



# Обучение искусственных нейронных сетей с помощью динамического алгоритма роя частиц

Анна Ракитянская, Андрис Энгельбрехт

Computational Intelligence Research Group (CIRG)  
Department of Computer Science  
University of Pretoria  
<http://cirg.cs.up.ac.za>

- Задачи оптимизации нестатичны
  - ▶ Фильтрация спама
  - ▶ Сетевой трафик
  - ▶ Компьютерная безопасность и т.п.
- Нейронные сети должны приспосабливаться к изменяющимся задачам и обновлять устаревшие решения
- Так как многие задачи необходимо решать в режиме реального времени, обучение ИНН с нуля после каждого изменения среды может быть недостаточно эффективным

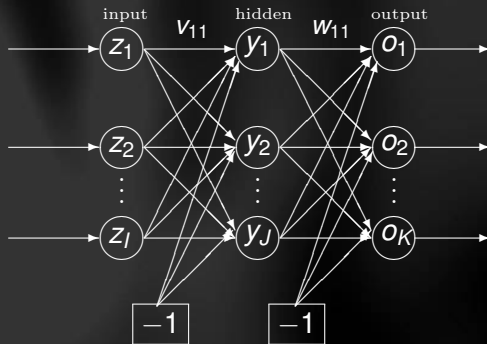
Искусственная нейронная сеть  
ИНН

Рис.: ИНН с одним скрытым слоем

- Каждая частица находится в определенной точке в пространстве решений,  $\vec{x}(t)$ , и движется с определенной скоростью,  $\vec{v}(t)$ .
- Скорость определяет направление и размер шага:

$$\vec{x}_i(t) = \vec{x}_i(t-1) + \vec{v}_i(t)$$

$$\begin{aligned}\vec{v}_i(t) = \omega \vec{v}_i(t-1) &+ c_1 \vec{r}_1 \otimes (\vec{x}_{pbest,i}(t-1) - \vec{x}_i(t-1)) \\ &+ c_2 \vec{r}_2 \otimes (\vec{x}_{nbest,i}(t-1) - \vec{x}_i(t-1))\end{aligned}$$

- Каждая частица представляет собой возможное решение
- Каждая частица испытывает притяжение к лучшему решению, найденному соседними частицами, а также к лучшему решению, найденному ей самой.

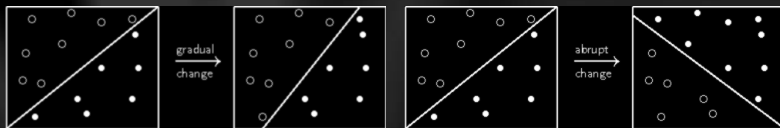


# Демонстрация работы PSO



- Возможное решение ИНН - матрица весов
- Матрица весов записывается в форме вектора  $\vec{x}(t)$
- $\therefore$  Каждая частица представляет собой точку в пространстве весов

- В динамической среде целевая функция изменяется во времени
- ИНН должна распознавать изменения и подстраиваться под них

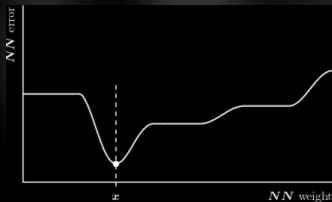
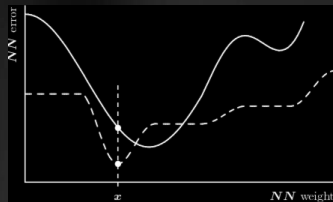


(a) Плавное изменение

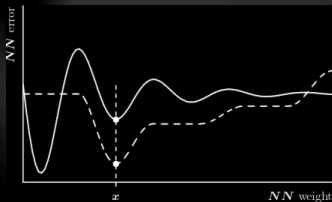
(b) Резкое изменение

Рис.: Динамическая проблема классификации

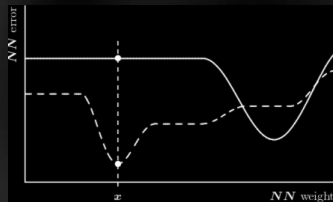
- Автоматическая адаптация?

