

Adaptation créative par évolution artificielle

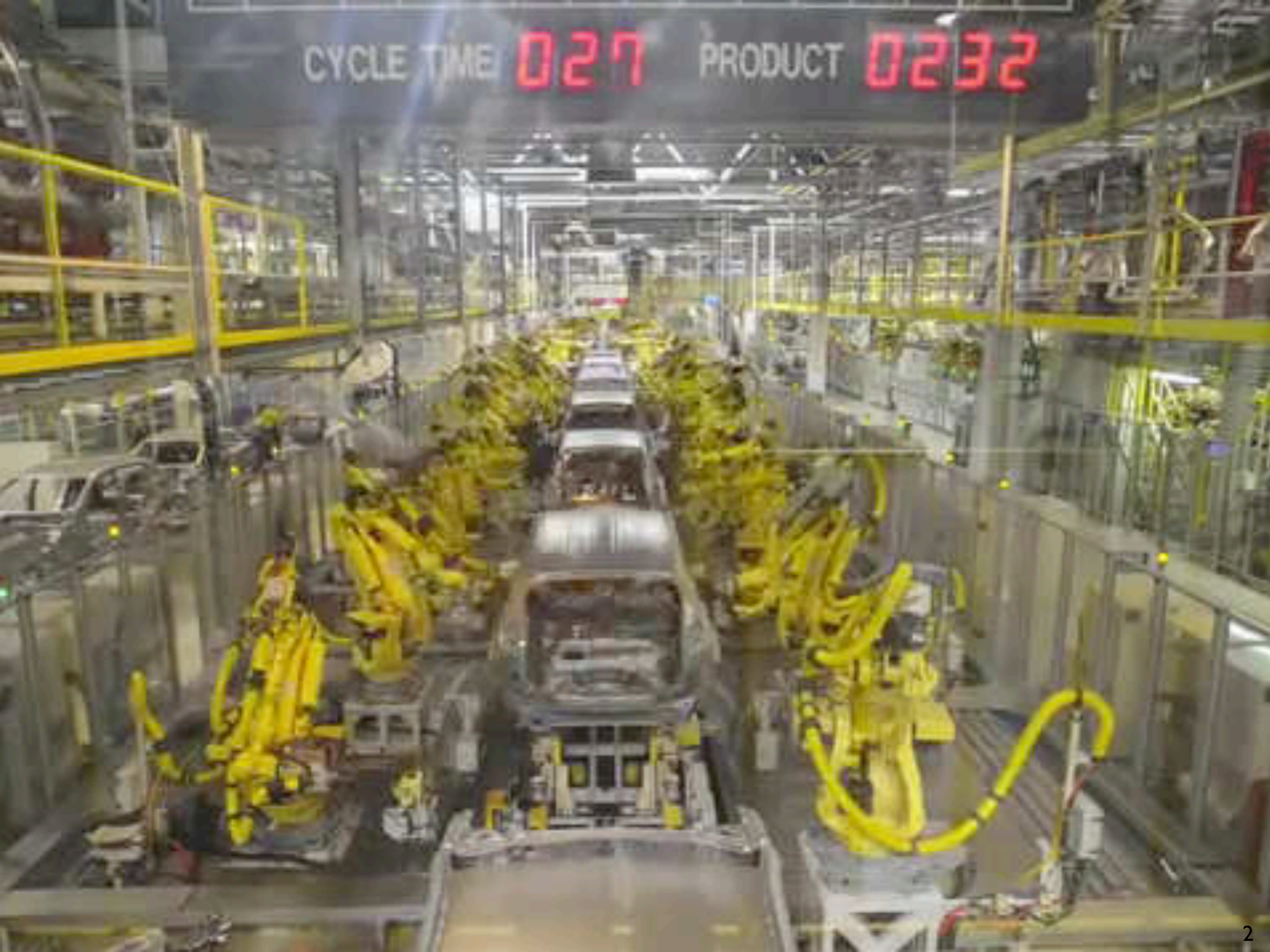
Jean-Baptiste Mouret
Inria Nancy - Grand Est



— 05/13/2016 / CERNA —

CYCLE TIME 027

PRODUCT 0232



An aerial view of a futuristic Chicago skyline, featuring a prominent spire and a dense cluster of skyscrapers. A semi-transparent white rectangular box is overlaid on the center of the image, containing the main text. Below the box, the text 'CHICAGO 2035' is visible in a stylized font, with a small graphic of a cityscape. The overall scene is set against a bright, slightly hazy sky.

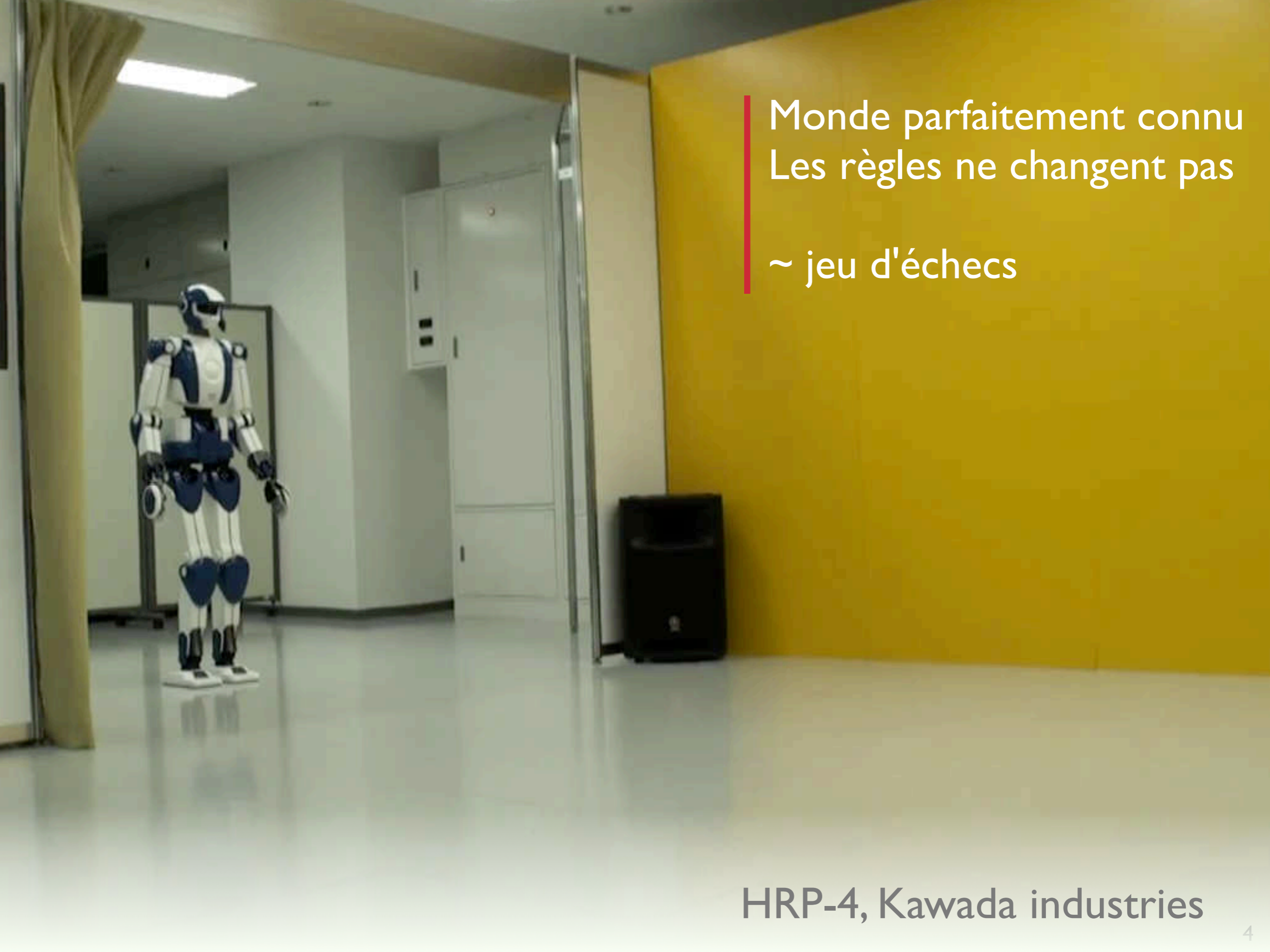
**Peut-on utiliser la
même technologie ?**

CHICAGO 2035

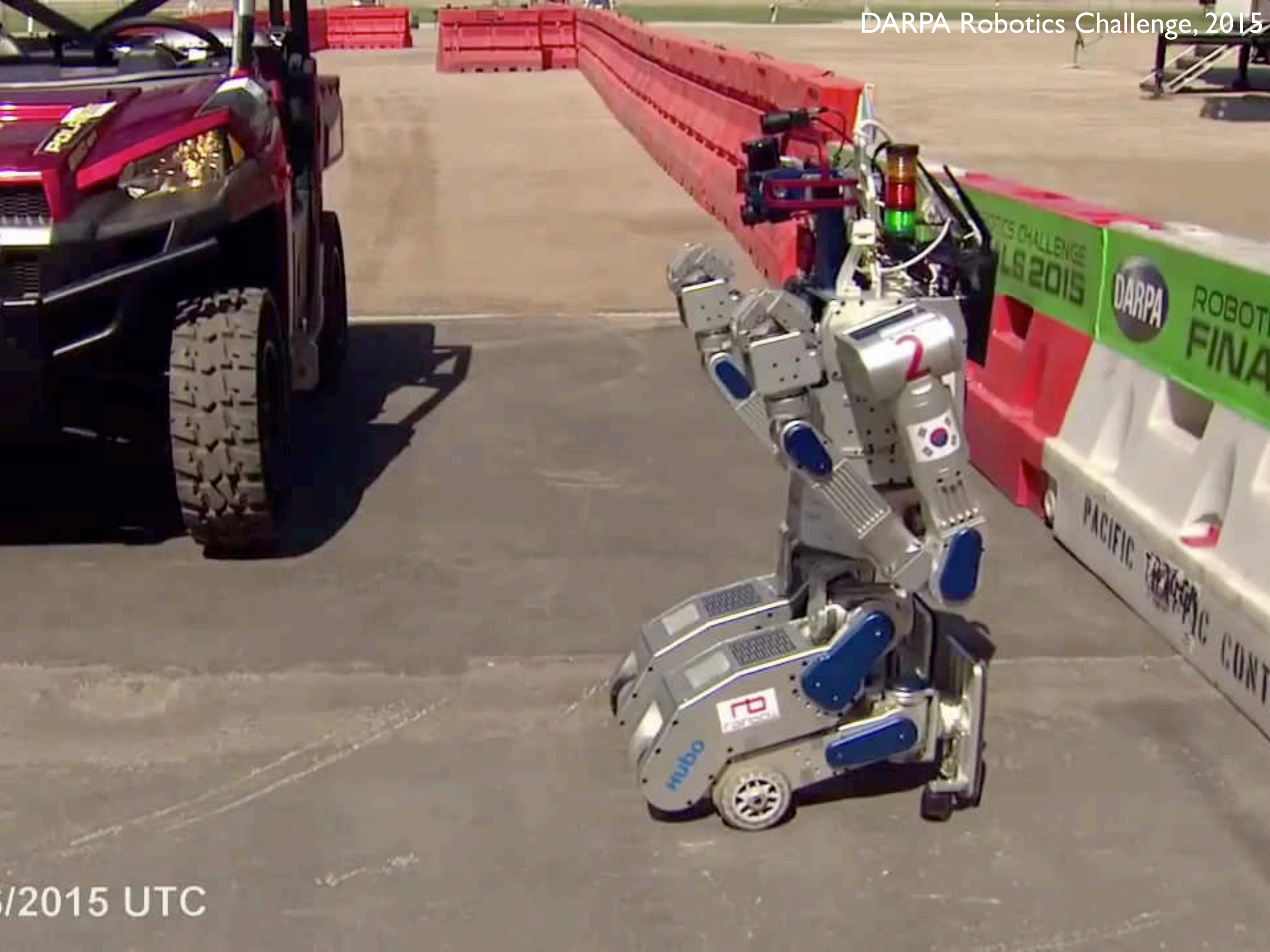
I, robot (2004)

