

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.

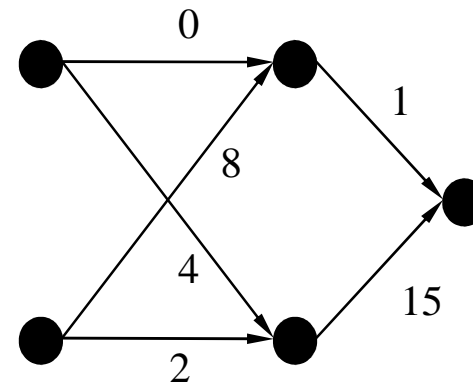


2.1. Поиск весов связей ИНС

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

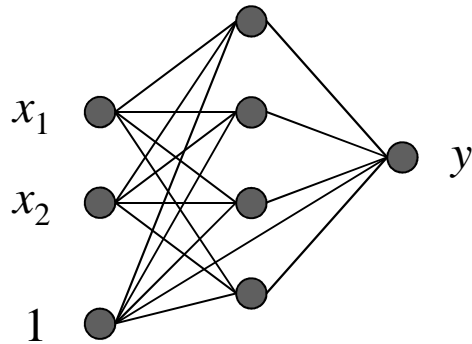
Популяция представлена множеством векторов, каждый из которых соответствует набору весов ИНС.

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



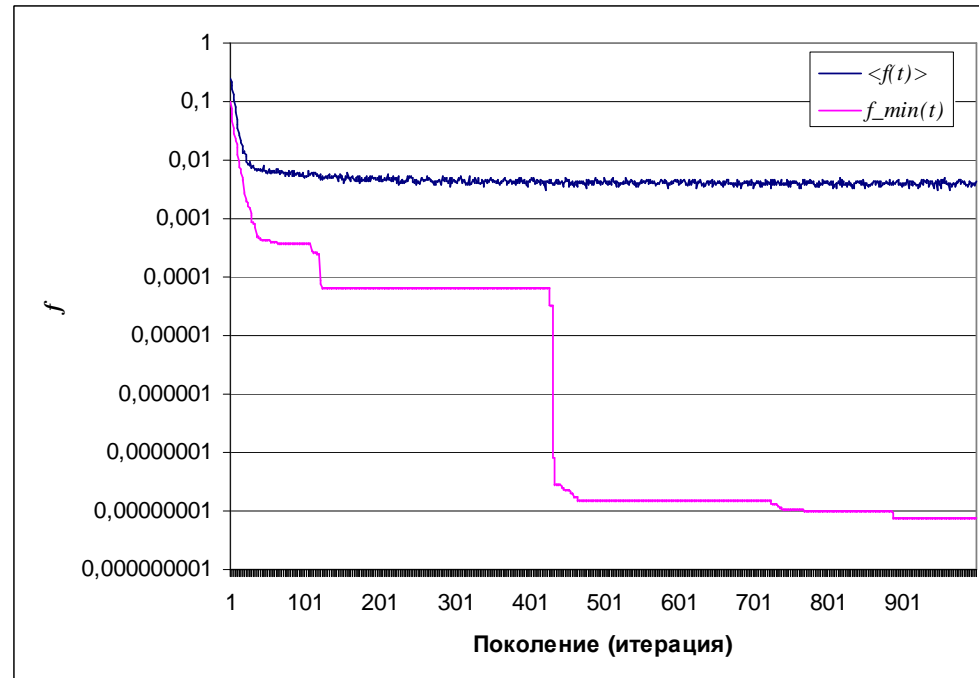
2.1. Поиск весов связей ИНС

Пример: Искключающее 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

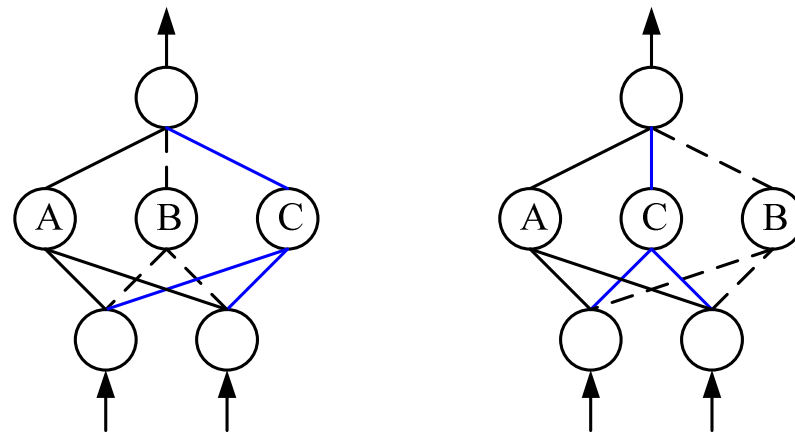
Недостатки:

