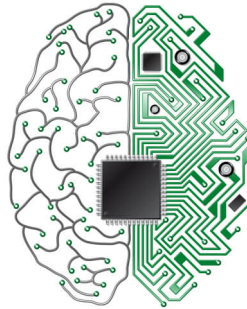


Адаптивный аналоговый нейрокомпьютер

Самардак А.С.



1. Введение

Современные компьютеры являются неотъемлемой частью нашей жизни, так как они освободили человечество от выполнения целого ряда рутинных задач. Они позволяют принимать решения, используя численные вычисления, формируют Всемирную паутину WWW и предоставляют широкие возможности по безопасной передаче информации, используя криптографические алгоритмы. Но, в отличие от людей, компьютеры не способны принимать решения, основываясь на неполных или неоднозначных данных. Они не могут учиться на своем опыте, поэтому для решения любой проблемы требуется вмешательство программиста. Люди же способны распознать мелодию на фоне шума и для них не составляет труда идентифицировать своего знакомого через много лет после встречи. Способность распознавать шаблоны позволяет опытному шахматисту с «полу взгляда» предсказывать исход игры без вычисления каждого отдельного хода. Шахматист принимает решение о следующем ходе, сравнивая позицию фигур на доске со схожей позицией, изученной ранее в процессе приобретения опыта. Компьютеры же вычисляют, как текущее положение фигур повлияет на число удачных ходов в будущем и, в соответствии с этим, делают выбор последовательности ходов для оптимизации исхода партии.

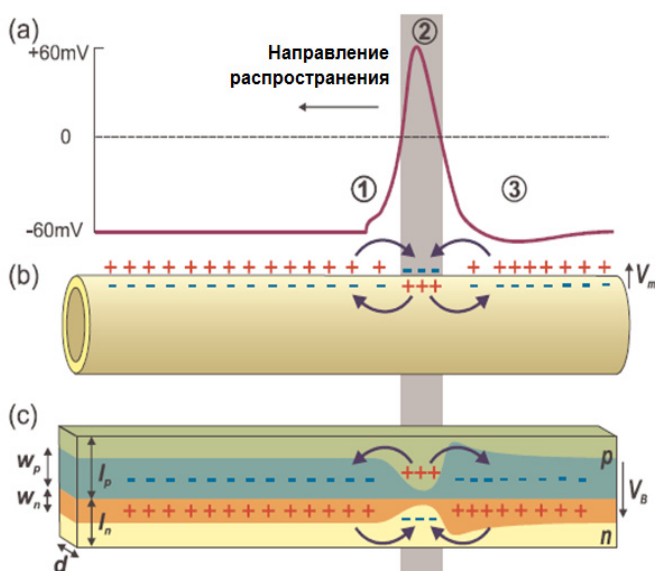
Как же нам выбрать путь для создания машин, умеющих мыслительные функции? Нужно обратить внимание на наш головной мозг, о котором мы уже знаем достаточно много и можем использовать это знание во благо человечества. Одним из замечательнейших свойств, проявляемых биологическими нейросетями, является кодирование сенсорной информации в электрических импульсах (или спайках). Нейрон, возбужденный стимулирующим импульсом, будет посылать спайки со скоростью, возрастающей с интенсивностью импульса. Принято полагать, что нейроны оперируют информацией в виде распределенных по времени электрических импульсов. В таком случае информация о стимулирующем импульсе содержится в межспайковых интервалах. Такой механизм кодирования информации открывает наиболее интересные и перспективные возможности для создания адаптивных аналоговых нейрокомпьютеров, способных обучаться, принимать решения и обрабатывать образную информацию.

