

# Генетические алгоритмы

Сергей Николенко

Машинное обучение — ИТМО, осень 2006

# Outline

- 1 Основная идея
  - Мотивация
  - Схема генетического алгоритма
- 2 Генетические операции
  - Представление данных
  - Кроссовер
  - Мутации
  - Функция Fitness
- 3 Алгоритм
  - Схема
  - Выбор самых приспособленных
  - Алгоритм

# Эволюция

Генетические алгоритмы тоже списаны с природы.

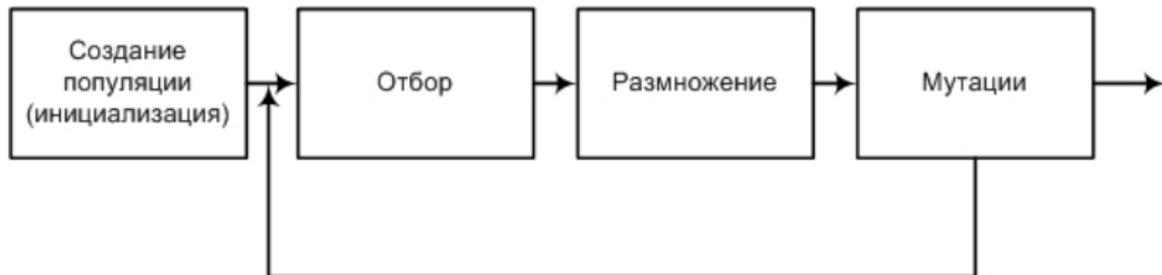
- Организмы эволюционируют со временем, изменяя свой генотип.
- Механизм дарвиновской эволюции:
  - Родилось новое поколение.
  - Из него часть особей выросла и дала потомство, часть погибла.
  - Погибают неприспособленные, выживают приспособленные, у потомков остаются лучшие черты.

## Основные компоненты

- Пространство гипотез, из которых мы должны выбрать лучшую
- Функция приспособленности  $Fitness$
- Набор генетических операций, которые можно применять:
  - Операции скрещивания (кроссовер) — размножение особей.
  - Мутации — редкие изменения отдельных особей.
- Целевое значение  $Fitness_{max}$ , к которому мы стремимся

## Общая схема алгоритма

- Сгенерировать начальную популяцию.
- Пока не достигнуто значение, большее  $Fitness_{max}$ :
  - Выбрать часть существующей популяции (отдавая предпочтение более приспособленным особям).
  - Применить к этой части генетические операции, породив потомков.
  - Подсчитать  $Fitness$  для особей новой популяции.



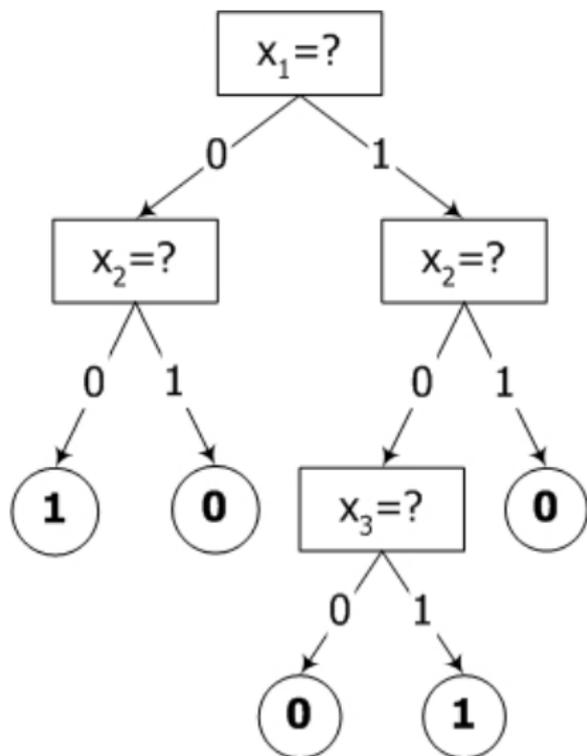
# Outline

- 1 Основная идея
  - Мотивация
  - Схема генетического алгоритма
- 2 Генетические операции
  - Представление данных
  - Кроссовер
  - Мутации
  - Функция Fitness
- 3 Алгоритм
  - Схема
  - Выбор самых приспособленных
  - Алгоритм

## Представление гипотез

Чтобы успешно применять генетические алгоритмы, гипотезы желательно представлять в виде строки битов. Тогда с ними легко делать что угодно. Но как представлять?

