - k_{i1}) / (k_{i3} + k_{i1} - k_{31} - k_{13}), i = 2, 4$; остальные обозначения стандартные. Различные частные случаи рассмотрены в [6]. Имеющая место модуляция эхо-сигнала во времени приводит к необходимости выбора оптимального временного интервала между вторым и первым импульсами в случае применения фотонного эха в оптических нейросетях.

Численная реализация нейросетей на основе фотонного эха. Перейдем далее к изложению модели численной реализации нейросети на основе фотонного эха. Один из перспективных подходов к реализации оптической нейронной сети с хэббовским правилом обучения матрицы связей является схема внутреннего произведения [1]. Принципиальная оптическая схема для обработки последовательности образов ξ^1, \dots, ξ^p имеет следующий вид: {↓Вход→Накопительная матрица F1→→Корреляционная область→ Накопительная матрица F2→→Выход→ Пороговое устройство→↑}. Первый импульс имеет равную единице амплитуду на всей плоскости среды, второй определяет векторы памяти, поступающие в виде вертикальных столбцов и обеспечивающие накопление в среде матриц памяти $F_1 = F_2$ размером $(N \cdot p)$. Третий импульс, амплитуда которого определяется распознаваемым одномерным образом, поступает на вход системы и равномерно распределяется в среде в горизонтальном направлении. В результате возникают стимулированные эхо-сигналы, которые собираются оптически в горизонтально расположенный одномерный массив в корреляционной области. На первом этапе вычисляются внутренние произведения между входным вектором и векторами памяти. Выражение для амплитуды сигнала стимулированного фотонного эха: $u(m) \sim \sum_j \xi_j^m \xi_j^{in}$. Амплитуда

первого импульса равна единице и здесь опущена. Далее внутренние произведения взвешивают накопленные в матрице F2 соответствующие векторы памяти ξ^1, \dots, ξ^p). Эта операция также приводит к возникновению сигналов стимулированного эха, которые далее суммируются, приводя к одномерному распределению с амплитудой:

$$s_i \sim \sum_m u(m) \xi_{ii}^m = \sum_m (\xi_i^m) \sum_j \xi_j^m \xi_{ij}^{in}. \text{ Это соотношение, пороговое преобразование и}$$

обратная связь определяют динамику оптической нейронной сети Хопфилда с хэббовской матрицей связи. Реализация, основанная на эффекте фотонного эха, позволяет далее заменить разрешение образов памяти в пространстве разрешением во времени. В результате оказывается возможной обработка двумерных оптических массивов. Аналогично для амплитуды выходного сигнала в этом случае имеем:

$$a_{kl}^{out} \sim \sum_m u(m) a_{kl}^m = \sum_m a_{kl}^m \sum_{j,i} a_{ij}^m a_{ij}^{in}. \text{ Для учета эффекта запаздывания в динамику сети надо}$$

включить переменные запаздывания: $\xi_i(n+1) = f[\sum_{j=1}^N \sum_{l=0}^{Q_k-1} J_{ij}^l \xi_j(n-l)]$, где матрицы

связи (соответствующие переменным запаздывания) имеют вид:

$$J_{ij}^l = \sum_{k=1}^s \sum_{m=1}^{Q_k-l} \xi_i^{k, \mu+\lambda-1} \xi_j^{k, m} \dots \text{and} \dots \xi_j^{k, mk+1} = \xi_j^{k, l}$$

Здесь s – число цепочек в сети, Q_k – число образов в k -ой цепочке. Если $l=0$, тогда имеем сеть с мгновенным откликом. Отметим, что необходимость запоминания состояний в предшествующие моменты времени в нейронных сетях с $l>0$ делает трудной их реализацию известными оптическими методами, за исключением метода, основанного на эффекте фотонного эха. Для того, чтобы получить возможность моделировать инвариантное распознавание образов и получить большую

информационную емкость следует использовать нейронные сети высших порядков. В [5] была предложена соответствующая схема. Вместо линейных по s выражений в правилах преобразования образов и вычисления матриц участвуют суммы нелинейных выражений:

$$a_m^{out} = \text{sgn}\left(\sum_{j_1, j_2, \dots, j_n} W_{mj_1, \dots, j_n} a_m^{in} a_{j_1}^{in} \dots a_{j_n}^{in}\right) \quad 1 < j_1, j_2, \dots, j_n < N, \quad 1 < m < N_o$$