Создание нейрокомпьютеров своевременно и перспективно, так как обработка визуальной и звуковой информации требует постоянного увеличения мощности компьютеров, в то время как параллельная нейронная архитектура наиболее подходит для обработки образной информации. Следует отметить, что большие интегральные микросхемы (VLSI) уже практически достигли физического предела по вычислительной мощности. Для обработки больших объемов данных требуется параллельная архитектура и новые концепции для логических устройств, одну из которых мы предлагаем реализовать. Концепция основана на разработке и создании наноразмерных полупроводниковых "нейронов", как базовых элементов для логических и вычислительных устройств наноэлектроники, таких как модули ассоциативной памяти, искусственные нейронные сети и нейрокомпьютеры. Такие "нейроны" состоят из дендритов, сомы и аксона, и обрабатывают информацию, закодированную в последовательностях электрических импульсов, точно также, как и биологические нейроны. Такой подход открывает широкие возможности по развитию и производству пространственно-распределенных нейроморфных

вычислителей для параллельного компьютеринга. Полупроводниковые нейроны легко масштабируются до нанометровых размеров и имеют низкое энергопотребление. На их основе могут быть построены импульсные нейронные сети, которые будут "заучивать" последовательность межимпульсных интервалов без "учителя" и распознавать информацию, закодированную в этих последовательностях. Таким образом, мы предлагаем новую вычислительную концепцию, способную нас приблизить к интеллектуальным возможностям человеческого мозга. В настоящий момент нейрокомпьютеры и нейросети строятся на базе программного обеспечения, и нет ни одного воплощения подобных систем в «железе». Мы предлагаем впервые в мире создать нейрокомпьютер на основе сети из адаптивных полупроводниковых нейронов, способный обучаться без учителя и позволяющий решать ряд нетривиальных задач, которые не под силу решить даже самым мощным последовательным процессорам. Для создания потребуется весь комплекс нанотехнологического оборудования, так как средние размеры одного нейроэлемента будут составлять от 50 до 200 нм.

2. Описание принципа работы компьютера

Адаптивный аналоговый нейрокомпьютер может быть построен на основе сети из активных полупроводниковых нейронов. Для начала рассмотрим принцип работы отдельного нейрона, а затем перейдем к рассмотрению небольшой сети, реализующей вычислительные и запоминающие функции нейрокомпьютера.



Еще пятьдесят лет назад американский физик Уильям Шокли [1] высказал идею, что полупроводники подобны нервным волокнам и способны передавать взаимодействие при помощи электронов и дырок, которые имитируют поведение K^+ и Na^+ ионов в нервном волокне [2], Рис.1.

Рисунок 1 - Аналогия между нервным волокном и *pn*-проволокой. (а) – Распространение потенциала действия в нервном волокне. Точки (1) и (2) соответствуют диффузии Na^+ ионов внутрь мембраны и оттоку K^+ ионов на внешнюю стенку мембраны. Точка (3) соответствует рефракторному периоду, в течение которого мембрана невосприимчива к новому потенциалу действия. (б) – Принцип распространения потенциала действия по нервному волокну. (с) – Принцип диффузии электрического сигнала (импульса) в искусственном нервном волокне на основе полупроводниковой нанопроволоки с *pn*-переходом.

В Таблице 1 представлены ключевые характеристики нервного волокна и полупроводникового *pn*-перехода, по которым достаточно легко увидеть функциональную идентичность двух материалов. Другими словами полупроводник с *pn*-переходом – это подходящая среда для распространения и управления электрическими импульсами, подобная биологической мембране с калиево-натриевыми насосами, создающими разность потенциалов между внешней и внутренней стенками мембраны.

Таблица 1. Сравнение физических параметров рп-перехода и нервного волокна.

	<i>pn</i> переход	Нервное волокно
Носители заряда	Электроны и дырки	K ⁺ и Na ⁺ ионы
Мембрана	Обедненная область толщиной 100-1000nm	Миелиновая оболочка толщиной 8-1000nm
Потенциал покоя мембраны	$V_B = \frac{k_B T}{e} \ln\left(\frac{n_i^2}{N_A N_D}\right) \approx -1.0V$	$V_m = \frac{k_B T}{e} \ln\left(\frac{[K^+]_{out}[Na^+]_{out}}{[K^+]_{in}[Na^+]_{in}}\right) \approx -0.07V$
Высокорезистивный компонент	Электрод р-типа, $r \approx 10^{10} \Omega/m$	Внутренняя часть мембраны, $r \approx 10^{12} - 10^{14} \Omega/m$
Низкорезистивный компонент	Электрод n-типа, незначительное сопротивление	Внешняя часть мембраны, незначительное сопротивление
Радиальная емкость	Обедненная область $\gamma \approx 1 \text{ pF/cm}$	Емкость мембраны $\gamma \approx 10^3 - 10^6 \text{ pF/cm}$
Радиальная проводимость	$g \propto \exp(eV/kT)$	Экспоненциальная проводимость Na ⁺ ионов