- 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

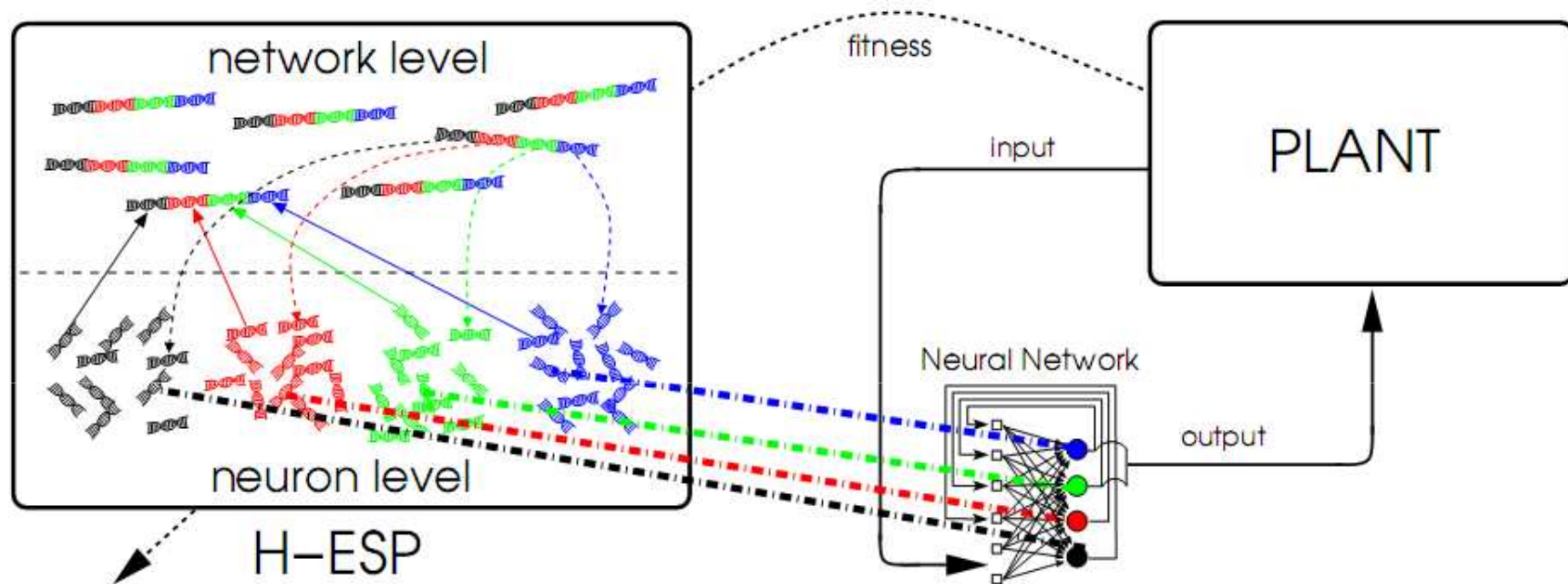
Проблема конкурирующих решений (*competing conventions problem*, Schaffer, Whitley, Eshelman, 1992)

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

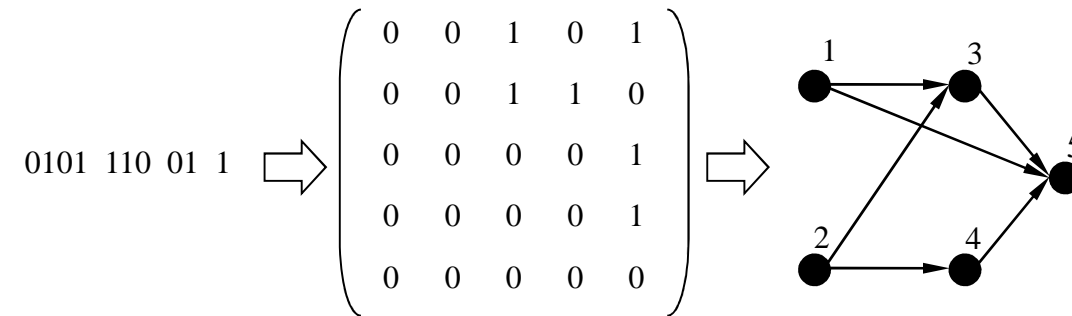
Эволюционный поиск используется для настройки структуры ИНС. Веса связей настраиваются отдельно.

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

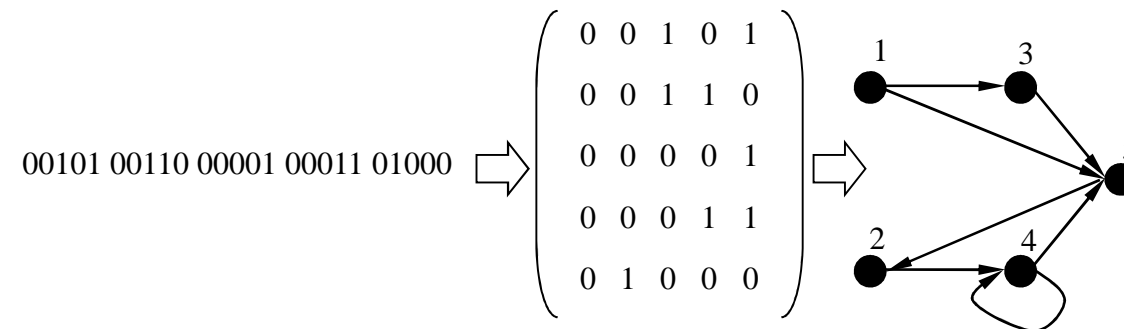
1. *Прямое кодирование (direct encoding)* (список связей, матрица смежности и др.)
 2. *Косвенное кодирование (indirect encoding)*.
 - 2.1. Кодирование параметров (например, количество слоев и нейронов в них).
 - 2.2. Использование специализированных грамматик.
 - 2.2.1. Эволюция грамматических правил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

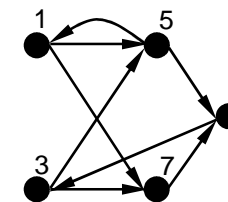
а)

$$\begin{aligned}
 S &\rightarrow \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} \\
 A &\rightarrow \begin{pmatrix} a & a \\ a & a \end{pmatrix} & B &\rightarrow \begin{pmatrix} i & i \\ i & a \end{pmatrix} & C &\rightarrow \begin{pmatrix} i & a \\ a & c \end{pmatrix} & D &\rightarrow \begin{pmatrix} a & e \\ a & e \end{pmatrix} \\
 a &\rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & c &\rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} & e &\rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & i &\rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

б)

$$\begin{array}{c}
 S \xrightarrow{1 \text{ шаг}} \begin{matrix} A & B \\ C & D \end{matrix} \xrightarrow{2 \text{ шаг}} \begin{matrix} a & a & i & i \\ a & a & i & a \\ i & a & a & e \\ a & c & a & e \end{matrix} \xrightarrow{3 \text{ шаг}} \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}
 \end{array}$$

в)