Monde parfaitement connu
Les règles ne changent pas

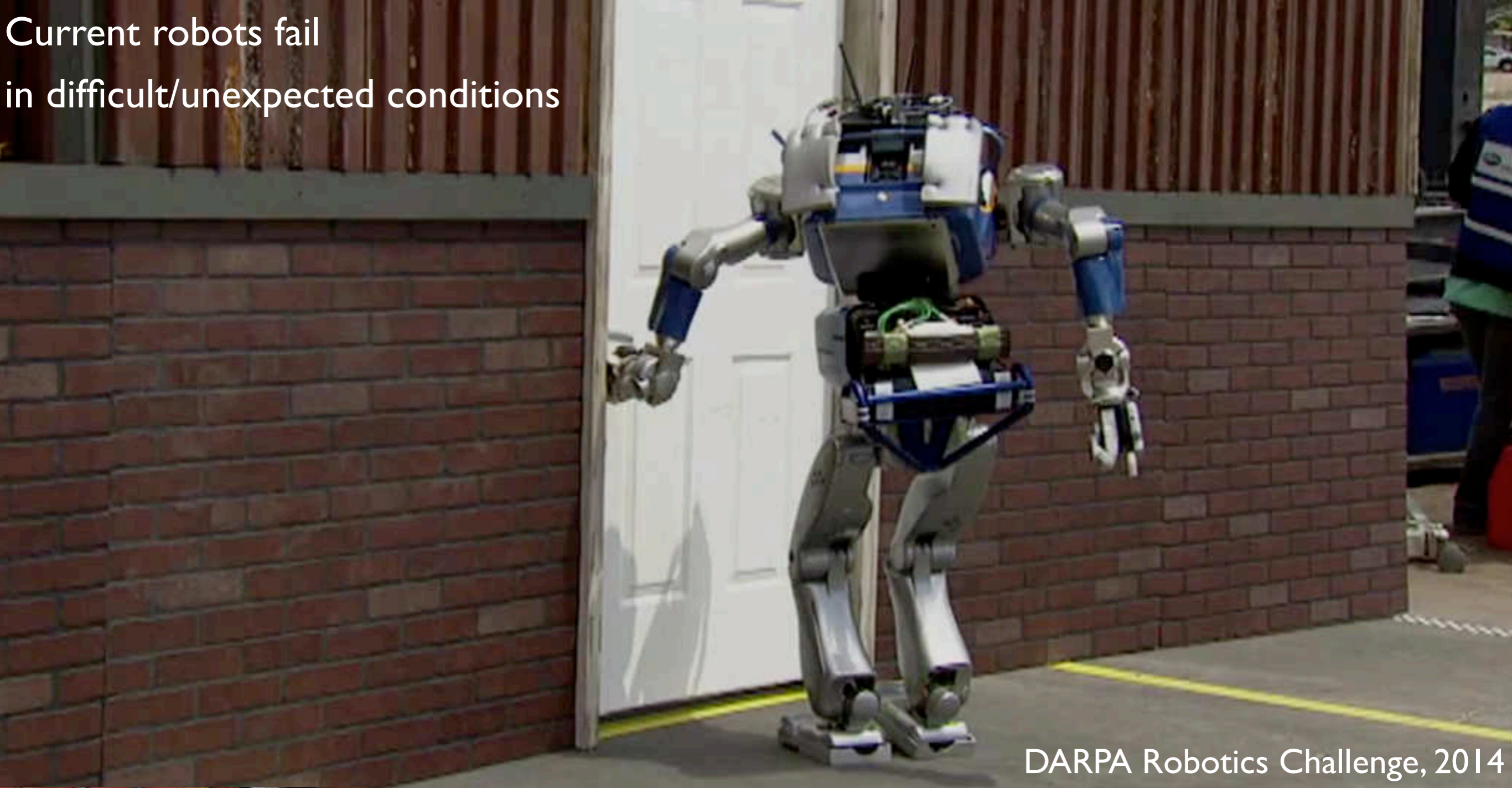
~ jeu d'échecs



HRP-4, Kawada industries



Current robots fail
in difficult/unexpected conditions



DARPA Robotics Challenge, 2014



La Conchita mudslide (2005)

2 minutes



Sago Mine (2006)

700m



Fukushima (2011)

lost



Fukushima (2015)

9m

6



Comment faire des robots qui peuvent survivre dans le monde « réel » ?

Industrie



Faire toujours la même chose

Environnement connu et statique

En cas de problème, appeler les ingénieurs

précision, vitesse, répétabilité

▣▣▣➔ **faible autonomie**

Monde « réel »



Faire beaucoup de choses différentes

Environnement partiellement connu et dynamique

En cas de problèmes, il faut se « débrouiller »

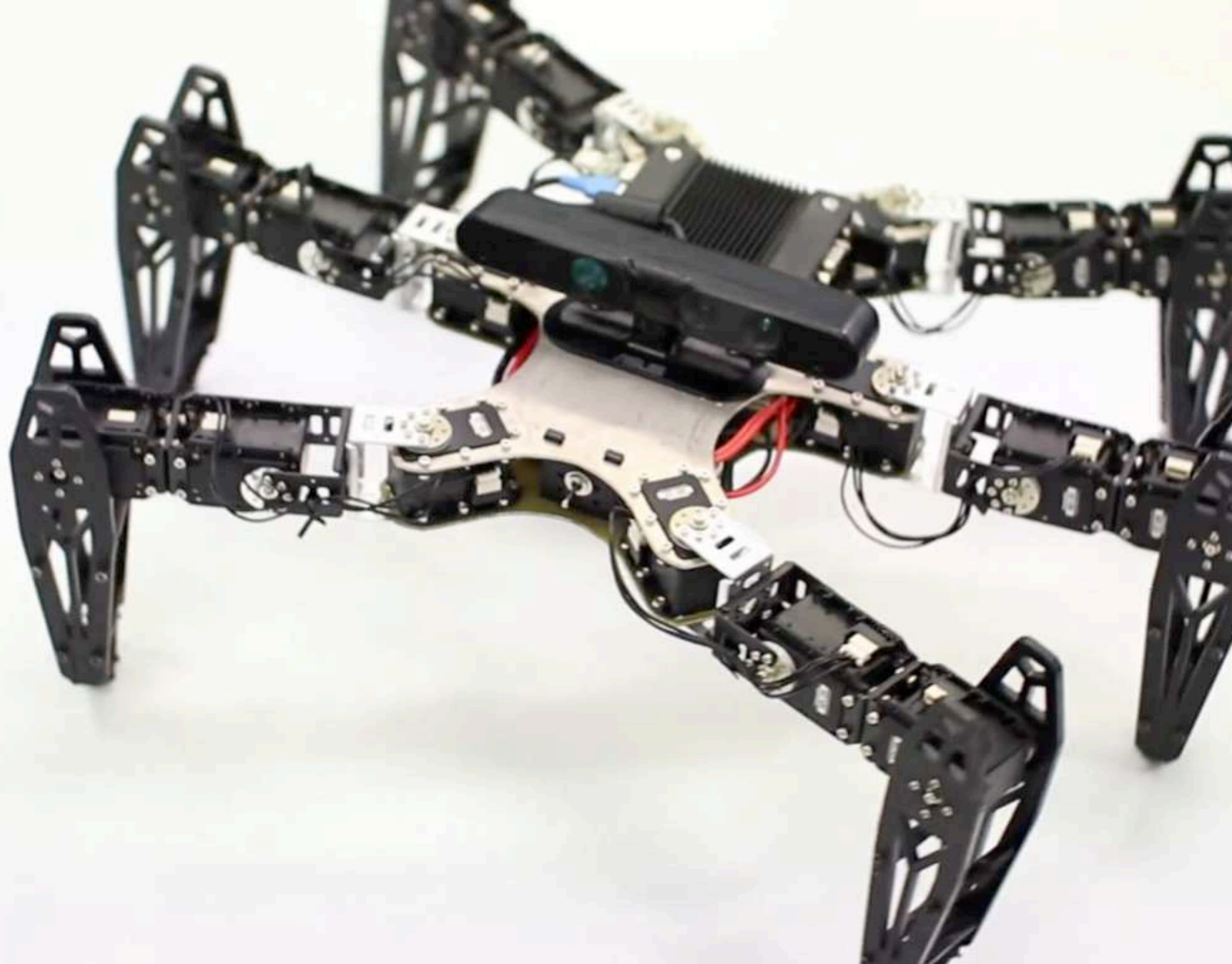
adaptation, créativité

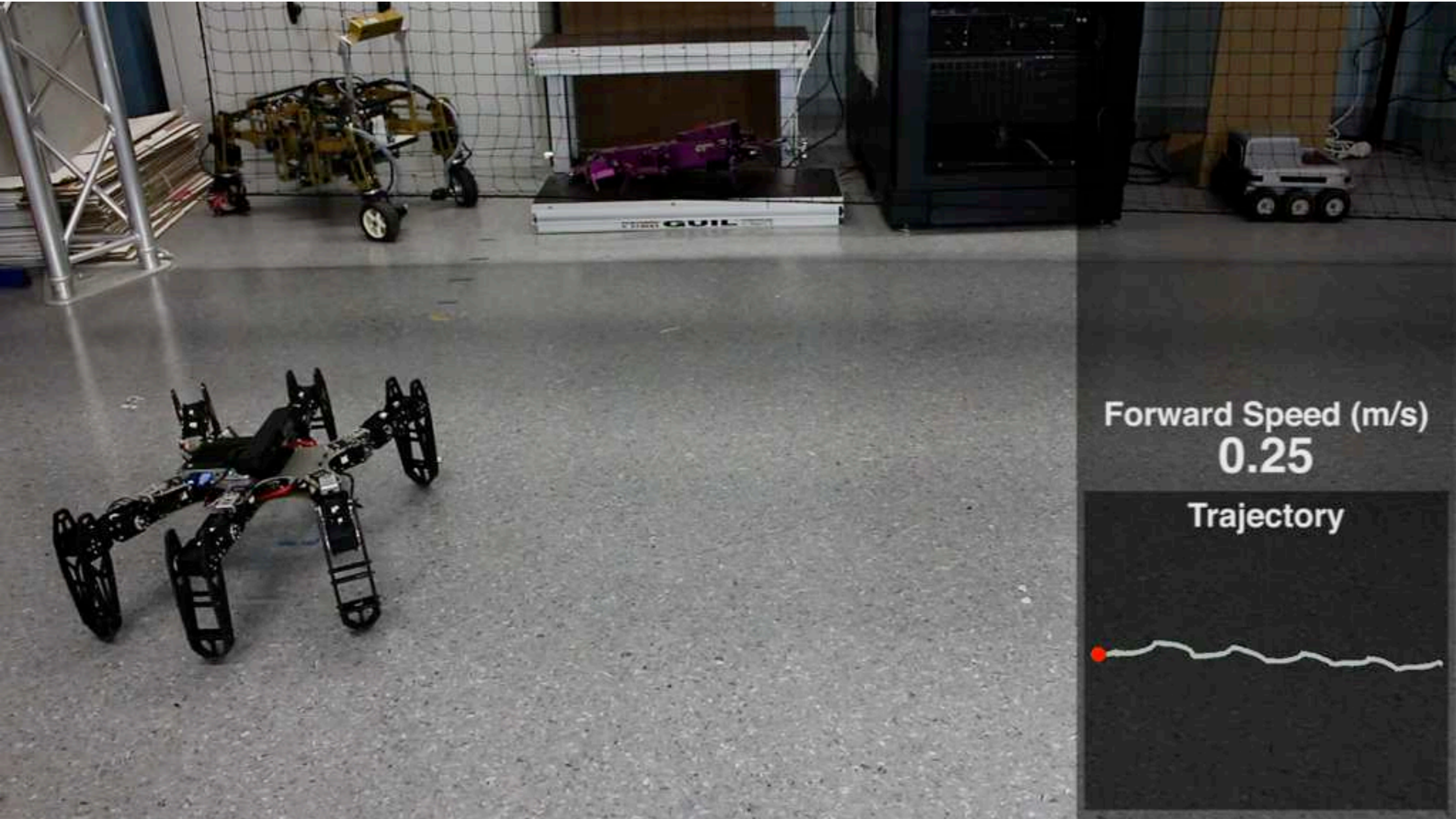
▣▣▣➔ **grande autonomie**

Donner plus d'autonomie



Le problème avec ces robots n'est pas qu'ils échouent
... c'est qu'ils ne se relèvent pas pour ré-essayer



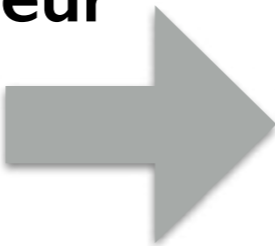


Forward Speed (m/s)
0.25

Trajectory



Que peut-on faire ?

