

# Мультиагентные ТЕХНОЛОГИИ

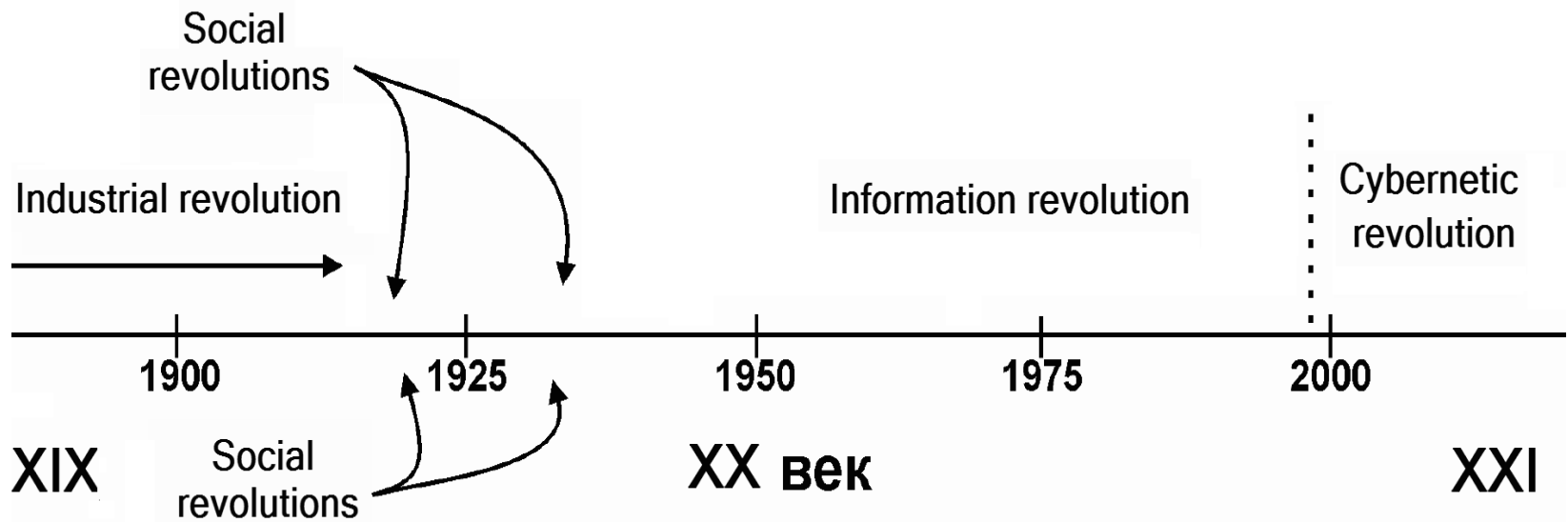
---

Олег Николаевич Граничин

Осень 2017

Санкт-Петербургский государственный  
университет

# Кибернетика



# 25 первых статей по автоматическому управлению

1 Nyquist, H., "Regeneration theory", Bell Syst. Tech. J., vol. 11, pp. 126-147, 1932

...

7 Pontryagin, L.S., "Optimal control processes", Uspekhi Mat. Nauk. USSR, vol. 14, PP. 3-20, 1959

...

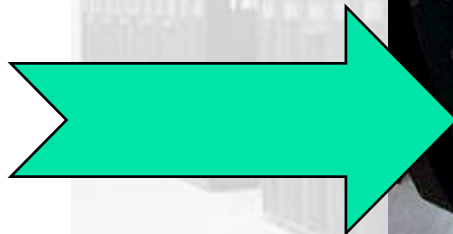
10 Feldbaum, A.A., "Dual Control Theory, Parts I and II", Automation and Remote Control, vol. 21, no. 9, pp. 874-880, April 1961, and vol. 21, no. 11, pp. 1033-1039, May 1961

...

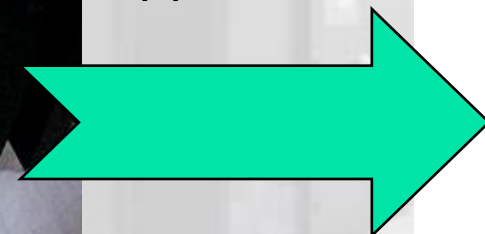
13 Yakubovich, V.A., "The solution of certain matrix inequalities in automatic control theory", DAN (Doklady Akademii Nauk SSSR), vol. 143, no. 6, pp. 1304-1307, 1962 (St. Petersburg University)

# Процесс обработки данных

Входные  
данные

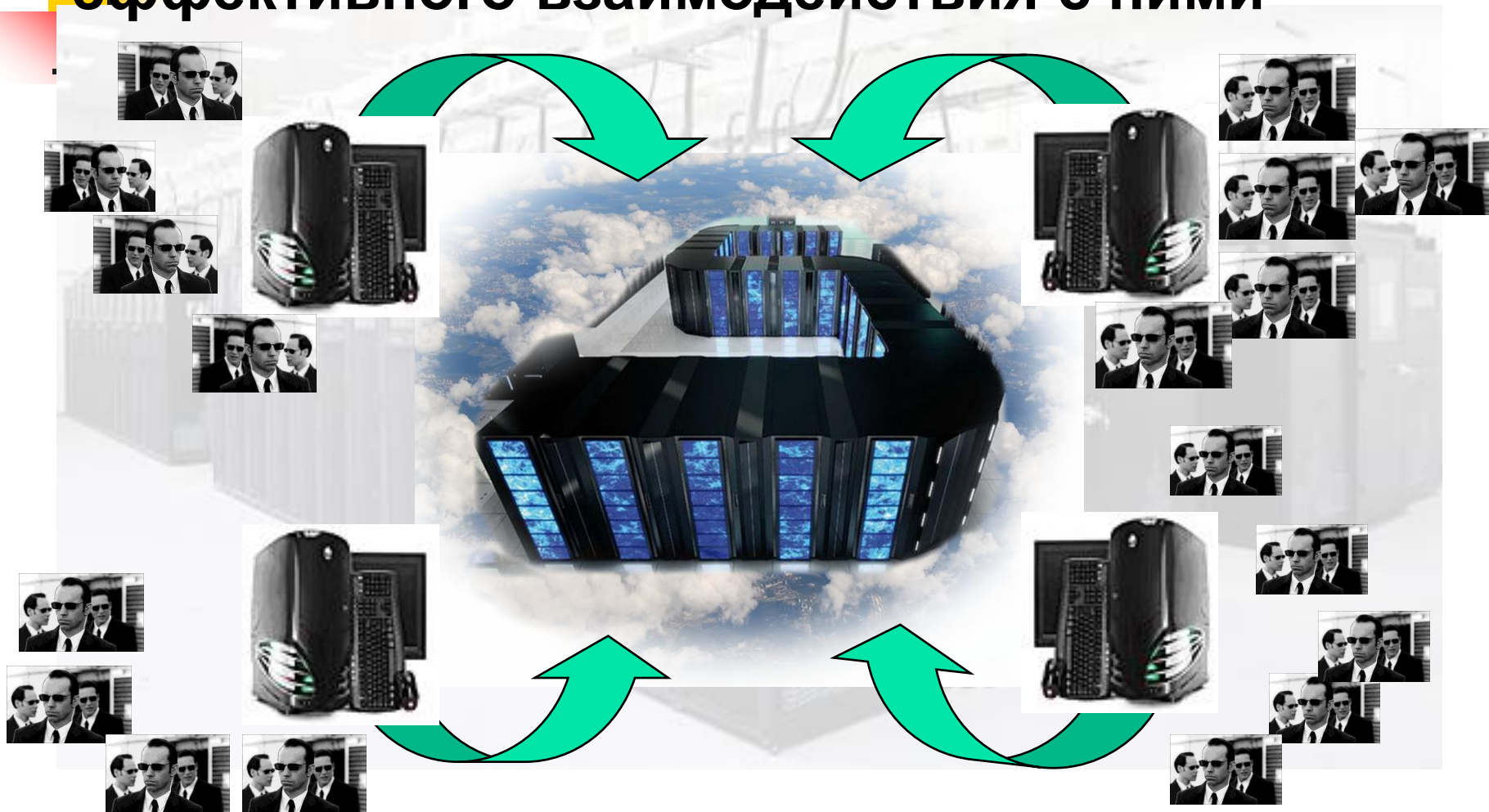


Выходные  
данные



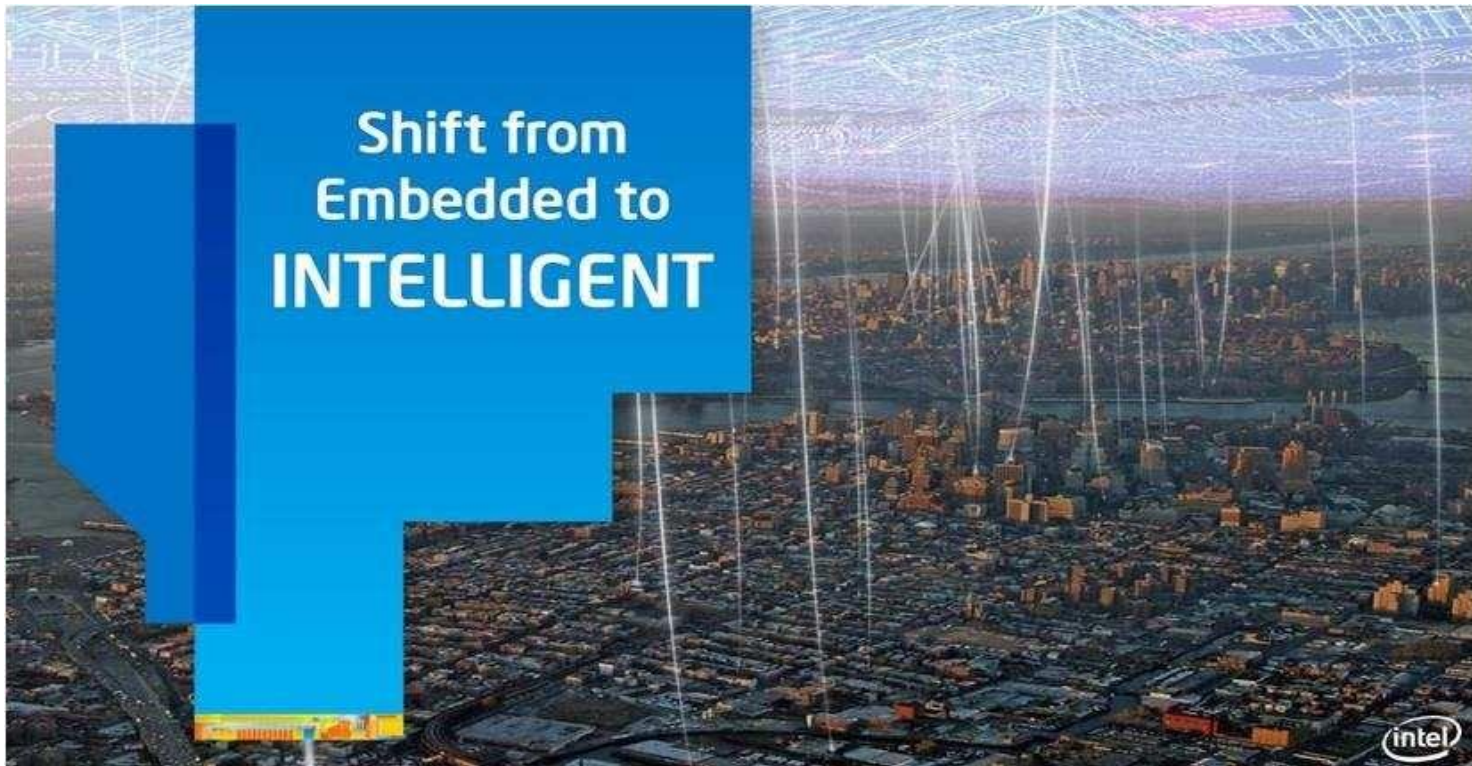
Время сбора и подготовки данных становится критичным