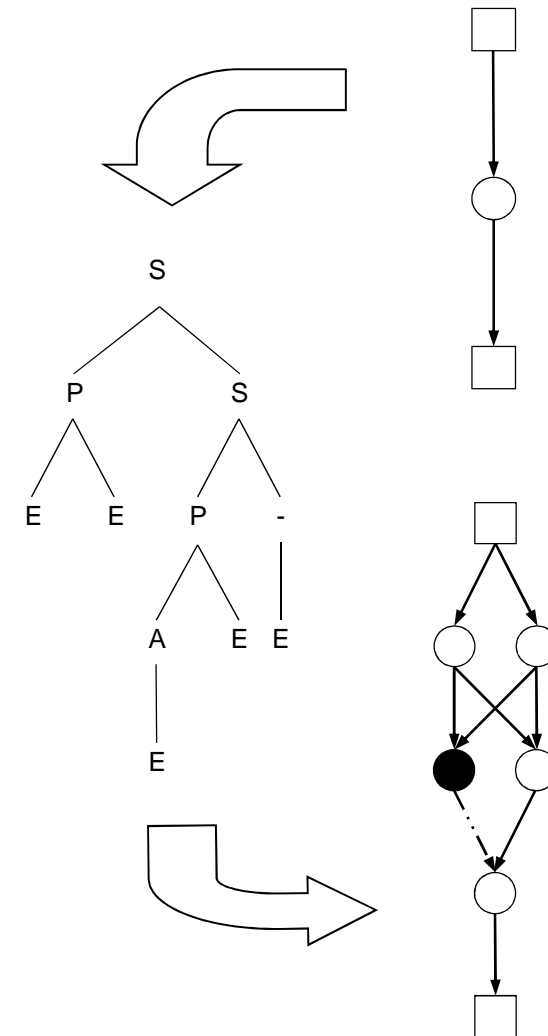
г)

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



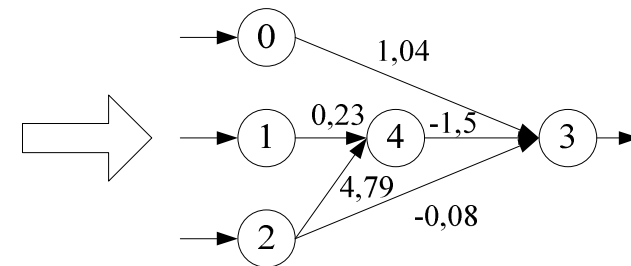
2.3. Одновременный поиск весов и структуры ИНС

Примеры кодирования информации:

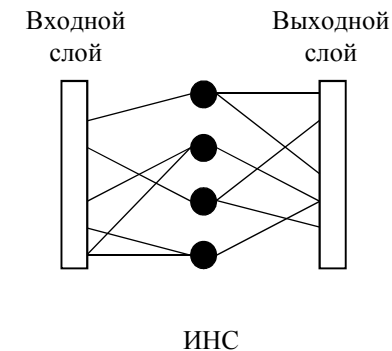
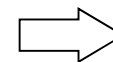
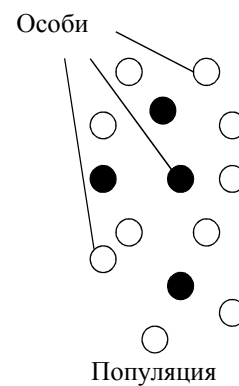
Прямое
кодирование

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

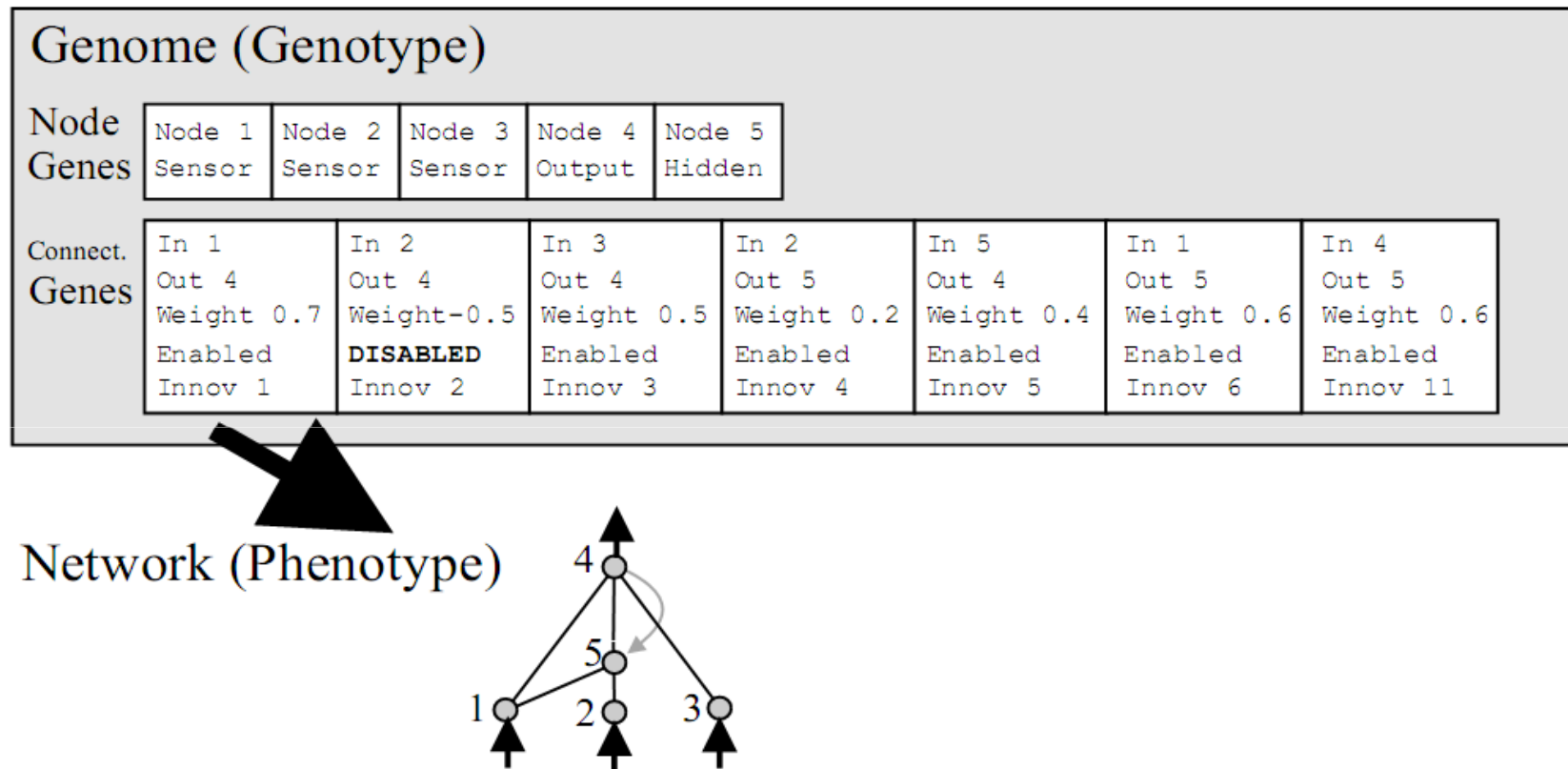
Недостатки:

