

---

# Нейроэволюционные алгоритмы

---

Семинар по вычислительному интеллекту

Докладчик: Цой Ю.Р.

г. Томск, 27 июня 2011 г.

<http://qai.narod.ru/TomskWorkshop/>

# 1. Нейроэволюционный подход

Одно из первых упоминаний термина «*нейроэволюция*» (*neuro-evolution*) применительно к моделям эволюции ИНС:

Fullmer B., Miikkulainen R. Using marked-based genetic encoding of neural networks to evolve finite-state behavior // Proceedings of the First European Conference on Artificial Life (ECAL-91). Cambridge, MA: MIT Press, 1992. P. 255-262.

Альтернативные варианты названий:

- Neurogenesis (D. Whitley)
  - EANN – Evolutionary ANN (X. Yao)
-

## 2. Решаемые задачи

- Поиск значений весов связей ИНС при фиксированной структуре.
- Настройка структуры ИНС.
- Настройка параметров функций активации нейронов.
- Различные комбинации перечисленных задач.

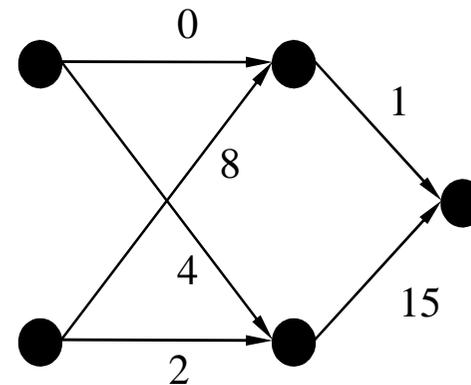


## 2.1. Поиск весов связей ИНС

Эволюционный поиск используется для оптимизации весов связей ИНС. Структура ИНС – фиксированная.

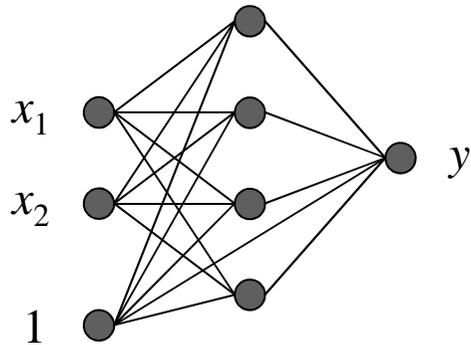
Популяция представлена множеством векторов, каждый из которых соответствует набору весов ИНС.

0,0	8,0	4,0	2,0	1,0	15,0
-----	-----	-----	-----	-----	------



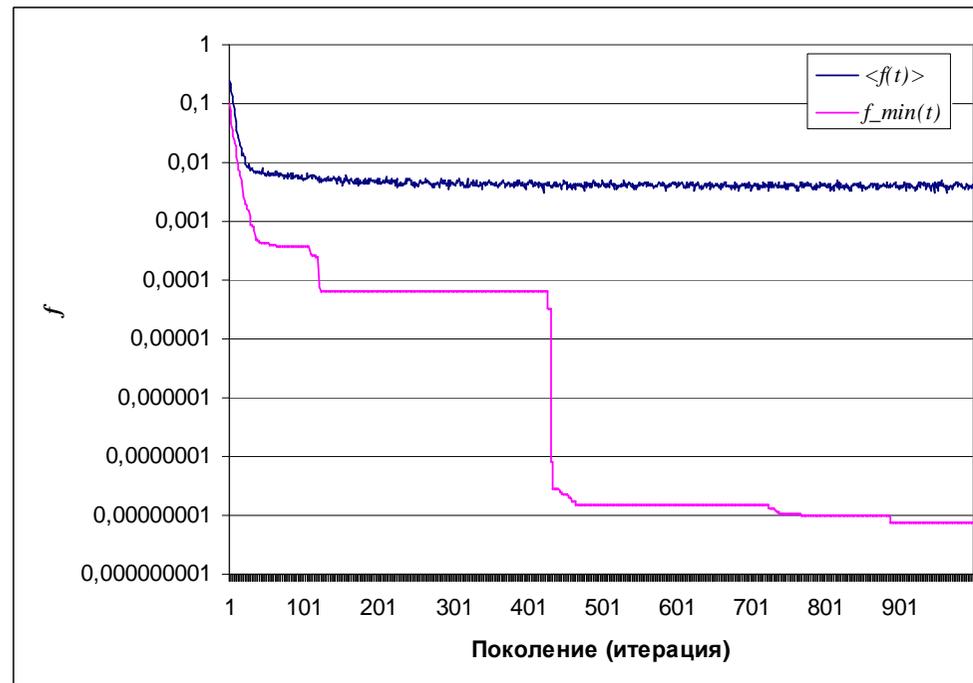
## 2.1. Поиск весов связей ИНС

Пример: Исключающее ИЛИ



Количество связей: 17  
 Возможные решения  
 представлены 17-  
 мерными векторами:  
 $\{w_1, \dots, w_{17}\}$

$$f = \frac{1}{8} \sum_{k=1}^4 (y_k - o_k)^2 = \frac{1}{8} \sum_{k=1}^4 (y_k - \text{ann}(\mathbf{x}_k))^2$$



\* Усреднено по 100 запускам

## 2.1. Поиск весов связей ИНС

### Преимущества:

- + Независимость от структуры ИНС
- + Независимость от вида функций активации нейронов
- + Отсутствие необходимости в обучающей выборке

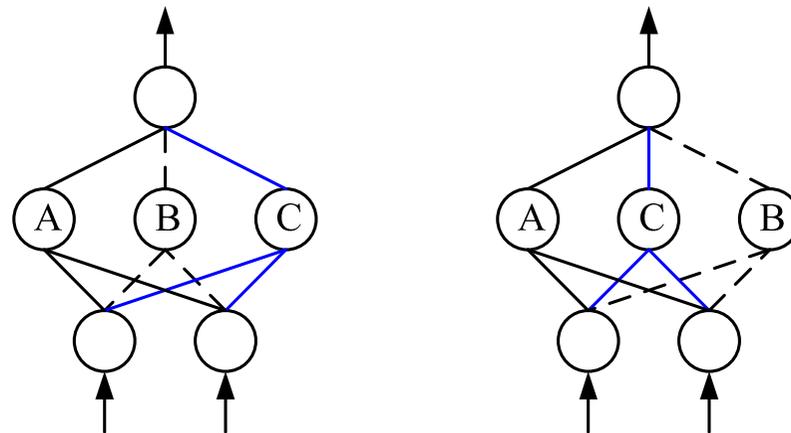
### Недостатки:

- Сложность тонкой настройки весов на поздних этапах эволюционного поиска
  - Большие по сравнению с градиентными алгоритмами требования к оперативной памяти
  - Проблема конкурирующих решений
-