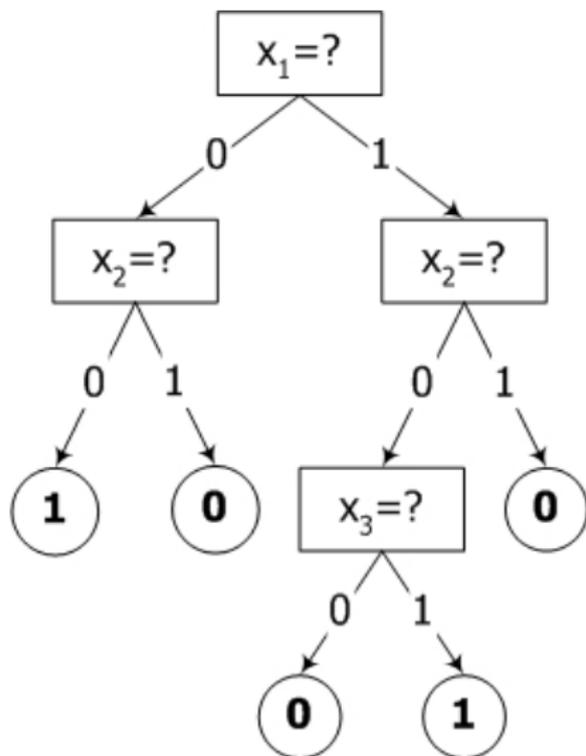
## Представление гипотез: пример



Вспомним пример дерева принятия решений.

*Гипотеза*, она же особь популяции — это в данном случае правило, описывающее поведение целевой функции. А *Fitness* — это то, насколько хорошо правило соответствует тестовым примерам.

## Представление гипотез: пример



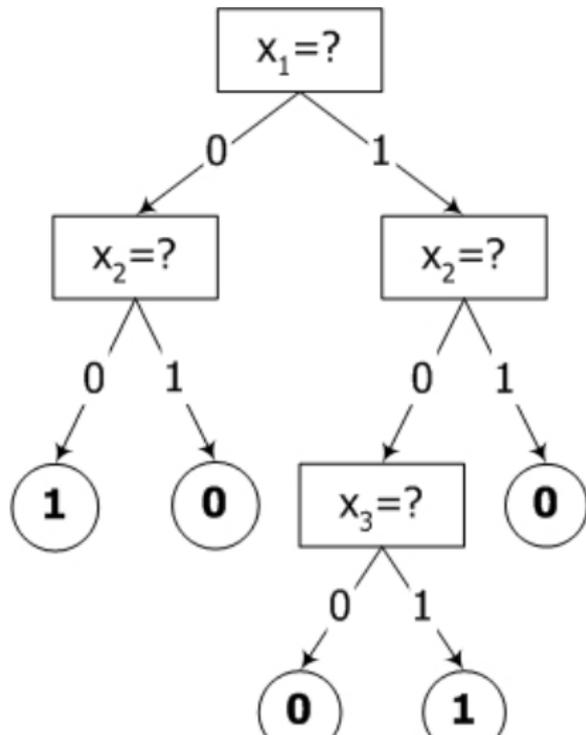
Например, для функции,  
заданной этим деревом,  
гипотеза