- L'approche « médicale » / ingénieur
 - diagnostiquer le problèmes
 - trouver un traitement
- 
- cher (capteurs partout)
 - peu créatif





Wall-e (2008)

Apprentissage micro-data



30 million de positions
+ self-play



« Big Data »

38 jours
d'apprentissage

Deep learning ?

quantité de données

« Micro data »

1-20 essais

Apprentissage
robotique

L'objectif

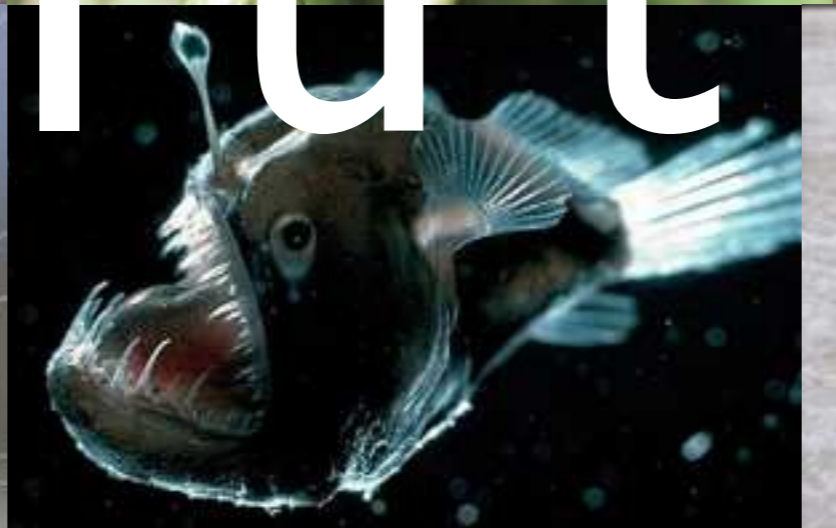


créativité

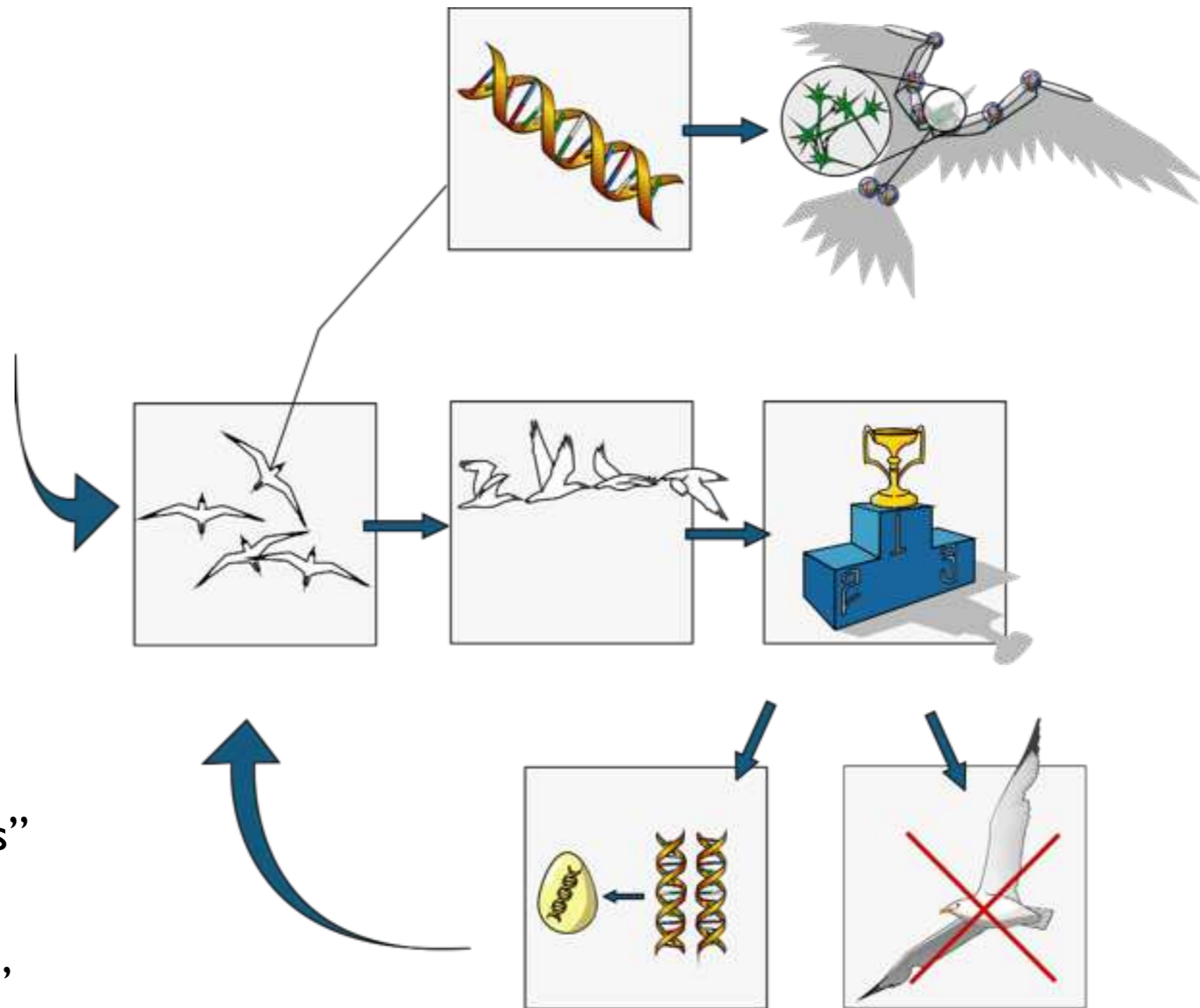
● Objectif



vitesse
d'apprentissage



Evolution artificielle



“Evolutionary algorithms”

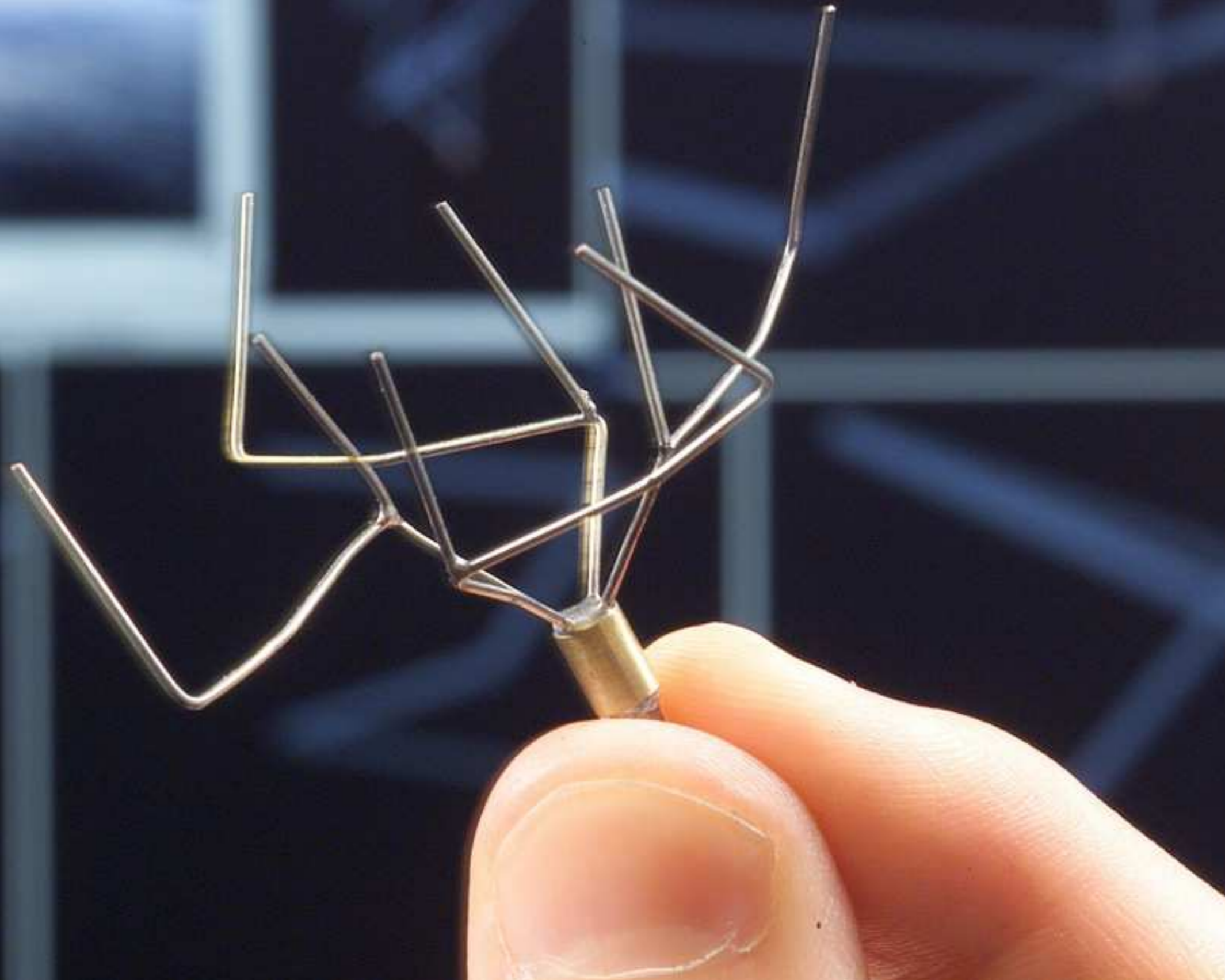
“Genetic algorithms”

“Evolutionary strategies”

...

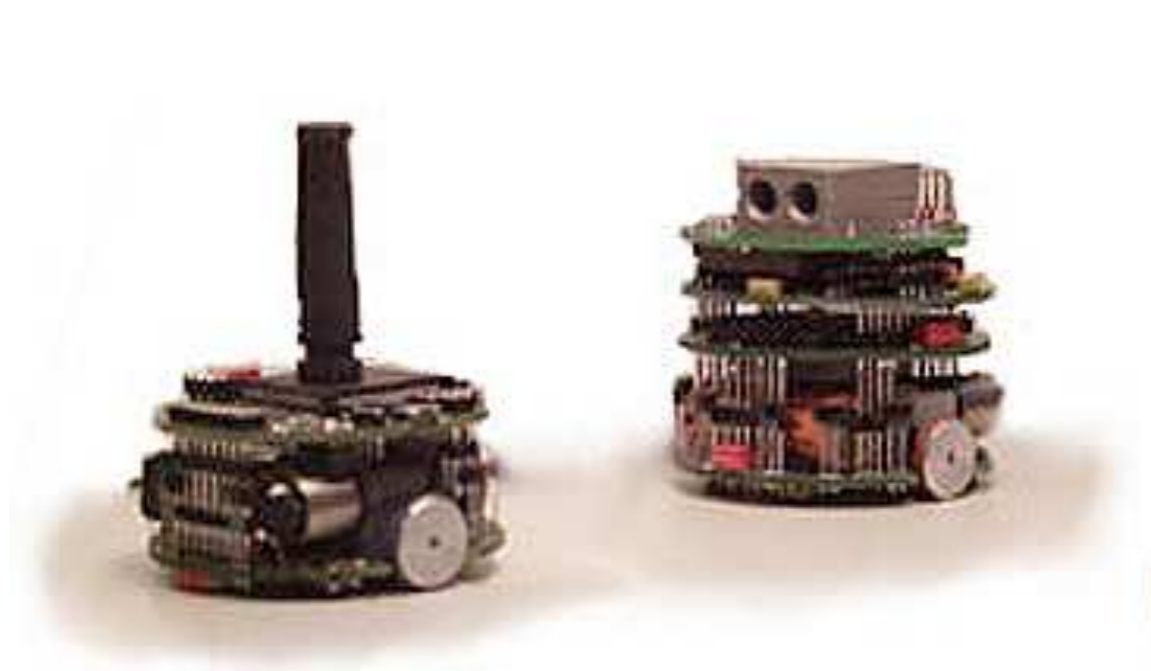
- **Optimisation = maximiser (ou minimiser) $f(x)$**

Une antenne conçue par évolution artificielle



Est-ce vraiment si créatif ?

L'évolution ne s'arrête jamais (*open-ended*) !



Co-évolution ?




Écosystème artificiel ?

L'expérience Picbreeder

KO Stanley, J Lehman - Why Greatness Cannot Be Planned, 2015 - Springer

Evolve an Image

You are evolving from:



System Render

Controls: Basic Advanced Color





Quit Evolve Publish

Guidance

Focus: Both

Small Changes Big Changes

Population

By publishing an image you are agreeing to the [terms of service](#) of this site.