## 2.1. Поиск весов связей ИНС

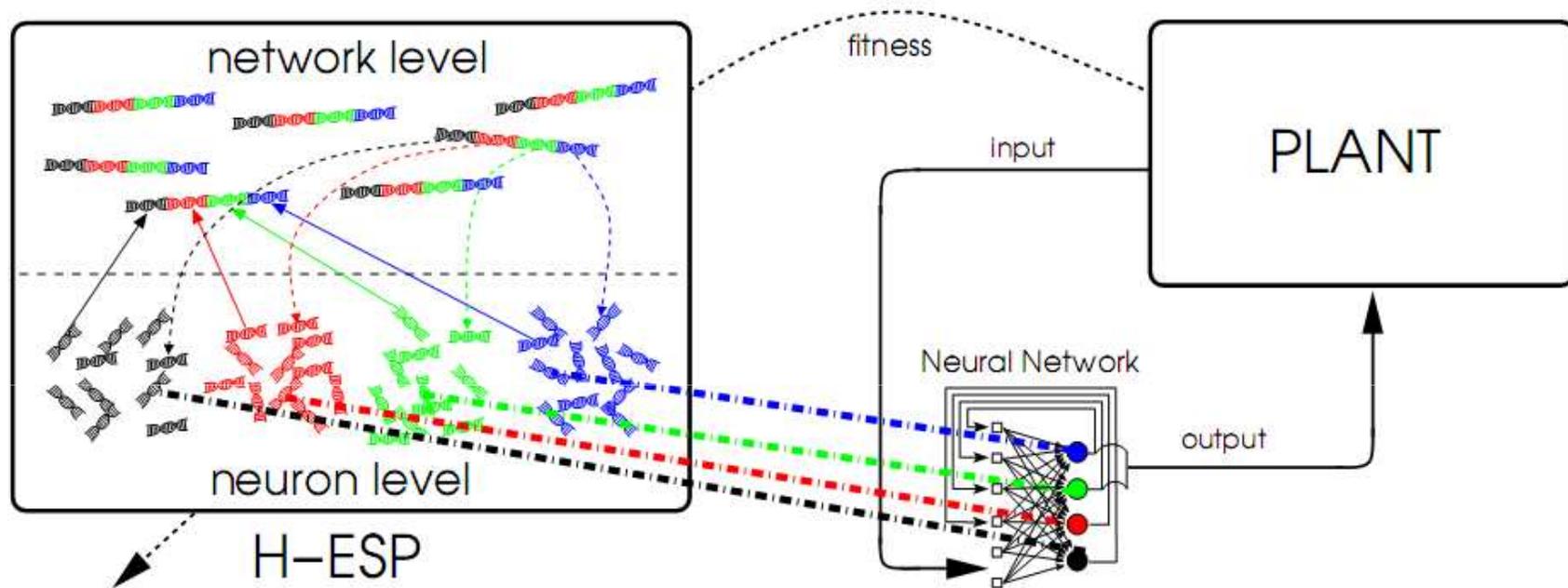
[Проблема конкурирующих решений \(competing conventions problem, Schaffer, Whitley, Eshelman, 1992\)](#)

Также известна как [проблема перестановок \(permutations problem, Radcliffe, 1990\)](#).



Использован рисунок из статьи Stanley K., Miikkulainen R. Evolving neural networks through augmenting topologies // Evolutionary computation, vol. 10, № 2, 2002, pp. 99-127.

## 2.1. ESP & H-ESP (Faustino Gomez)



Faustino Gomez and Juergen Schmidhuber (2005). [Evolving Modular Fast-Weight Networks for Control](#). In *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN-05, Warsaw)*

## 2.2. Поиск структуры ИНС

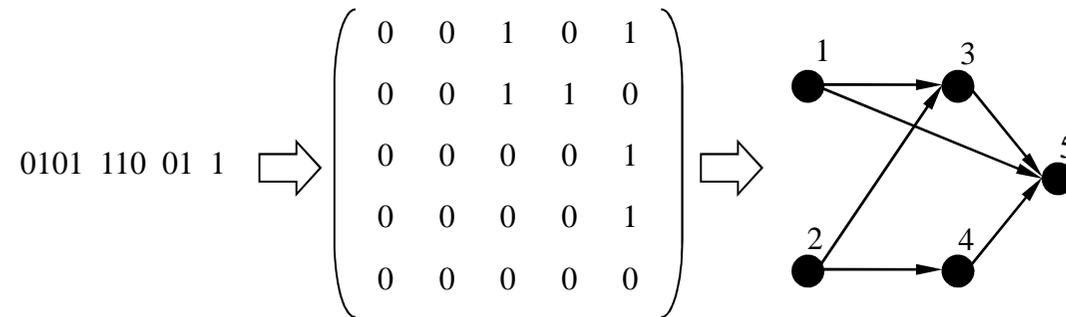
Эволюционный поиск используется для настройки структуры ИНС. Веса связей настраиваются отдельно.

Способы кодирования структуры ИНС (Balakrishan, Honavar, 1995):

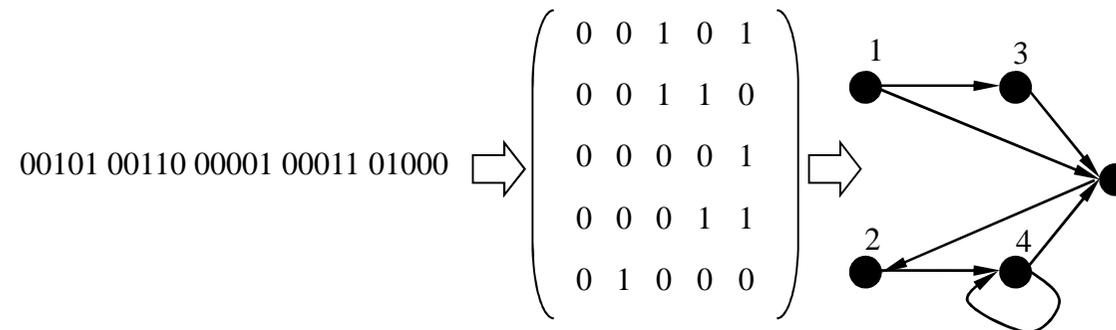
1. *Прямое кодирование (direct encoding)* (список связей, матрица смежности и др.)
  2. *Косвенное кодирование (indirect encoding)*.
    - 2.1. Кодирование параметров (например, количество слоев и нейронов в них).
    - 2.2. Использование специализированных грамматик.
      - 2.2.1. Эволюция грамматических правил
      - 2.2.2. Эволюция последовательности использования правил
-

## 2.2. Поиск структуры ИНС

Пример прямого кодирования: Матрица смежности



а) ИНС без обратных связей



б) ИНС с обратными связями

## 2.2. Поиск структуры ИНС

Пример косвенного кодирования:

Эволюция грамматических правил

Kitano H. Designing neural network using genetic algorithm with graph generation system // Complex Systems, 1990, no. 4, pp. 461–476:

1. Последовательность применения правил predetermined
2. Эволюционный поиск направлен на генерацию правил, применяемых на первом и втором шагах.

ABCDaaaaiaiaacaeae  
а)

$$S \rightarrow \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$$

$$A \rightarrow \begin{pmatrix} a & a \\ a & a \end{pmatrix} \quad B \rightarrow \begin{pmatrix} i & i \\ i & a \end{pmatrix} \quad C \rightarrow \begin{pmatrix} i & a \\ a & c \end{pmatrix} \quad D \rightarrow \begin{pmatrix} a & e \\ a & e \end{pmatrix}$$

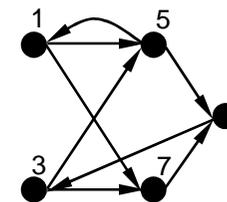
$$a \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad c \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad e \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad i \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

б)

1 шаг      2 шаг      3 шаг

$$S \Rightarrow \begin{matrix} A & B \\ C & D \end{matrix} \Rightarrow \begin{matrix} a & a & i & i \\ a & a & i & a \\ i & a & a & e \\ a & c & a & e \end{matrix} \Rightarrow \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

в)



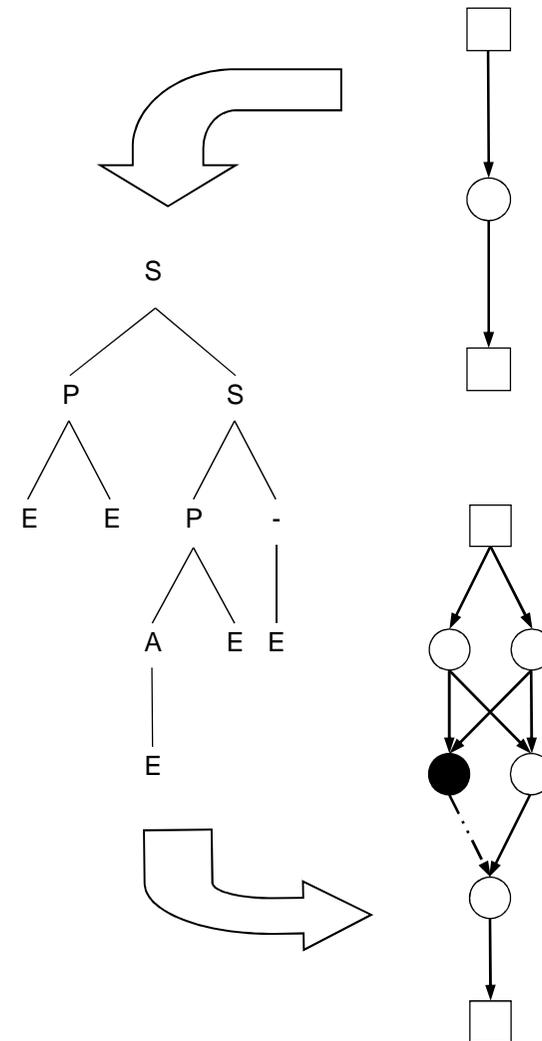
г)

## 2.2. Поиск структуры ИНС

Пример косвенного кодирования: Эволюция последовательности использования правил (*клеточное кодирование, cellular encoding*).