- 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)



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

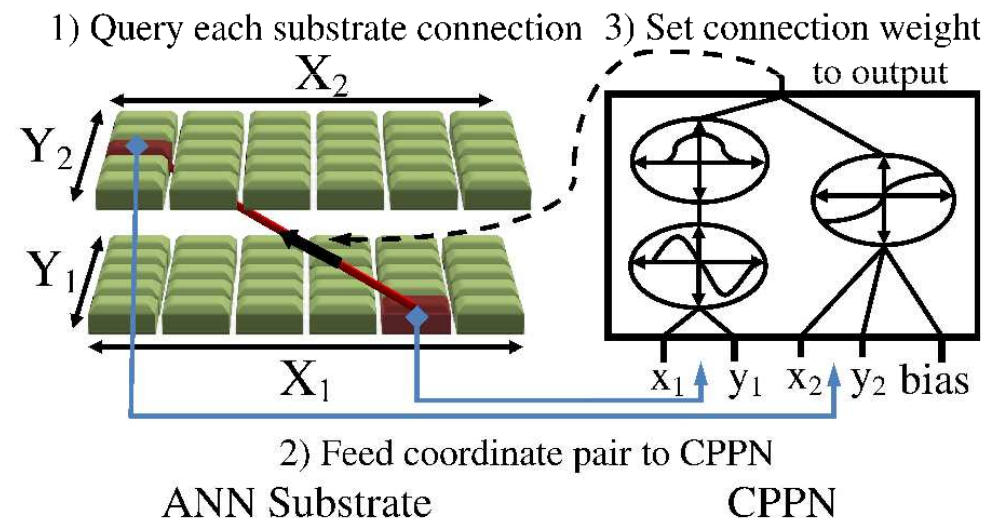
2.3. HyperNEAT (Kenneth Stanley)

HyperNEAT – Hypercube-based NEAT.

Compositional pattern producing networks (CPPNs).

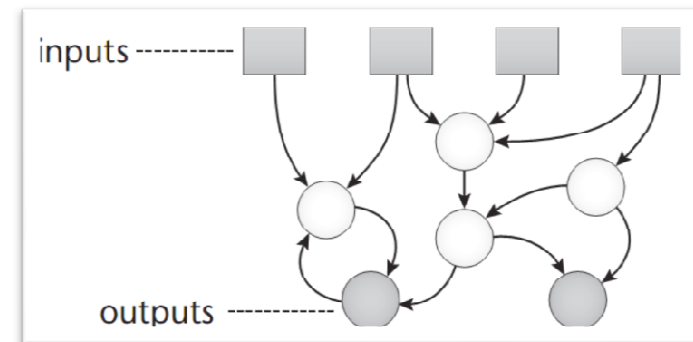
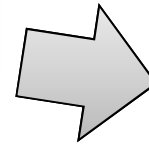
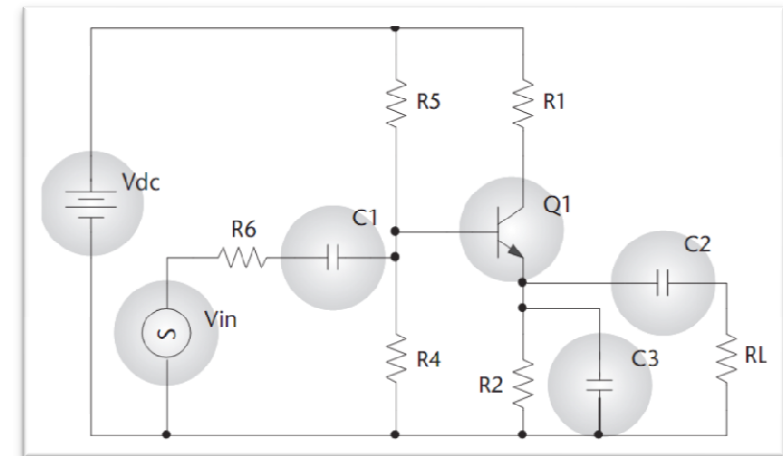
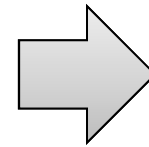
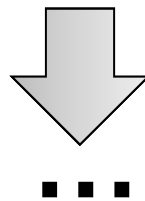
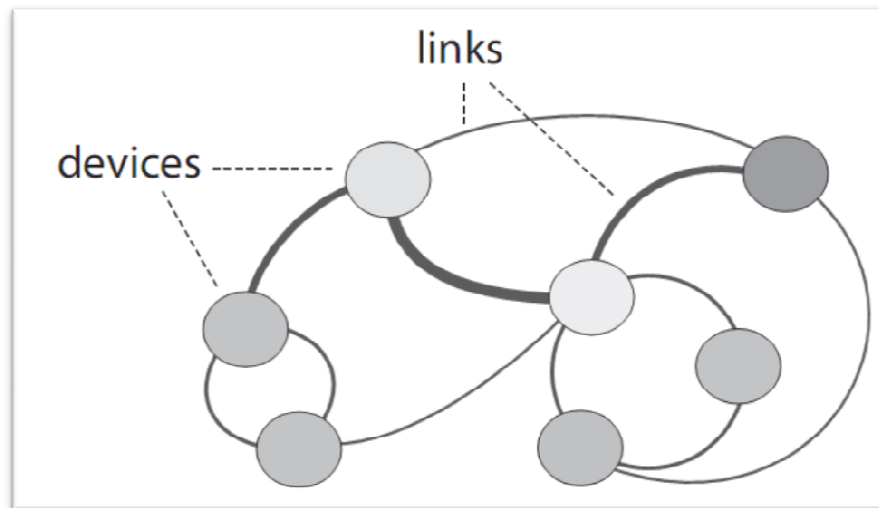
Косвенное кодирование (indirect encoding).