Простая, но функциональная модель для реализации искусственного нейрона – это модель перцептрона [3] или модель МакКаллога-Питтса. В такой модели входные сигналы с весовыми коэффициентами w_n (коэффициенты определяют вклад каждого отдельного входа) суммируются сомой (ядром нейрона). Если результирующий сигнал достигает либо выше установленного порога возбуждения, то сома генерирует импульс, распространяющийся вдоль выходного канала к другим нейронам.

Искусственные нейроны, работа которых основана на модели перцептрона, могут быть синтезированы из полупроводниковой слоистой структуры, выращенной молекулярно-лучевой эпитаксией. Используя комбинацию нанотехнологических методов, таких как селективное травление и нанолитография [4, 5], можно получить нейроморфные структуры со свободно подвешенными *pn*-микро и нанопроволоками. Такие проволоки образуют сеть передающих линий (дендритов), соединяющихся в активном центре нейрона (собе), выполненном в виде туннельного диода Есаки, Рис. 2.

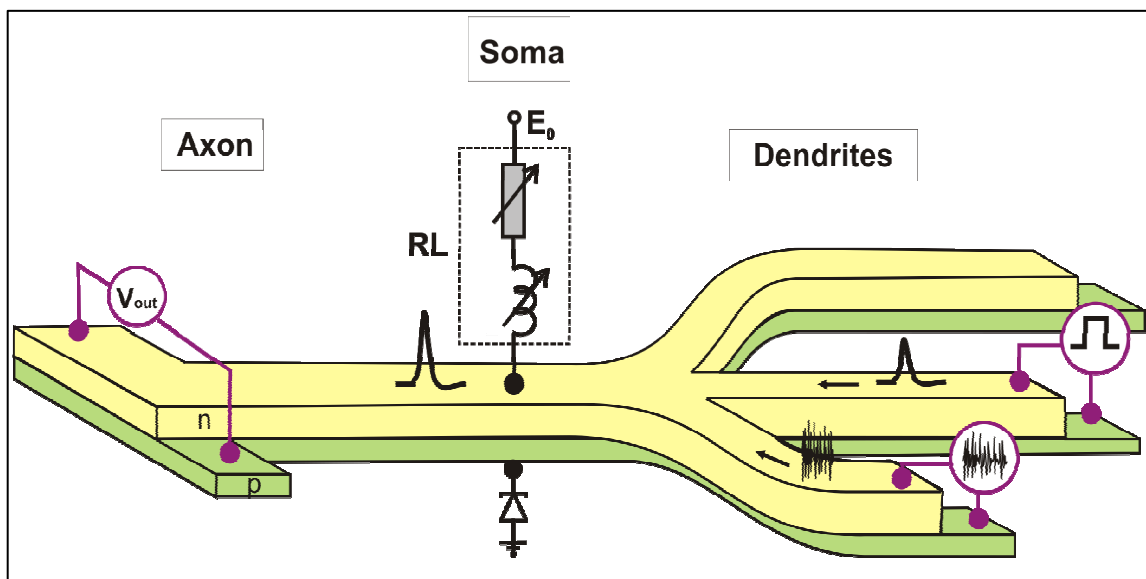


Рисунок 2 – Схематическое изображение полупроводникового нейрона.

Если сумма входных сигналов, приходящих в туннельный диод (сому), больше чем пороговое значение его срабатывания, то сома генерирует деполяризационную волну, распространяющуюся по аксону к другим нейронам. Регенерация и усиление сигнала реализованы p^+n^+ квантовым туннельным диодом Есаки. Изображение созданного микронейрона и схема его включения в измерительную цепь показаны на Рис. 3.