1. Задан набор правил.
2. Эволюционный поиск направлен на генерацию последовательности применения правил, приводящей к желаемому результату.

Gruau F. Genetic synthesis of Boolean neural networks with a cell rewriting developmental process // In Proceedings of the International Workshop on Combination of Genetic Algorithms and Neural Networks (COGANN-92). Los Alamos, CA: IEEE Computer Society Press, 1992. P. 55-74.



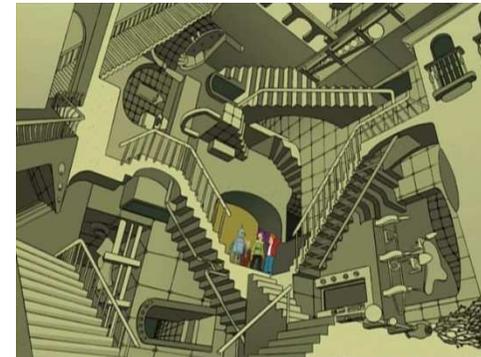
## 2.2. Поиск структуры ИНС

### Преимущества:

- + Возможность автоматического поиска структуры ИНС
- + Независимость от характеристик функций активации нейронов

### Недостатки:

- Сложность оценки структуры ИНС
- Сложность организации поиска структуры ИНС



## 2.3. Одновременный поиск весов и структуры ИНС

Структура и веса связей ИНС настраиваются одновременно.

Возможные варианты упрощения задачи:

- Ограничение количества скрытых нейронов
- Ограничение количества связей
- Ограничение изменений топологии ИНС



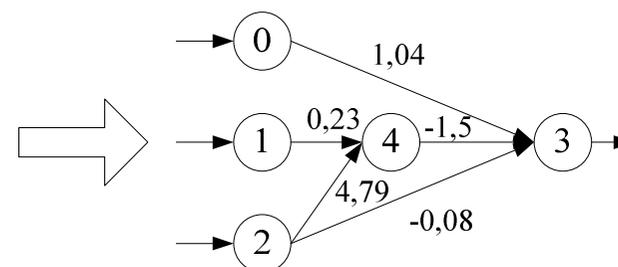
## 2.3. Одновременный поиск весов и структуры ИНС

Примеры кодирования информации:

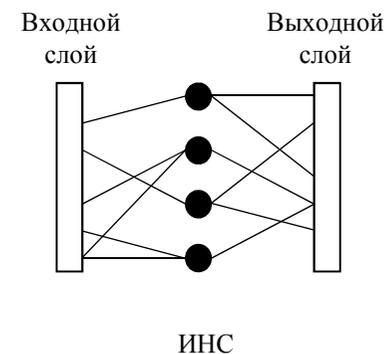
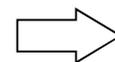
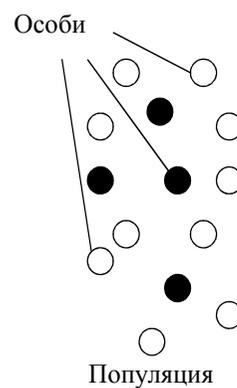
Прямое кодирование

1	4	4	3	2	3	2	4	0	3
0,23	-1,5	-0,08	4,79	1,04					

Начальный нейрон связи	Конечный нейрон связи
Вес связи	



Коэволюционный подход



## 2.3. Одновременный поиск весов и структуры ИНС

### Преимущества:

- + Независимость от вида функций активации нейронов
- + Отсутствие необходимости в обучающей выборке
- + Возможность автоматического поиска структуры ИНС

### Недостатки:

- Сложность оценки структуры ИНС.
  - Бóльшие по сравнению с градиентными алгоритмами требования к оперативной памяти
  - Сложность организации поиска структуры ИНС
-

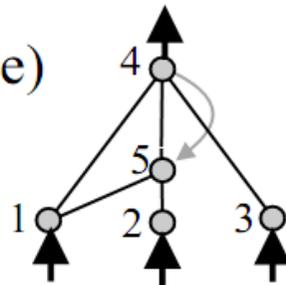
## 2.3. NEAT (Kenneth Stanley)

- Одновременная настройка весов и структуры ИНС.
  - Сети прямого распространения и с обратными связями.
  - Адаптивные операторы скрещивания и мутации.
  - «Исторические метки» («Historical markings»)
  - Эволюция начинается с ИНС без скрытых нейронов и идет в направлении усложнения структуры.
-

## 2.3. NEAT (Kenneth Stanley)

Genome (Genotype)							
Node	Node 1	Node 2	Node 3	Node 4	Node 5		
Genes	Sensor	Sensor	Sensor	Output	Hidden		
Connect. Genes	In 1 Out 4 Weight 0.7 Enabled Innov 1	In 2 Out 4 Weight -0.5 <b>DISABLED</b> Innov 2	In 3 Out 4 Weight 0.5 Enabled Innov 3	In 2 Out 5 Weight 0.2 Enabled Innov 4	In 5 Out 4 Weight 0.4 Enabled Innov 5	In 1 Out 5 Weight 0.6 Enabled Innov 6	In 4 Out 5 Weight 0.6 Enabled Innov 11

Network (Phenotype)



Здесь и далее: Kenneth O. Stanley and Risto Miikkulainen (2002). "[Evolving Neural Networks Through Augmenting Topologies](#)". *Evolutionary Computation* **10** (2): 99–127.

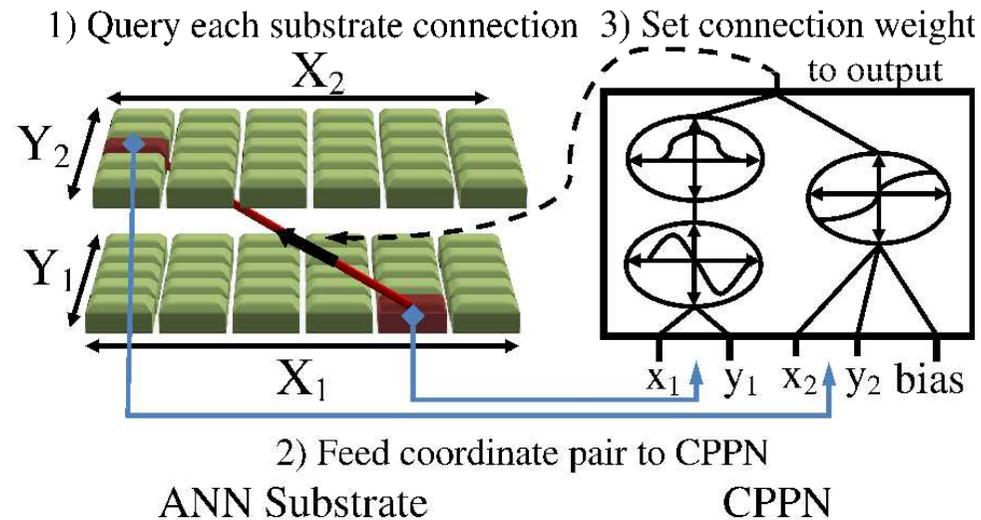
## 2.3. HyperNEAT (Kenneth Stanley)

HyperNEAT – Hypercube-based NEAT.