(a)  $F(x)$  до изменений

(b) Ненулевой угол наклона



(c) Локальный минимум



(d) Плоский отрезок



- Классический PSO не работает в динамических средах
  - ▶ Память роя устаревает
  - ▶ Рой теряет разнообразие
- Динамические PSO
  - ▶ Перезапускающийся PSO (RPSO)
  - ▶ Заряженный PSO (CPSO)

$$\vec{v}_i(t) = \omega \vec{v}_i(t-1) + c_1 \vec{r}_1 (\vec{x}_{pbest} - \vec{x}_i(t)) + c_2 \vec{r}_2 (\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_i(t)) + \vec{a}_i(t)$$

$$\vec{a}_{ij}(t) = \begin{cases} \left( \frac{Q_i Q_j}{\|\vec{x}_i(t) - \vec{x}_j(t)\|^3} \right) (\vec{d}_{ij}(t)) & \text{if } R_c \leq \|\vec{x}_i(t) - \vec{x}_j(t)\| \leq R_p \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ Квантовый PSO (QPSO)

- Варианты PSO:
  - ▶ RPSO (перезапуск)
  - ▶ RAPSO (полный перезапуск)
  - ▶ CPSO (отталкивание частиц)
  - ▶ QPSO (квантовое облако частиц)
- Варианты back propagation:
  - ▶ BP (стандартный backpropagation)
  - ▶ RBP (перезапуск)
  - ▶ SBP (детекция стагнации)
  - ▶ SRBP (перезапуск и детекция стагнации)

## Симуляция динамической среды

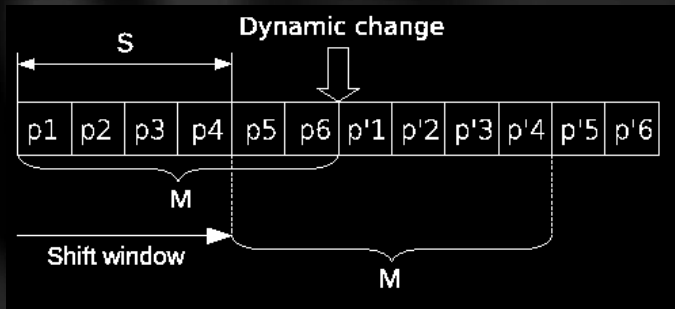


Рис.: Симуляция динамической среды

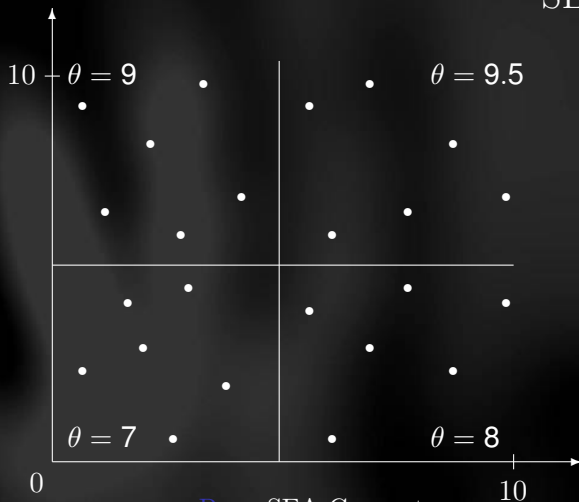


Рис.: SEA Concepts

- Десятимерная гиперплоскость разделяла пространство на два класса:

$$g(\vec{x}) = \begin{cases} \text{Class A} & \text{if } \sum_{i=1}^n a_i x_i + c > a_0 \\ \text{Class B} & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Гиперплоскость регенерировалась десять раз, после каждой регенерации заранее выбранные случайные точки записывались в массив данных с обновленной классификацией

