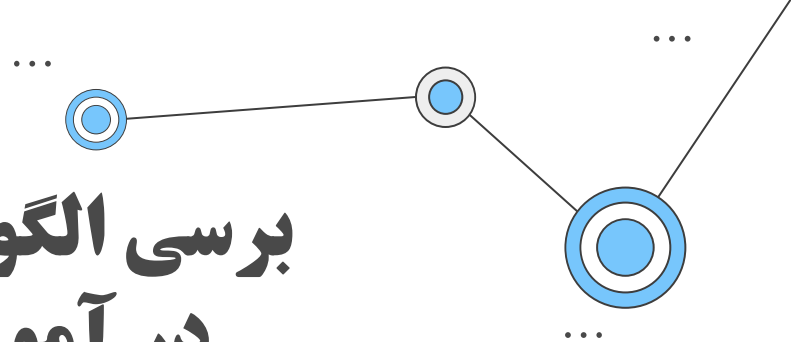
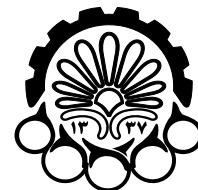


# بررسی الگوریتم تکامل عصبی عمیق در آموزش شبکه های عصبی



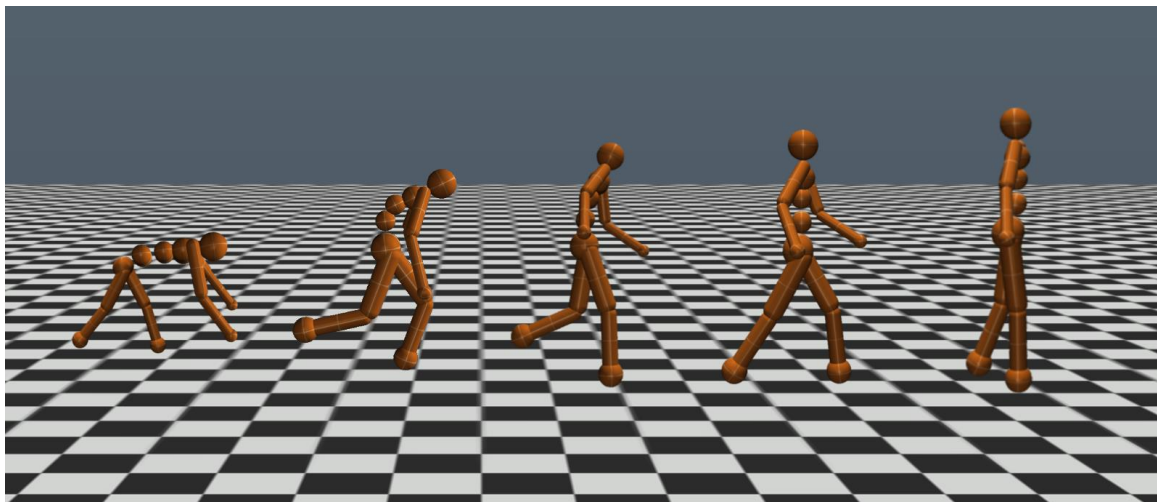
ارائه دهنده: کیوان ایچی حق  
استاد راهنما: دکتر رضا صفا بخش  
بهار ۱۴۰۱



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
( پلی تکنیک تهران )