$$(x_1 = 0) \wedge (x_2 = 1) \implies (f = 0)$$

будет более приспособленной,  
чем гипотеза

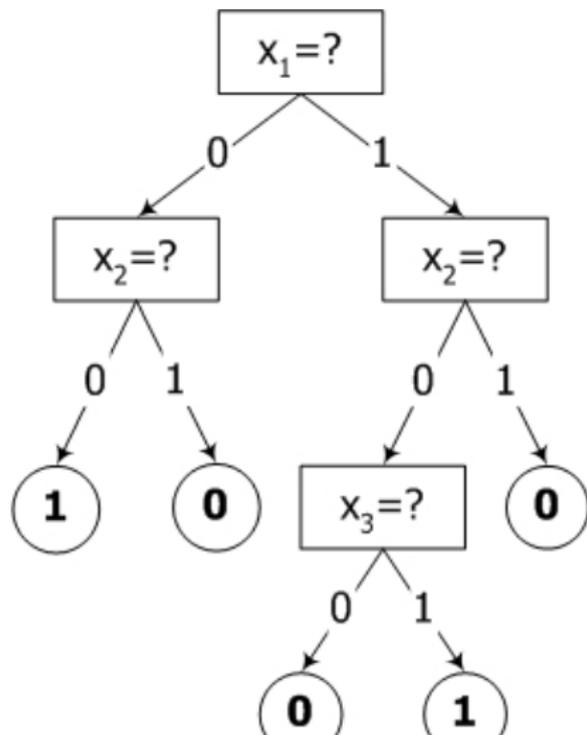
$$(x_1 = 0) \implies (f = 0).$$

## Представление гипотез: пример



Как задать гипотезу строкой из бит?

## Представление гипотез: пример



Как задать гипотезу строкой из бит?

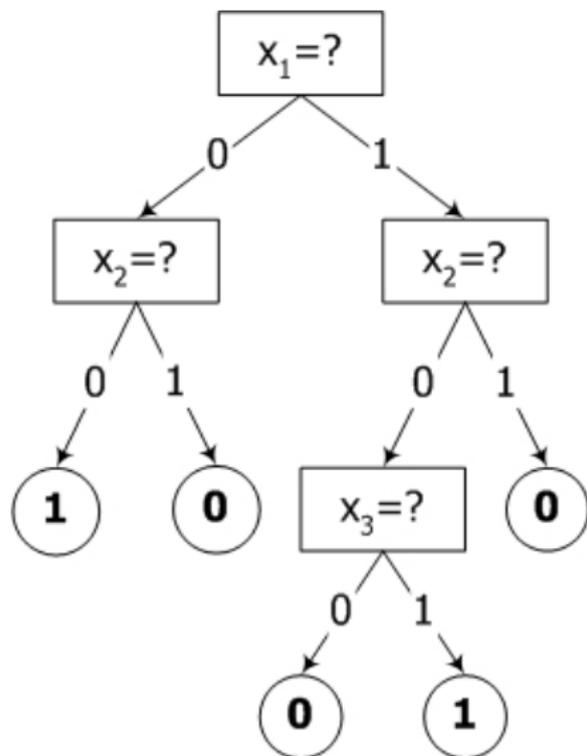
Логичная идея: закодировать каждую булевскую переменную битом; например, гипотеза

$$(x_1 = 1) \wedge (x_2 = 0) \wedge (x_3 = 1) \Rightarrow f = 1$$

представляется как

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$f$
1	0	1	1

## Представление гипотез: пример



Но как тогда закодировать гипотезу

$$(x_1 = 0) \wedge (x_2 = 1) \Rightarrow (f = 0)?$$

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$f$
0	1	???	0

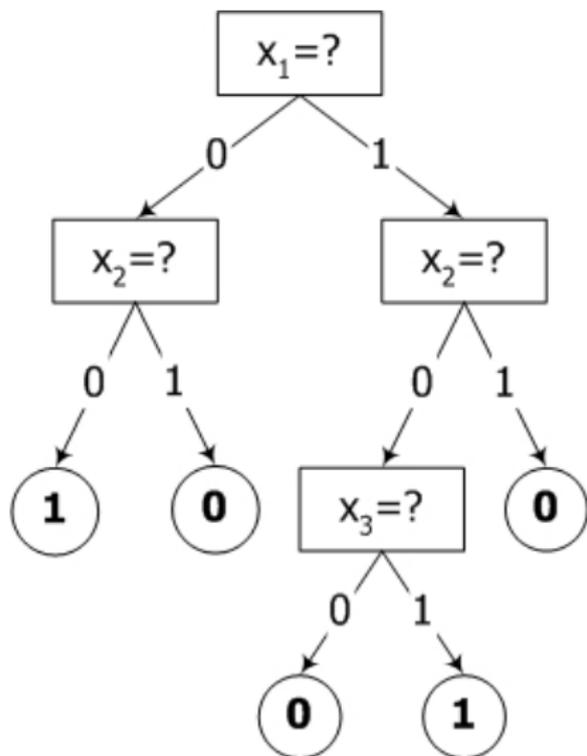
## Представление гипотез

Обычно для кодирования гипотез используют по одному биту на каждое значение атрибута; если стоит 1, значит, это значение участвует в посылке гипотезы; значения одного и того же атрибута соединяются, конечно, как OR.