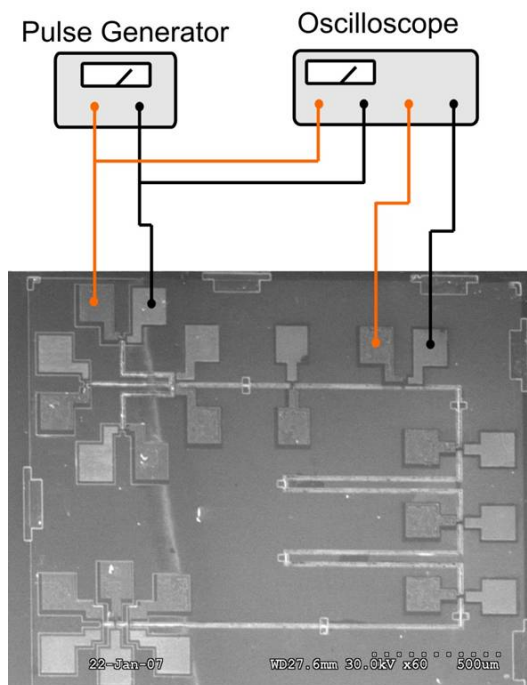


Рисунок 3 – Изображение полупроводникового нейрона, реализованного с помощью нанолитографической и ионно-плазменной техники, полученное сканирующей электронной микроскопией. Ширина передающей линии – 1мкм. Толщина передающих слоев – 100 нм.

Созданная нейросеть из множества искусственных нейронов, соединенных синапсами с подстраиваемыми весовыми коэффициентами, имеет ряд входных и выходных каналов и может быть смонтирована на контактную площадку с помощью микросварки, Рис.4.

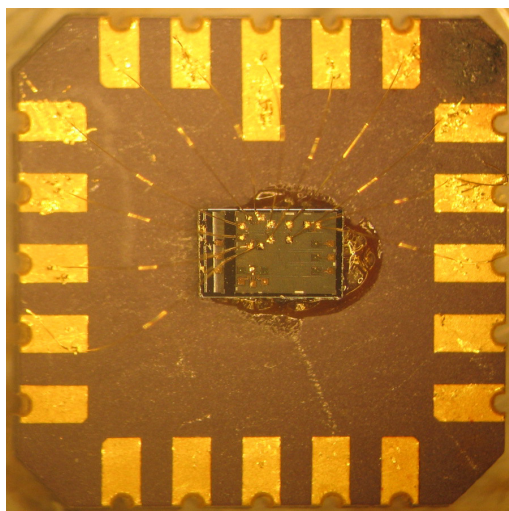


Рисунок 4 – Снимки полупроводникового нейрона, приваренного золотыми 20-ти микронными нитями к держателю.

Для того чтобы реализовать одну из базовых логических функций, такую например, как XOR («исключающее ИЛИ»), достаточно использовать два нейрона, подключенных по схеме, показанной на Рис.5. На схеме A и B – входные каналы (дендриты), X – выходной канал (аксон), Σ_1 и Σ_2 – сомы нейронов. В данном примере порог возбуждения для нейронов равен 1,5. Пусть на входы A и B подаются импульсы продолжительностью 0.1 нс и смещенные друг относительно друга на Δt . Эти импульсы двигаются к соммам Σ_1 и Σ_2 через четыре синапса, чьи весовые коэффициенты w_n установлены путем подбора соответствующего электросопротивления. Сигналы интерферируют в соммах Σ_1 и Σ_2 , где они регенерируются устройством с позитивной обратной связью (туннельным диодом Есаки). На основе таких логических элементов могут быть построены модули ассоциативной памяти для нового поколения вычислительной техники.