# Проблема современных суперкомпьютеров — организация эффективного взаимодействия с ними





# Новая реальность





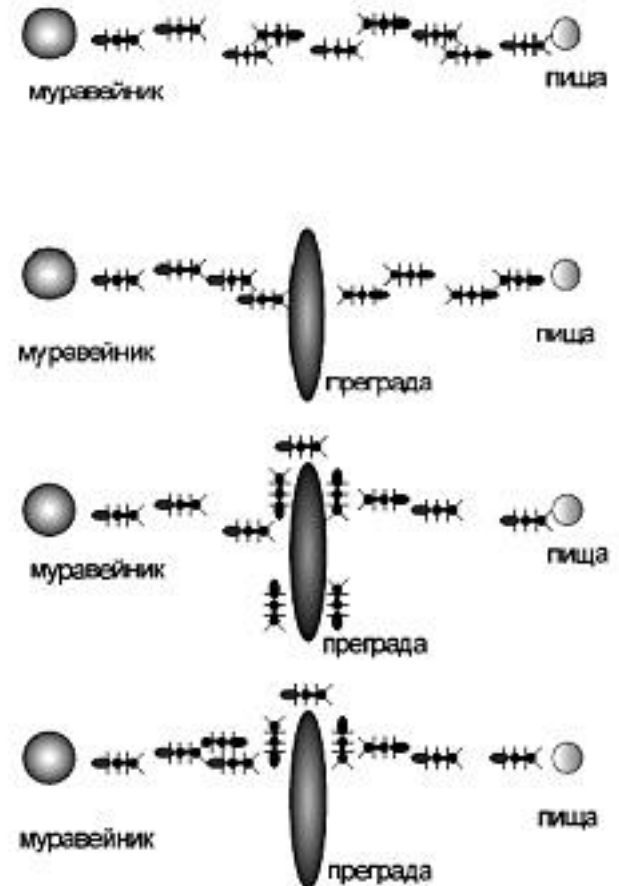
# Интеллект

---

Интеллект – это то, что

- отличает человека от компьютера, действующего строго по заложенной в него программе,
- позволяет человеку ориентироваться в сложной обстановке, иметь дело с нечетко поставленными задачами, адаптироваться к меняющимся условиям.

# А есть ли интеллект у колонии муравьев?







# Эмерджентный интеллект

---

**Активные агенты: миллион муравьев побеждают слона!**

Эмерджентный интеллект (интеллектуальный резонанс, интеллект роя)– ЭТО

- проявление неожиданных свойств, которыми обладает система, но не обладает ни один из входящих в нее отдельных элементов

Ключевая особенность –

- динамика и непредсказуемость процесса принятия решений



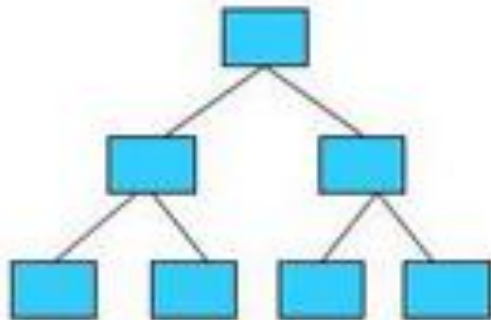
# Искусственный интеллект

---

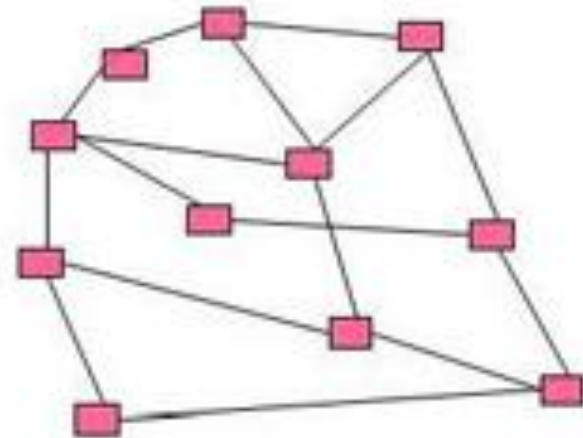
<https://www.youtube.com/watch?v=O1HQ7cGHY-0>

# Две схемы построения ПО

Традиционная  
(иерархическая)



Мультиагентная  
система



- В мультиагентной системе каждой сущности ставится в соответствие программный агент, который представляет ее интересы

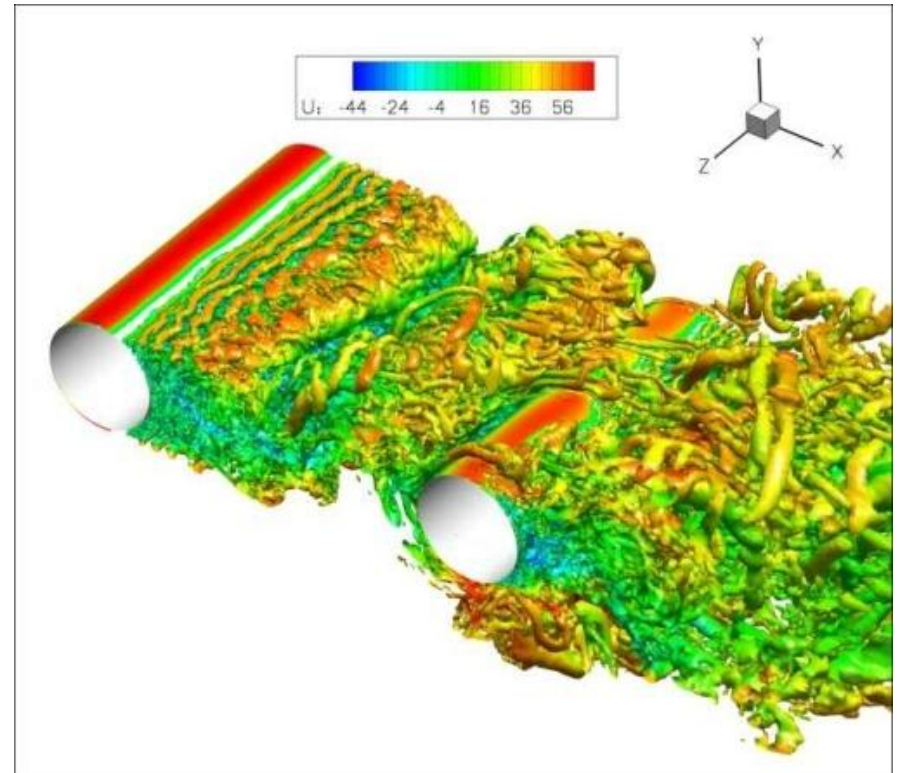
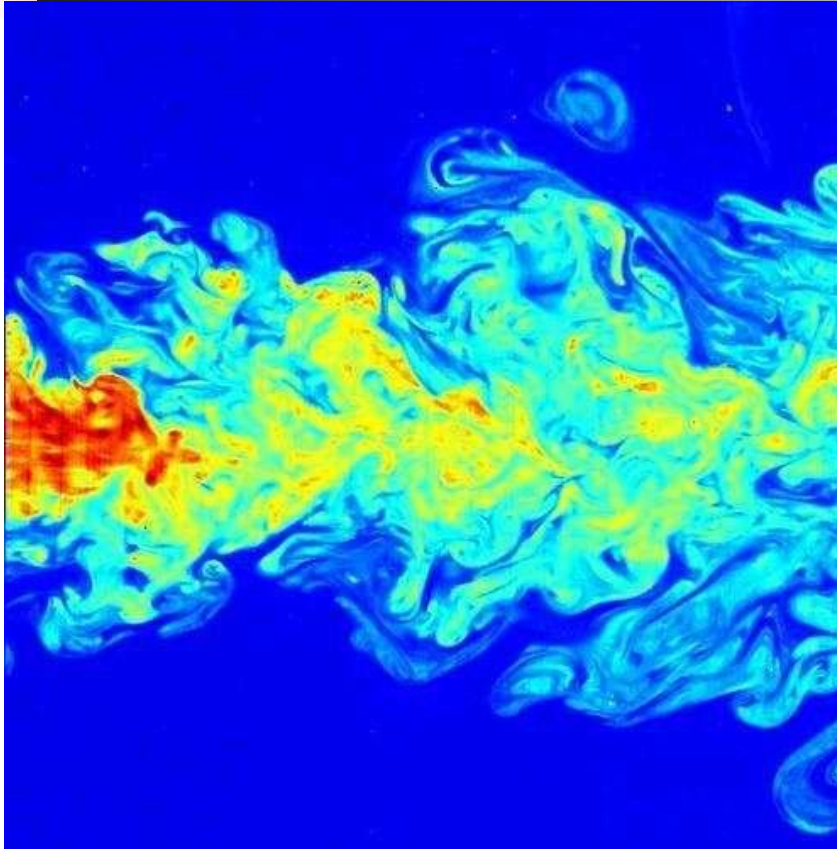
# Мультиагентные системы (МАС)



---

- В качестве основы были взяты достижения в следующих областях:
- системы искусственного интеллекта (Artificial Intelligence)
  - параллельные вычисления (Parallel Computing)
  - распределенное решение задач (Distributed Problem Solving)

# Управление в условиях турбулентности





# Сложность алгоритмов



---

Многие задачи *NP*-hard ...

# Сложность алгоритмов

Многие задачи *NP-hard* ...