دانشکده مهندسی کامپیوتر  
و فناوری اطلاعات



# اهداف ارائه

معرفی استراتژی های تکاملی

آشنایی با ویژگی های بارز این استراتژی ها

آشنایی با الگوریتم های معروف این استراتژی ها

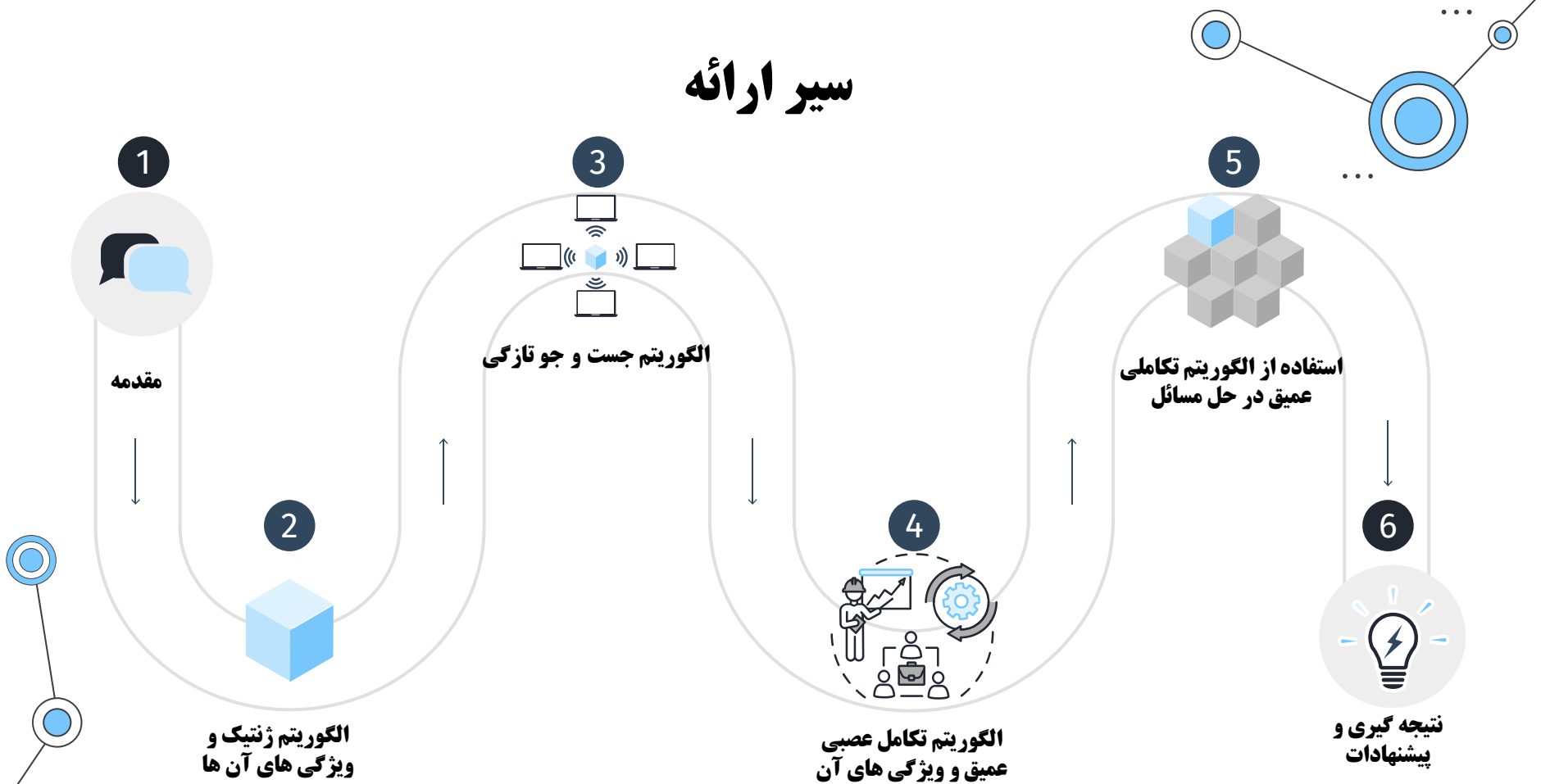
معرفی الگوریتم تکامل عصبی عمیق (NEAT)

بررسی الگوریتم تکامل عصبی عمیق در حل مسائل

شبیه سازی انسان نما دوبا



# سیر ارائه



# مقدمه

- روند سنتی آموزش شبکه های عصبی
- استفاده از الگوریتم های یادگیری تقویتی در شرکت اوبر