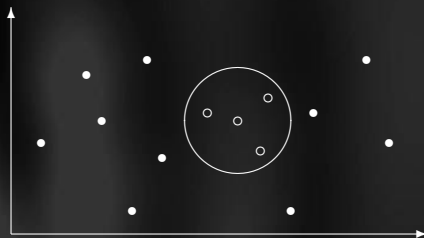


Рис.: Скользящая сфера (двумерная проекция)

- Трехмерная гиперсфера разделяла пространство на два класса: точки внутри и снаружи гиперсферы

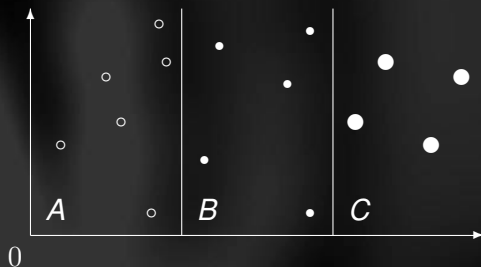


Рис.: Скользящие пороги

- Двумерное пространство разделялось на три класса двумя параллельными линиями



# Прогноз цены электроэнергии

- Использовались реальные статистические данные австралийского штата Новый Южный Уэльс, отражающие изменения цены на электроэнергию в течение нескольких лет [1].
- Паттерн определялся шестью входными параметрами, влияющими на цену электроэнергии: количество подстанций, количество жителей в штате, время дня, время года и т.п.
- Каждый паттерн был зачислен в класс А, если текущая цена превышала скользящую среднюю цену за последние 24 часа, и в класс Б в обратном случае.



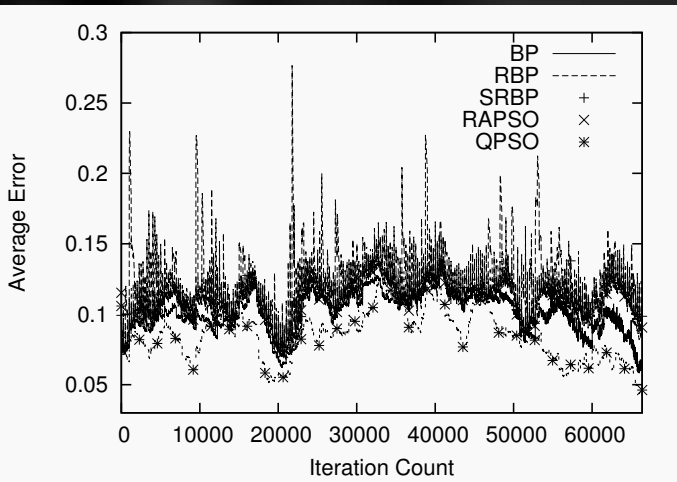
Таблица: Средние значения рангов

Алгоритм		SEA concepts	Скольз. гиперпл.	Скольз. сфера	Скольз. пороги	Цена эл.энерг.	Средний ранг
BP	$R(E_T)$	3.825	5.21875	5.25	7.46875	2.75	4.9025
	$R(E_G)$	<b>3.625</b>	3.8125	3.9375	7.15625	2.90625	4.2875
SBP	$R(E_T)$	3.925	5.125	4.96875	6.09375	3.53125	4.72875
	$R(E_G)$	3.725	4.5625	3.34375	5.25	3.40625	4.0575
RBP	$R(E_T)$	7.05	<b>2.59375</b>	<b>1.8125</b>	5.4375	6.65625	4.71
	$R(E_G)$	7.225	7.46875	5.71875	7.25	7.90625	<b>7.11375</b>
SRBP	$R(E_T)$	5.45	6.84375	5.6875	6.4375	6.90625	<b>6.265</b>
	$R(E_G)$	3.975	5.0625	4.1875	5.5	6.125	<b>4.97</b>
RPSO	$R(E_T)$	2.8	3.65625	2.75	<b>1.75</b>	4.0625	<b>3.00375</b>
	$R(E_G)$	3.85	3.5	3.9375	<b>1.8125</b>	3.78125	<b>3.37625</b>
RAPSO	$R(E_T)$	6.55	5.40625	4.09375	3.40625	7	<b>5.29125</b>
	$R(E_G)$	5.9	5.1875	4.90625	3.4375	6.59375	<b>5.205</b>
CPSO	$R(E_T)$	3.65	3.1875	5.46875	2.75	2.875	<b>3.58625</b>
	$R(E_G)$	3.85	<b>2.96875</b>	4.71875	2.84375	2.6875	<b>3.41375</b>
QPSO	$R(E_T)$	<b>2.75</b>	3.96875	5.96875	2.65625	<b>2.21875</b>	<b>3.5125</b>
	$R(E_G)$	3.85	3.4375	5.25	2.75	<b>2.59375</b>	<b>3.57625</b>