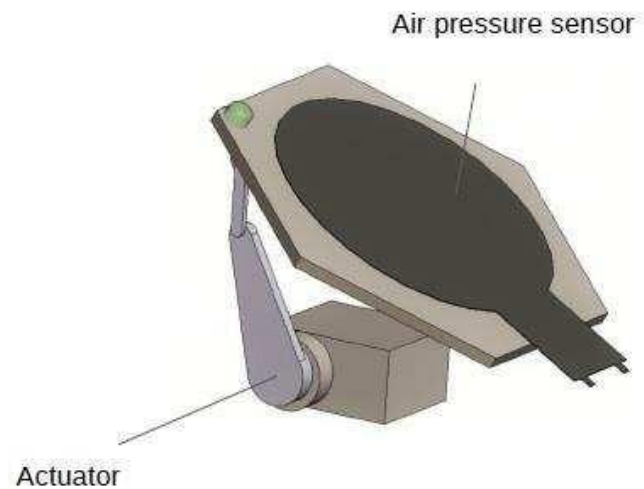
Альтернативный подход:

Использовать набор из

{sensors + actuators + comput. units}

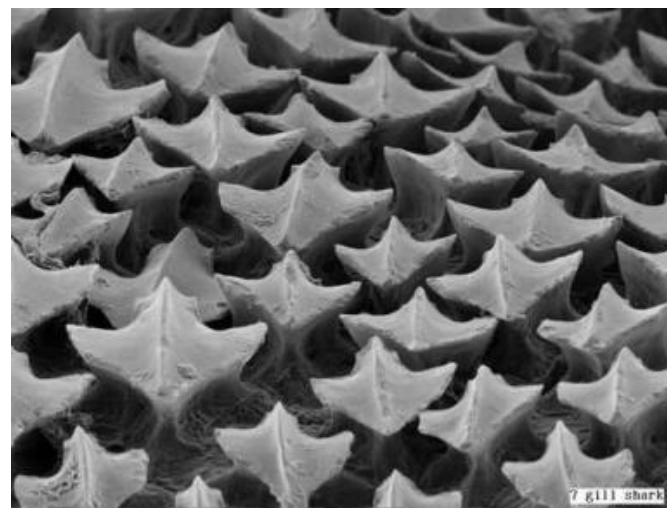
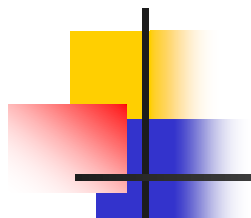
такой же сложности как задача как систему для исследования

# Самолет с "перьями"



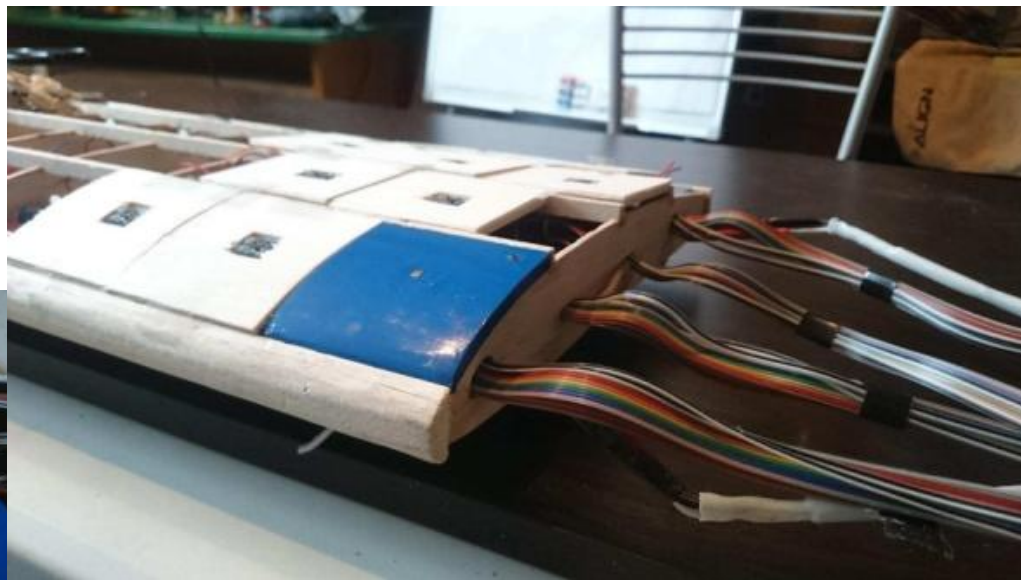
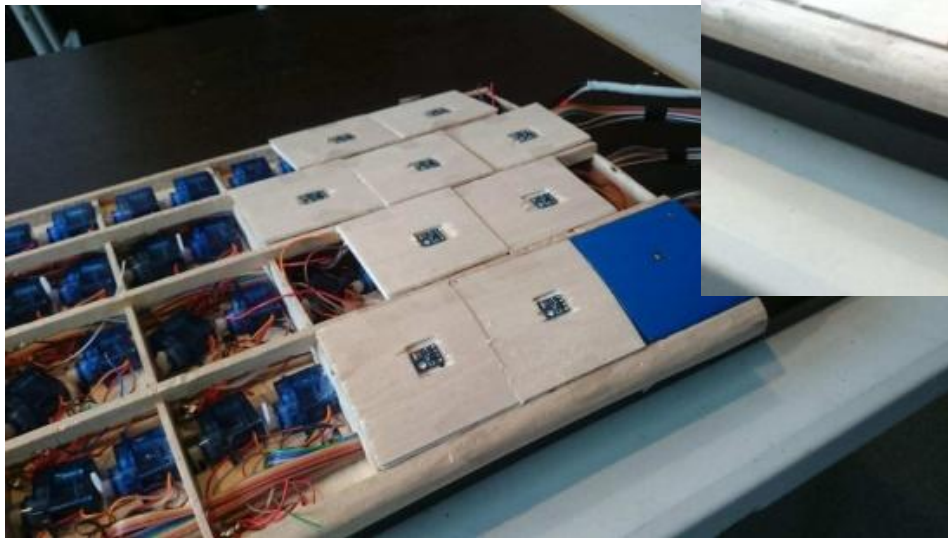
# Как в природе



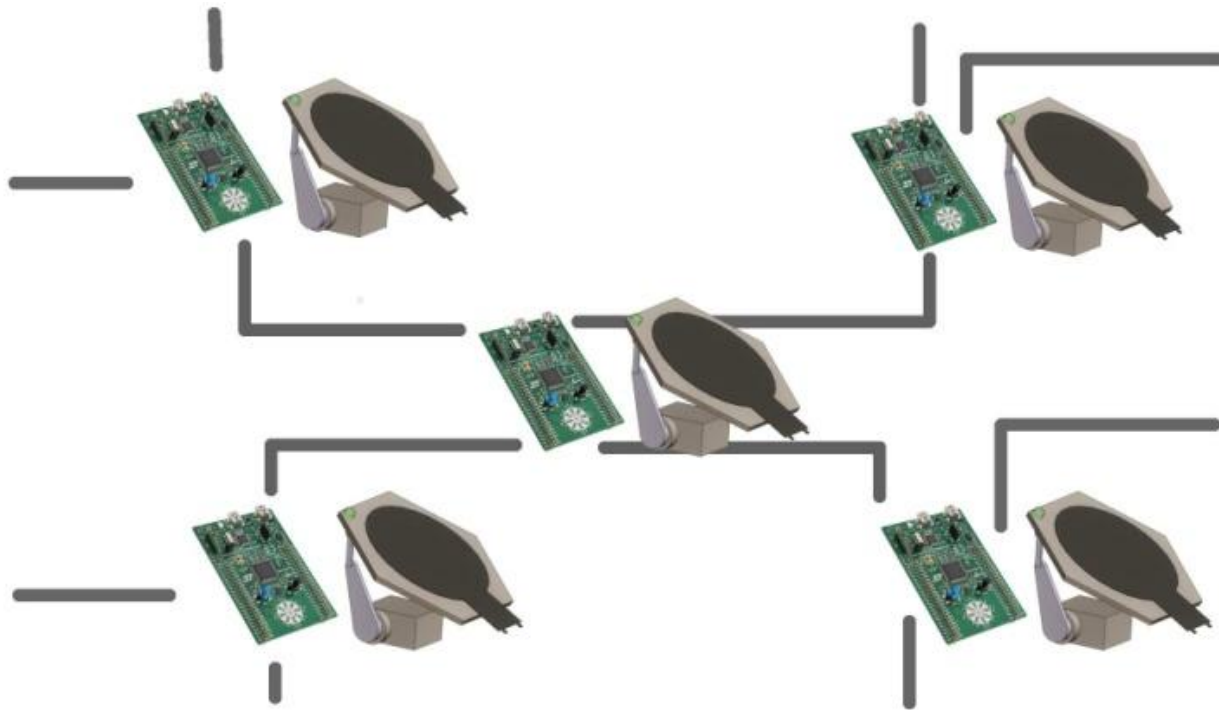




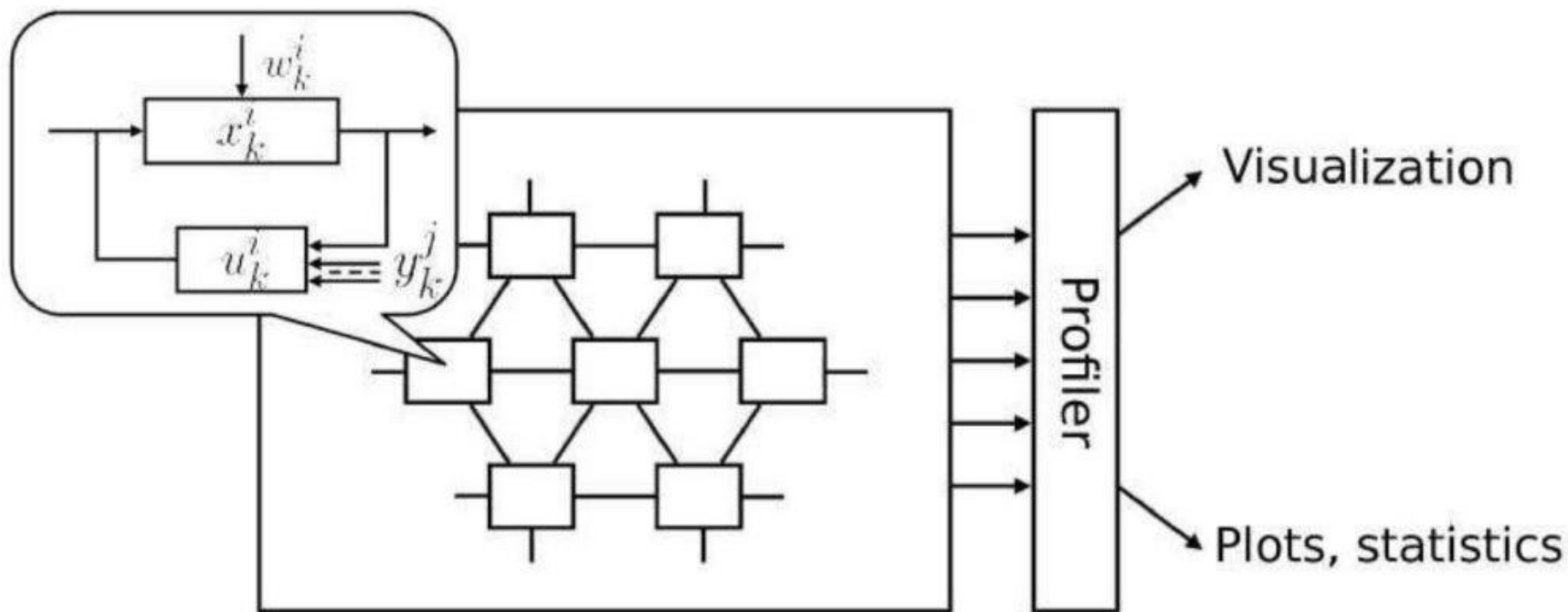
# Экспериментальный стенд (в разработке)