Геометрические закономерности.



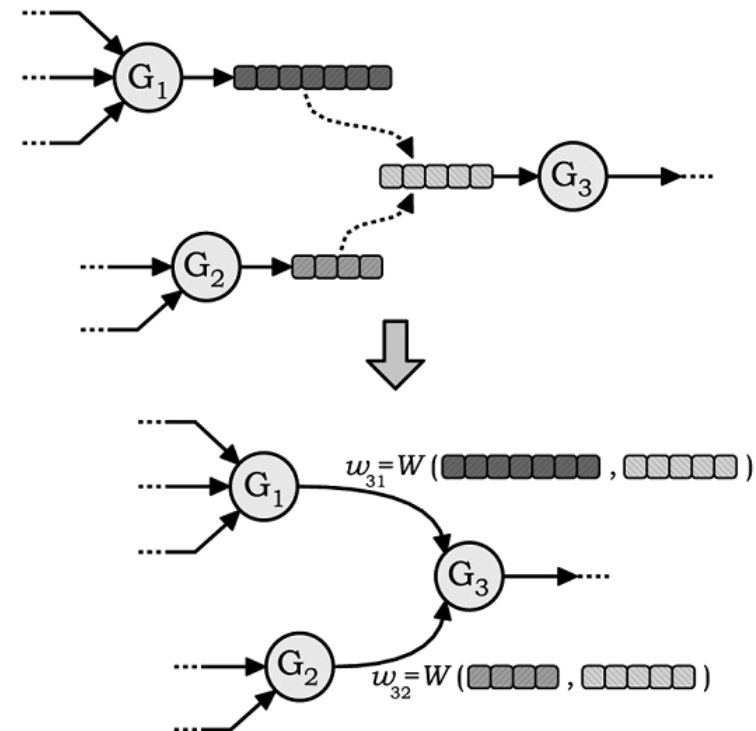
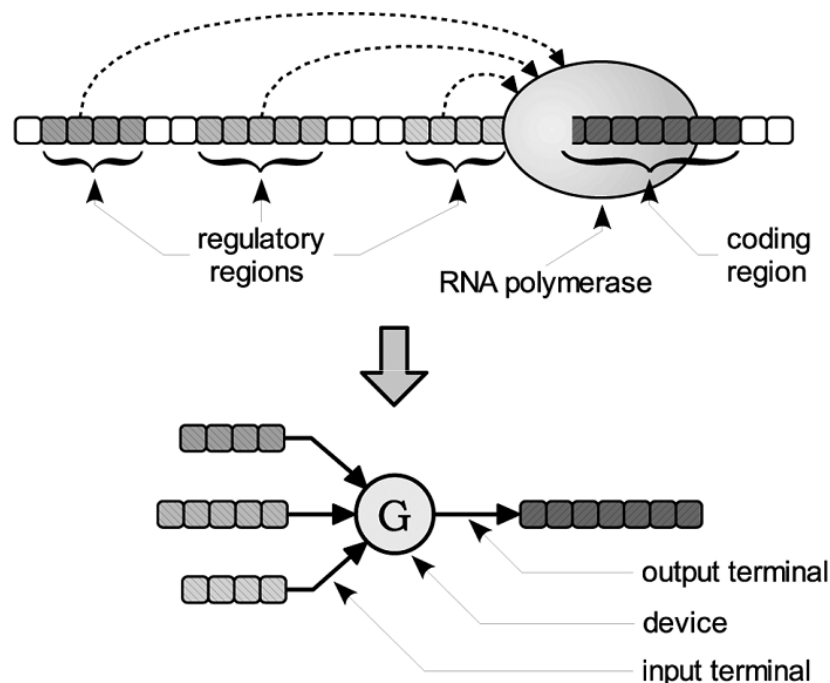
Verbanics P., Stanley K.O. Evolving Static Representations for Task Transfer // Journal of Machine Learning Research 11 (2010) 1737-1769.

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 натурного эксперимента.



3.1. Вводные замечания

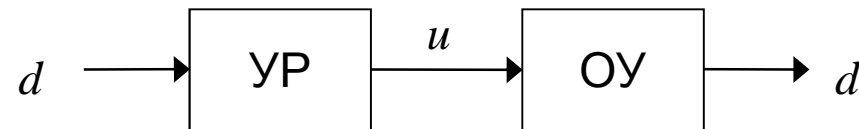
Есть множество векторов входных сигналов, но соответствующие им векторы выходных сигналов неизвестны, при этом результат работы ИНС поддается (не)формализуемому оцениванию с точки зрения поставленной задачи и достигнутых целей.

Примеры:

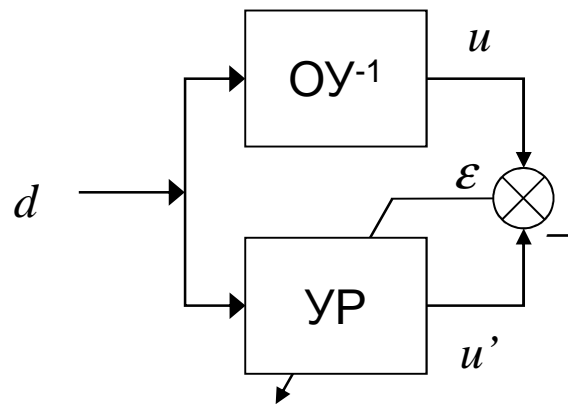
1. Оценивается время поддержания стабильного состояния объекта управления при использовании нейроконтроллера.
 2. Оценивается процент выигранных партий в настольной игре.
-

3.2. Адаптивное управление

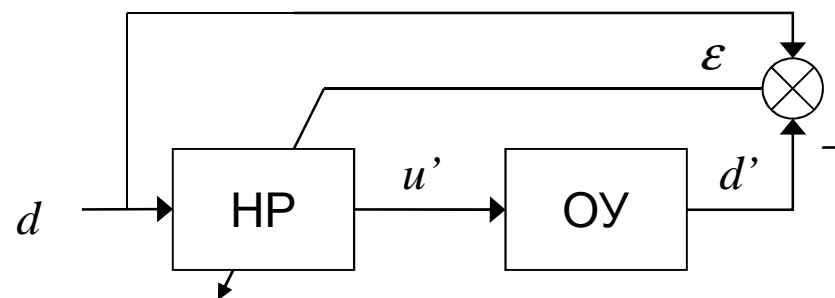
Рассмотрим классическую задачу управления, когда необходимо обеспечить на выходе объекта управления (ОУ) сигнал задания d путем подачи на его вход управляющего сигнала u с выхода устройства регулирования (УР).