Compositional pattern producing networks (CPPNs).

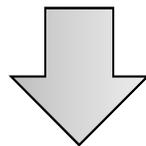
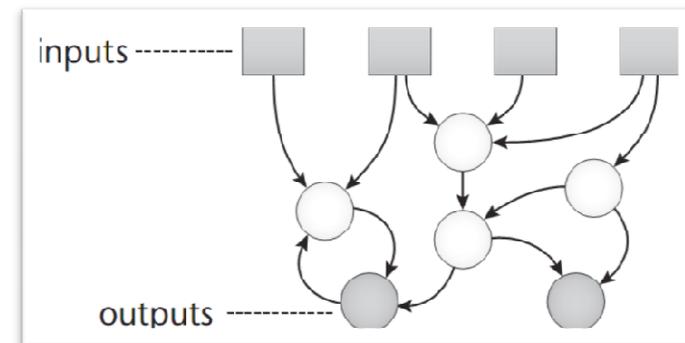
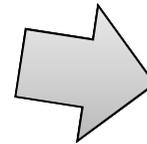
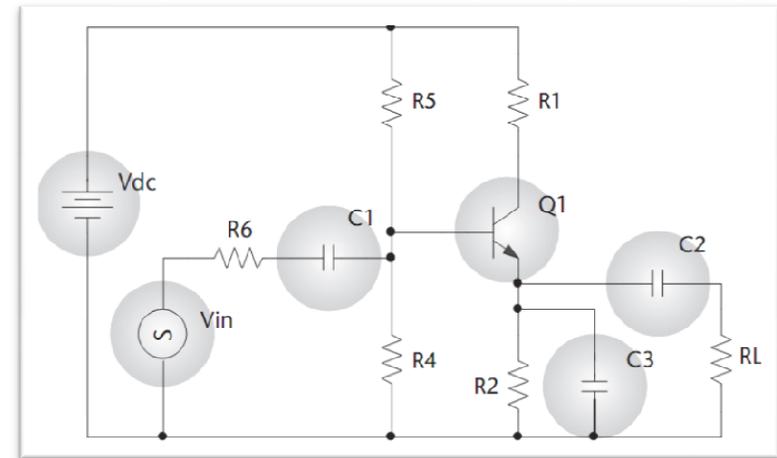
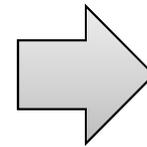
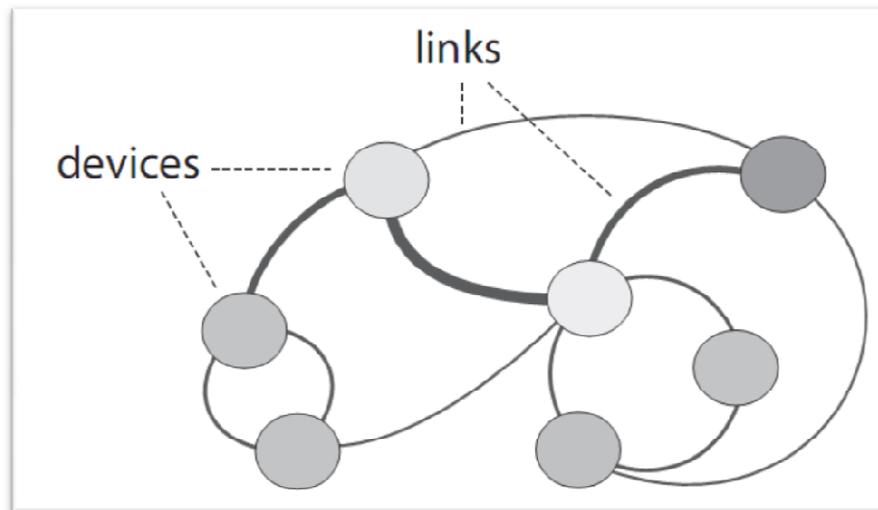
Косвенное кодирование (indirect encoding).

Геометрические закономерности.



Verbanacsics P., Stanley K.O. Evolving Static Representations for Task Transfer // Journal of Machine Learning Research 11 (2010) 1737-1769.

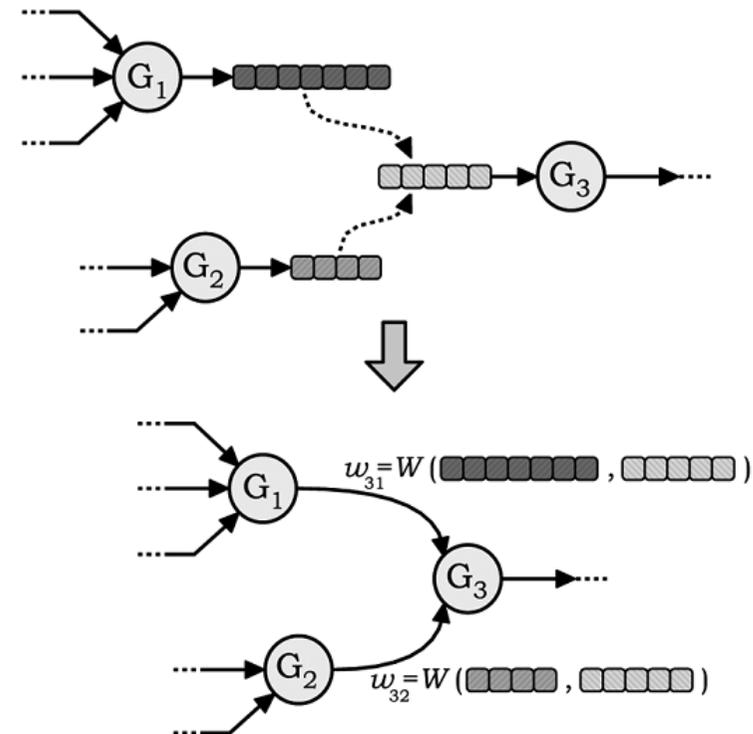
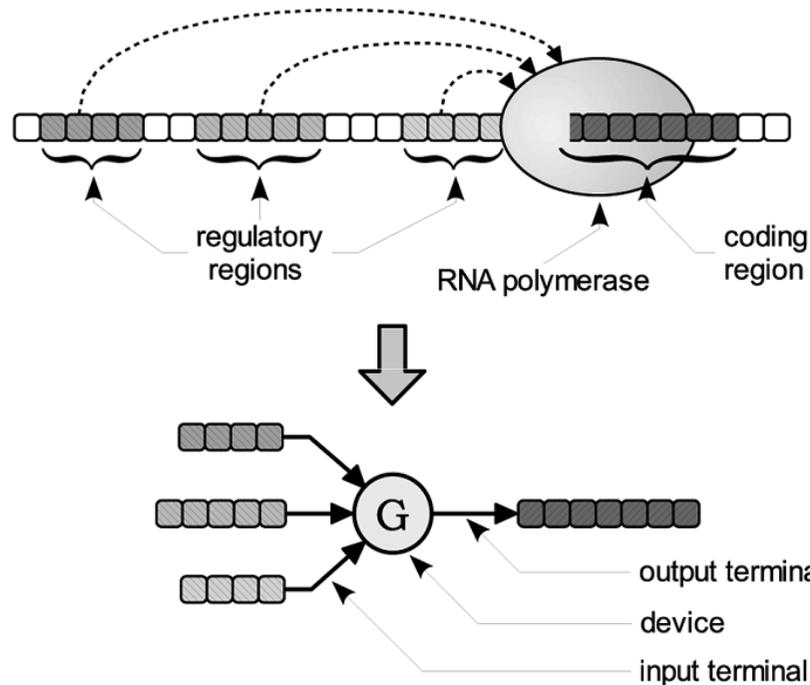
## 2.3. AGE (Claudio Mattiussi & Dario Floreano)



■ ■ ■

Mattiussi C., Marbach D., Dürr P., Floreano D. The Age of Analog Networks // AI Magazine, vol. 29, num. 3, 2008, p. 63--76

## 2.3. AGE (Claudio Mattiussi & Dario Floreano)



Mattiussi C., Floreano D. Analog Genetic Encoding for the Evolution of Circuits and Networks // IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 11, No. 5, October 2007

## 3. Приложения НЭ алгоритмов

- 3.1. Вводные замечания
- 3.2. Адаптивное управление
- 3.3. Адаптивное поведение и многоагентные системы
- 3.4. Эволюционная робототехника
- 3.5. Поиск игровых стратегий
- 3.6. Компьютерное творчество



## 3.1. Вводные замечания

Отсутствие необходимости в использовании обучающей выборки – одно из преимуществ эволюционного поиска весов связей ИНС.