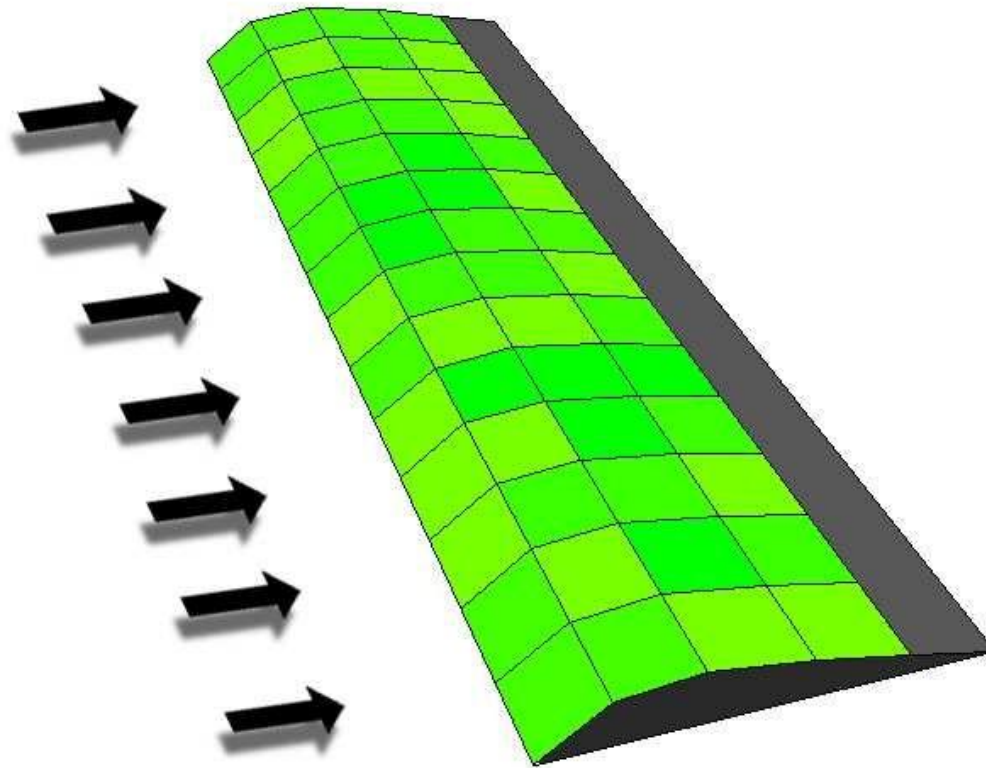
# Архитектура системы



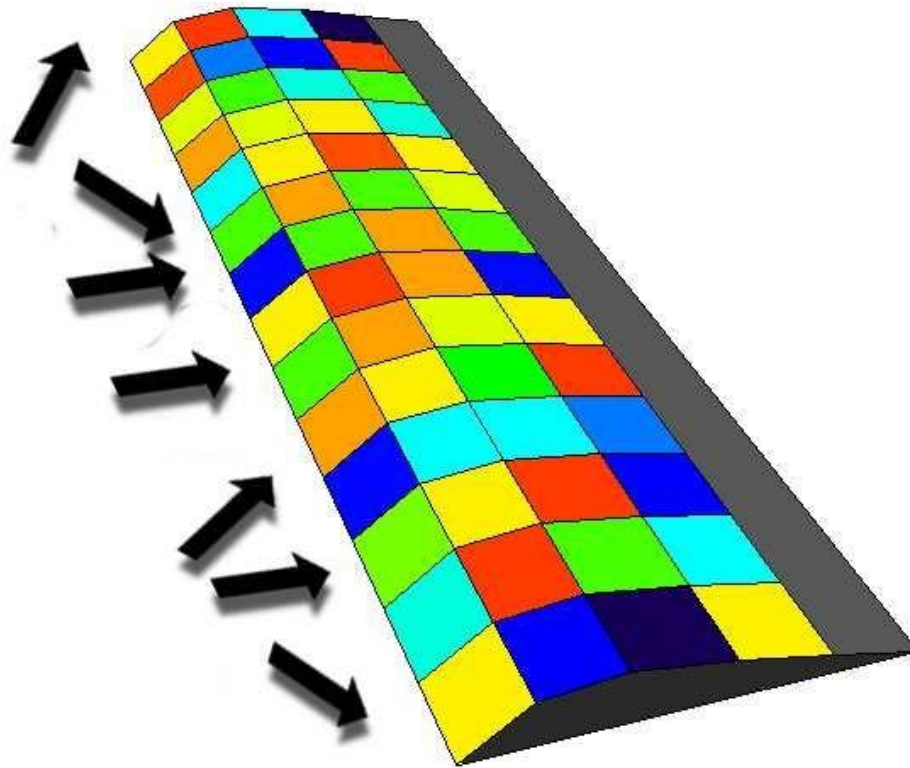
# Схема экспериментального стенда



# Самолет с "перьями" в ламинарном потоке

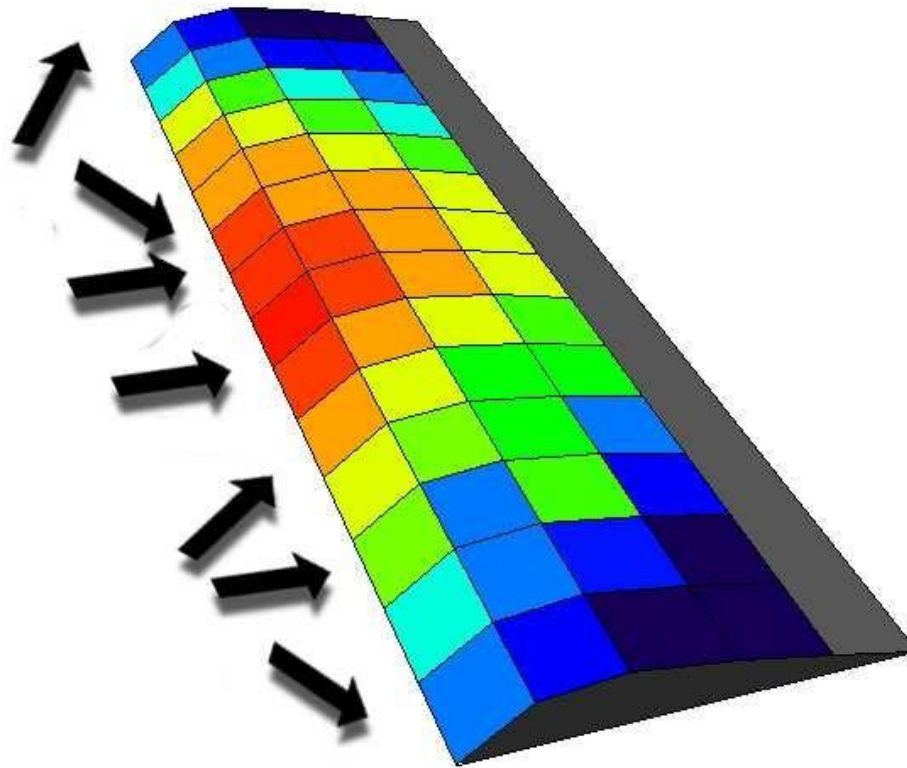


# Самолет с "перьями" в турбулентном потоке





# Кластеризация при протоколе локального голосования





# Сетевые технологии

---

multi-processor

sensors

Wireless

logistic

manufacturing networks

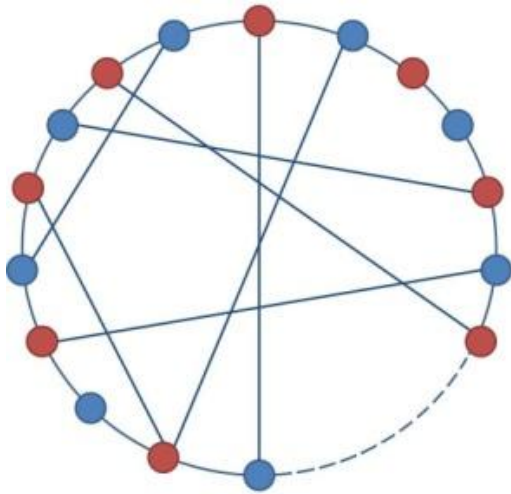
distributed control systems of electrical power grids

complex crystal lattices

nanostructured objects

# Балансировка загрузки вычислительной сети

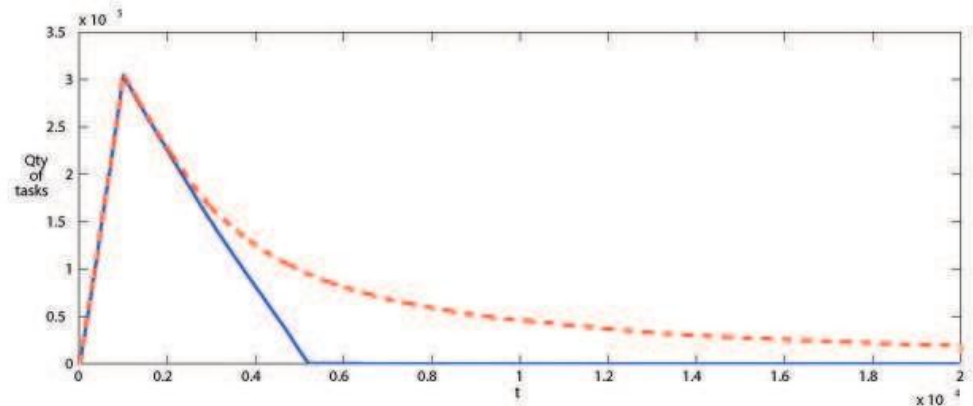
Пример топологии сети:



$$n = 1024$$

Кол-во задач  $10^6$

Длины очередей:



# Характерные черты будущих вычислительных устройств

*Гибридность*

*Асинхронность*

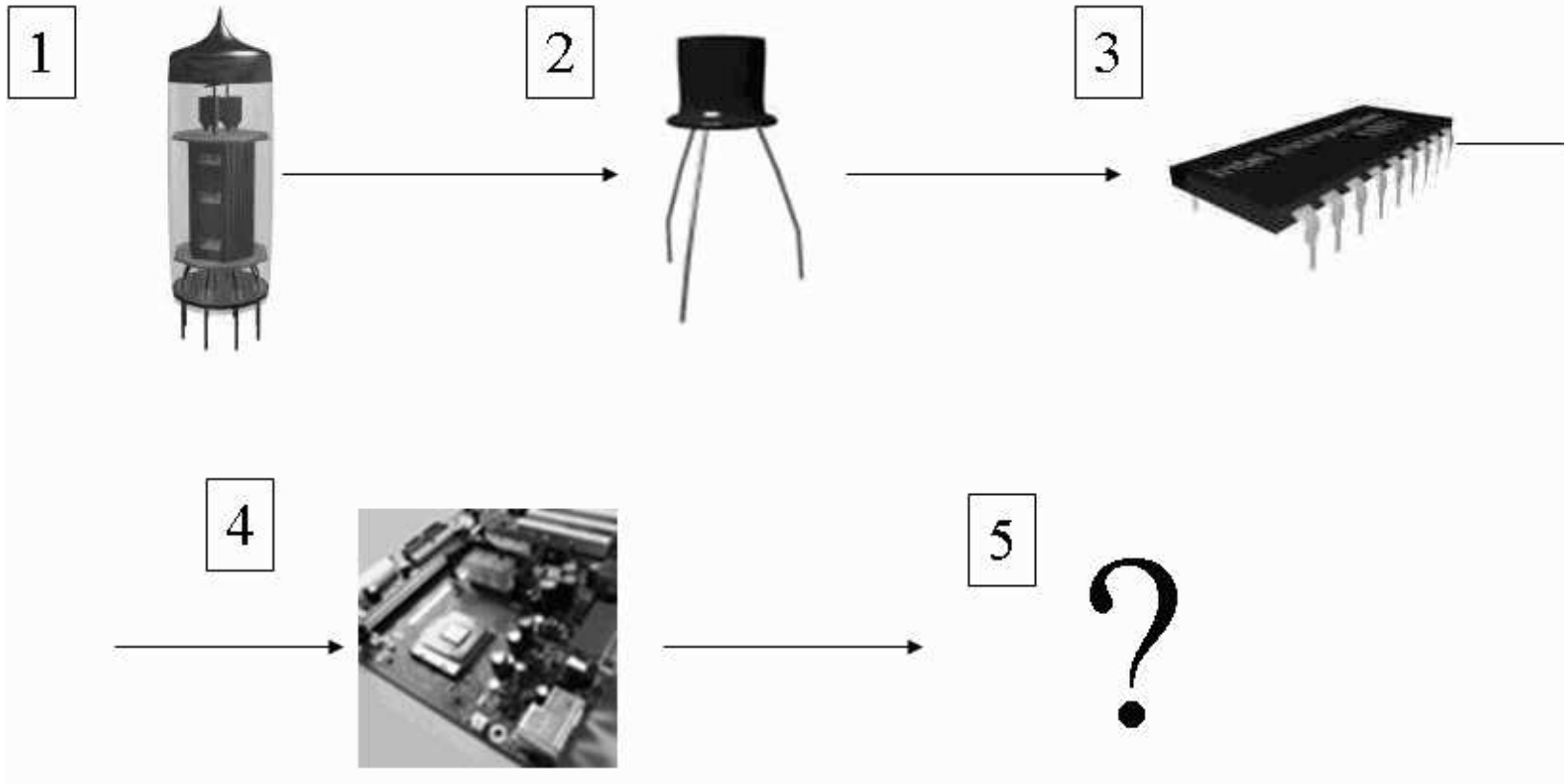
*Кластерность*

*Мультиагентность*

*Стохастичность*

.....