- Évolution collaborative d'images
- Pas de but
- Essayez : <http://www.picbreeder.org>



Evolve

DNA

★★★★★

[Habitable Planet](#)

By acow



Evolve

DNA

★★★★★

[Wizard of fire](#)

By opah



Evolve

DNA

★★★★★

[8 billiard ball eyeba...](#)

By titof31



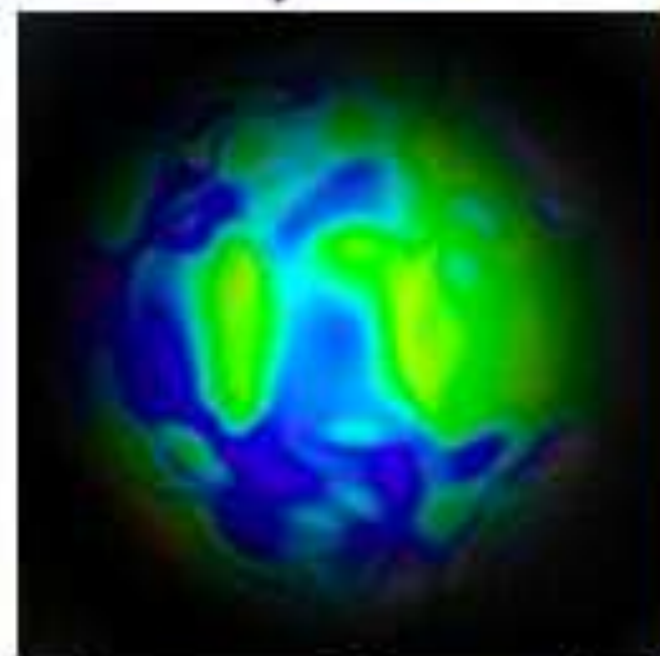
Evolve

DNA

★★★★★

[Shark](#)

By burndirt



Evolve

DNA

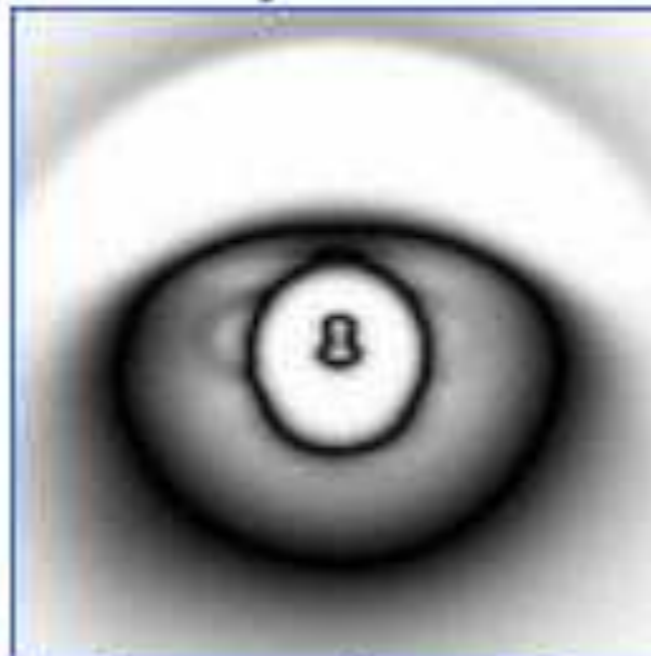
★★★★★



Evolve

DNA

★★★★★



Evolve

DNA

★★★★★



Evolve

DNA

★★★★★

[Mystic baboon](#)
By bumdirty

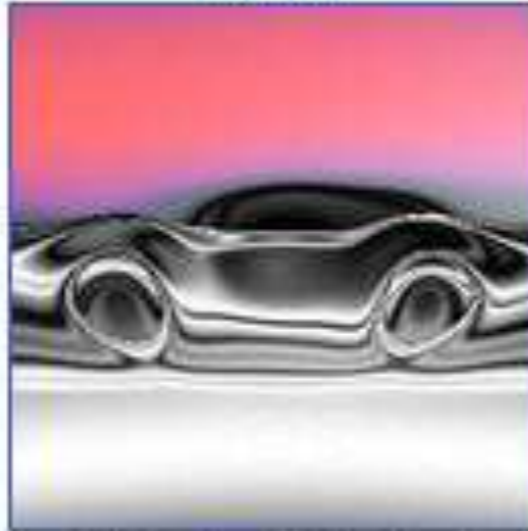


Evolve DNA

★★★★★

[Animal happy](#)
By ken

[sunset drive](#)
By ken



Evolve DNA

★★★★★

[butterfly](#)
By adeleintr

[devil](#)
By bumdirty



Evolve DNA

★★★★★

[round face](#)
By robert

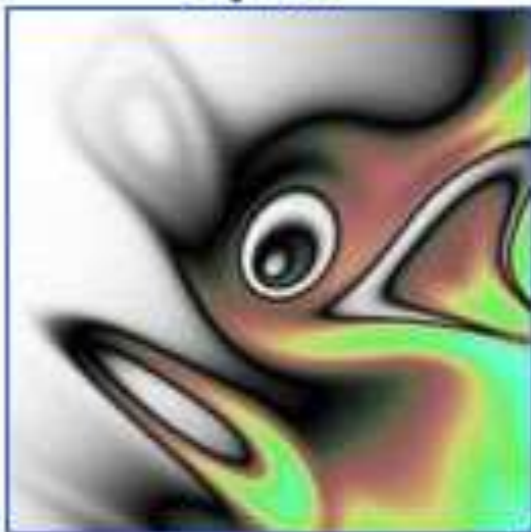
[dolphin](#)
By bumdirty



Evolve DNA

★★★★★

[homer simpson](#)
By Anonymous



Evolve DNA

★★★★★



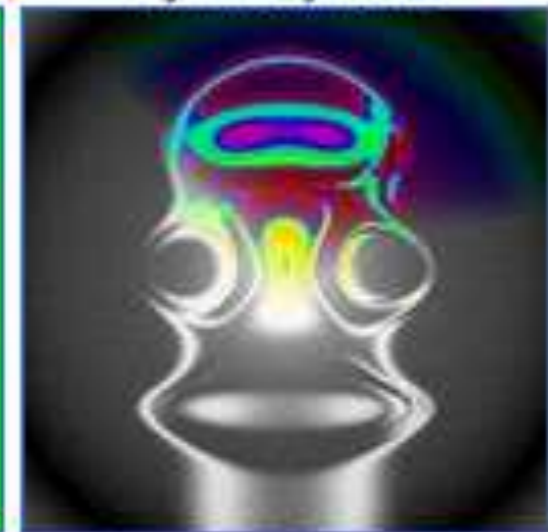
Evolve DNA

★★★★★



Evolve DNA

★★★★★

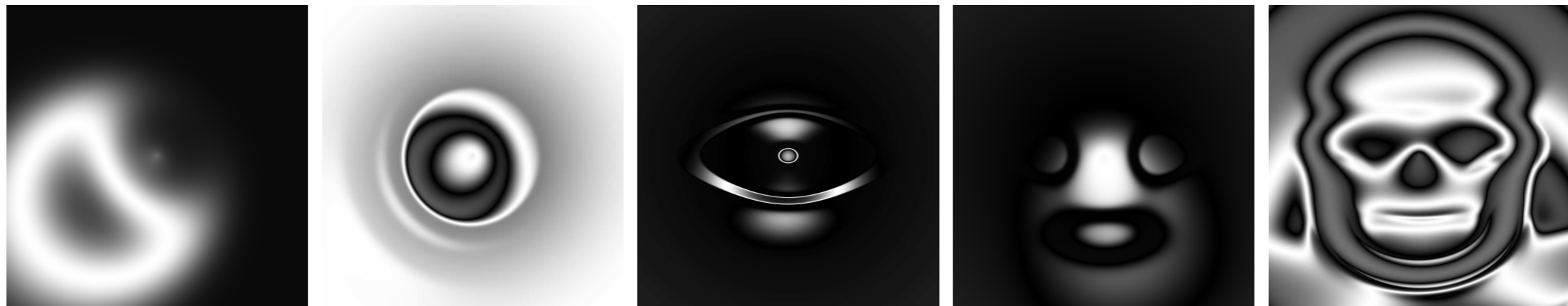


Evolve DNA

★★★★★

La créativité n'est pas vraiment un problème d'ADN (codage) !

Évolution interactive (Picbreeder) / pas de but



gen 12

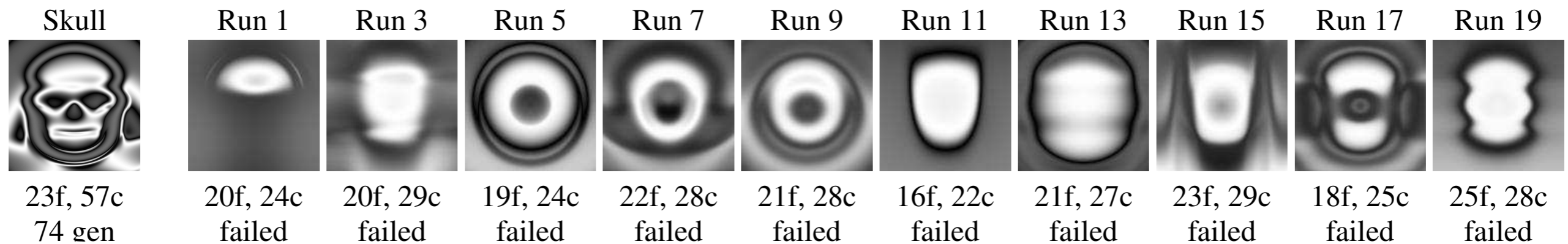
gen 20

gen 36

gen 49

gen 74

Évolution avec un objectif



Woolley, B. G., & Stanley, K. O. (2011). On the deleterious effects of a priori objectives on evolution and representation. In Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation (pp. 957-964). ACM.

Leçons de Picbreeder

1. Les étapes intermédiaires ne sont pas du tout comme l'image « finale »
 - ➔ pas du tout comme de l'optimisation !
2. L'« ADN » (la représentation) n'est pas le problème principal
 - ➔ beaucoup de créativité avec une représentation existante
3. Le nombre de générations n'est pas le problème principal
 - ➔ (< 100 gens pour la plupart des images)
4. Chaque utilisateur a un objectif différent
 - ➔ 500 utilisateurs ➔ 500 objectifs

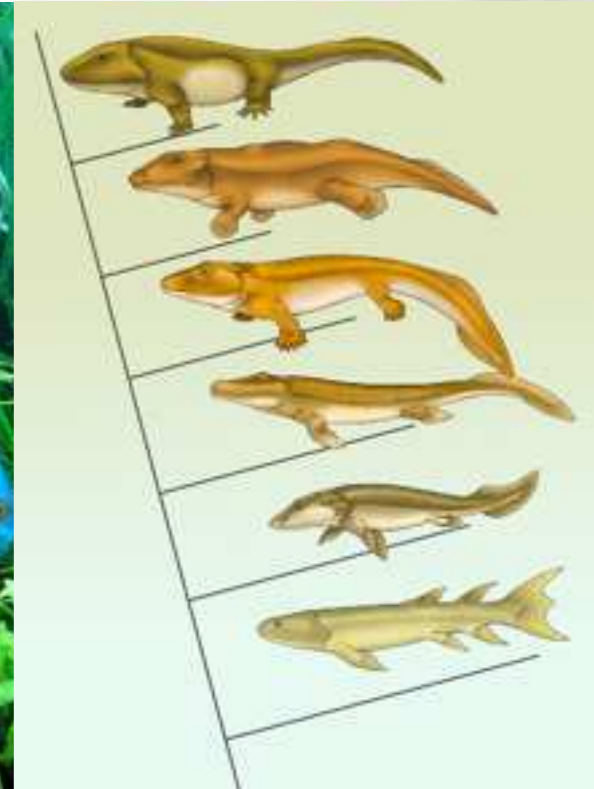
**Comment avoir la même créativité
mais sans intervention humaine ?**

Chercher des choses nouvelles

(et non pas optimiser)

- Pas de but unique, mais on n'est pas intéressé par « tout »
- Par ex., il est aisé de découvrir de nouvelles chaînes de caractères
- **Dans Picbreeder: chaque utilisateur a sa propre idée de ce qu'il lui plait... et les utilisateurs peuvent « se brancher »**
- **En robotique: meilleure manière de marcher à cloche-pied, de courir, etc.**

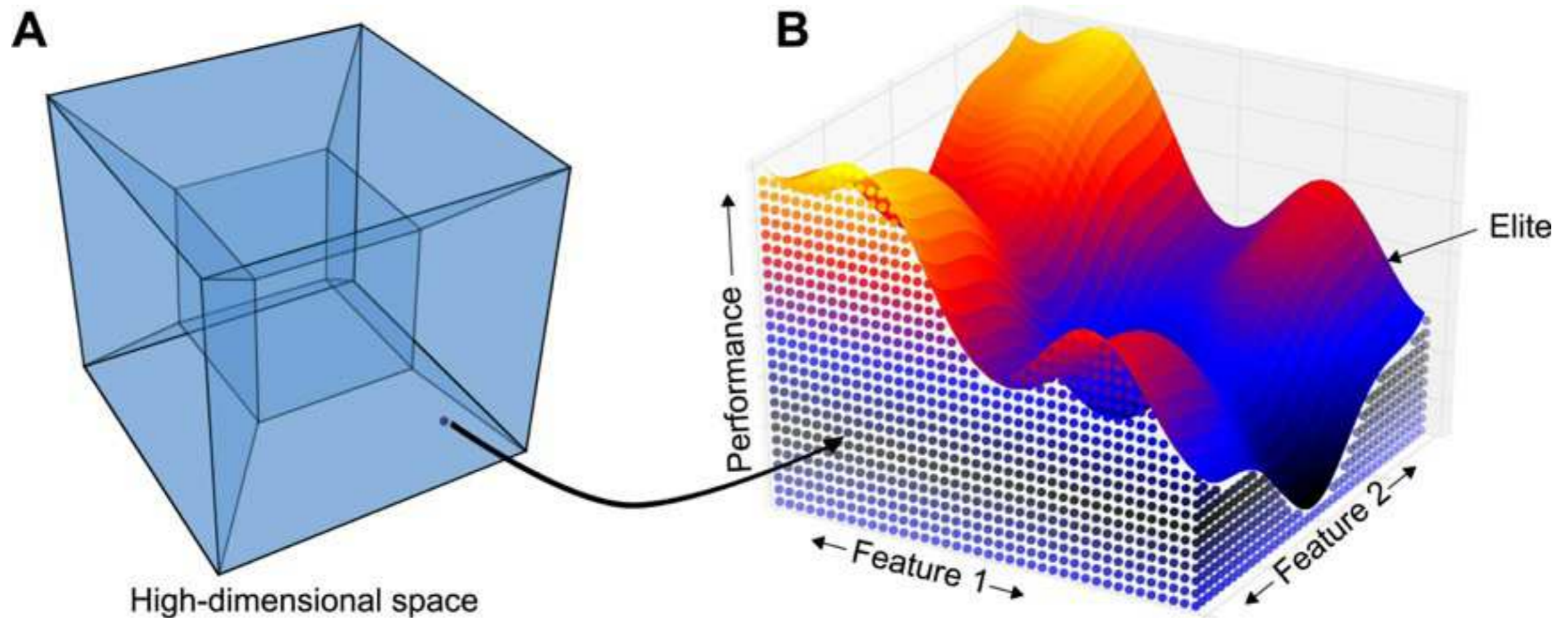




Ces espèces ne sont pas en compétition, elles vivent dans des niches différentes

- ... une espèce peut « découvrir » une nouvelle niche
- ... une espèce peut envahir une niche existante avec une innovation
- ... l'optimisation peut se passer dans la niche