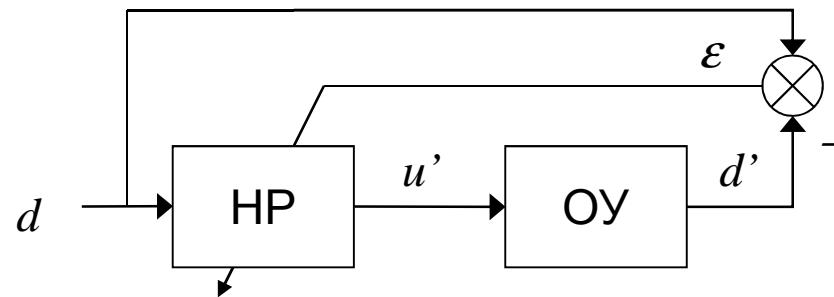
Традиционный подход
к обучению УР:



НЭ подход:



3.2. Адаптивное управление



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

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

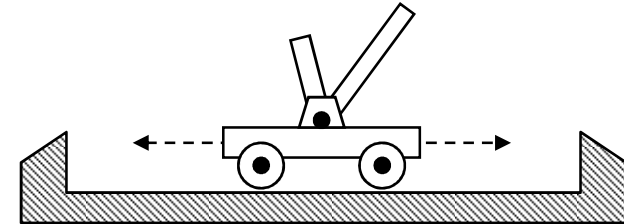
Целевая функция:

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

$$f \rightarrow \min$$

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.

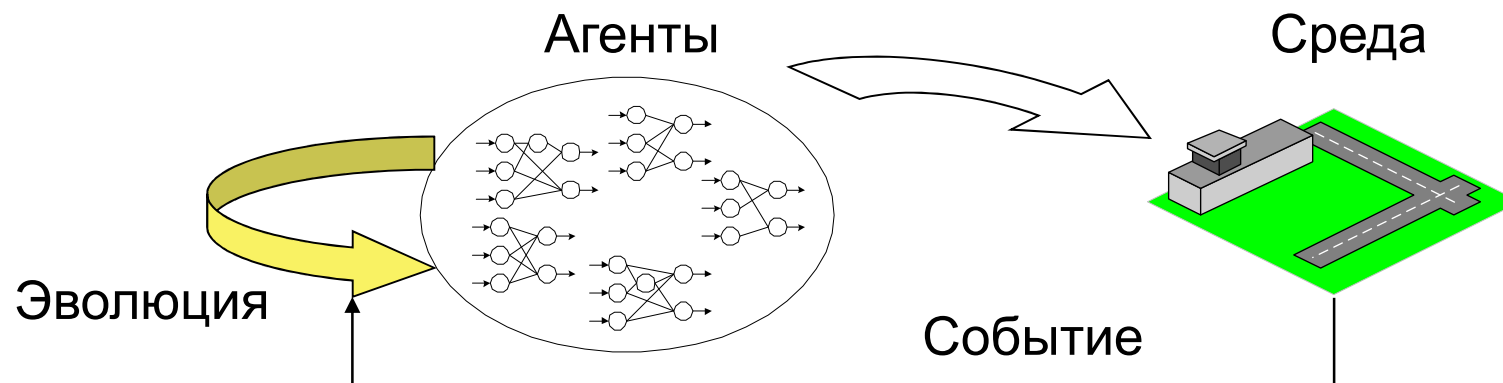
Но как обучить агентов, не используя предписанных правил, чтобы они могли сами научиться обнаруживать и извлекать закономерности?

3.3. Адаптивное поведение и многоагентные системы

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

Как обучать таких агентов?

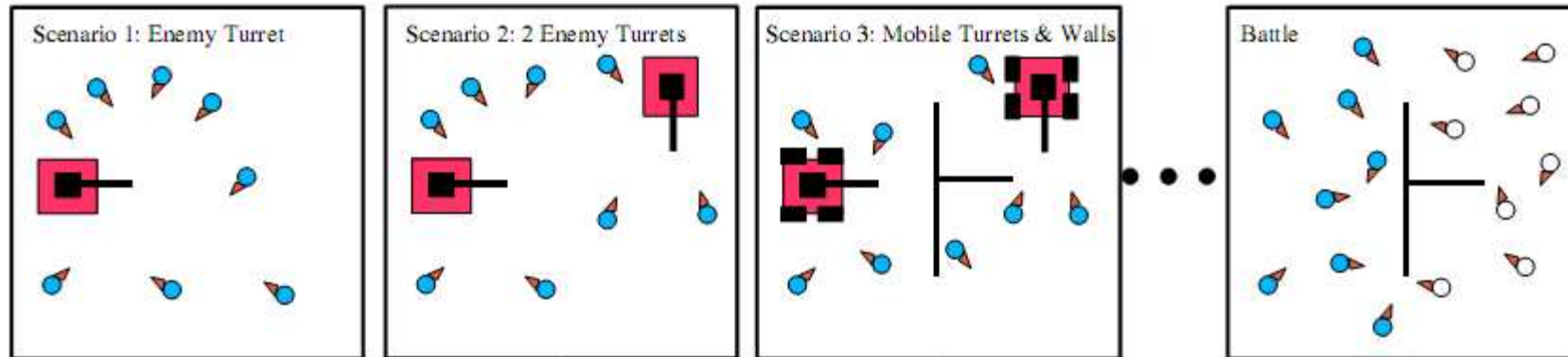
Один из возможных ответов:



3.3. Адаптивное поведение и многоагентные системы

Проект [N.E.R.O. – NeuroEvolution of Robotic Operatives](#) (K. 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)