# Поколения компьютеров



Что дальше?

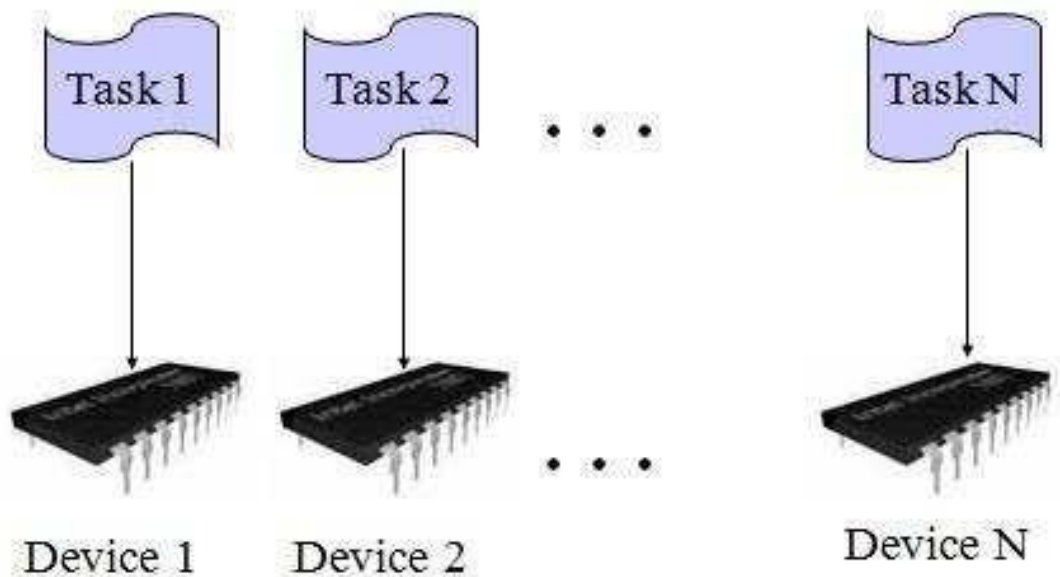


---



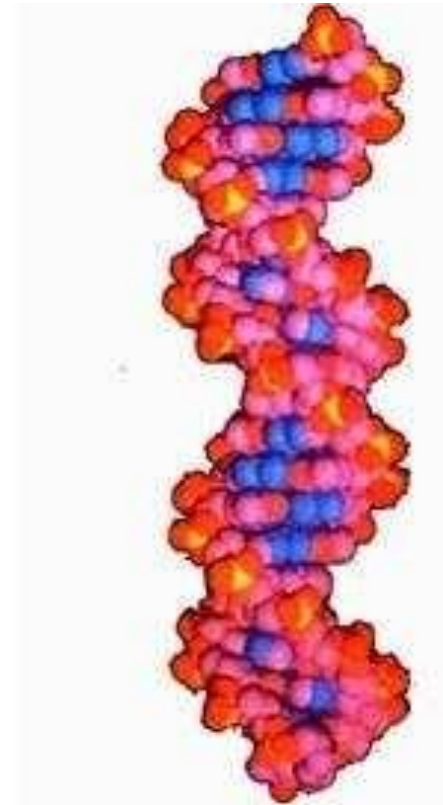
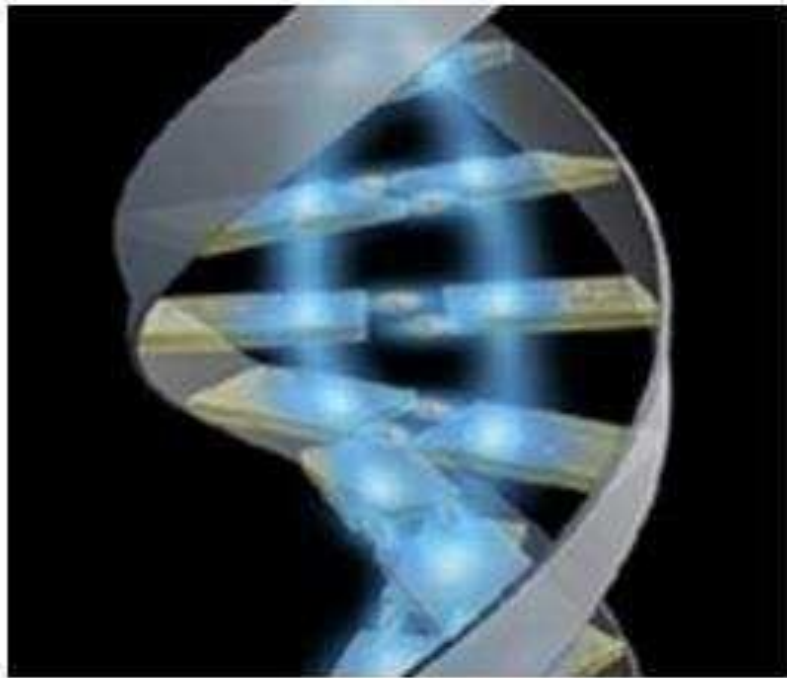
The Intelligent  
System

# Интеллектуальный выбор

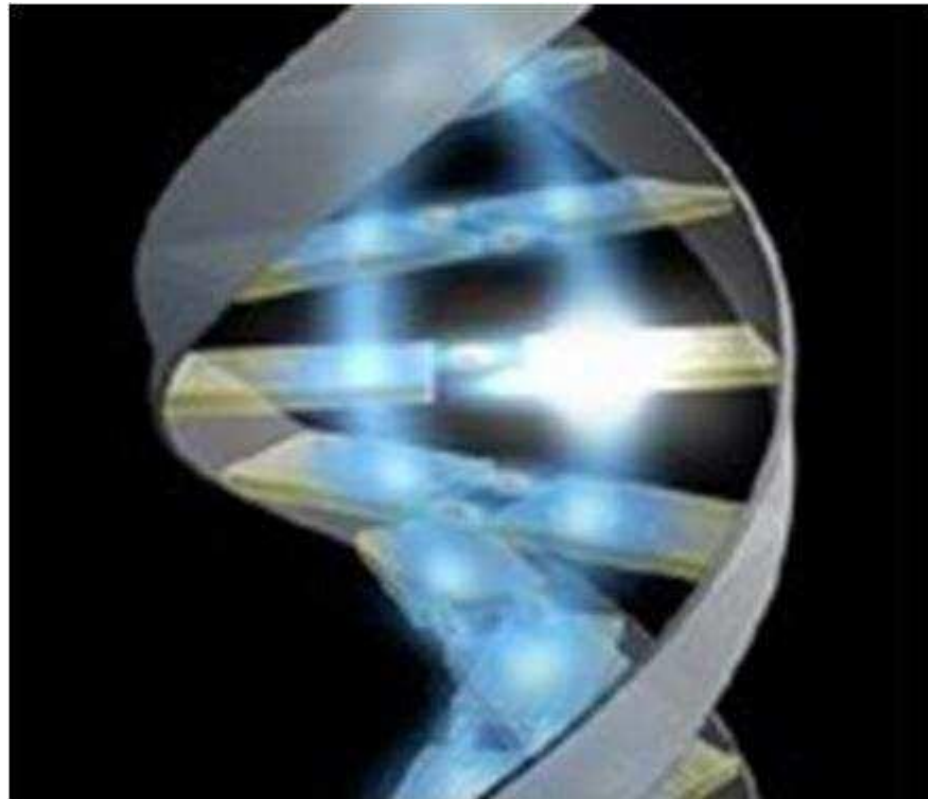




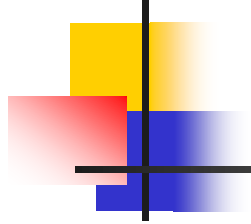
# Пример возможной реализации



# Информационный резонанс



# Стохастическое программирование



---

Решение оптимизационных задач в  
условиях неопределенностей



# Информация, сигналы, данные, знания и управления

---

- Что такое информация?