Algorithme d'illumination



But: trouver le meilleur individu de chaque niche

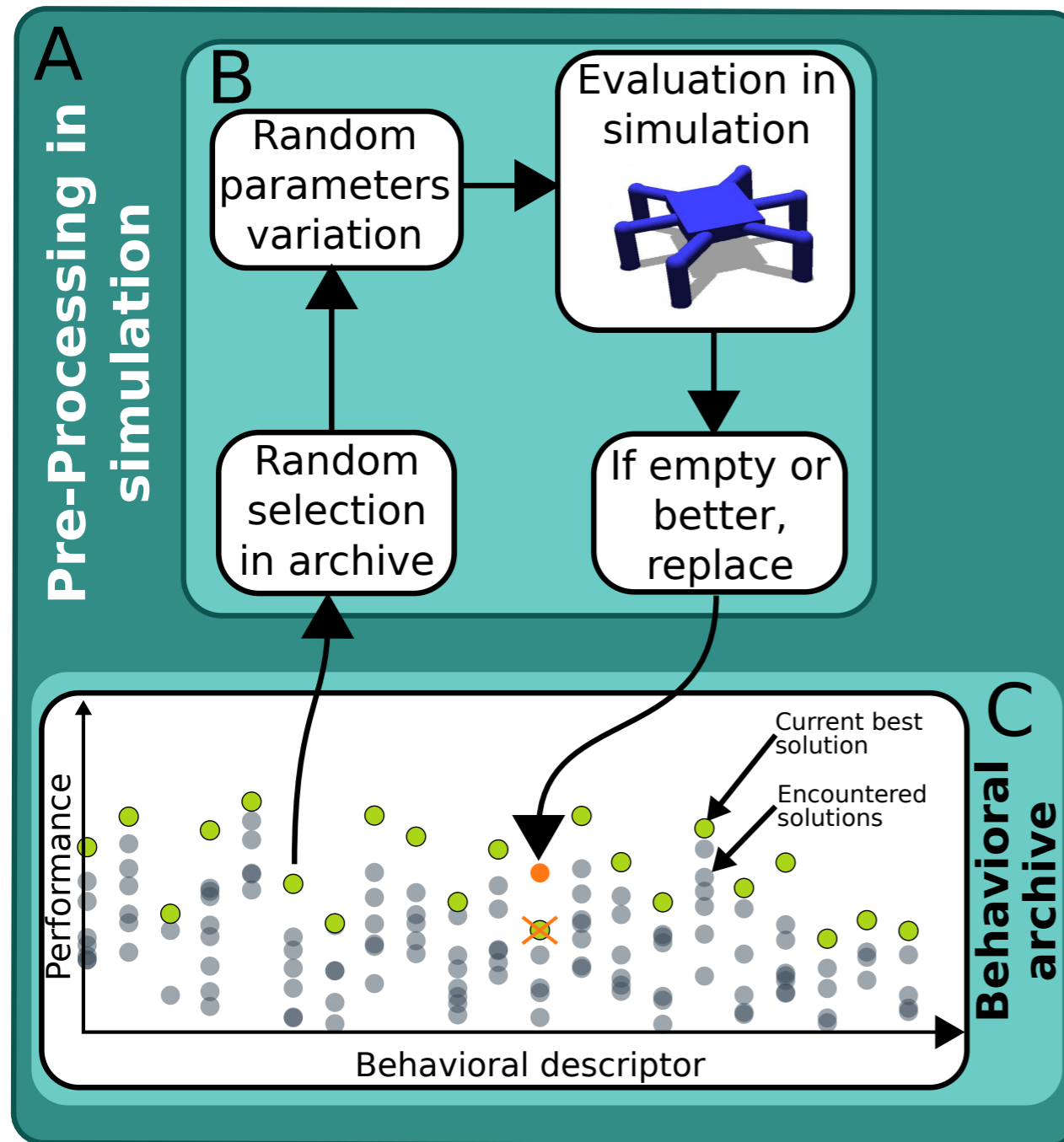
▣▣▣▣ Les *élites* de l'espace de recherche

Elite = meilleur d'une famille (niche)

Famille = solutions / comportements avec des caractéristiques similaires (niche)

L'algorithme MAP-Elites

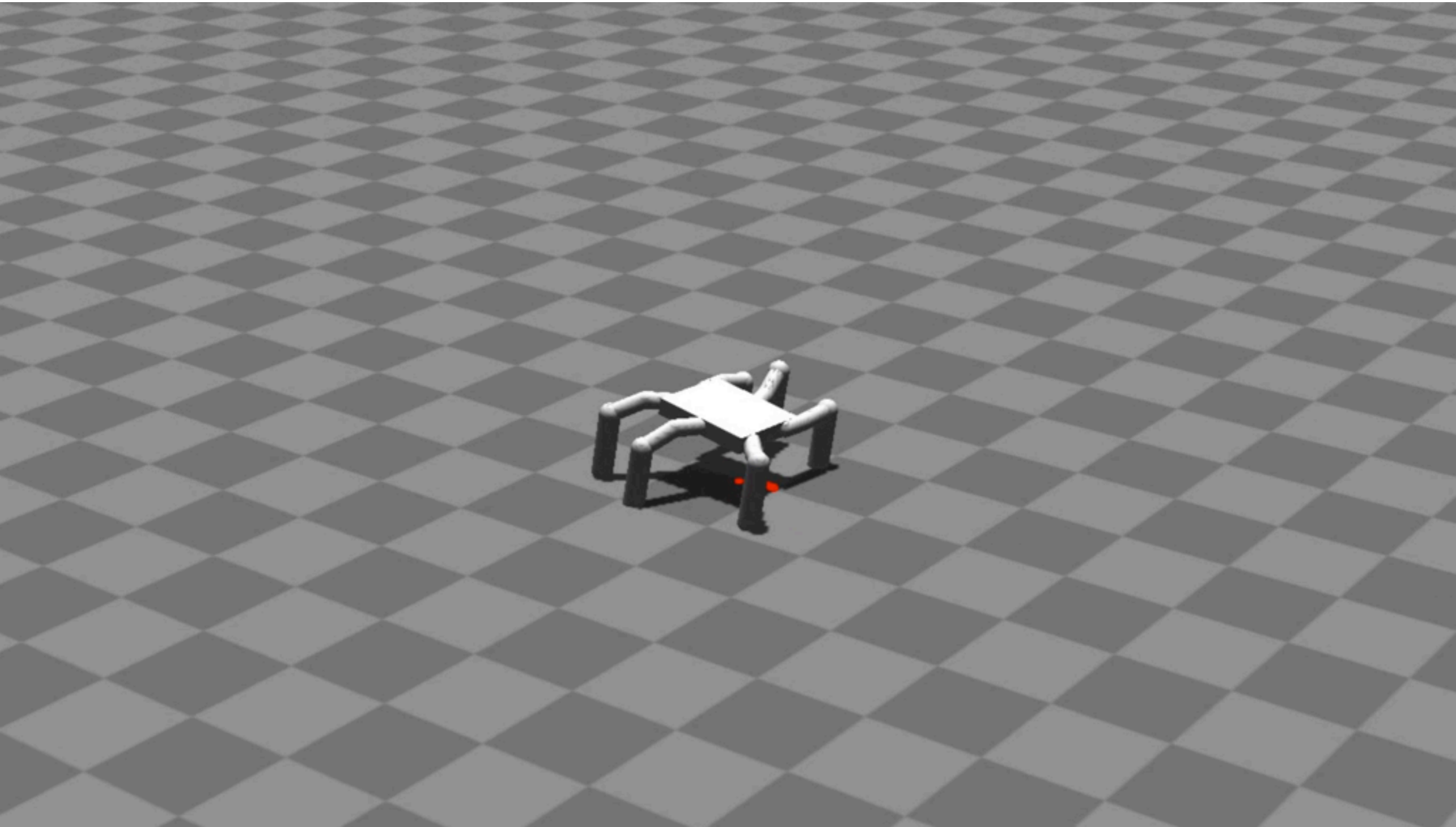
Multi-dimensional Archive of Phenotypic Elites



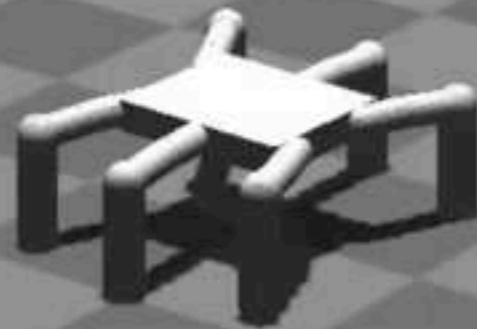
$$M_i = \max_{x \in Bi(S)} perf(x)$$

- typiquement, 256x256 cells (65k)