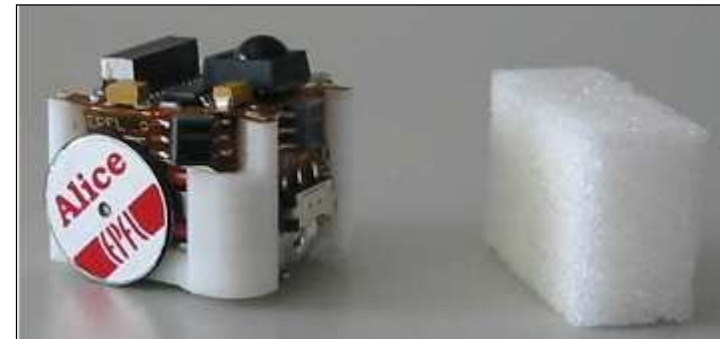
Сравнительно молодое направление исследований, направленное на создание и исследование автономных роботов, которые рассматриваются как искусственные организмы, поведение которых развивается без человеческого вмешательства в результате взаимодействия с окружающей средой.



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, ΔV – 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

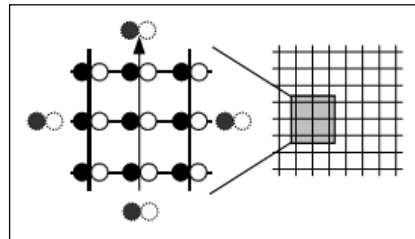
Пример: Обучение игре го

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

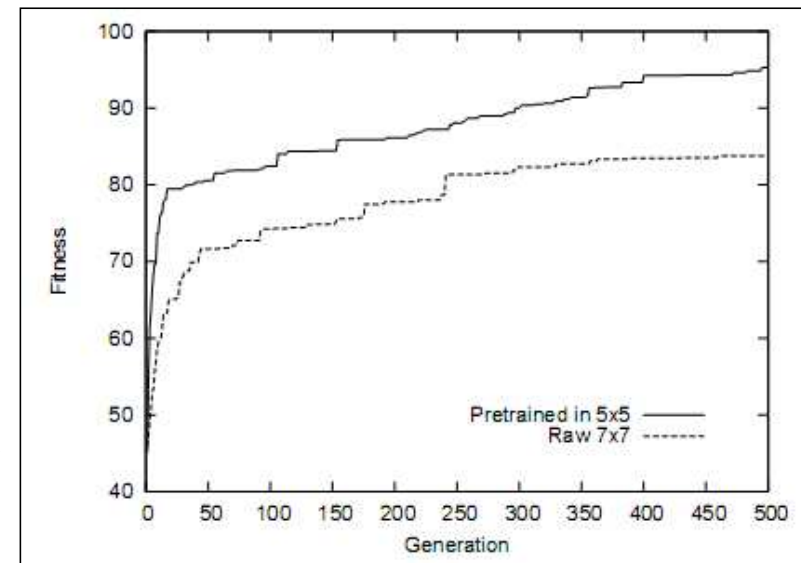
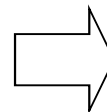
 $f \rightarrow \min$

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)

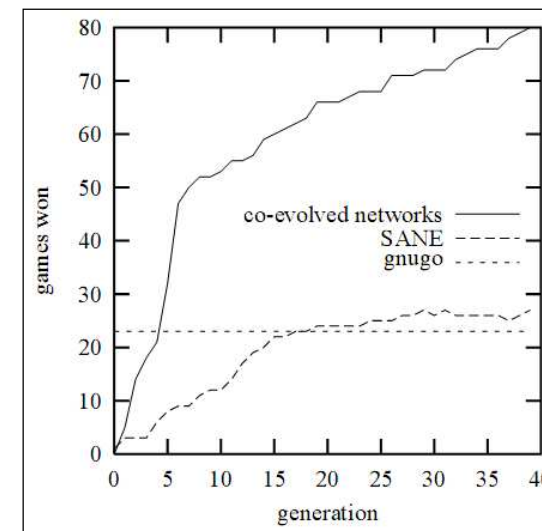
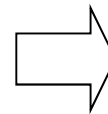
Рассматривается противоборство двух популяций ИНС.

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.



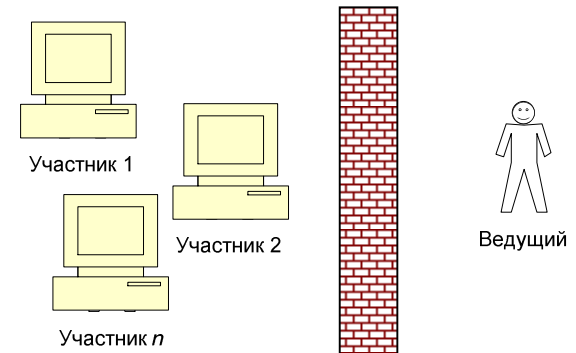
3.6. Компьютерное творчество

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.

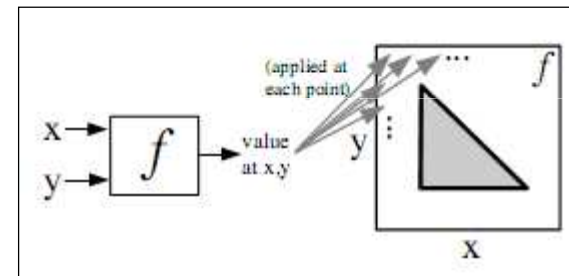


3.6. Компьютерное творчество

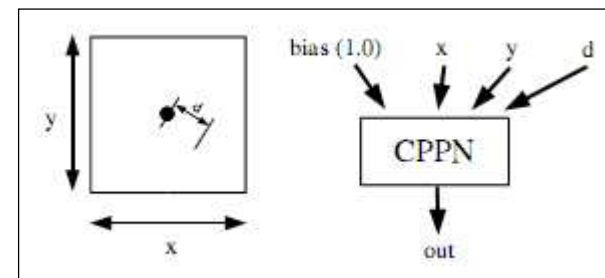
Пример: Генерация разнообразных геометрических образов и узоров (Stanley, 2006).