Факторы, осложняющие формирование обучающего множества данных:

- Неформализуемость задачи.
- Отсутствие информации о корректных значениях выходных сигналов.
- Большие вычислительные затраты / стоимость.
- Отсутствие адекватной модели и невозможность проведения натурального эксперимента.



## 3.1. Вводные замечания

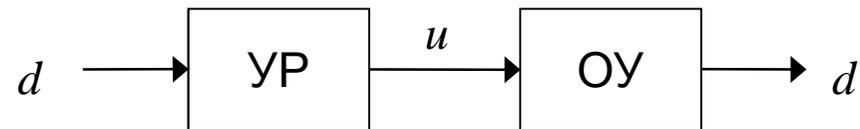
Есть множество векторов входных сигналов, но соответствующие им векторы выходных сигналов неизвестны, при этом результат работы ИНС поддается (не)формализуемому оцениванию с точки зрения поставленной задачи и достигнутых целей.

Примеры:

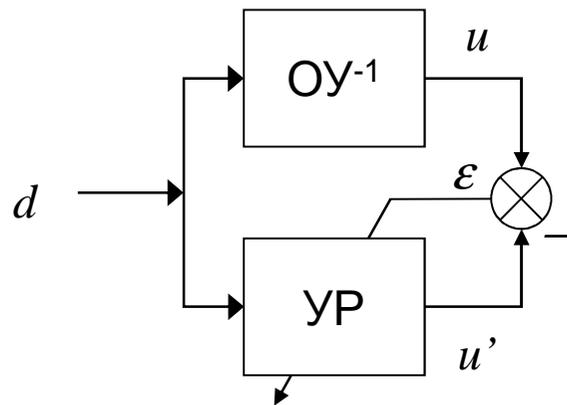
1. Оценивается время поддержания стабильного состояния объекта управления при использовании нейроконтроллера.
  2. Оценивается процент выигранных партий в настольной игре.
-

## 3.2. Адаптивное управление

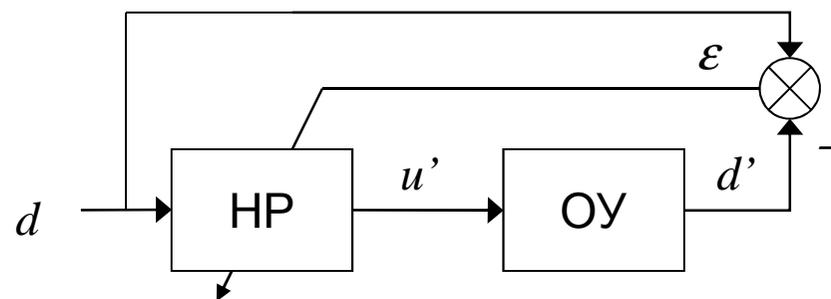
Рассмотрим классическую задачу управления, когда необходимо обеспечить на выходе объекта управления (ОУ) сигнал задания  $d$  путем подачи на его вход управляющего сигнала  $u$  с выхода устройства регулирования (УР).



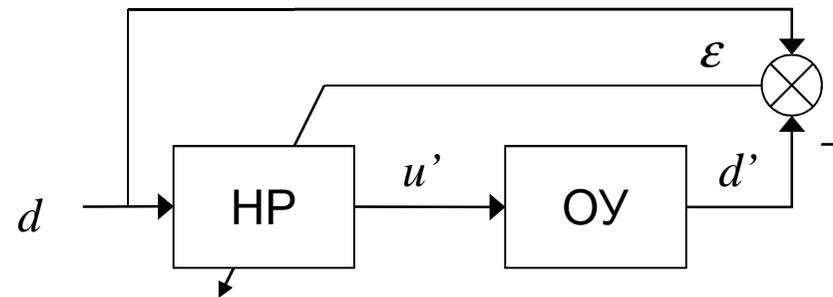
Традиционный подход  
к обучению УР:



НЭ подход:



## 3.2. Адаптивное управление



Пример: Вороновский, Махотило, Петрашев, Сергеев (1997).

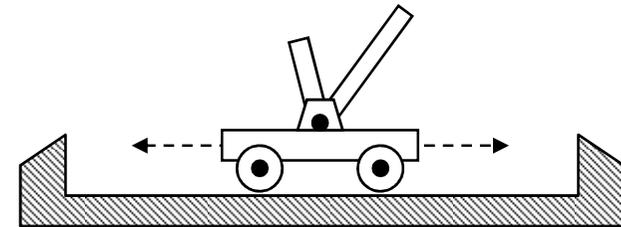
Передаточная функция ОУ: 
$$W = \frac{k}{T^2 s^2 + 2T\zeta s + 1}$$

Целевая функция: 
$$f = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \left( \frac{1}{t_{\max}} \int_0^{t_{\max}} (d'(t) - d(t))^2 dt \right),$$
  

$$f \rightarrow \min$$

## 3.2. Адаптивное управление

**Пример:** Проблема перевернутого маятника (inverted pendulum problem). Необходимо, управляя тележкой, удерживать маятники от падения в течение заданного времени.



1. 1 или 2 маятника, полная информация о движении (координаты и скорости).

Оценка ИНС:  $f = t, f \rightarrow \max$

2. 2 маятника, информация только о координатах.

Оценка ИНС:  $f = 0,1f_1 + 0,9f_2, f \rightarrow \max$

$$f_1 = t/1000$$

$$f_2 = \begin{cases} 0, & t < 100, \\ \frac{0,75}{\sum_{i=t-100}^t (|x^i| + |\dot{x}^i| + |\theta_1^i| + |\dot{\theta}_1^i|)}, & t \geq 100, \end{cases}$$

## 3.3. Адаптивное поведение и многоагентные системы

Децентрализованное управление подразумевает использование адаптивных, обучающихся агентов, способных, в идеале, к коллективным действиям.

Один из способов реализации «мозга» агентов – использование **аппарата формальных логик**. При этом агенты «умны» ровно настолько, насколько это позволяет используемый формализм.

Но как обучить агентов, не используя предписанных правил, чтобы они могли сами научиться обнаруживать и извлекать закономерности?

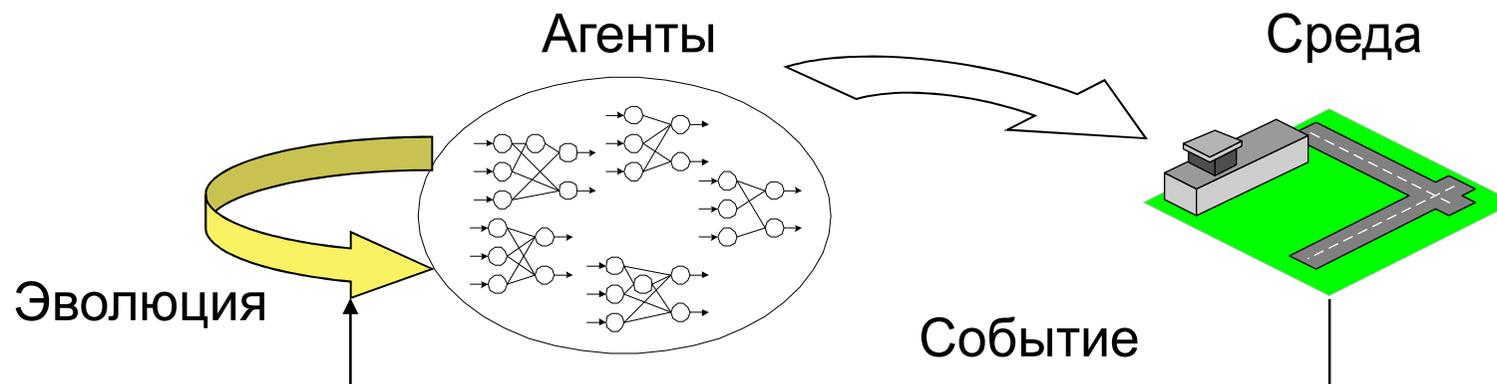
---

## 3.3. Адаптивное поведение и многоагентные системы

Значительный интерес представляет реализация нейросетевых интеллектуальных агентов, действующих в некоторой, изначально неизвестной среде.