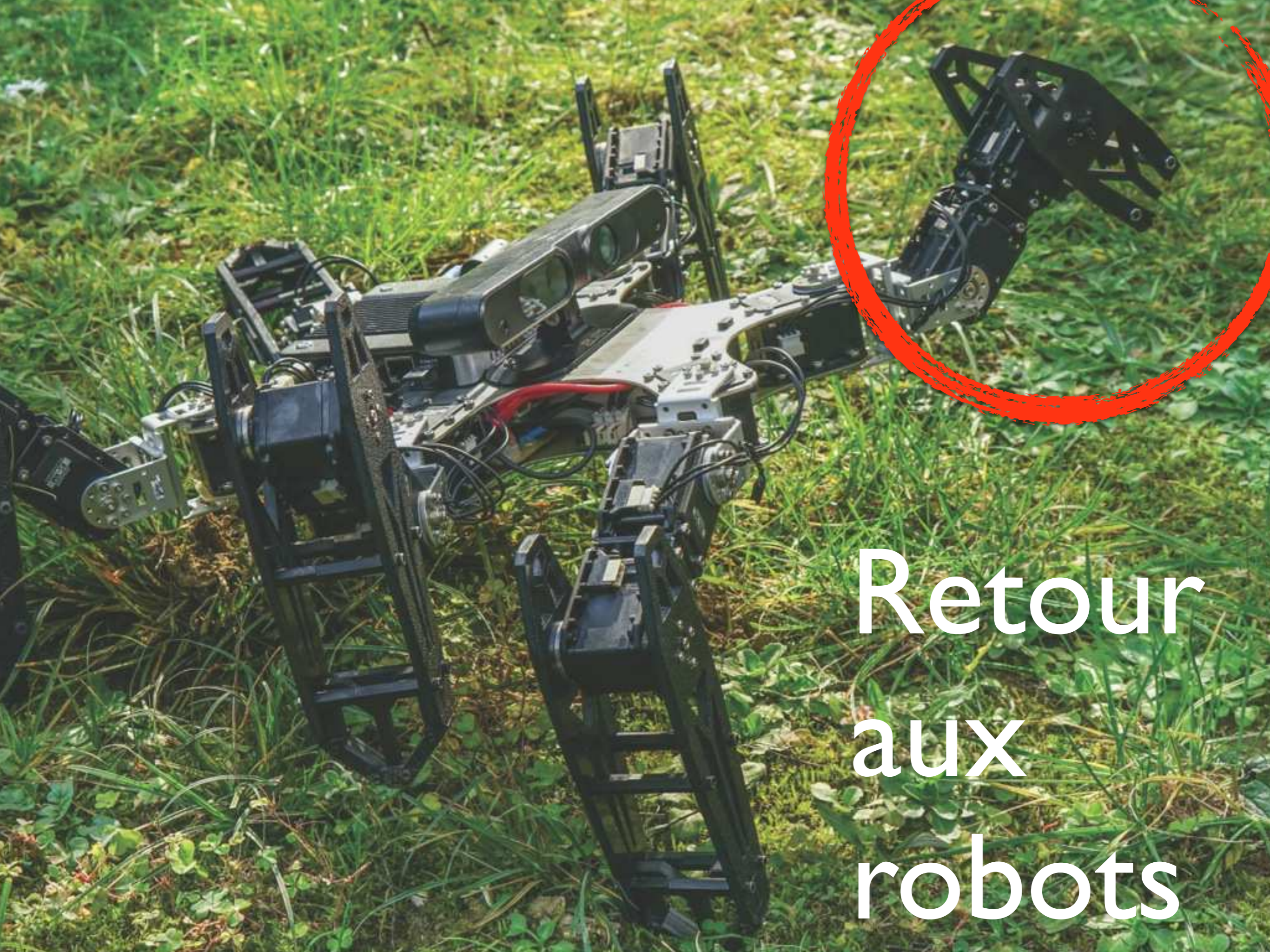
MAP-Elites: 6-legged locomotion



MAP-Elites: 6-legged locomotion



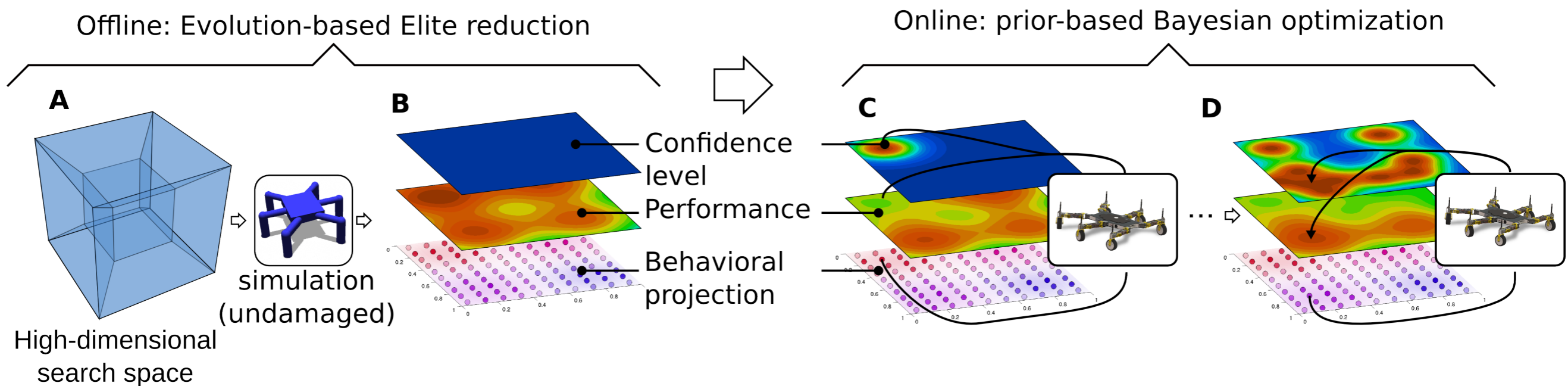
Frequently uses **all** legs

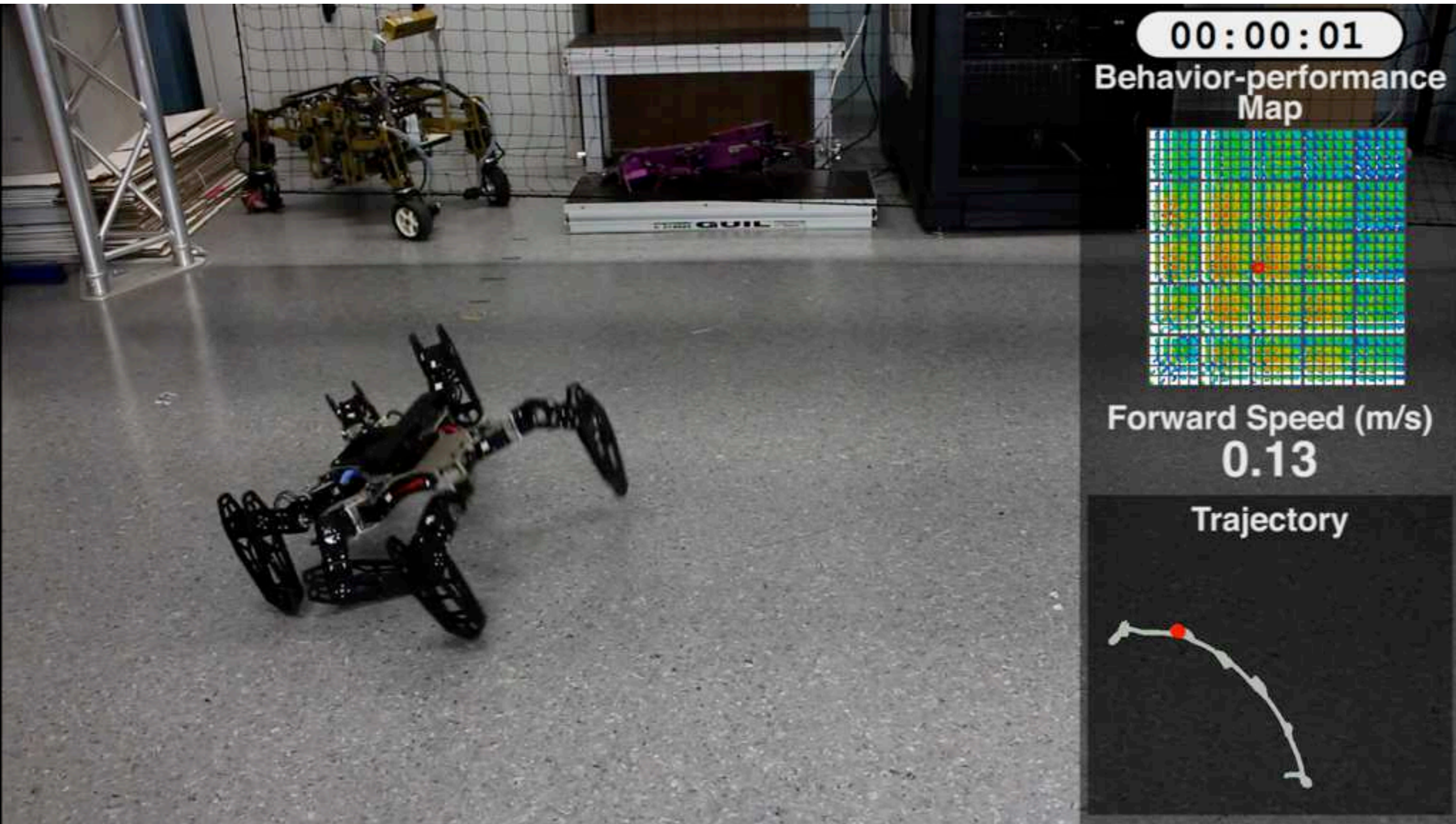


Retour
aux
robots

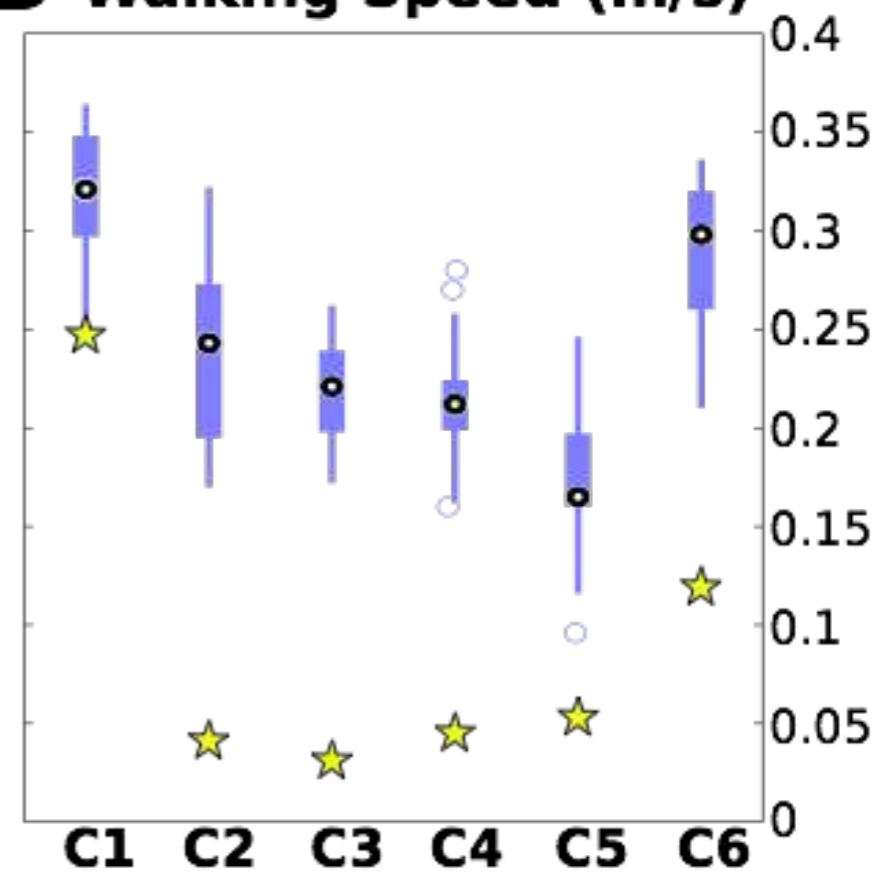
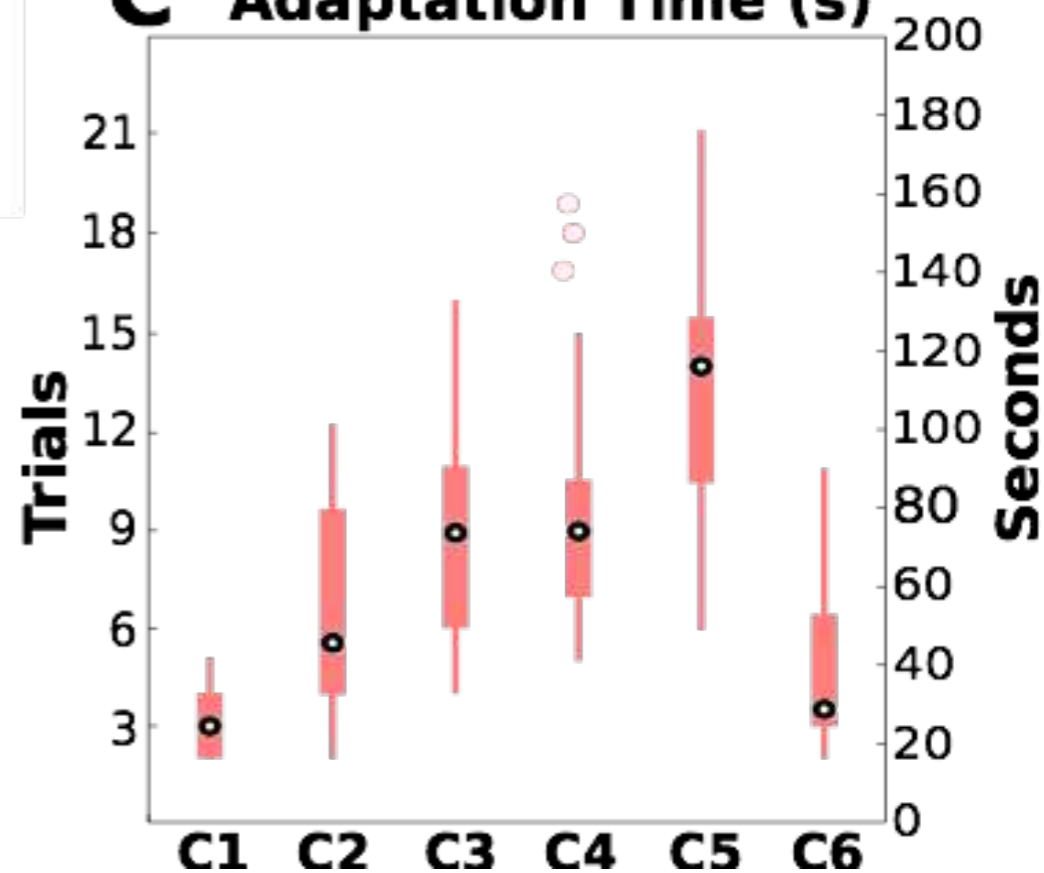
Adaptation « micro-data »