Одновременно настраиваются структура, веса связей и функции активации нейронов

Идея преобразования:



Реализация:

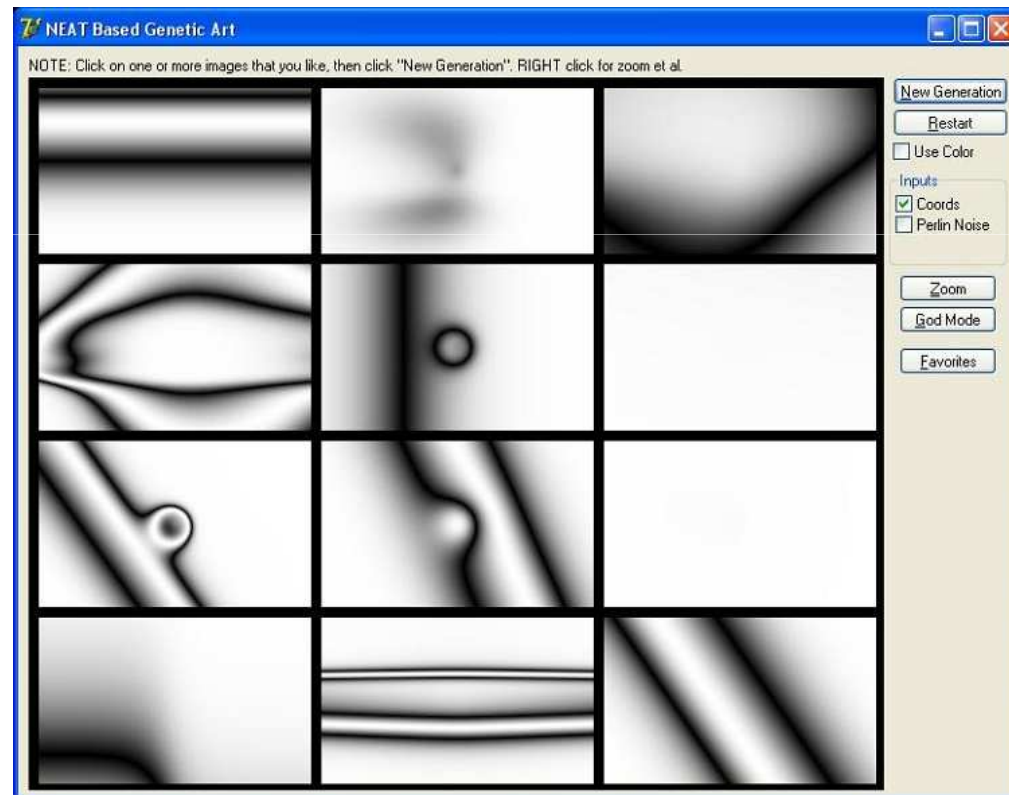


(CPPN – Compositional Pattern Producing Network)

3.6. Компьютерное творчество

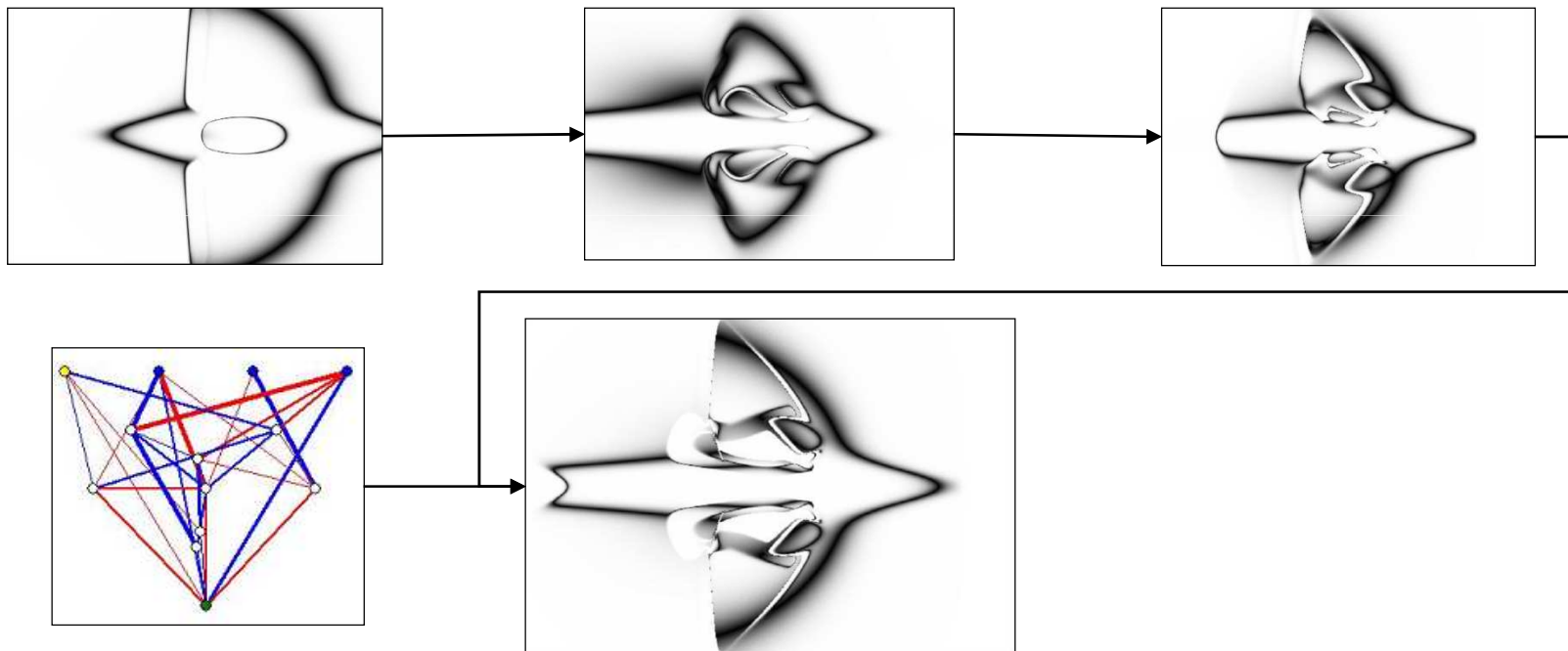
Пример: Генерация разнообразных геометрических образов и узоров (Stanley, 2006).

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://ieee-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
 - 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