Как обучать таких агентов?

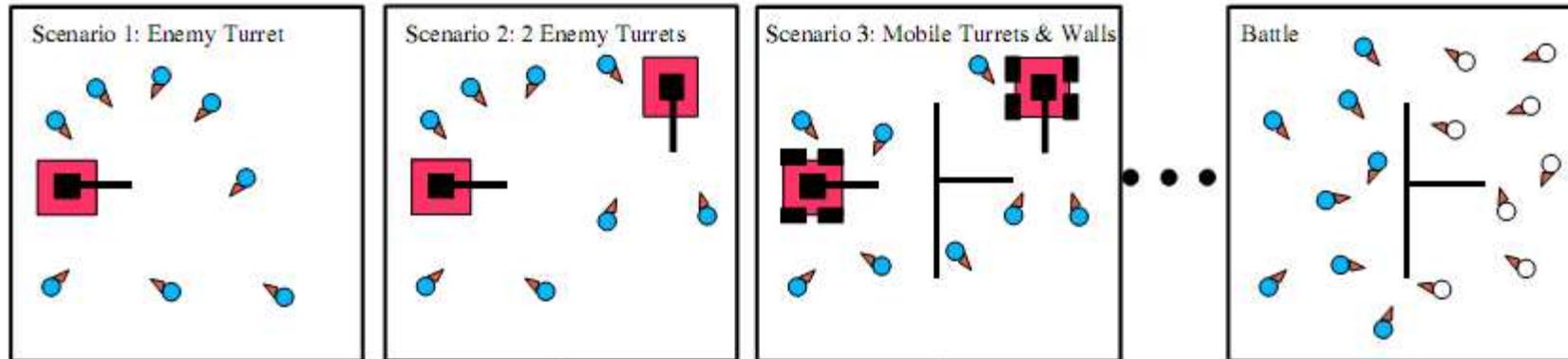
Один из возможных ответов:



## 3.3. Адаптивное поведение и многочагентные системы

Проект [N.E.R.O. – NeuroEvolution of Robotic Operatives](#) (К. Stanley, 2004)

Агенты действуют на основе сенсорной информации. В начальный момент времени агенты не имеют навыков. Цели и приоритеты в поведении агентов выбирает человек.



Использован рисунок из статьи Yong, Stanley, Miikkulainen, Karpov  
“Incorporating advice into neuroevolution of adaptive agents” (2006)

## 3.4. Эволюционная робототехника (evolutionary robotics)

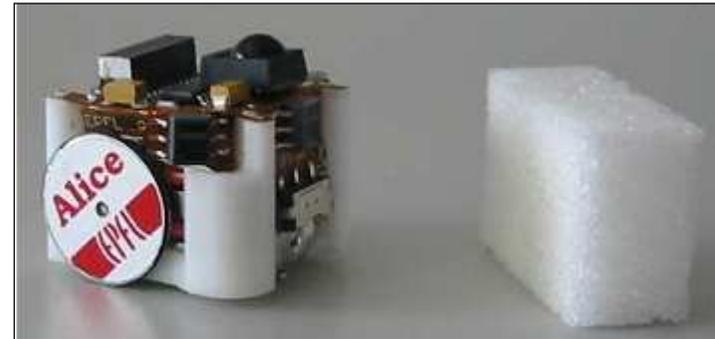
Сравнительно молодое направление исследований, направленное на создание и исследование автономных роботов, которые рассматриваются как искусственные организмы, поведение которых развивается без человеческого вмешательства в результате взаимодействия с окружающей средой.



Использован рисунок из статьи Kohl, Stanley, Miikkulainen, Samples, Sherony  
“Evolving a real-world vehicle warning system” (2006)

## 3.4. Эволюционная робототехника (evolutionary robotics)

Пример: Обучение микроробота Alice навигации с использованием ИНС с упрощенной моделью спайкового нейрона (Floreano, Epars, Zufferey, Mattiussi, 2005).



Обучение направлено на избегание препятствий и движение с максимальной скоростью

Оценка ИНС:  $f = \sum_t V(t)(1 - \Delta V(t))(1 - i)$ ,  $f \rightarrow \max$

$V$  – скорость вращения колес,  $\Delta V$  – модуль разность скоростей вращения левого и правого колеса,  $i$  – максимальная интенсивность ИК-датчика

Использован рисунок из статьи Floreano, Epars, Zufferey, Mattiussi “Evolution of spiking neural circuits in autonomous mobile robots” (2005)

## 3.5. Поиск игровых стратегий

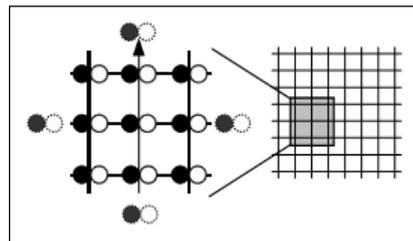
Пример: Обучение игре го

Оценка ИНС (Stanley, Miikkulainen, 2004): 
$$f = 100 - \left( \frac{2 \sum_{i=1}^n e_i}{n} + e_f \right),$$

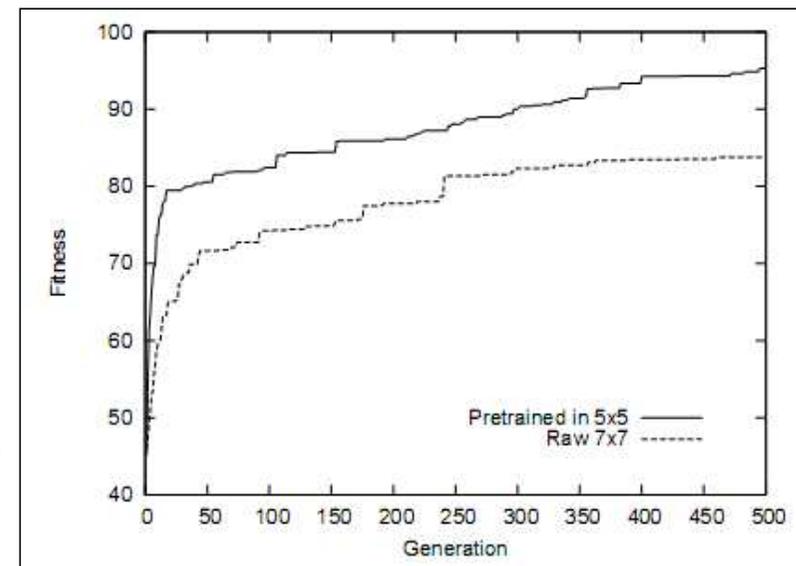
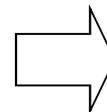
$f \rightarrow \min$

$e_i$  – счет в игре после  $n$ -го хода,  $e_f$  – финальный счет игры

Используется *roving eye* (скользящий взгляд?)