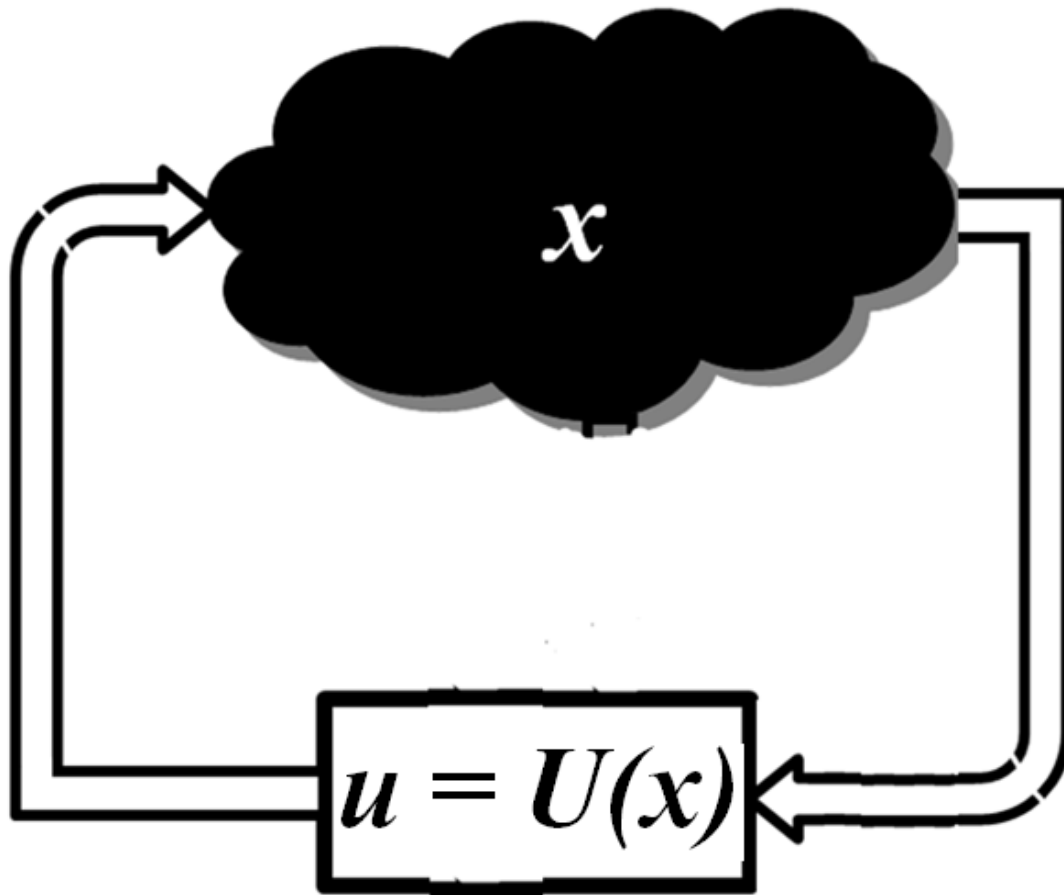
■ **Информация**

# Обратная связь по состоянию

- $x$  – информация (состояние системы)
- $u$  – управление

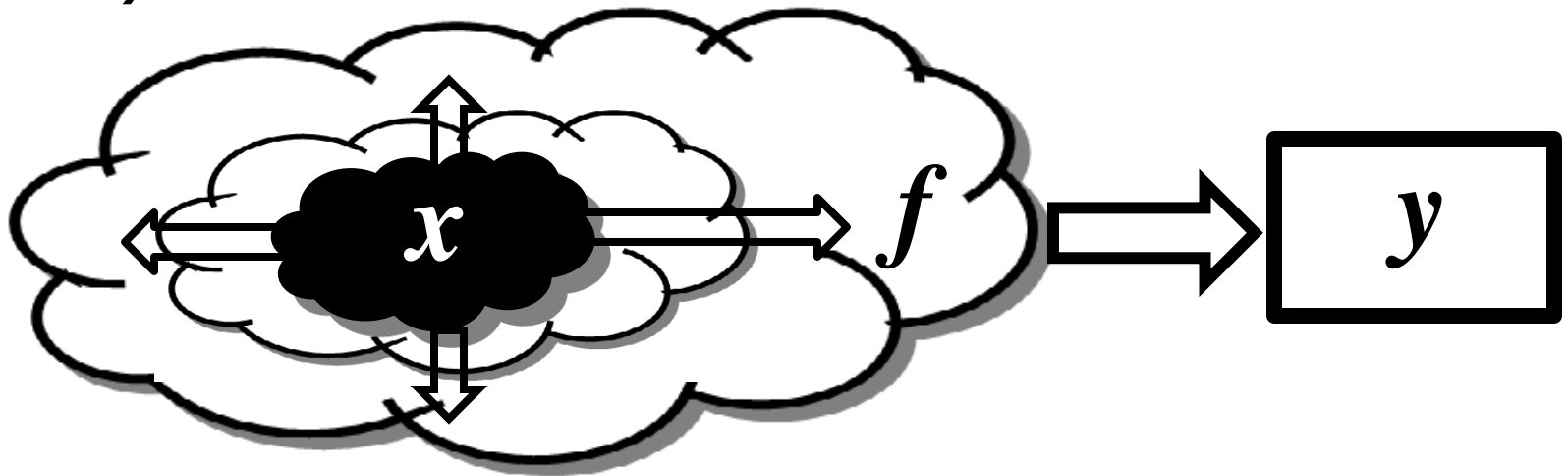
$$u = U(x)$$

# Взаимное влияние информации и управления

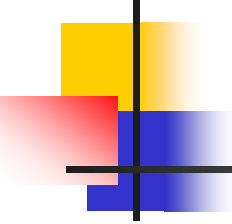


# Сигналы и данные

- $f$  – сигналы
- $y$  – данные





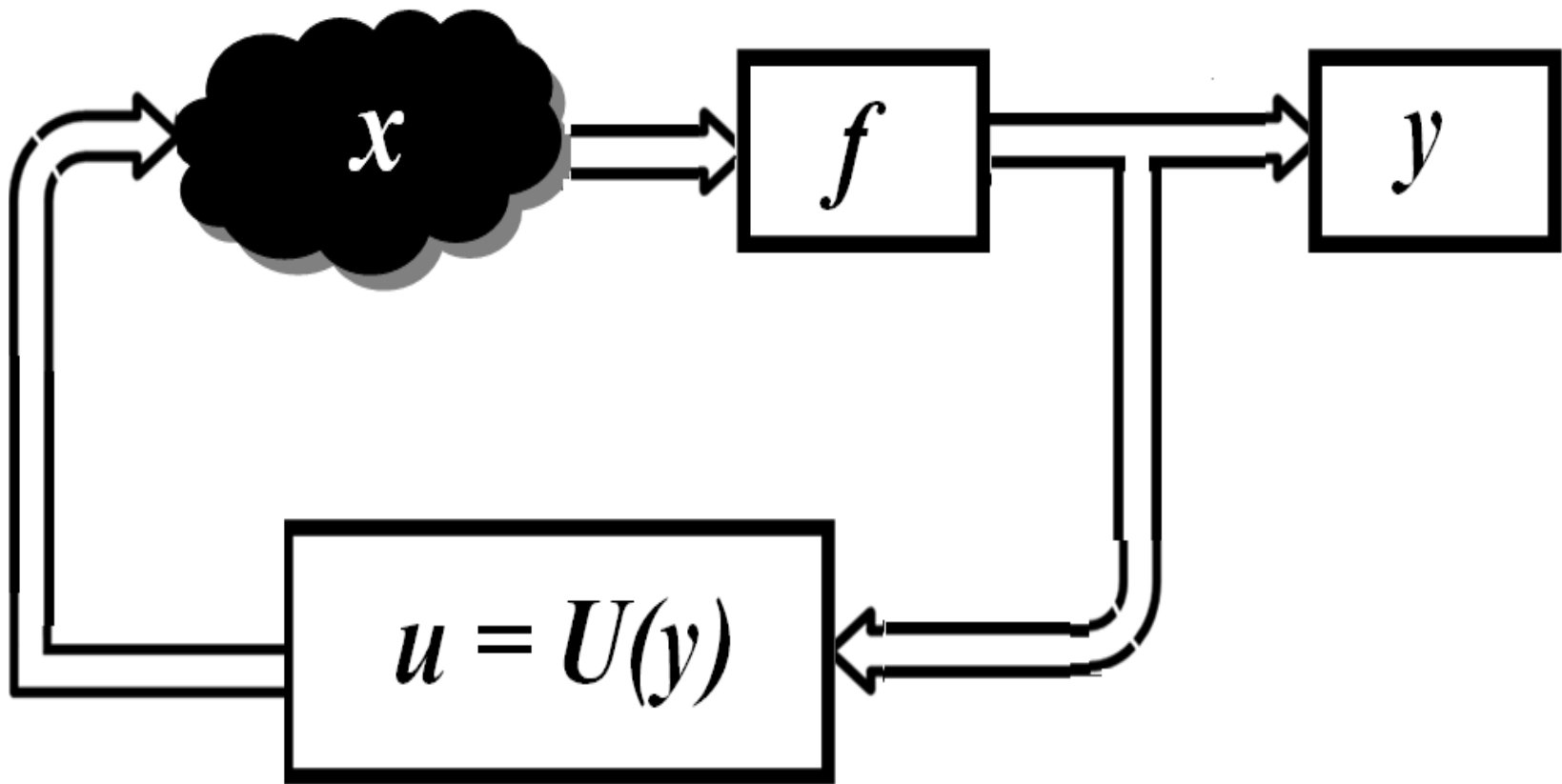


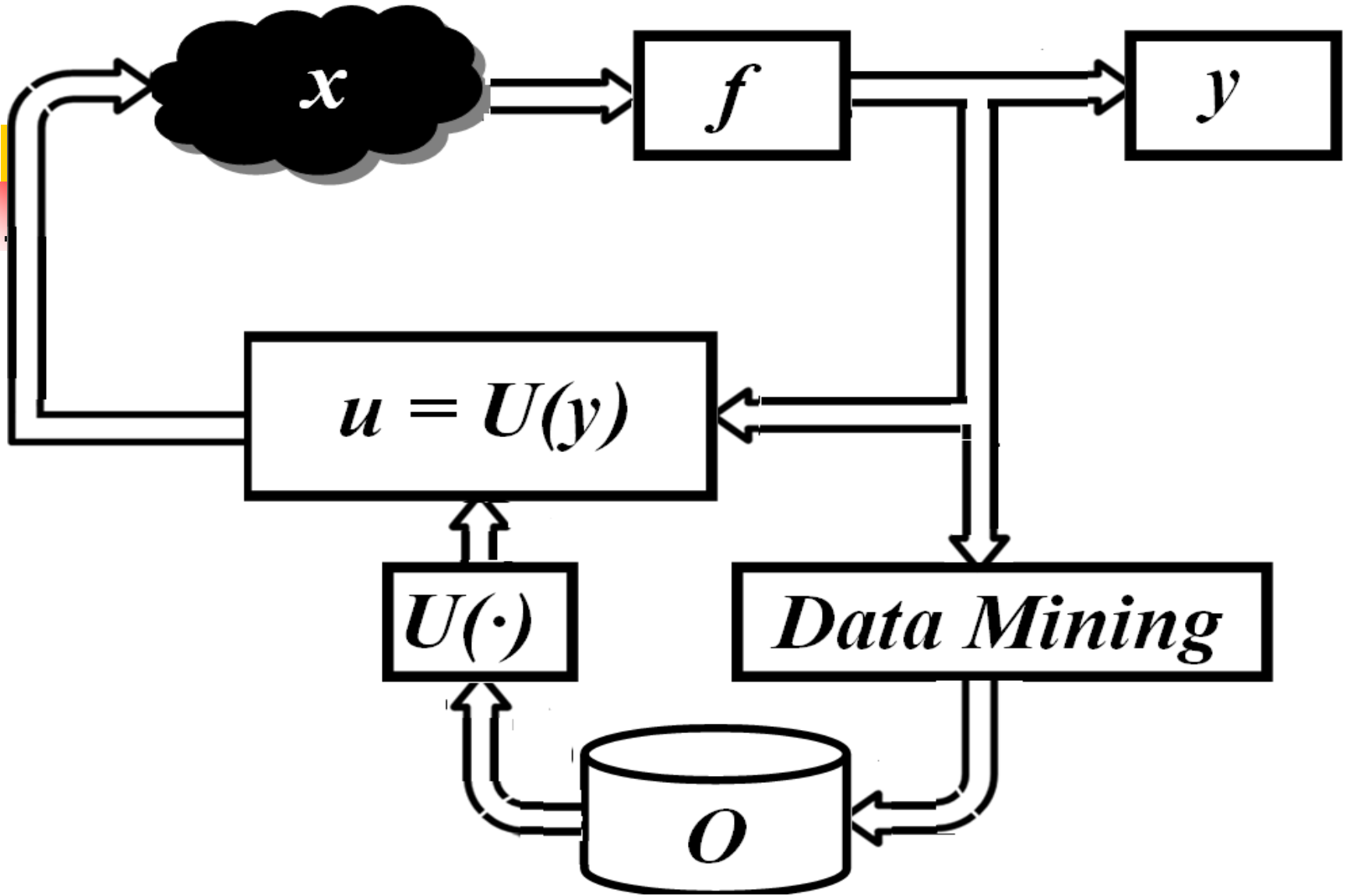
# Обратная связь по наблюдениям

---

- $y$  – наблюдения (данные)
- $u$  – управление

$$u = U(y)$$

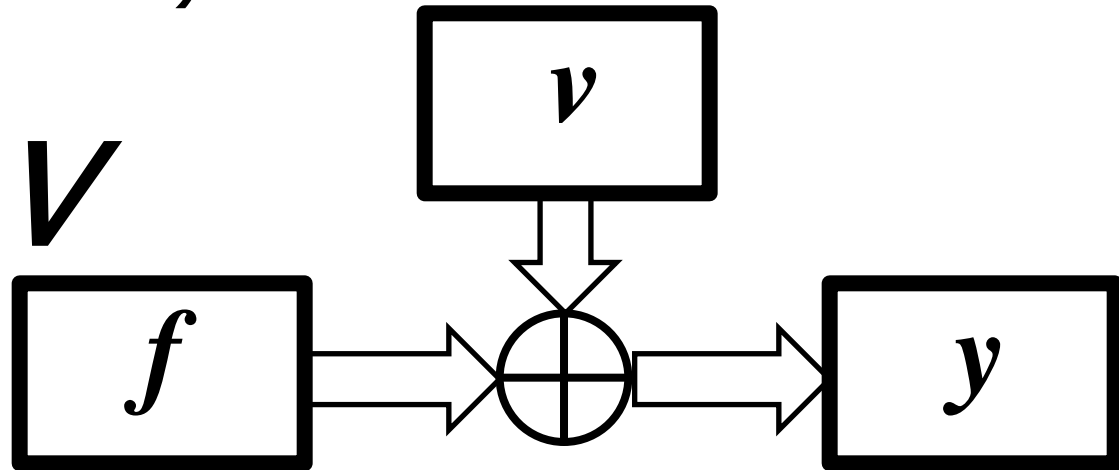




# Наблюдения с помехами

- $f$  – сигнал
- $y$  – наблюдения (данные)
- $v$  – ошибки (помехи)