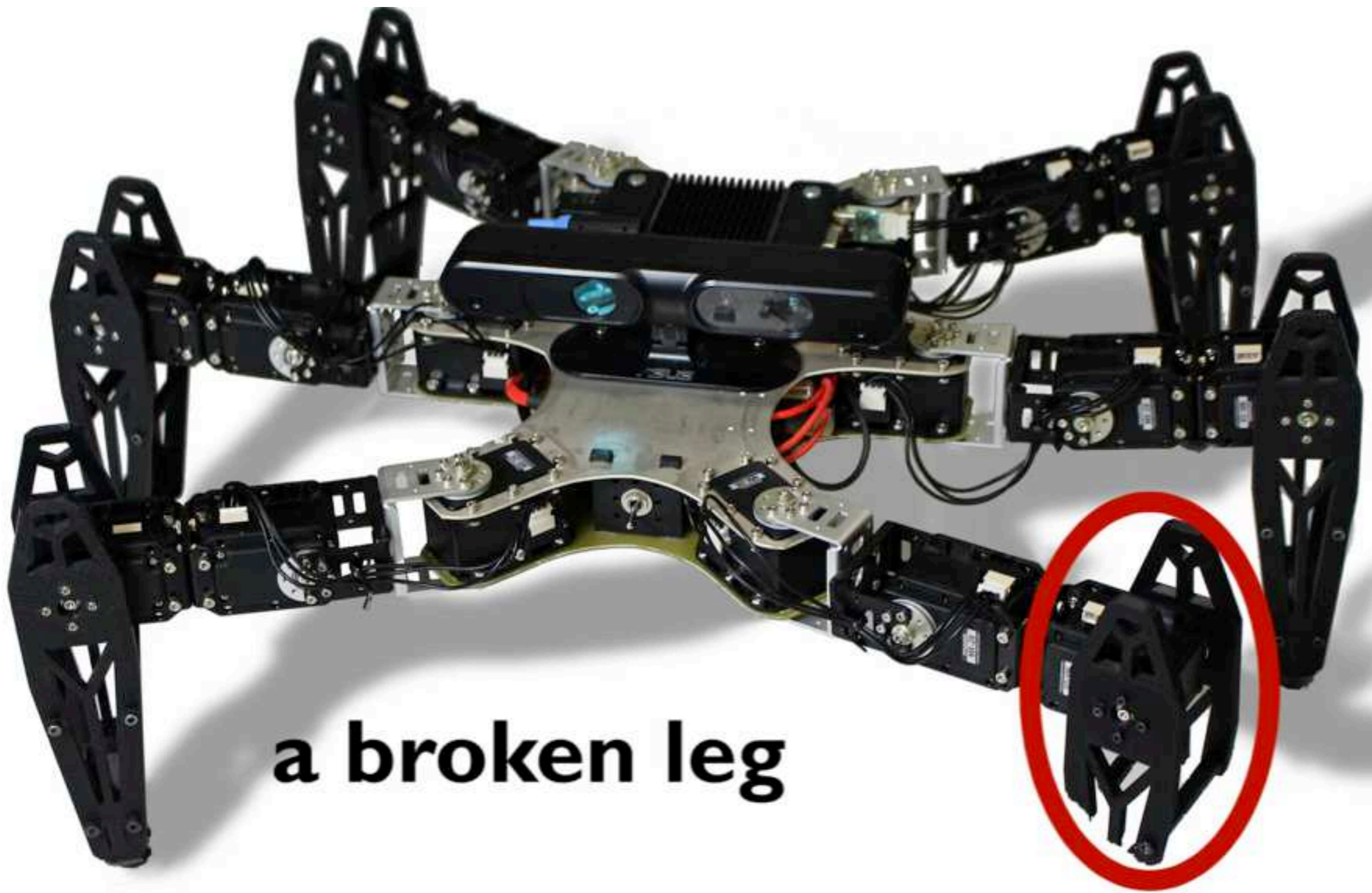
- **L'évolution génère des a priori (instincts)**
 - ➔ en simulation
 - ➔ avec un robot intact
- **Apprentissage par essai-erreur guidé par les a-priori**
 - ➔ (optimisation bayésienne / renforcement)
 - ➔ rapide car guidé et dans un « bon espace »





- Controller : periodical signals (36 parameters)

A**B Walking Speed (m/s)****C Adaptation Time (s)**



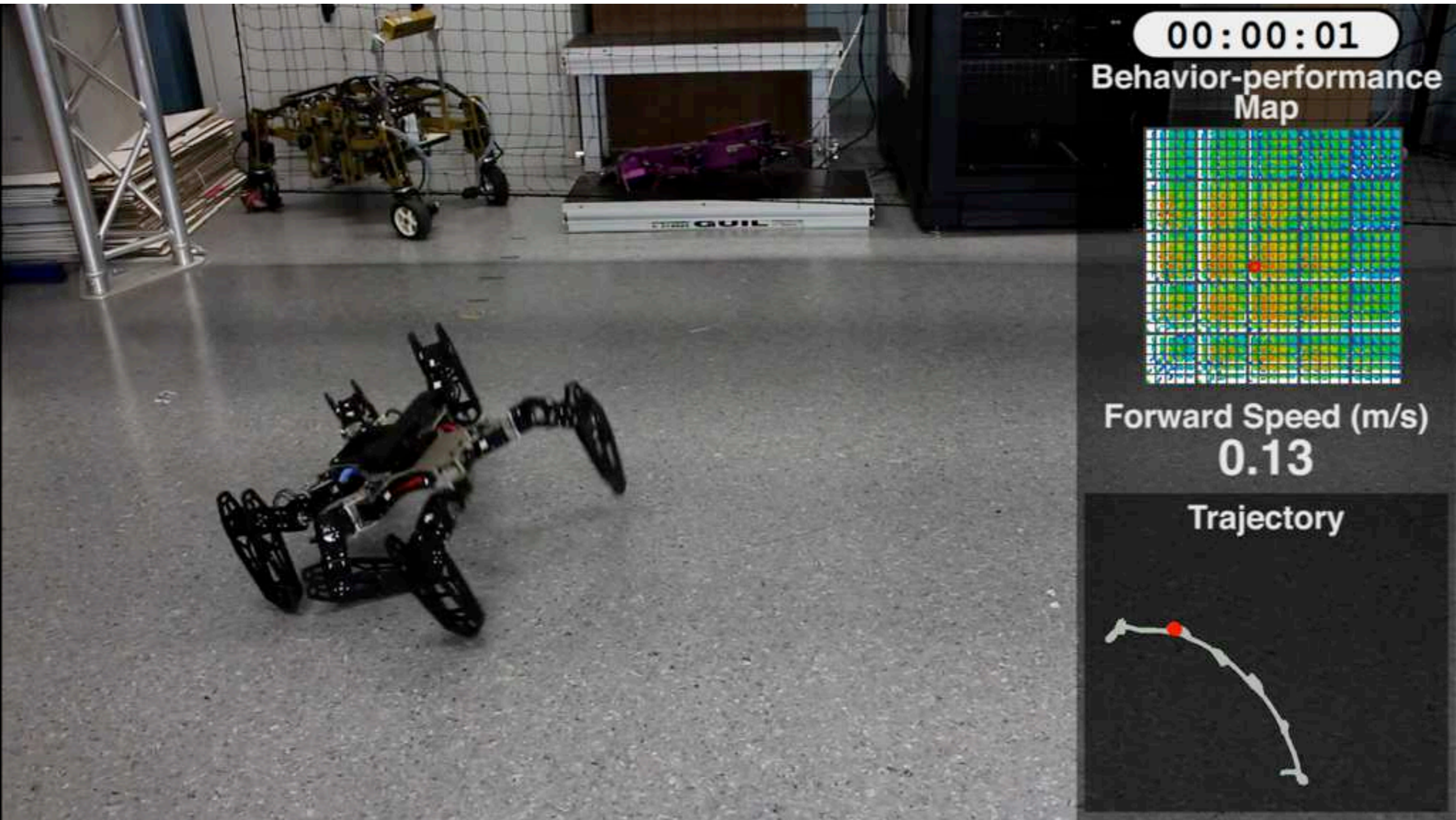
a broken leg

Undamaged robotic arm



Trop d'autonomie ?

Le robot fera tout pour maximiser sa récompense





Boston Dynamics

Prise en compte du contexte

ce que la robotique ne sait pas vraiment faire...








- « prédire » les mouvements de l'environnement (dynamique)
 - « comprendre » l'environnement (sémantique)
 - « comprendre » les intentions des gens (signaux sociaux)

 - dépend des conventions sociales
 - dépend de signaux « subtils » (regard, etc.)
-
- L'évolution a façonné les humains pour être de très bon évaluateurs du contexte
 - ... **donner ce sens commun aux robots est sans-doute (beaucoup) plus difficile que leur donner de l'autonomie**



Dunbar RI, Shultz S. Evolution in the social brain. Science. 2007 Sep 7;317(5843):1344-7.

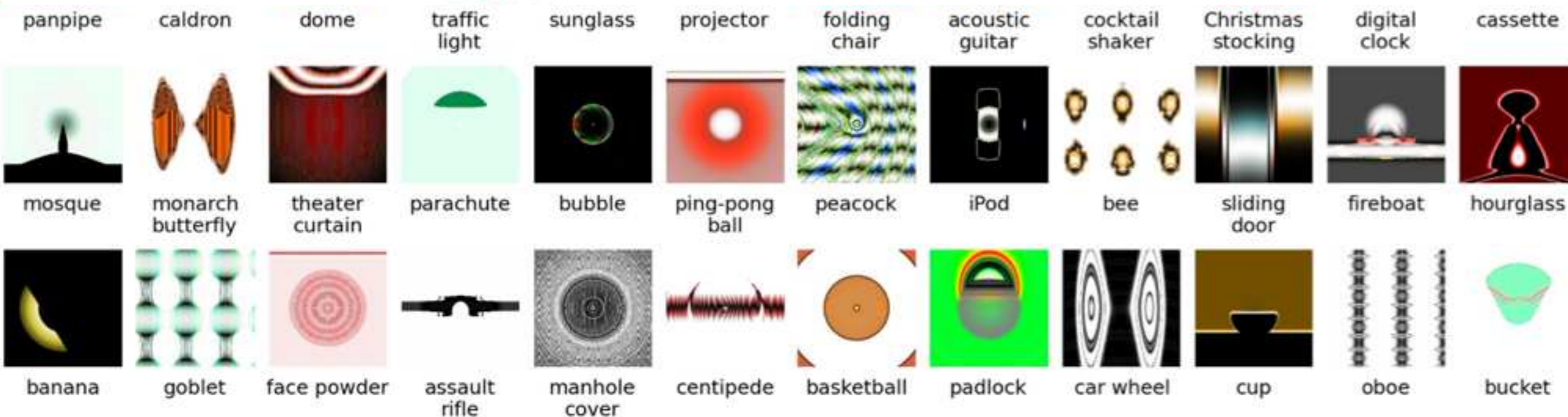
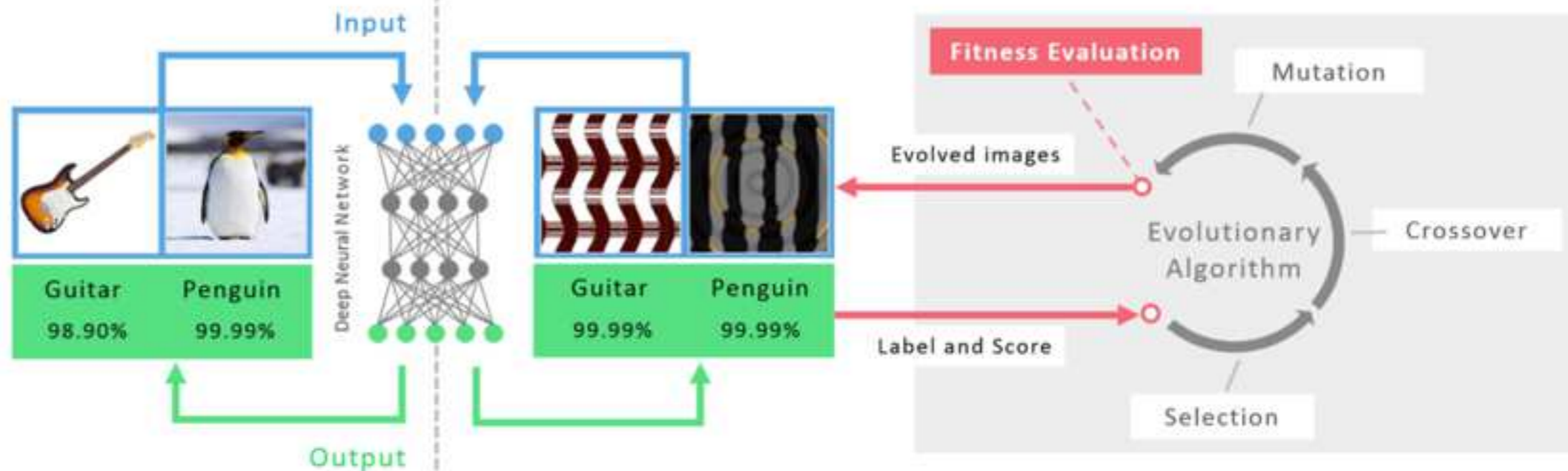
Deep learning results

Describes without errors	Describes with minor errors	Somewhat related to the image	Unrelated to the image
 <p data-bbox="241 799 669 874">A person riding a motorcycle on a dirt road.</p>	 <p data-bbox="806 805 1264 844">Two dogs play in the grass.</p>	 <p data-bbox="1415 805 1874 880">A skateboarder does a trick on a ramp.</p>	 <p data-bbox="2041 805 2499 880">A dog is jumping to catch a frisbee.</p>
 <p data-bbox="241 1289 669 1365">A group of young people playing a game of frisbee.</p>	 <p data-bbox="798 1283 1325 1359">Two hockey players are fighting over the puck.</p>	 <p data-bbox="1429 1295 1857 1371">A little girl in a pink hat is blowing bubbles.</p>	 <p data-bbox="2025 1316 2535 1391">A refrigerator filled with lots of food and drinks.</p>
 <p data-bbox="233 1794 694 1870">A herd of elephants walking across a dry grass field.</p>	 <p data-bbox="842 1788 1264 1864">A close up of a cat laying on a couch.</p>	 <p data-bbox="1399 1794 1923 1870">A red motorcycle parked on the side of the road.</p>	 <p data-bbox="2033 1794 2535 1870">A yellow school bus parked in a parking lot.</p>