Сравнение на доске 7x7 ИНС, предварительно обученной на доске 5x5, с ИНС без предварительного обучения



## 3.5. Поиск игровых стратегий

Пример: Обучение игре го (конкурентная коэволюция)

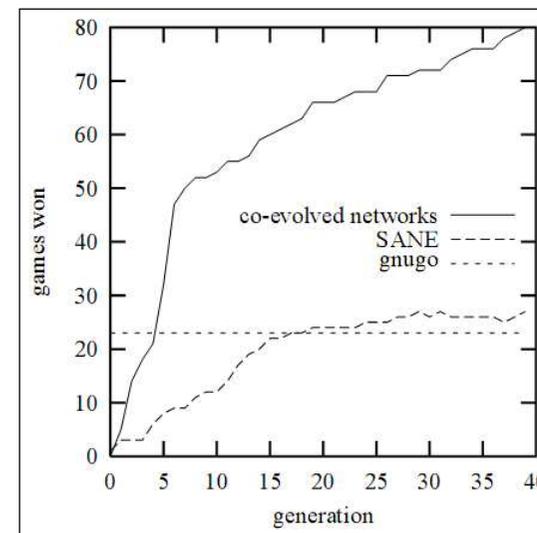
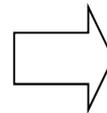
Рассматривается противоборство двух популяций ИНС.

Оценка ИНС (Lubberts, Miikkulainen, 2001):

$$f = \sum_{i \in O} \frac{1}{L_i}, f \rightarrow \min$$

$O$  – множество НС-оппонентов,  $L_i$  – количество проигрышей  $i$ -го оппонента

Сравнение результатов коэволюционного обучения с результатами обучения без коэволюции на примере турнира с программой gnugo.



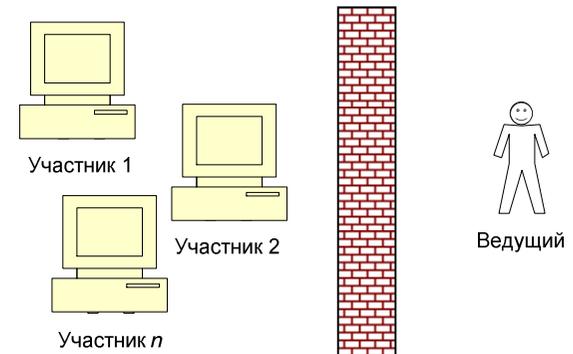
## 3.6. Компьютерное творчество

*Эстетическая селекция (aesthetic selection) (interactive evolution):*

Оценка и выбор решений осуществляется человеком (действия ведущего неформализуемы).

Некоторые задачи:

- Синтез изображений.
- Синтез звуков и мелодий.
- Синтез геометрических образов и форм.

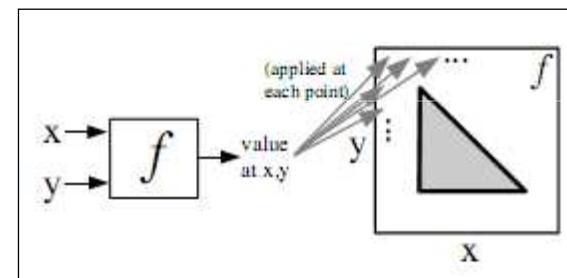


## 3.6. Компьютерное творчество

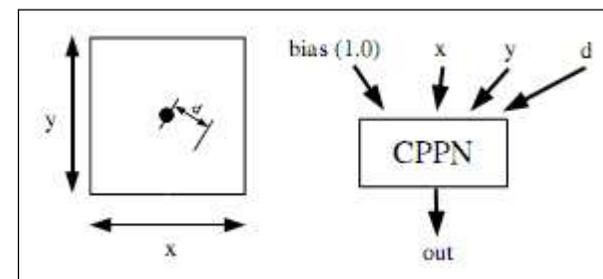
Пример: Генерация разнообразных геометрических образов и узоров (Stanley, 2006).

Одновременно настраиваются структура, веса связей и функции активации нейронов

Идея преобразования:



Реализация:

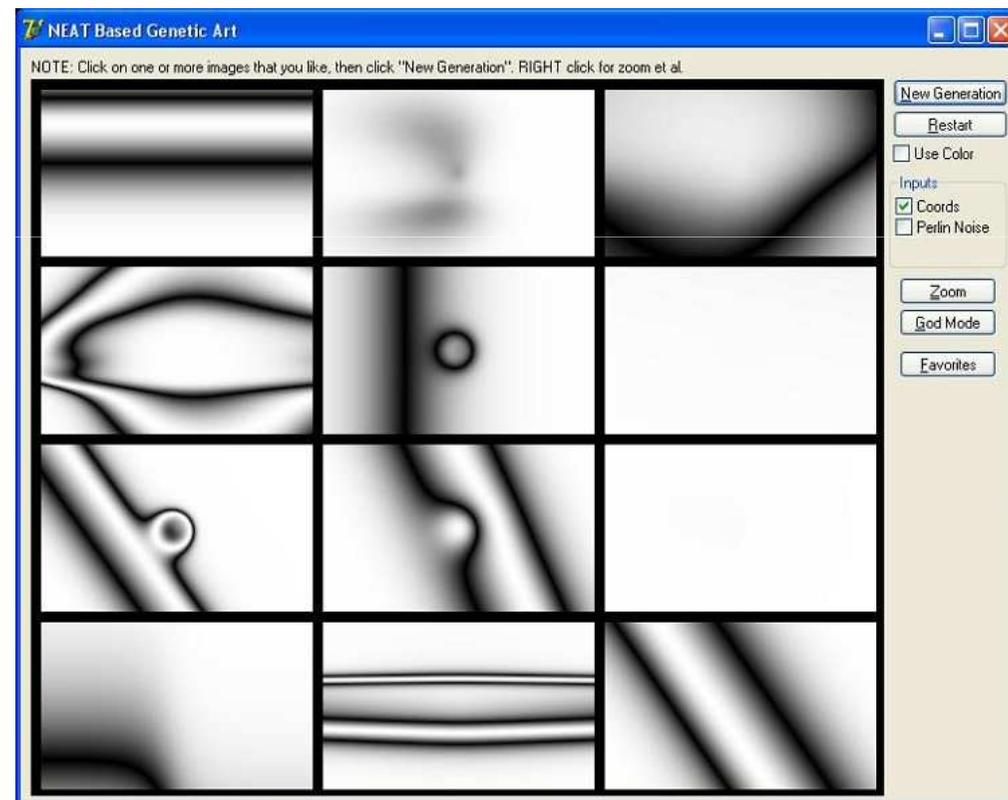


(CPPN – Compositional Pattern Producing Network)