$$y = f + v$$



# Типы помех и усреднение наблюдений

$$y = f + v$$

- помех нет:  $f = y$
- помехи малы:  $f \approx y$
- помехи малы с течением времени:  $y \rightarrow f$
- помехи нормальные (гауссовские)

$$\frac{1}{T} \sum_{\mathcal{H}} y(t) = \frac{1}{T} \sum_{\mathcal{H}} f(t) + \frac{1}{T} \sum_{\mathcal{H}} v(t) \Rightarrow \bar{f} \approx \frac{1}{T} \sum_{\mathcal{H}} y(t)$$

0



# Произвольные помехи?

---

$$y = f + v$$

- помех нет
- помехи малы
- помехи малы с течением времени
- помехи нормальные (гауссовские)
- помехи произвольные

# Στοχαστικότητα (στοχάζομαι)

- 1) целиться, метить  
ex. σ. τινος Xen., Isocr., Plat., Arst. — целиться во что (в кого)-л.
- 2) иметь в виду, стремиться  
ex. (τινος Plat., Arst. и πρὸς τι Plat.)  
σ. κριτῶν τῶν κρατίστων Xen. — стремиться к тому, чтобы судьями были самые влиятельные люди
- 3) применяться, приспособляться  
ex. (σ. τοῦ συμβουλευομένου Plat.)  
σ. τῆς τοῦ δήμου βουλήσεως Polyb. — применяться к воле народа
- 4) умозаключать, судить, догадываться, разгадывать  
ex. (τινος Isocr., Plat. и τι Xen.)  
σ. τὰ συμφέροντα Xen. — догадываться о том, что требуется;  
σ. ἔκ и διὰ τινος Polyb. — заключать на основании чего-л.;  
τῷ στοχάζεσθαι Plat. — путем догадок



# Природа стохастичности



---

## Неопределенности

- Моменты переключений
- Действия при переключениях
- (Задание Программы, Целей?..)

# Стохастичность и вычисления

- «Кто нам мешает, тот нам поможет!»



- Стохастичность является основой самоорганизации

# Детерминированный алгоритм

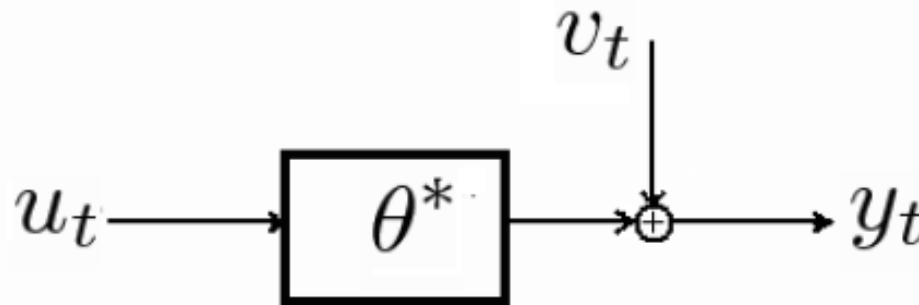


Каждый шаг задается детерминированным правилом с использованием результатов предыдущих шагов, и полученная новая информация о системе (выход) возвращается для использования в последующих шагах алгоритма

# Детерминированные подходы часто «проваливаются»

- В теории и практике возникает много трудностей, когда мы пытаемся исследовать “сложные” системы. Во многих практических приложениях традиционные детерминированные алгоритмы не дают результатов, когда система сложная. Часто это ведет к так называемым *NP*-сложным задачам

# Пример: оценивание неизвестного параметра



$$y_t = \theta^* \cdot u_t + v_t,$$

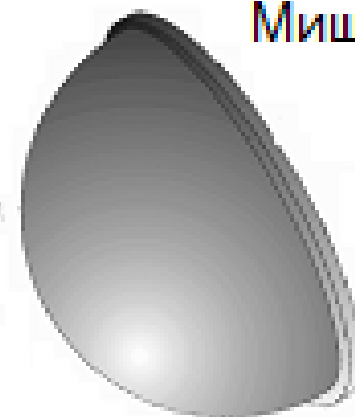
- можно выбирать входы (управления)  $u_t$
- измерять выходы  $y_t$ ,  $t = 1, 2, \dots, N$

# Модель эксперимента

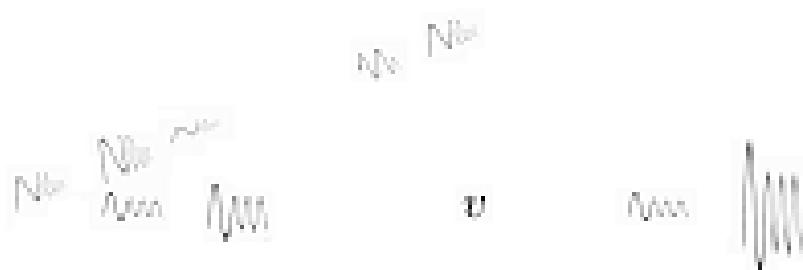
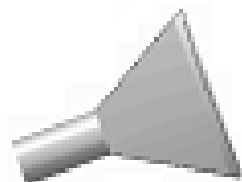
Инжектор



Мишень



Детектор



Помеха

# При произвольных внешних помехах НЕТ РЕШЕНИЯ в классе

## детерминированных алгоритмов!

$$\theta^* = 3$$

$t$	1	2	3	4	5	6	7
$u_t$	1	1	1	1	1	1	1
$v_t = rand() - 0.5$							
$y_t$	2.9	2.8	3.2	3.3	2.6	3.4	2.7
$\hat{\theta}_t$	2.9	2.85	2.97	3.05	2.96	3.03	2.99
$v_t = rand() - 0.5 + m, m = 1$							
$y_t$	3.9	3.8	4.2	4.3	3.6	3.9	4.2
$\hat{\theta}_t$	3.9	3.85	3.97	4.05	3.96	4.03	3.99



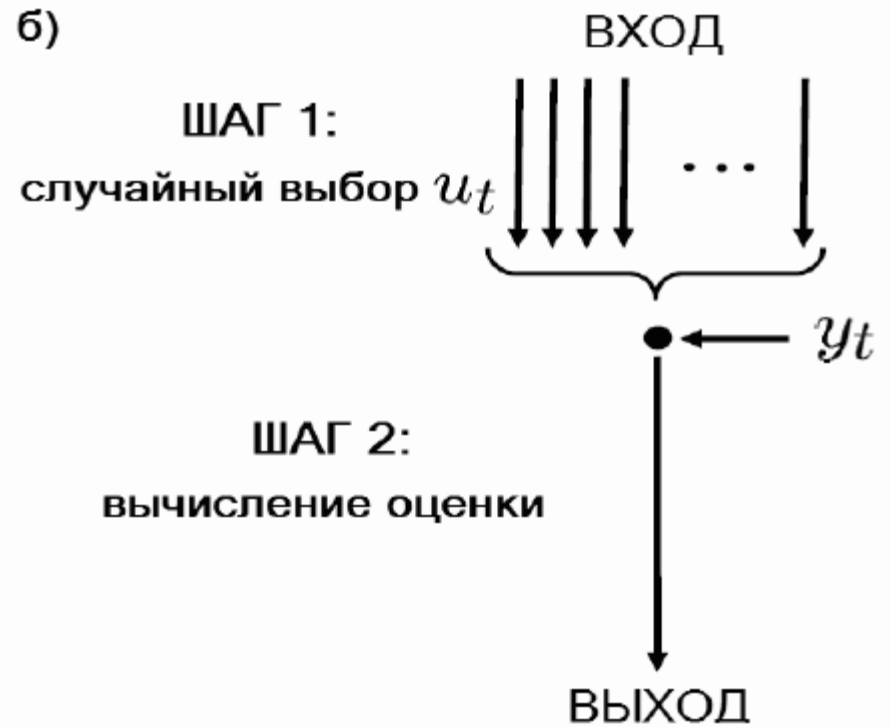
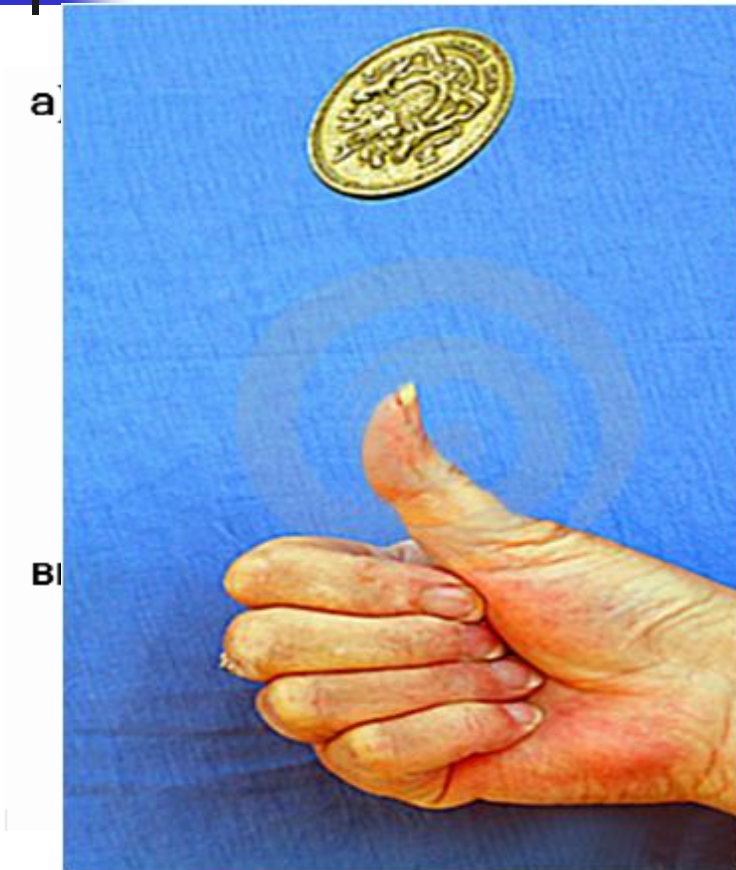
# Рандомизация