Здесь a^{in} – входной образ, a^{out} – выходной образ; $j=1, 2, \dots, N_o$; W – сила связи между нейронами с номерами m, j_1, \dots, j_n . Нами разработан пакет программ численного моделирования динамики оптической нейронной сети (на основе фотонного эха), обладающей следующими ключевыми характеристиками: многослойность, возможность введения обучения, обратной связи и контролируемых оптических шумов [5]. Возможны различные варианты задания матрицы связей и бинарного или непрерывного сигмоидного отклика (и т.д.) модельных нейронов. В [5] на основе разработанного пакета проведено численное моделирование оптической нейронной сети для распознавания серии образов (число слоев $N=3-5$, число образов $p=320$;

функция ошибки: $SSE = \sum_{p=1}^{P_{max}} \left\{ \sum_{k=1}^{K_{max}} [t(p, k) - O(p, k)]^2 \right\}$, где $O(p, k)$ – нейросетевой

выход k для образа p и $t(p, k)$ – обученный образ p для выхода k ; SSE определяется из процедуры минимизации; выходная ошибка $RMS = \sqrt{SSE/P_{max}}$; В качестве нейронной функции использовалась функция вида: $f(x) = 1/[1 + \exp(-\delta x)]$. В настоящем расчете были апробированы следующие функции: $f(x, T) = \tanh^2(xT)$, $f(x, T) = \exp[(xT)^4]$. Кроме того, моделировалось наличие оптических шумов. На рисунках 1, 2 приведены соответственно результаты работы нейросети: рис.1а- график исходной функции; рис.1б- график функции выхода оптической нейронной сети; рис.2- график изменения ошибки обучения в течении циклов обучения. На рис.3 приведены соответственно результаты работы трехслойной нейросети, в частности, результаты теста на совпадение значений эталонов обучающей выборки и результирующих значений выходного сигнала оптической нейросети. Главным выводом выполненной численной реализации является демонстрация возможности оптической нейронной сети обрабатывать последовательности образов произвольного порядка сложности, включая восстановление зашумленной входной последовательности.

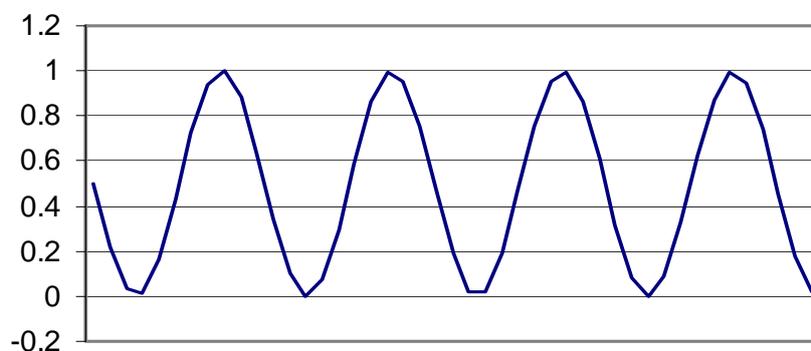


Рисунок 1а - График исходной функции.

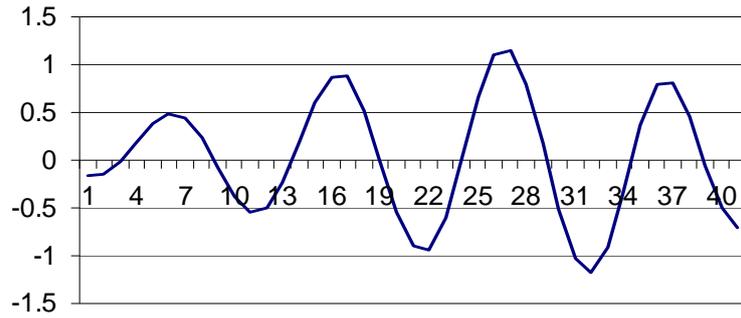


Рисунок 1б - График функции выхода нейронной сети .