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$f$
10	01	11	1

Строка 11 значит, что на этот атрибут можно не обращать внимания. А для целевой функции можно оставить один бит — гипотеза со следствием «будет какое-то значение» не имеет смысла.

## Гипотезы из нескольких правил



До сих пор мы кодировали одно *правило* (одну ветку дерева). Но, например, это дерево соответствует нескольким правилам. Их мы будем записывать простой конкатенацией строк.

### Упражнение

Выразить это дерево битовой строкой по нашей схеме.

# Упражнения

## Упражнение

Разработать схему кодирования для примера с играми «Зенита».

## Упражнение

Реализовать процедуру подсчёта по правилу функции Fitness — квадрата отношения успешно пройденных тестовых примеров к их общему количеству.

## Кроссовер

- При размножении особь должна унаследовать черты обоих предков. Как этого достичь на битовых строках?

# Кроссовер

- При размножении особь должна унаследовать черты обоих предков. Как этого достичь на битовых строках?
- *Кроссовер* (crossover) — операция, которая по заданной маске делает из двух строк одну.
- Есть несколько разных видов кроссовера.

## Виды кроссовера

- Single-point crossover:

Исходные строки	Маска	Результат
1001101011		
0010101100	1111100000	1001101100

## Виды кроссовера

- Double-point crossover

Исходные строки	Маска	Результат
1001101011		
0010101100	0001111100	0010101100

## Виды кроссовера

- Uniform crossover

Исходные строки	Маска	Результат
1001101011		
0010101100	0110100110	0000101010

## Кроссовер на строках переменной длины

Все эти виды — для строк одинаковой длины. Но наши гипотезы — из нескольких правил, и строки разной длины.

Что делать?

## Кроссовер на строках переменной длины

Решение:

- Используем double-point crossover так, чтобы сохранять постоянное расстояние до краёв правил.
- Например, правила длины 5, и мы случайно выбрали две точки из гипотезы

0[0101 110]10.

- Тогда во второй гипотезе нужно выбирать такие точки, чтобы расстояние от левой точки до левого края правила и от правой точки до правого края правила были теми же. Например, в правиле длины 15 могут быть варианты:

1[10]11 01010 01110    1[1011 010]10 01110  
 1[1011 01010 011]10    11011 0[10]10 01110  
 11011 0[1010 011]10    11011 01010 0[11]10

## Кроссовер на строках переменной длины

- Теперь кроссовер будет порождать корректные гипотезы:  
Исходные строки                      Результат

0[0101 110]10	01010
1[10]11 01010 01110	10101 11011 01010 01110

# Мутации

Мутации на битовых строках:

- Изменить один случайный бит.
- Сделать несущественным (забить единичками) один случайный атрибут.
- ...

# Fitness

- Функция Fitness должна зависеть от того, насколько хорошо гипотеза справляется с задачей.
- В случае задачи классификации разумная функция:

$$\text{Fitness}(h) = \left( \frac{\text{Correct}(h)}{\text{TotalExamples}} \right)^2,$$

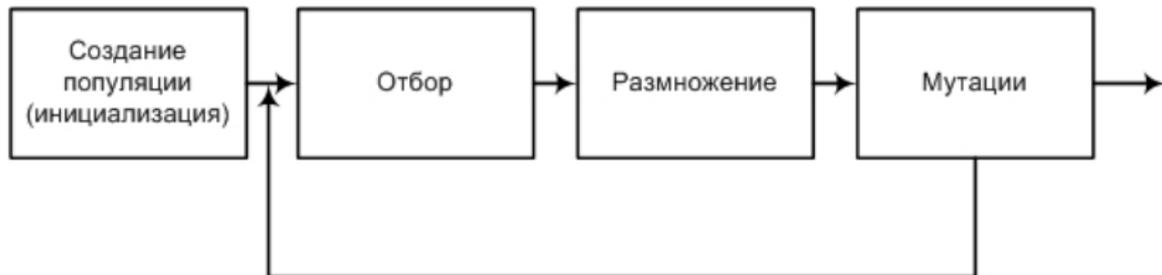
где  $\text{Correct}(h)$  — количество примеров, верно расклассифицированных гипотезой  $h$ ,  $\text{TotalExamples}$  — общее количество примеров.