---

- Рандомизация может оказаться мощным средством для решения ряда проблем, которые кажутся нерешаемыми детерминированными методами
- В рандомизированном алгоритме выполнение одного или несколько шагов основано на случайном правиле (т. е. среди многих детерминированных правил одно выбирается случайно в соответствии с вероятностью  $P$ )

# Два типа алгоритмов



# «Обогащенные» наблюдения

На первом шаге

$$u_t = \begin{cases} +1, & \text{с вероятностью } \frac{1}{2}, \\ -1, & \text{с вероятностью } \frac{1}{2}, \end{cases}$$

На втором шаге формируем величины

$$\bar{y}_t = u_t \cdot y_t.$$

Для “новой” последовательности наблюдений

$$\bar{y}_t = \theta^* \cdot \bar{u}_t + \bar{v}_t, \quad \bar{u}_t = u_t^2 \text{ и } \bar{v}_t = u_t \cdot v_t.$$

# Предварительный результат

$$\theta^* = 3$$

$t$	1	2	3	4	5	6	7
$u_t$	-1	1	-1	1	1	1	-1
$v_t = \text{rand}() - 0.5 + m, m = 1$							
$y_t$	-2.1	3.8	-1.8	4.3	3.6	4.4	-2.3
$\bar{u}_t$	1	1	1	1	1	1	1
$\bar{y}_t$	2.1	3.8	1.8	4.3	3.6	4.4	2.3
$\hat{\theta}_t$	2.1	2.95	2.57	3.00	3.12	3.33	3.19

# Гарантированное множество

1. Пусть  $M = 8$ , выберем случайно семь ( $= M - 1$ ) разных групп по четыре индекса  $T_1, \dots, T_7$ .
2. Вычислим семь частичных сумм  $\bar{s}_i = \sum_{j \in T_i} \bar{y}_j$ ,  $i = 1, \dots, 7$ .
3. Сформируем доверительный интервал

$$\hat{\Theta} = [\min_{i \in 1:7} \bar{s}_i; \max_{i \in 1:7} \bar{s}_i],$$

содержащий  $\theta^*$  с вероятностью  $p = 75\%$  ( $= 1 - 2 \cdot 1/M$ ).

# Результат

$i$	$T_i$	$\bar{s}_i$
1	{2, 3, 4, 5}	3.375
2	{1, 3, 4, 6}	3.15
3	{2, 3, 5, 6}	3.4
4	{1, 2, 6, 7}	3.15
5	{1, 4, 5, 7}	3.075
6	{2, 3, 5, 7}	2.875
7	{1, 4, 6, 7}	3.275

- интервал  $\hat{\Theta} = [2.875; 3.4]$  содержит  $\theta^*$  с вероятностью  $p = 75\%$ ,

# Вероятностно-успешный алгоритм

- Рандомизированный алгоритм называется вероятностно-успешным с вероятностью  $p$ , если вероятность его правильного результата не менее  $p$
- Кроме обогащения данных наблюдений рандомизированный сценарный подход позволяет решить задачи «эффективно с высокой вероятностью» для почти всех ограничений, которых часто может быть очень много

# Рандомизация...

1930...

- Fisher (remove bias)

1950...

- Metropolis, Ulam (method Monte-Carlo)
- Растрингин, Ермаков и др. (случайный поиск)
- Kirkpatrick, Holland и др. (метод отжига, генетические алгоритмы)

1980-90

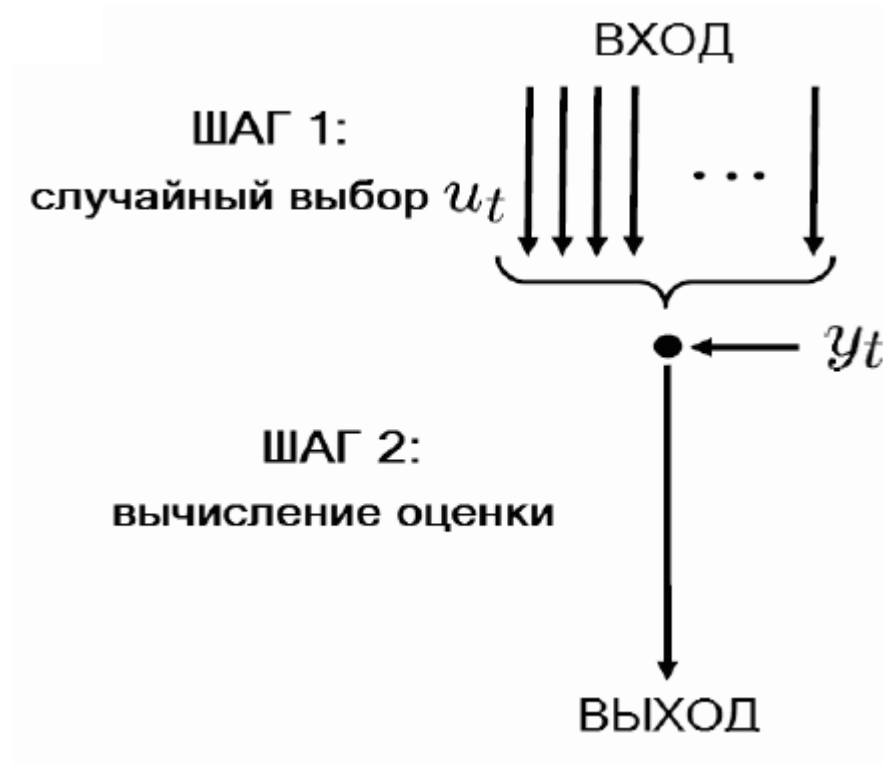
- Поляк, Цыбаков, Luing, Guffi, Spall (fast algorithms)
- Granichin (arbitrary noise)
- Vadiyasagar (Randomized Learning Theory)

2000....

- Tempo, Campi, Calafiore, Sherbakov *etc.*
- ...



# Рандомизированный алгоритм



Мультиагентность

# Многомерная оптимизация

$x_1, x_2, \dots$  — точки наблюдений  $\in \mathbb{R}^d$

$y_1, y_2, \dots$  — наблюдения  $\in \mathbb{R}^1$

$$y_n = F(x_n, w_n) + v_n$$

$w_1, w_2, \dots$  — неконтролируемые случайные возмущения с неизвестным распределением  $P(\cdot)$

$v_1, v_2, \dots$  — неизв., но ограниченные (неслучайн.)

***Цель***

$$f(x) = \int F(x, w) P(dw) \rightarrow \min$$

# Алгоритм SPSA

$\Delta_1, \Delta_2, \dots$  — probing sampling  
with Bernoulli distribution  $\Delta_n = \begin{pmatrix} \pm 1 \\ \pm 1 \\ \vdots \\ \pm 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^d$   
(simultaneous perturbation)

$$\hat{\theta}_0 \in \mathbb{R}^d$$

$$x_n^\pm = \hat{\theta}_{n-1} \pm \beta_n^\pm \Delta_n$$

$$\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_{n-1} - \frac{\alpha_n}{\beta_n^+ + \beta_n^-} \Delta_n (y_n^+ - y_n^-)$$

# Алгоритм с одним измерением

$$x_n = \hat{\theta}_{n-1} - \beta_n \Delta_n$$

$$\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_{n-1} - \frac{\alpha_n}{\beta_n} \Delta_n y_n$$

# Алгоритм с одним измерением

$$x_n = \hat{\theta}_{n-1} - \beta_n \Delta_n$$

$$\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_{n-1} - \frac{\alpha_n}{\beta_n} \Delta_n y_n$$

- Сокращение числа наблюдений

до  $1$  или  $2$  вместо  $2d$



# Преимущества SPSA

---

- Асимптотически оптимальная скорость сходимости
- Min число измерений на итерации
- Состоятельность при почти произвольных помехах
- Работоспособность в нестационарных задачах
- Легко может быть реализован мультиагентной системой или на квантовом компьютере

# Обоснование SPSSA

$$E\left(\theta_n - \frac{\alpha_n}{\beta_n} \Delta_n f(\theta_n + \beta_n \Delta_n)\right) \approx$$

$$\theta_n - \frac{\alpha_n}{\beta_n} E\left(\Delta_n f(\theta_n) + \frac{\beta_n \Delta_n \Delta_n \nabla f(\theta_n)}{2}\right) =$$

$$\theta_n - \frac{\alpha_n}{2} \nabla f(\theta_n).$$



# Преимущества SPSA

---

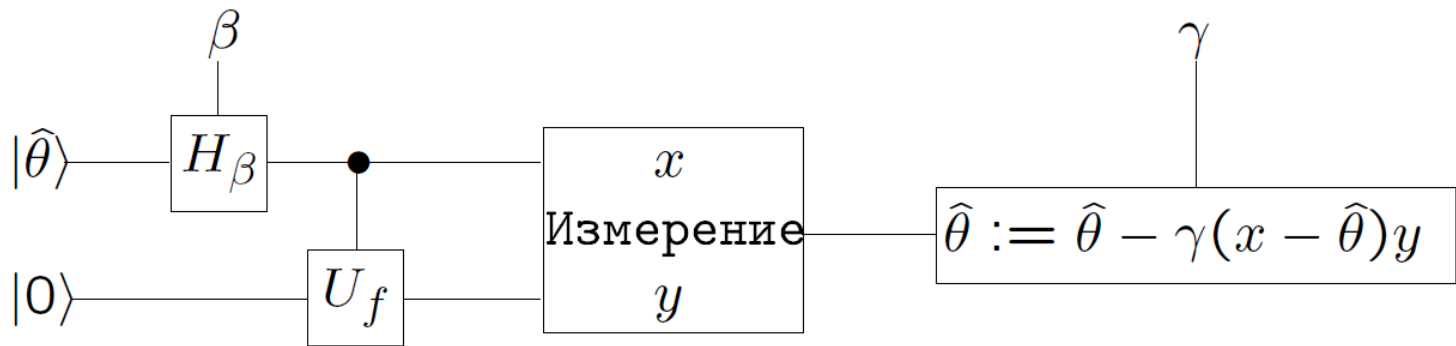
- Асимптотически оптимальная скорость сходимости
- Min число измерений на итерации
- Состоятельность при почти произвольных помехах
- Работоспособность в нестационарных задачах
- Легко может быть реализован на квантовом компьютере (или мультиагентной системой)



# Вычисление градиента «за такт»

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} - \gamma_k (x_k - \hat{\theta}_{k-1}) y_k, \quad x_k = \hat{\theta}_{k-1} + \beta_k \Delta_k, \quad y_k = f(x_k) + v_k, \quad \gamma_k = \frac{\alpha_k}{\beta_k^2}$$

$$U_f : |x\rangle |z\rangle \rightarrow |x\rangle |z \oplus f(x)\rangle, \quad x_k = H_\beta |\hat{\theta}_{k-1}\rangle = \frac{1}{2^{\frac{d}{2}}} \sum_{\Delta_i \in \{-1,+1\}^d} |\hat{\theta}_{k-1} + \beta_k \Delta_i\rangle$$



$$|\hat{\theta}_{k-1} + \beta_k \Delta_i\rangle |f(\hat{\theta}_{k-1} + \beta_k \Delta_i)\rangle, \quad \Delta_i \in \{-1,+1\}^d.$$

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ



Благодарю за внимание!

Вопросы?

Санкт-Петербург, 2017 г.