## مقدمه

### روش متداول آموزش شبکه های عصبی: شیب نزولی گرادیان

- محدودیت و انعطاف پذیری کم در مسائل خلاقانه
- تعداد متغیرهای زیاد در روند آموزش

### رویگردانی شرکت اوبر به الگوریتم های تکاملی عمیق

- توسعه راه حل ایمن تر و قابل اعتماد تر برای حمل و نقل
- تطبیق سریع تر سیستم برای کاربران جدید



uber-research/deep-  
neuroevolution

Deep Neuroevolution

Uber

10  
Contributors

16  
Issues

2k  
Stars

298  
Forks



1

2

3

4

5

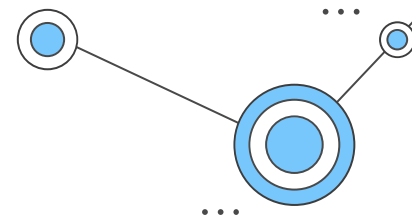
۵/۲۳

# استراتژی های تکاملی

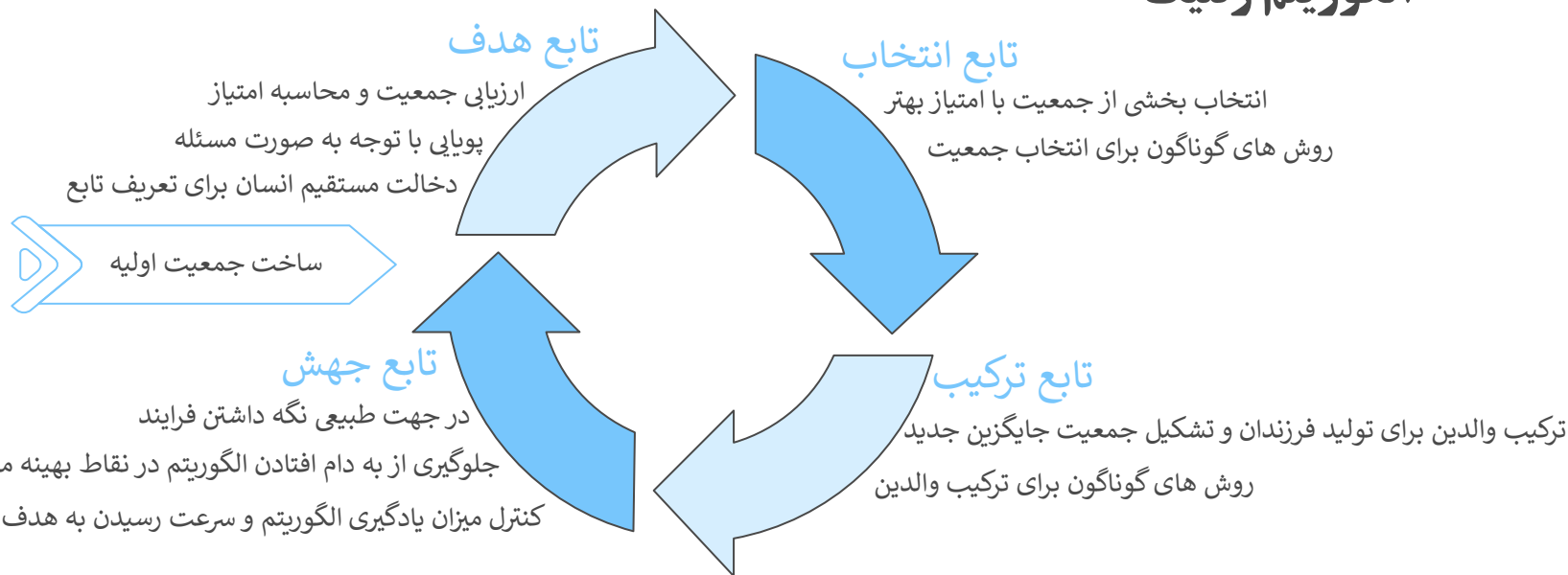
- معرفی نحوه کارکرد این نوع استراتژی ها
- ویژگی های بارز
- الگوریتم ژنتیک
- در جست و جو تازگی

# استراتژی های تکاملی

(روش ها)



## الگوریتم ژنتیک



# استراتژی های تکاملی

(ویژگی ها)

## مقیاس پذیری و موازی سازی

- همگان سازی کارگران و از بین بردن وابستگی بین آن ها
- بروز رسانی پارامترها و تبادل خروجی بین کارگران با کمترین بار
- آشفتگی نه کاملاً مستقل از یکدیگر و فضای نمونه یکسان