# Outline

- 1 Основная идея
  - Мотивация
  - Схема генетического алгоритма
- 2 Генетические операции
  - Представление данных
  - Кроссовер
  - Мутации
  - Функция Fitness
- 3 Алгоритм
  - Схема
  - Выбор самых приспособленных
  - Алгоритм

## Вспомним общую схему

- Сгенерировать начальную популяцию.
- Пока не достигнуто значение, большее  $Fitness_{max}$ :
  - Выбрать часть существующей популяции (отдавая предпочтение более приспособленным особям).
  - Применить к этой части генетические операции, породив потомков.
  - Подсчитать  $Fitness$  для особей новой популяции.



## Что осталось

Мы уже научились:

- Делать кроссовер.
- Мутировать.
- Подсчитывать функцию *Fitness*.

Осталось

- Научиться выбирать самых приспособленных.

## Выбор самых приспособленных

- Задаём долю выживших  $s$  — остальная часть популяции будет заменена на результаты кроссовера другой части.
- Нужно выбрать  $sN$  гипотез из популяции размера  $N$ .
- *Метод рулетки* (roulette wheel selection): у каждой гипотезы  $h_i$  вероятность быть выбранной

$$Pr(h_i) = \frac{\text{Fitness}(h_i)}{\sum_{j=1}^N \text{Fitness}(h_j)}$$

## Выбор самых приспособленных

- Задаём долю выживших  $s$  — остальная часть популяции будет заменена на результаты кроссовера другой части.
- Нужно выбрать  $sN$  гипотез из популяции размера  $N$ .
- *Турнирный метод* (tournament selection): случайно выбираем две гипотезы. С фиксированной вероятностью  $p$  выживает более приспособленная, с вероятностью  $1 - p$  — менее приспособленная.

## Выбор самых приспособленных

- Задаём долю выживших  $s$  — остальная часть популяции будет заменена на результаты кроссовера другой части.
- Нужно выбрать  $sN$  гипотез из популяции размера  $N$ .
- *Ранговый метод* (ranking selection): сначала сортируем гипотезы по приспособленности. Затем как в методе рулетки, но вероятность выжить пропорциональна не значению  $\text{Fitness}(h)$ , а месту, которое заняла гипотеза.

## Выбор самых приспособленных

- Задаём долю выживших  $s$  — остальная часть популяции будет заменена на результаты кроссовера другой части.
- Нужно выбрать  $sN$  гипотез из популяции размера  $N$ .
- Мы будем использовать метод рулетки.

# Алгоритм

$Genetic(N, p, s, m, Fitness, Fitness_{max})$

- Создать  $N$  случайных гипотез  $H = \{h_1, \dots, h_n\}$ .
- Для каждой гипотезы  $h \in H$  вычислить  $Fitness(h)$ .
- Пока  $\max_h Fitness(h) < Fitness_{max}$ :
  - $H' = \emptyset$ .
  - Случайно выбрать  $sN$  гипотез из  $H$  и добавить их в  $H'$ .  
Вероятность выбрать гипотезу  $h_i$   $Pr(h_i) = \frac{Fitness(h_i)}{\sum_{j=1}^N Fitness(h_j)}$ .
  - Случайно выбрать  $\frac{(1-s)p}{2}$  пар гипотез из  $H$  с теми же вероятностями. Для каждой пары  $(h_i, h_j)$  запустить операцию кроссовера и добавить её результат в  $H'$ .
  - Равномерно выбрать  $mN$  случайных гипотез из  $H'$  и в каждой из них инвертировать случайный бит.
  - $H = H'$ .
  - Для каждой гипотезы  $h \in H$  вычислить  $Fitness(h)$ .

## Упражнения

### Упражнение

Реализовать генетический алгоритм, выбирающий гипотезу для объяснения игры «Зенита» из примера в первой лекции.

## Спасибо за внимание!

- Lecture notes, слайды и коды программ появятся на моей homepage:  
`http://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/index.php?page=teaching`
- Присылайте любые замечания, коды программ на других языках, решения упражнений, новые численные примеры и прочее по адресам:  
`sergey@logic.pdmi.ras.ru`, `smartnik@inbox.ru`