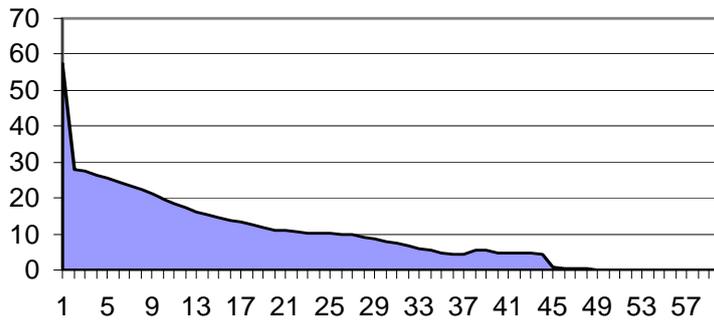
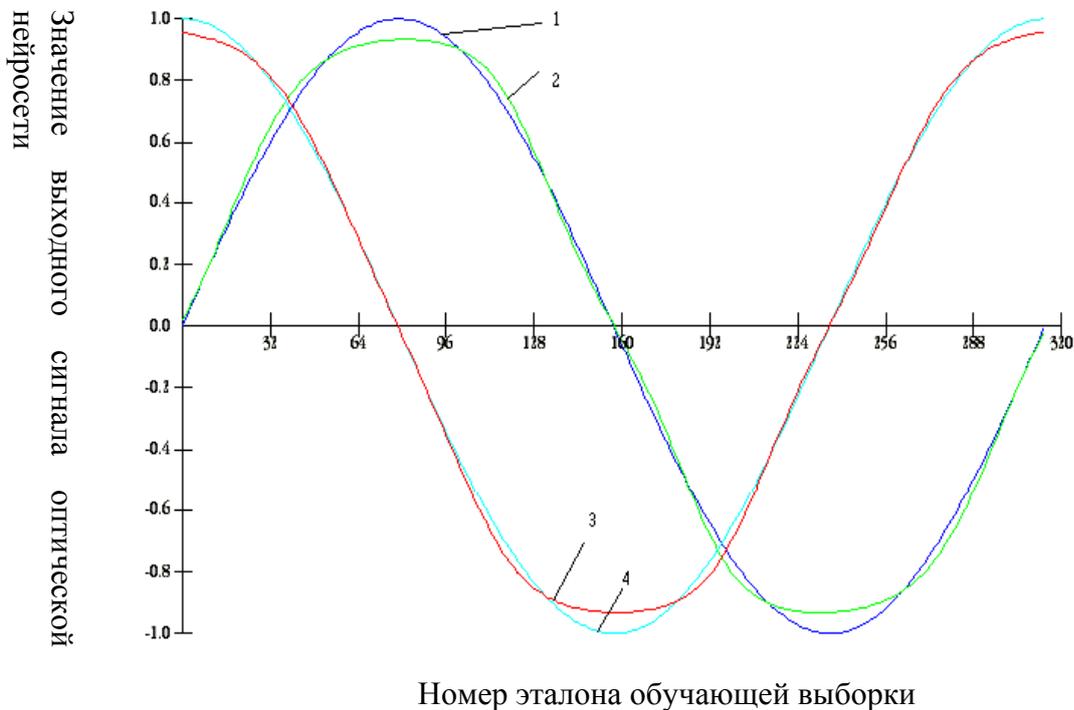


Рисунок 2 - График изменения ошибки обучения в течении циклов обучения.



Значение
выходного
сигнала
оптической
нейросети

Номер эталона обучающей выборки

Рисунок 3 – Тест на совпадение значений эталонов обучающей выборки и результирующих значений выходного сигнала оптической нейросети: 1. -Обучающая выборка эталонов №1; 2.- Выходные значения обученной нейросети для выборки № 1; 3- Выходные значения обученной нейросети для выборки № 2; 4.- Обучающая выборка эталонов №2.

Благодарность. Авторы выражают глубокую благодарность проф. Глушкову А.В. за постановку задачи и полезные обсуждения.

Список литературы

1. *Neural Computers*, Eds. R.Eckmiller, C.Malsburg.- Berlin: Springer, 1998.-650P.
2. *Neural Networks for Computing*, Ed. J.Denker.- New York: AIP Publ., 2000.-580P.
3. Манькин Э.А., Самарцев В.В., Оптическая эхо-спектроскопия.-М.:Наука, 1994.-280С.
4. Манькин Э.А., Сурина И.И., Нейронные сети и их оптические воплощения.-М.:РНИЦ "Курчатовский Институт", 1993.-180.
5. *Glushkov A.V., Loboda A.V., Program realization of models of the optical neural networks* Препр./МОНУ Одеського національного університету ім.І.І.Мечникова; Ph-L-3-01.-Одесса:2001.- 18с.

Динаміка багатосарової нейронної мережі на основі фотонної луни: чисельна реалізація. Лобода А.В., СвиARENко А.А., Иваницкая Л.Н.

Моделюється динаміка багатосарової нейромережі на основі ефекту фотонної луни і виконано її чисельну реалізацію, яка демонструє можливості оптичної нейромережі обробляти послідовності патернів будь-якого порядку складності.

Ключові слова: динаміка багатосарової нейромережі , ефект фотонної луни.

Dynamics of multi-layers neural etworks on basis of photon echo: numerical realization.
A.Loboda, A.Svinarenko, L.Ivanitskaya

A dynamics of the multi-layers neural networks on the basis of photon echo and superlattices is studied. The numeric realization of optical neural networks demonstrates its possibility to make a processing of the patterns sequences of arbitrary order, including restoring of the input sequence with noise.

Keywords: dynamics, multi-layers neural network, photon echo effect.