### Algorithm 2 Parallelized Evolution Strategies

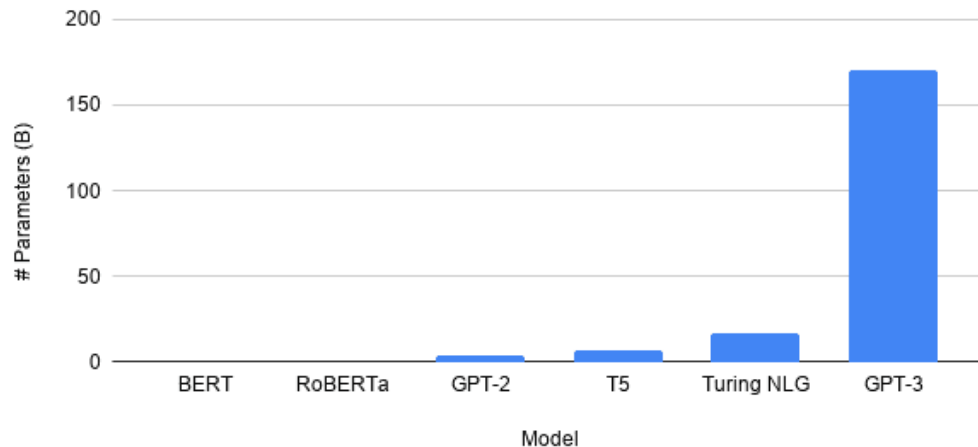
```
1: Input: Learning rate  $\alpha$ , noise standard deviation  $\sigma$ , initial policy parameters  $\theta_0$ 
2: Initialize:  $n$  workers with known random seeds, and initial parameters  $\theta_0$ 
3: for  $t = 0, 1, 2, \dots$  do
4:   for each worker  $i = 1, \dots, n$  do
5:     Sample  $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, I)$ 
6:     Compute returns  $F_i = F(\theta_t + \sigma \epsilon_i)$ 
7:   end for
8:   Send all scalar returns  $F_i$  from each worker to every other worker
9:   for each worker  $i = 1, \dots, n$  do
10:    Reconstruct all perturbations  $\epsilon_j$  for  $j = 1, \dots, n$  using known random seeds
11:    Set  $\theta_{t+1} \leftarrow \theta_t + \alpha \frac{1}{n\sigma} \sum_{j=1}^n F_j \epsilon_j$ 
12:   end for
13: end for
```



# استراتژی های تکاملی

(ادامه ویژگی ها)

$$\theta^n = F(\theta^{n-1}, T_n) = \theta^{n-1} + \sigma \varepsilon(T_n)$$



## پارامتر سازی شبکه

- نیاز به جمعیت به اندازه کافی بزرگ
- رمز گذاری منعطف پذیر برای بهینه سازی حافظه
- مدل *GPT-3* بیش از ۱۷۵ میلیارد پارامتر دارد.
- حجم پارامتر ها بر روی دیسک برابر ۴۵ ترابایت است.
- اهمیت پارامتر سازی

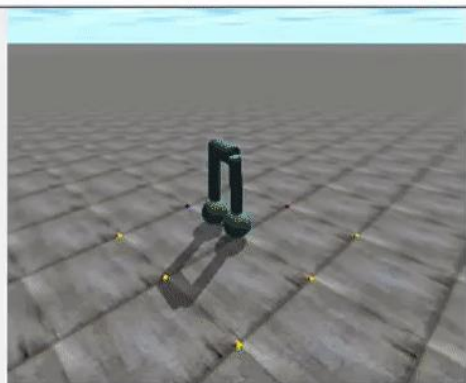


## در جست و جوی نوآوری

### نسل کشی الگوریتم ژنتیک

- از بین رفتن اعضای ناکارآمد
- به آنها ندادن به ساختارهای جدید
- دخالت انسان در تنظیم کارکرد الگوریتم