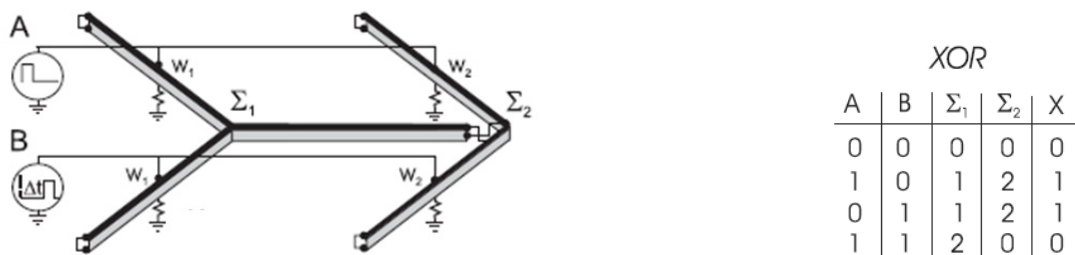


Рисунок 5 – Справа - простейшая аналоговая нейросеть, реализующая функцию XOR для осуществления параллельных вычислений с помощью рп-нанопроволоки. Слева – таблица истинности для функции XOR.

3. Преимущества и недостатки по сравнению с традиционными подходами

В настоящее время процессы кодирования информации распределенными по времени электрическими импульсами являются основным стимулом для исследователей в сфере изучения когнитивных процессов [6, 7] и в области создания интеллектуальных человеко-машинных интерфейсов, таких как сердечные стимуляторы и нейроимплантаты [8, 9]. На макроскопическом уровне, физика нелинейных явлений разрабатывает методы и инструменты для объяснения поведения сложных сетевых структур [10]. Все известные подходы основываются на моделях отдельных нейронов, которые описывают некоторые особенности поведения реального нейрона [11-14]. Например, исследователи пренебрегают пространственной структурой нейрона, фокусируясь только на его динамических свойствах. Такое упрощение в моделях делается даже при моделировании самых простых сетей, состоящих из двух нейронов [15-17]. Для моделирования разветвленных нейронных структур требуются большие вычислительные мощности [18-20]. На микроскопическом уровне, электронные микросхемы повторяют возбуждающий отклик отдельных нейронов путем имитации проводимости их ионных каналов [21-23] и использования биочипов для изучения активности реальных нейронов [24-26]. Важность пространственного распределения нейронов стала очевидна, как только установили, что нервные волокна - это линии передачи сигналов с задержкой по времени (RC-цепи). Временные задержки позволяют синхронизировать совместную работу нейронов [16, 27, 28] и стабилизируют нерегулярную импульсную динамику [29]. Пространственно-распределенные нейронные сети также позволяют нейронам переходить в фазу возбуждения вдоль магистралей движения входных импульсов, формируя, таким образом, так называемые нейронные аттракторы [30]. Было показано, что такие магистрали сохраняют информацию о входных сигналах более эффективно, чем нейронные сети Хопфилда такой же размерности [31]. Физическая реализация пространственной нейронной «паутины» требует выполнения трех основных условий, которые трудно совместно осуществить средствами транзисторной электроники. Во-первых, физические магистрали (линии передачи), которые исполняют роль нервных волокон и мембран, должны распространять импульсы с задержкой по времени. Во-вторых, требуется, чтобы аналоговый сумматор входных импульсов («сома») складывал их в результирующий сигнал в реальном времени. В-третьих,

искусственный нейрон должен быть активным устройством, обладающим сигмоидальной амплитудной характеристикой, которая позволяет нейронам переходить в активную фазу, когда сумма входных сигналов достигает определенного порогового значения.

Мы предлагаем построить нейромкомпьютер на основе нейроморфного устройства, основываясь на принципах функционирования реальных нейронов, используя нелинейные свойства полупроводниковой микроструктуры и удовлетворяя всем трем обозначенным выше условиям. Нелинейные свойства искусственного нейрона возникают по причине экспоненциальной проводимости и туннельного усилителя с отрицательным дифференциальным сопротивлением, который интегрирован с «сомой» [32-33]. Новшеством нашего подхода является использование и управление положительной обратной связью туннельного усилителя для селективной регенерации входных импульсов [34-36].

Идеи, разрабатываемые в рамках предлагаемой концепции, сочетают в себе все три фундаментальных свойства нейронов, такие как распространение, суммирование и регенерация сигналов, и реализуются в одной монолитной структуре. На данный момент условия возбуждения нейрона хорошо известны и контролируемы. Форма распространяемого сигнала устойчива к разным нагрузочным линиям, что позволяет интегрировать нейроны в сеть. Способность искусственного нейрона оперировать аналоговыми сигналами – важное свойство для увеличения надежности ассоциативной памяти путем уменьшения числа аттракторов с фиксированными точками [38] и для изучения экзотических динамических режимов, вызванных внешними сигналами: когерентный и стохастический резонансы уже были продемонстрированы нами на основе полупроводникового нейрона под воздействием "белого" шума [39].