# Прогноз цены электроэнергии

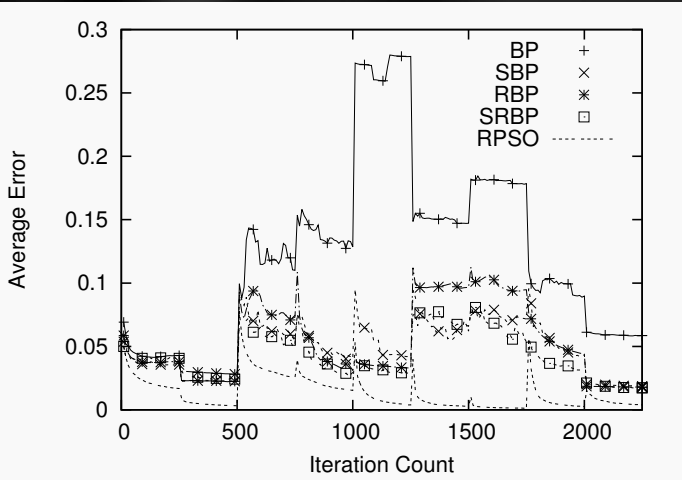
## Плавные изменения





# Скользящие пороги

## Резкие изменения

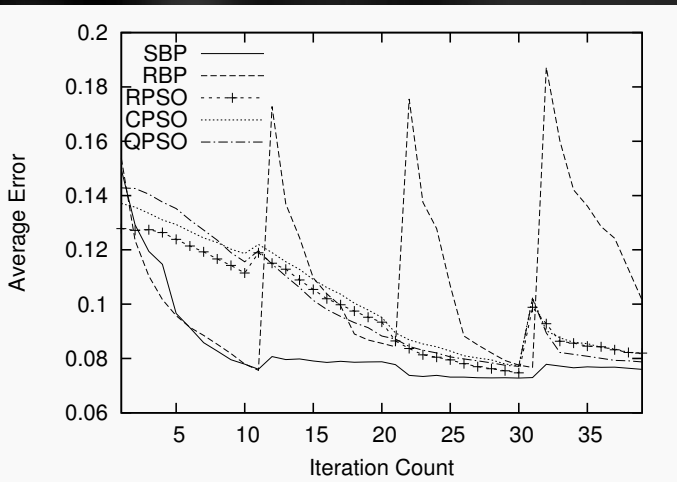


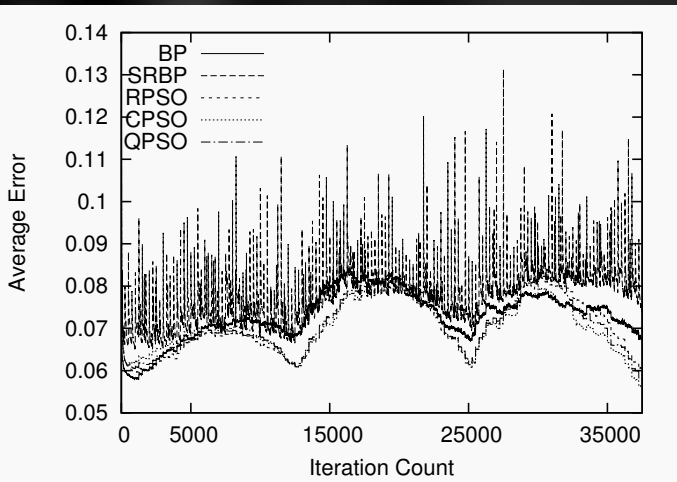


# Лучшие алгоритмы для различных шагов скользящего окна

Step Size	50	100	500	1000	2500
SEA Concepts	RPSO, QPSO	RPSO, QPSO	RPSO, QPSO	SBP, SRBP	SRBP
Гиперплоскость	RPSO	RPSO	CPSO	BP	-
Сфера	RPSO	RPSO	SBP	SRBP	-
Пороги	RPSO	RPSO	RPSO	QPSO	-
Эл.энерг.	CPSO, QPSO	CPSO, QPSO	BP	BP, SBP	-

- Динамические PSO эффективнее для малого шага (плавные изменения)
- Варианты BP эффективнее для большого шага (резкие изменения)







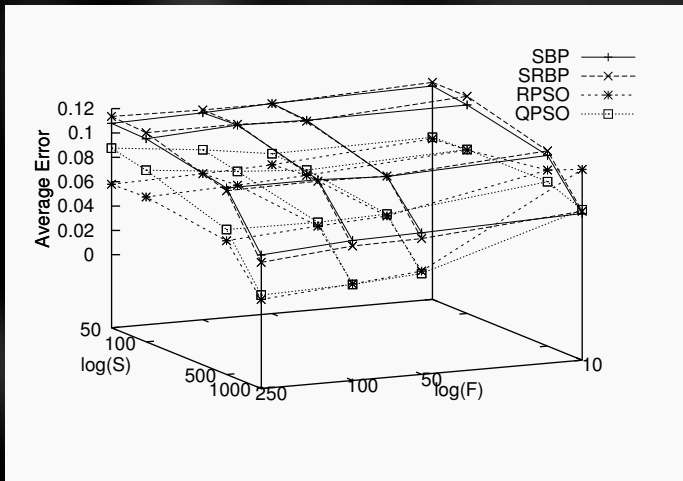
# Лучшие алгоритмы для различных частот сдвига скользящего окна

Change Frequency	A (10)	B (50)	C (100)	D (250)
SEA Concepts	SBP	RPSO, CPSO, QPSO	RPSO, QPSO	RPSO, QPSO
Гиперплоскость	SBP	CPSO	CPSO	RPSO
Сфера	RPSO	SBP	SBP	SBP
Пороги	CPSO, QPSO	RPSO	RPSO	RPSO
Эл.энерг.	BP	BP	CPSO, QPSO	CPSO, QPSO

- Варианты BP эффективнее для частых изменений
- Динамические PSO эффективнее для редких изменений



# Скользящие пороги 16 динамических сценариев





- Динамический PSO может быть эффективен в изменяющихся средах
- Варианты DPSO оптимизировали решения и отслеживали изменения лучше, чем варианты ВР, однако страдали от медленной сходимости, что делало эти алгоритмы неэффективными в быстро и/или резко изменяющихся средах
- Добавление распознавания стагнации улучшило ВР, но не обеспечило оптимальной эффективности
- DPSO чувствительнее к выбору значения параметров, чем ВР
- Полный перезапуск алгоритма при каждом изменении среды, будь то ВР или DPSO, неэффективен

# Спасибо за внимание!



Michael Harries.

Splice-2 comparative evaluation: Electricity pricing.

Technical Report UNSW-CSE-TR-9905, Artificial Intelligence Group, School of Computer Science and Engineering, The University of New South Wales, Sydney 2052, Australia, July 1999.



T. Krink, J. S. Vesterstrom, and J. Riget.

Particle swarm optimisation with spatial particle extension.

In Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation (CEC '02), volume 2, pages 1474-1479, 2002.



R. W. Morrison.

Performance measurement in dynamic environments.

In J. Branke, editor, GECCO Workshop on Evolutionary Algorithms for Dynamic Optimization Problems, number 5-8, 2003.