- عدم وجود تابع هدف
- فرصتی برای پیشرفت ساختارهای نوپا
- مسئله دویا انسان نما



Fitness Best



Novelty Best

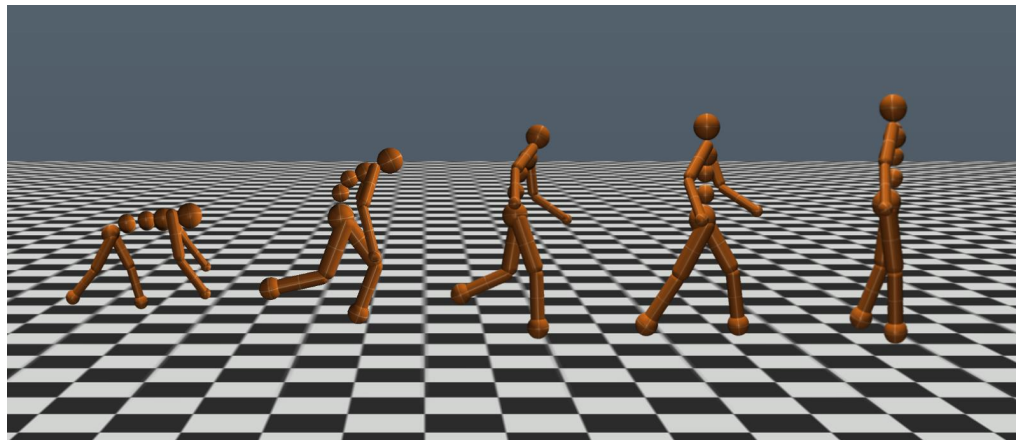
# تکامل عصبی عمیق

- معرفی
- رمزگذاری
- جهش
- معاونت های رقابتی
- گونه سازی

# تکامل عصبی عمیق

(معرفی)

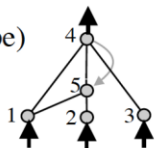
معروف ترین الگوریتم: NEAT (Neuroevolution of augmenting topologies)  
استفاده از مفاهیم الگوریتم ژنتیک و تکنیک جست و جو تازگی  
قابلیت استفاده از روش گرادیان برای تولید جهش های امن تر



# تکامل عصبی عمیق (ویژگی ها)

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

Network (Phenotype)



رمز گذاری

مستقیم

- رمز گذاری صریح ویژگی ها
- رمز گذاری دو-دو-یی ۰ و ۱
- رمز گذاری گراف

غیر مستقیم

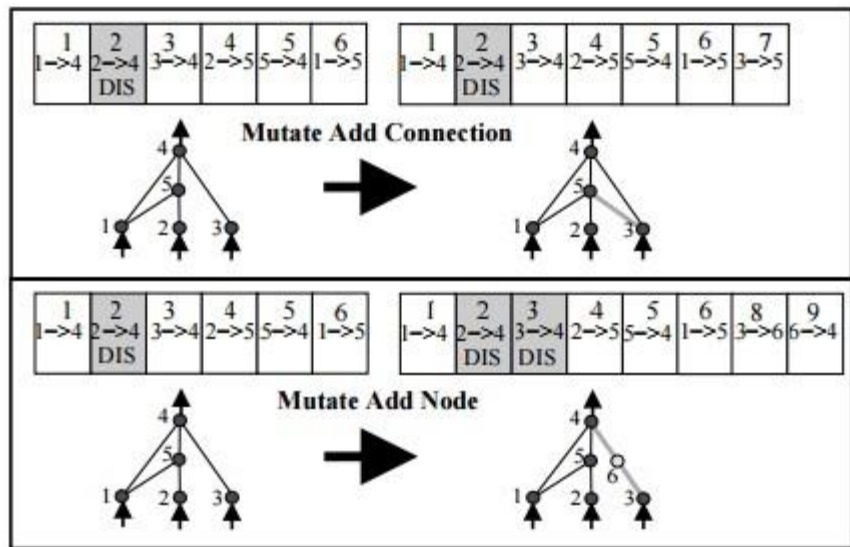
- تنظیم قوانین و پارامتر ها برای هر ژن
- می تواند موجب سو گیری شدید شود
- دخالت انسان در کار است

- استفاده از روش مستقیم

- سادگی و درک بالاتر

# تکامل عصبی عمیق

(ادامه ویژگی ها)