Следует отметить, что скорость передачи импульсов в полупроводниковых нейронах в четыре раза быстрее, чем в нервном волокне креветки, которая является рекордсменом по этой характеристике (250 м/с). Это говорит о том, что созданный нейромкомпьютер будет передавать и обрабатывать информацию во много раз быстрее, чем наш мозг. Кроме того, современное нанотехнологическое оборудование позволяет создавать наноразмерные нейроны, что обеспечивает высокую степень миниатюризации нейрочипов и их низкое энергопотребление и стоимость.

4. Перспективы практического использования

Искусственные нейроны и нейронные сети на их основе - новый класс активных полупроводниковых устройств для следующего поколения параллельных компьютеров (нейромкомпьютеров) и быстродействующих логических устройств. На основе полупроводниковой нейронной сети могут быть построены модули ассоциативной памяти и нейрочипы, например, для управления электронными стимуляторами сердца и для протезирования головного мозга человека. Нейроимплантат может быть подключен к мозгу посредством углеродных нанотрубок и выполнять ряд мыслительных или мнемонических функций. В перспективе современные нанотехнологии, в частности трехмерная нанолитография, позволят создавать в объеме материала сверхминиатюрные наноразмерные нейросети и нейромкомпьютеры, которые станут основой вычислительных технологий недалекого будущего человечества.

5. Список использованных источников

1. http://en.wikipedia.org/wiki/William_Shockley
2. Дж. Николлс, Р. Мартин, Б. Валлас, П. Фукс, От нейрона к мозгу – М.: Едиториал УРСС, 2003, 672с.
3. <http://ru.wikipedia.org/wiki/Перцептрон>
4. Samardak A S, Taylor S, Nogaret A, Farrer I, Ritchie D A 2008 An Analogue Sum and Threshold Neuron based on the Tunnel Amplification of Electrical Pulses, New J. Phys. 10 083010.
5. Samardak A, Taylor S, Nogaret A, Hollier G, Austin J and Ritchie D A 2007 Propagation and spatiotemporal summation of electrical impulses in semiconductor nerve fibers Appl. Phys. Lett. 91 073502
6. Tsiesinga P, Fellous J-M and Sejnowski T 2008 Regulation of spike timing in visual cortical circuits Nat. Neurosci. 9 97
7. Lestienne R 2001 Spike timing synchronization and information processing on the sensory side of the central nervous system Prog. Neurobiol. 65 545.