## 3.6. Компьютерное творчество

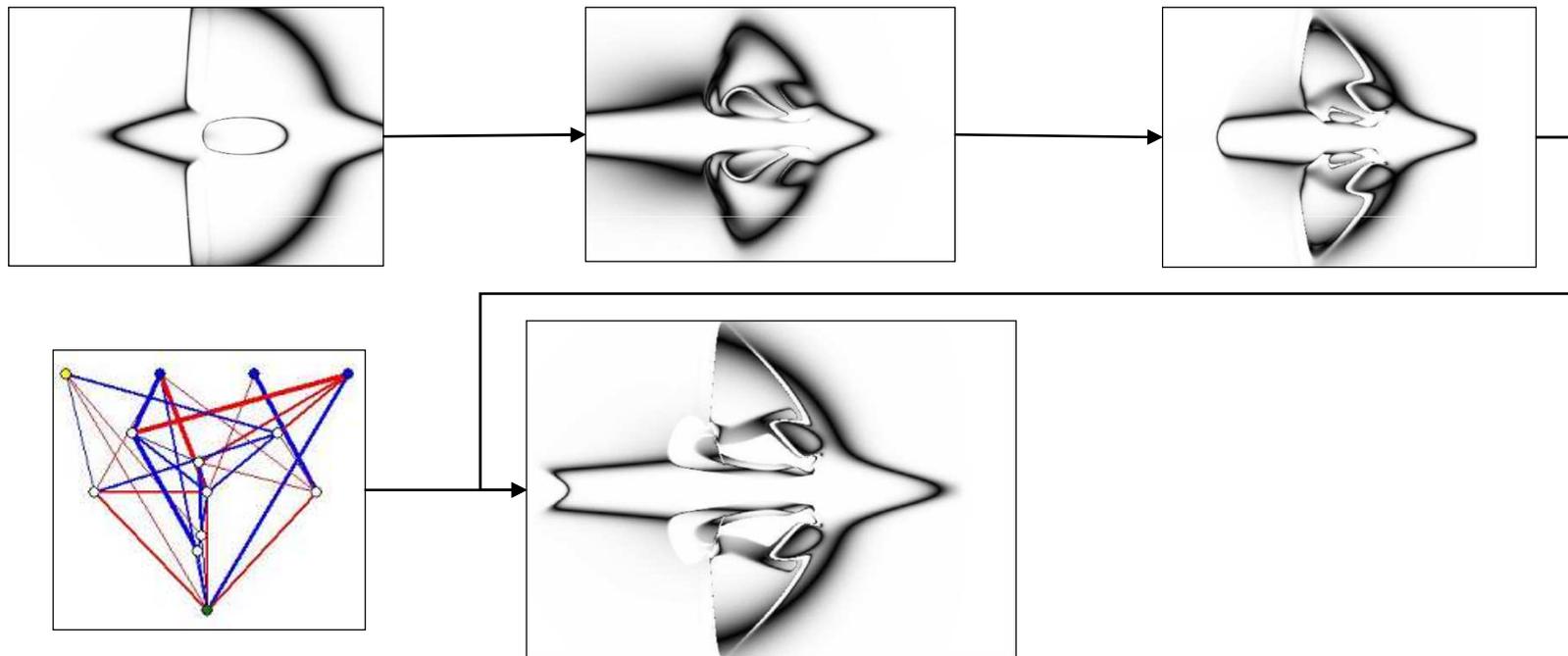
Пример: Генерация разнообразных геометрических образов и узоров (Stanley, 2006).

Пример интерфейса  
(Delphi NEAT-based  
Genetic Art (DNGA,  
Mattias Fagerlund))



## 3.6. Компьютерное творчество

Пример: Генерация разнообразных геометрических образов и узоров (Stanley, 2006).



Рамки вокруг изображений добавлены для облегчения восприятия

## 4. НЭ алгоритмы в мире и в России

Исследования за рубежом:

- Группа нейросетевых исследований (Neural Networks Research Group), Университет г. Остин, штат Техас, рук. Ристо Мииккулайнен (Risto Miikkulainen).
  - Группа по исследованию эволюционной сложности (Evolutionary Complexity Research Group), Университет Центральной Флориды, рук. Кеннет Стенли (Kenneth Stanley).
  - Лаборатория интеллектуальных систем (The Laboratory of Intelligent Systems), Лозанна, рук. Дарио Флореано (Dario Floreano).
  - Лаборатория автономных роботов и искусственной жизни (Laboratory of Autonomous Robotics and Artificial Life), Рим, рук. Стефано Нолфи (Stefano Nolfi).
-

## 4. НЭ алгоритмы в мире и в России

- Центр исследований вычислительного интеллекта и его приложений (The Centre of Excellence for Research in Computational Intelligence and Applications – CERCIA), Университет Бирмингема, рук. Зин Яо (Xin Yao).
  - Группа исследований оптимизации адаптивных систем (Optimization of Adaptive Systems Research Group), Институт Нейроинформатики в Университете Бохума, Германия, рук. Кристиан Игель (Christian Igel).
  - Швейцарский институт искусственного интеллекта (Istituto Dalle Molle di Studi sull'Intelligenza Artificiale), Лугано, Швейцария, рук. Юрген Шмидхубер (Jürgen Schmidhuber).
-

## 4. НЭ алгоритмы в мире и в России

Исследования в России:

- Ульяновский государственный технический университет (интеллектуальные системы, принятие решений).
  - Калужское отделение МГТУ им. Баумана (интеллектуальные системы, принятие решений).
  - Центр оптико-нейронных технологий совместно с Институтом прикладной математики им. Келдыша (адаптивное поведение).
  - Красноярский государственный технический университет (классификация и медицинская диагностика).
  - Томский политехнический университет (классификация, обработка изображений).
-

## 5. Проблемы НЭ алгоритмов



- Очень большой объем эвристики.
  - Отсутствие формализации априорных знаний о проблеме.
  - Отсутствие формализации для управления процессом поиска решения.
  - Большое количество вручную настраиваемых параметров (часто  $> 10$ ).
  - Вероятность получить нечто «доброе» снаружи, но «ужасное» внутри.
  - Еще большая сложность интерпретации результатов по сравнению с традиционным НС подходом и статистическим распознаванием образов.
-

## 6. Конференции и журналы

Конференции:

- Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO).
  - International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN).
  - IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC).
  - International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN).
  - Evo\*
  - Нейроинформатика.
  - Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте.
  - Национальная конференция по искусственному интеллекту.
-

## 6. Конференции и журналы

Журналы:

- Neural Computation  
(<http://www.mitpressjournals.org/loi/neco>).
  - IEEE Transactions on Evolutionary Computation  
(<http://iee-cis.org/pubs/tec/>).
  - IEEE Transactions on Neural Networks  
(<http://iee-cis.org/pubs/tnn/>).
  - Evolutionary Computation  
(<http://www.mitpressjournals.org/loi/evco>).
  - Нейрокомпьютеры: разработка и применение  
(<http://www.radiotec.ru/catalog.php?cat=jr7>).
  - Электронный журнал «Нейроинформатика»  
(<http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/>).
  - Электронный журнал «Нечеткие системы и мягкие вычисления»  
(<http://fuzzy.tversu.ru/>).
-

## 7. ССЫЛКИ

- Special Interest Group for Genetic and Evolutionary Computation (SIGEVO):  
<http://www.sigevo.org/>
  - IEEE Computer Intelligence Society:  
<http://iee-cis.org/>
  - Российская ассоциация нейроинформатики:  
<http://ni.iont.ru/>
  - Российская ассоциация искусственного интеллекта:  
<http://www.raai.org/>
  - Российская ассоциация нечетких систем и мягких вычислений:  
<http://www.ransmv.narod.ru/>
-

## 7. ССЫЛКИ

- Neural Networks Research Group: <http://nn.cs.utexas.edu/>
  - Laboratory of Intelligent Systems: <http://lis.epfl.ch/>
  - Laboratory of Autonomous Robotics and Artificial Life: <http://gral.istc.cnr.it/>
  - The Centre of Excellence for Research in Computational Intelligence and Applications – CERCIA: <http://cercia.ac.uk/>
  - Optimization of Adaptive Systems Research Group  
<http://www.neuroinformatik.ruhr-uni-bochum.de/thbio/group/neuralnet/>
  - IDSIA (Istituto Dalle Molle di Studi sull'Intelligenza Artificiale): <http://www.idsia.ch/>
  - Evolutionary Complexity Research Group (EPlex) at the University of Central Florida: <http://eplex.cs.ucf.edu/>
  - NEAT discussion group (by K. Stanley): <http://groups.yahoo.com/group/neat/>
-

## 7. ССЫЛКИ

- Страница К. Стенли (K. Stanley):  
<http://www.cs.ucf.edu/?kstanley>
  - Страница Ю. Шмидхубера (J. Schmidhuber):  
<http://www.idsia.ch/~juergen/>
  - Страница Р. Мииккулайнена (R. Miikkulainen):  
<http://www.cs.utexas.edu/~risto/>
  - Страница З. Яо (Xin Yao):  
<http://www.cs.bham.ac.uk/~xin>
  - Страница В.Г. Редько:  
[http://www.niisi.ru/iont/staff/rvg/index\\_rus.php](http://www.niisi.ru/iont/staff/rvg/index_rus.php)
  - Citeseer:  
<http://citeseer.ist.psu.edu/>
  - (БНБ) Большая Научная Библиотека:  
<http://sci-lib.com/full.php>
-

---

# Спасибо за внимание!

---

[http://qai.narod.ru/TomskWorkshop/lecture\\_06\\_2011.pdf](http://qai.narod.ru/TomskWorkshop/lecture_06_2011.pdf)