جهش



## گره های مرزی

- اضافه شدن گره جدید بدون غیرفعال شدن گره قبلی
- وزن تصادفی

## گره های مرکز

- بین دو گره قرار می گیرد
- وزن معادل ۱ دارد
- گره قبلی غیر فعال می شود (اما حذف نمی شود)

# تکامل عصبی عمیق

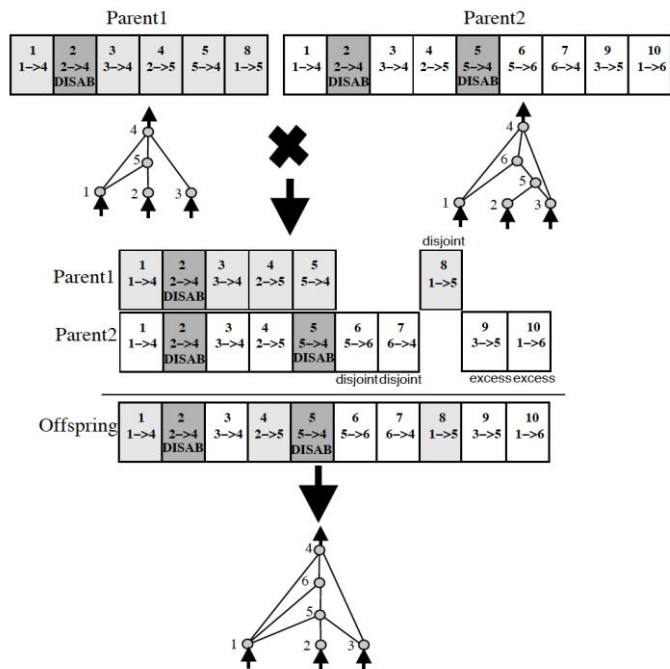
## (ادامه ویژگی ها)

معاونت های رقابتی



روش پیشنهادی الگوریتم *NEAT*:

- استفاده از نشانه های تاریخی
- بازسازی ژن های نا موجود توسط والدین
- همسویی آسان تر والدین



# تکامل عصبی عمیق

(ادامه ویژگی ها)



گونه سازی



## مشکلات اولیه

- نا کارآمد بودن اکثر تحولات بوجود آمده توسط والدین
- اکثر تحولات به علت وجود تابع انتخاب، قبل از بهینه سازی از بین می روند

## راه کار الگوریتم NEAT:

- دسته بندی جمعیت بر اساس شباهت های موجود (Clustering)
- رقابت اعضا در دسته های مشابه

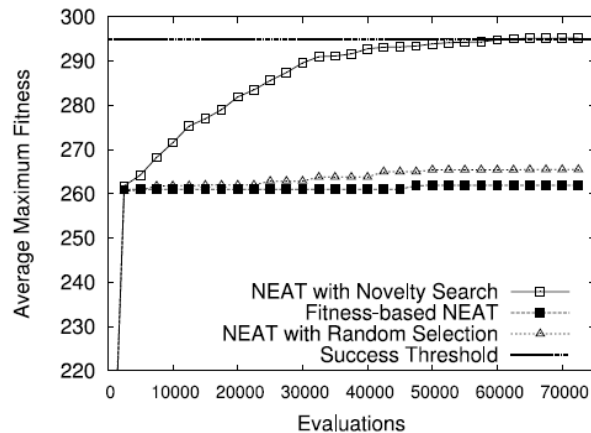
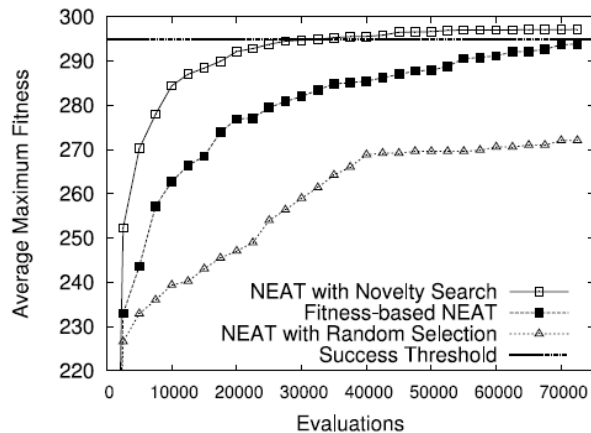