8. Kyuma K, Lange E, Ohta J, Hermanns A, Banish B and Oita M 1994 Artificial retinas: fast, versatile image processors *Nature* 372 197
9. Mead C 1989 *Analog VLSI and Neural Systems* (Reading, MA: Addison-Wesley)
10. Rabinovich M I, Varona P, Selverston A I and Abarbanel H D I 2006 Dynamical principles in neuroscience *Rev. Mod. Phys.* 78 1213
11. Hodgkin A L and Huxley A F 1952 A quantitative description of membrane current and its application to conductance and excitation in nerve *J. Physiol. Lond.* 117 500
12. FitzHugh R 1955 Mathematical models of threshold phenomena in the nerve membrane *Bull. Math. Biophys.* 17 257
13. Hindmarsh J L and Rose R M 1984 A model of neuronal bursting using three coupled first order differential equations *Proc. R. Soc. Lond. B* 221 87
14. Hertz A M, Gollisch T, Machens C K and Jaeger D 2006 Modelling single neuron dynamics and computations: a balance of detail and abstraction *Science* 314 80
15. Pinto R D, Varona P, Volkovskii A R, Szucs A, Abarbanel H D I and Rabinovich M I 2000 Synchronous behavior of two coupled electronic neurons *Phys. Rev. E* 62 2644
16. Dhamala M, Jirsa V K and Ding M 2004 Enhancement of neural synchrony by time delay *Phys. Rev. Lett.* 92 074104
17. Hauschildt B, Janson N B, Balanov A and Scholl E 2006 Noise-induced cooperative dynamics and its control in coupled neuron models *Phys. Rev. E* 74 051906
18. Kozloski J, Sfyrakis K, Hill S, Schurmann F, Peck C and Markram H 2008 Identifying, tabulating, and analyzing contacts between branched neuron morphologies *IBM J. Res. Dev.* 52 43
19. Makram H 2006 The blue brain project *Nat. Neurosci.* 7 153
20. Migliore M, Hines M L and Shepherd G M 2004 The role of distal dendritic gap junctions in synchronization of mitral cell axonal output *J. Comput. Neurosci.* 18 151
21. Mahowald M and Douglas R 1991 A semiconductor neuron *Nature* 354 515
22. Horio Y, Taniguchi T and Aihara K 2005 An asynchronous spiking chaotic neuron integrated circuit *Neurocomputing* 64 447
23. Niedernostheide F-J, Schulze H J, Bose S, Wacker A and Scholl E 1996 Spiking in a semiconductor device: experiments and comparison with a model *Phys. Rev. E* 54 1253
24. Zeck G and Fromherz P 2001 Noninvasive interfacing with synaptically connected snail neurons immobilized on a semiconductor chip *Proc. Natl Acad. Sci. USA* 98 10457
25. Aliaga J, Busca N, Minces V, Mindlin G B, Pando B, Salles A and Szczupak L 2003 Electronic neuron within a ganglion of a leech *Phys. Rev. E* 67 061915
26. Meyburg S, Wrobel G, Stockmann R, Moers J, Ingebrandt S and Offenhauser A 2006 Single cell recording with pairs of complementary transistors *Appl. Phys. Lett.* 89 013901
27. Rodriguez E, George N, Lachaux J-P, Martinerie J, Renault B and Varela F J 1999 Perception's shadow: long-distance synchronization of human brain activity *Nature* 397 430
28. Miltner W H R, Braun C, Arnold M, Witte H and Taub E 1999 Coherence of gamma-band EEG activity as a basis for associative learning *Nature* 397 434
29. Franceschini G, Bose S and Scholl E 1999 Control of chaotic spatiotemporal spiking by time-delay autosynchronization *Phys. Rev. E* 60 5426
30. Rabinovich M, Volkovskii A, Lecanda P, Huerta R, Abarbanel H D I and Laurent G 2001 Dynamical encoding by networks of competing neuron groups: winnerless competition *Phys. Rev. Lett.* 87 068102
31. Clark J W 1991 Neural network modelling, *Phys. Med. Biol.* 36 1259
32. Nogaret A, Lambert N J, Bending S J and Austin J 2004 Artificial ion channels and spike computation in modulation-doped semiconductors *Europhys. Lett.* 68 874
33. Samardak A, Taylor S, Nogaret A, Hollier G, Austin J and Ritchie D A 2007 Propagation and spatiotemporal summation of electrical impulses in semiconductor nerve fibers *Appl. Phys. Lett.* 91 073502
34. Brown E R and Parker C D 1996 Resonant tunnel diodes as submillimeter-wave sources *Phil. Trans. R. Soc. Lond. A* 354 2365
35. Chow W F 1964 *Principles of Tunnel Diode Circuits* (New York: Wiley)
36. Reddy M, Yu R Y, Kroemer H, Rodwell M J W, Martin S C, Muller R E and Smith R P 1995 Bias stabilization for resonant tunnel diode oscillators *IEEE Microw. Guid. Wave Lett.* 5 219
37. Heimburg T, Jackson A D 2005 On soliton propagation in biomembranes and nerves *Proc. Natl Acad. Sci. USA* 102 9790
38. Waugh F R, Marcus C M and Westervelt R M 1990 Fixed point attractors in analog neural networks *Phys. Rev. Lett.* 64 1986
39. Samardak A S, Nogaret A, Taylor S, Janson N B, Balanov A, Farrer I and Ritchie D A 2009 Noise-controlled signal transmission in a multithread semiconductor neuron *Phys. Rev. Lett.* 102 226802