# تکامل عصبی عمیق در حل مسائل واقعی

- دویا انسان نما
- ماریچ فرینده

# تکامل عصبی عمیق در حل مسائل واقعی

(آزمایش ها)



آزمایش ماریچ فرینده



الگوریتم های تست شده:

- الگوریتم تکامل عصبی عمیق با استفاده از الگوریتم ژنتیک
- الگوریتم تکامل عصبی عمیق با استفاده از جست و جو تازگی
- الگوریتم تکامل عصبی عمیق با استفاده از انتخاب های تصادفی
- تکرار آزمایش ها برای ۴۰ بار
- موفقیت الگوریتم تکامل عصبی عمیق با استفاده از جست و جو تازگی در ۳۹ تکرار
- موفقیت ۱۰٪ الگوریتم های دیگر

# نتیجه گیری و پیشنهادات

- جمع بندی مطالب ارائه شده
- انتخاب الگوریتم برتر
- پیشنهادات آینده نگر

# نتیجه گیری و پیشنهاد ها

(نتیجه گیری)

## جمع بندی مطالب ارائه شده



- استفاده از روش های نوین در آموزش شبکه های عصبی
- افزایش بازدهی مدل با کمتر شدن دخالت انسان
- ترکیب روش های گوناگون در الگوریتم NEAT نیازمند بررسی شرایط مسئله است
- الگوریتم جست و جو تازگی در مسائل خلاقانه
- الگوریتم ژنتیک در مسائل هدفمند
- کاربرد الگوریتم بسته به شرایط مسئله و نیازمندی ها



# نتیجه گیری و پیشنهاد ها

(پیشنهاد ها)

هیچ الگوریتمی بدون نقض نیست؛ با ترکیب  
(ensemble) مدل های مختلف برای پوشش دادن  
نقص های یکدیگر می توان دقت بالاتری گرفت.

بررسی روش کاهش شیب گرادیان های برای استفاده در *NEAT*  
می تواند بازدهی را افزایش دهد و جهش ها را امن تر کند.

# منابع و مراجع

- ❖ [1] F.P Such, V. Madhavan, E. Conti, j. Lehman, K. O. Stanley and J. Clune, "Deep Neuroevolution: Genetic Algorithms are a Competitive Alternative for Training Deep Neural Networks for Reinforcement Learning," *Uber AI Labs.*, vol. 3, pp. 2-5, Apr. 2018.
- ❖ [2] T. Salimans, J. Ho, Xi Chen, S. Sidor and I. Sutskever, "Evolution Strategies as a Scalable Alternative to Reinforcement Learning," *OpenAI.*, vol. 2, pp. 2-6, Sep. 2017.
- ❖ [3] K. O. Stanley and R. Miikkulainen, "Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies," *The MIT Press.*, vol. 10, pp 4-13, June. 2002.
- ❖ [4] J. Lehman and K. O. Stanley, "Abandoning Objectives: Evolution Through the Search for Novelty Alone," *PubMed.*, vol 2, pp. 9-32, June 2011.
- ❖ [5] J. Lehman, J. Chen, J. Clune, and K. O. Stanley, "Safe Mutations for Deep and Recurrent Neural Networks through Output Gradients," *Uber AI Labs.* Vol. 3, pp. 1-10, May 2018.
- ❖ [6] E. Conti, V. Madhavan, F. Petroski Such, J. Lehman, K. O. Stanley, J. Clune, "Improving Exploration in Evolution Strategies for Deep Reinforcement Learning via a Population of Novelty-Seeking Agents," *Uber AI Labs.* Vol 3, pp. 2-10, Oct 2018.
- ❖ [7] Medium (2022, May 1). *On Genetic Algorithms: Why Novelty Search is important* [On-line]. Available: <https://medium.com/@nniranjhana/on-genetic-algorithms-why-novelty-search-is-important-6d2879d3ed81>

# با تشکر از توجه شما



خواهشمندم سوالات خود را مطرح کنید

keivanipchihagh@gmail.com