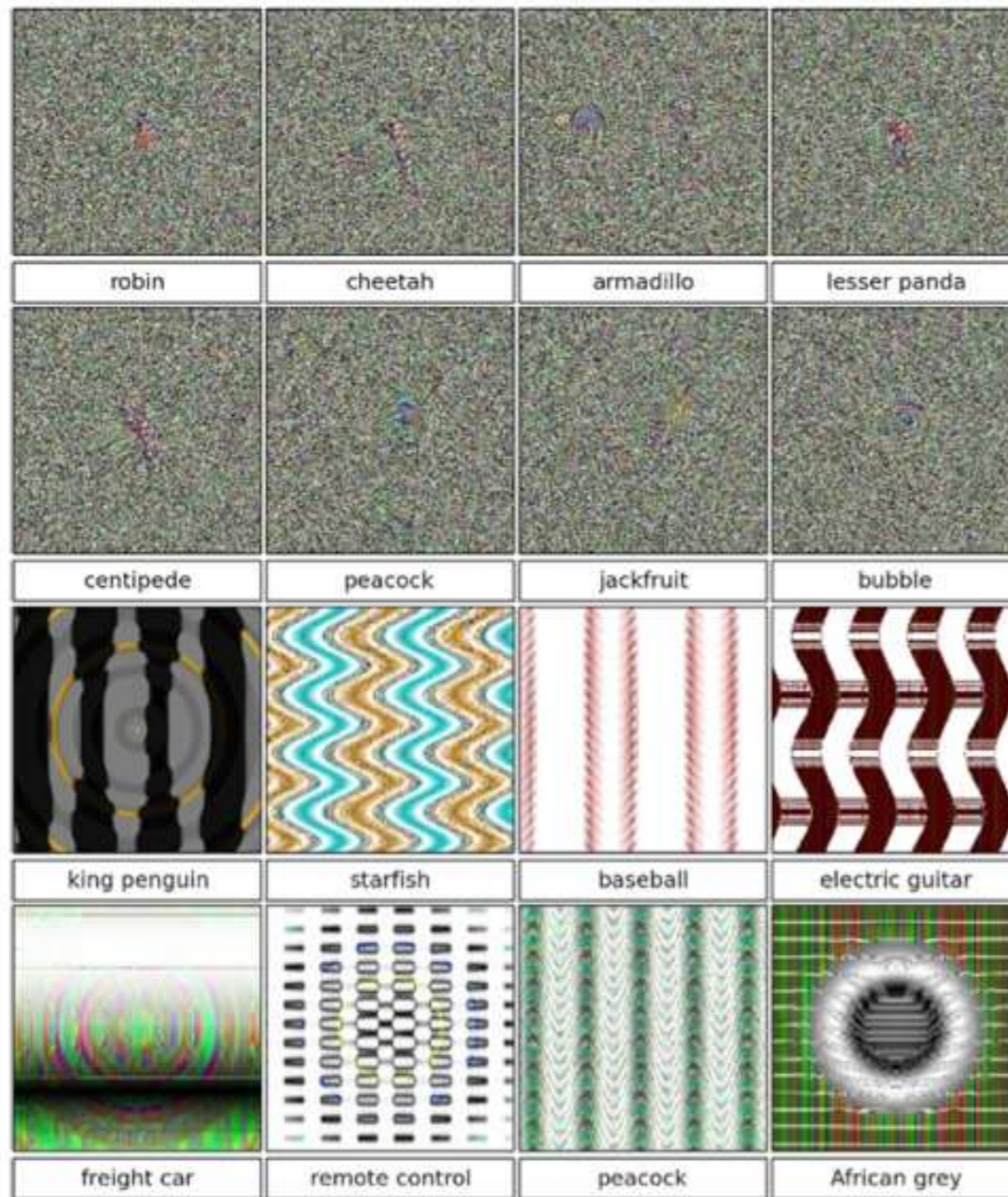
Generating images with Deep Learning

1 State-of-the-art DNNs can recognize real images with high confidence

2 But DNNs are also easily fooled: images can be produced that are unrecognizable to humans, but DNNs believe with 99.99% certainty are natural objects



... surprising results!



Autonomie

La difficulté d'une « bonne » autonomie dépend de :

- la complexité de l'environnement
- la complexité de la tâche
- le coût des mauvaises décisions (e.g. dangers pour l'environnement)

(complexité de la tâche) x (complexité de l'env.) x (coût des erreurs)



Environnement simple

Tâche simple

Coût d'erreur important



Environnement complexe

Tâche simple

Coût d'erreur faible



Env. complexe

Tâche complexe

Coût d'erreur élevé

Conclusion

- Robots dans le monde réel = plus d'autonomie que le robots industriels
- L'évolution n'est pas « uniquement » un « optimiseur »
 - ▣► replacer l'évolution dans un but de créativité
- Le « big-data » ... cache le défi du « micro-data »
 - ▣► apprendre vite = avoir de bons a priori
- **On peut faire des robots capable de s'adapter à des dommages en moins de 2 minutes**
- **... mais c'est plus simple que de comprendre le contexte !**



Cully, A. and Clune, J. and Tarapore, D. and Mouret, J.-B.
Robots that can adapt like animals.
Nature. Vol 521
 Pages 503-507.(2015).



Doctorants, post-doctorants & ingénieurs



Sylvain Koos
doctorant



Paul Tonelli
doctorant



Antoine Cully
doctorant



Danesh Tarapore
post-doctorant



J.-M. Jehanno
ingénieur



Vassilis Vassiliades
post-doctorant



K. Chatzilygeroudis
doctorant

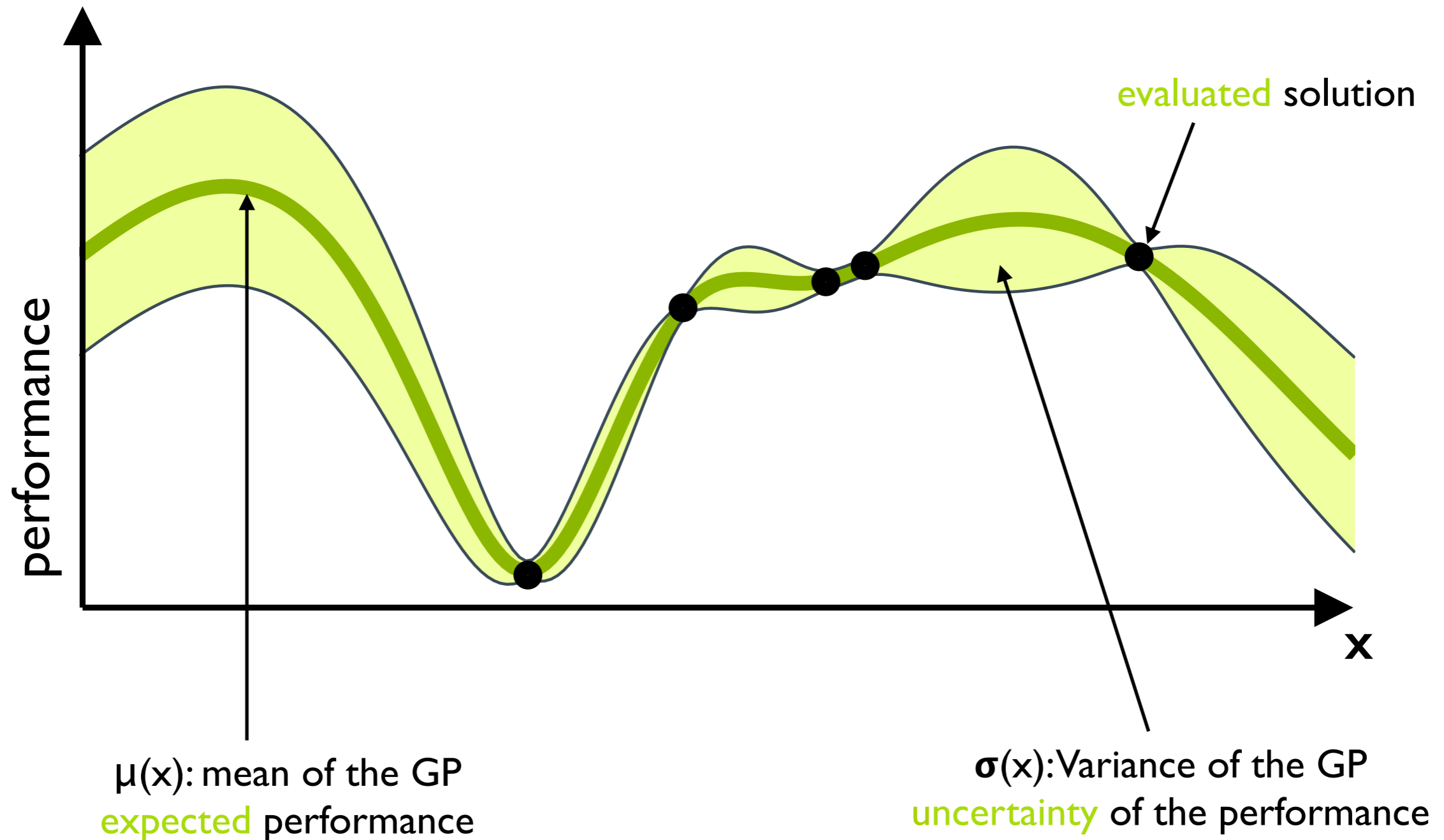


Dorian Goepf
ingénieur



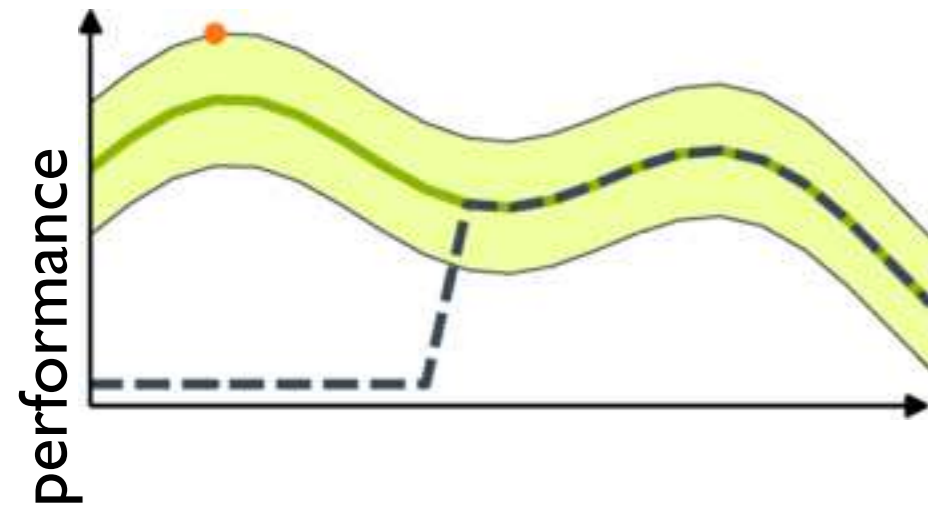
Adam Gaier
doctorant

Bayesian optimization: online adaptation



BO + MAP-Elites

“Intelligent Trial and Error”



$$P(f(\mathbf{x}) | \mathbf{P}_{1:t+1}, \mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mu_{t+1}(\mathbf{x}), \sigma_{t+1}^2(\mathbf{x}))$$

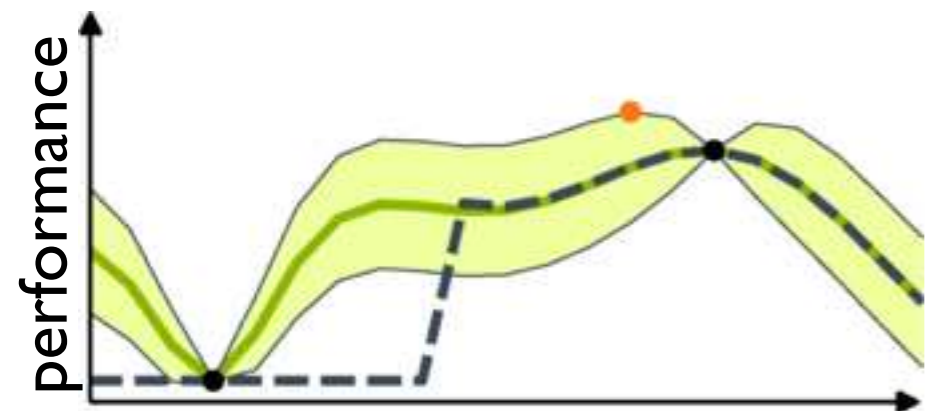
where

$$\mu_{t+1}(\mathbf{x}) = \mathcal{A}(\mathbf{x}) + \mathbf{k}^t \mathbf{K}^{-1} (\mathbf{P}_{1:t+1} - \mathcal{A}(\mathbf{y}_{1:t+1}))$$

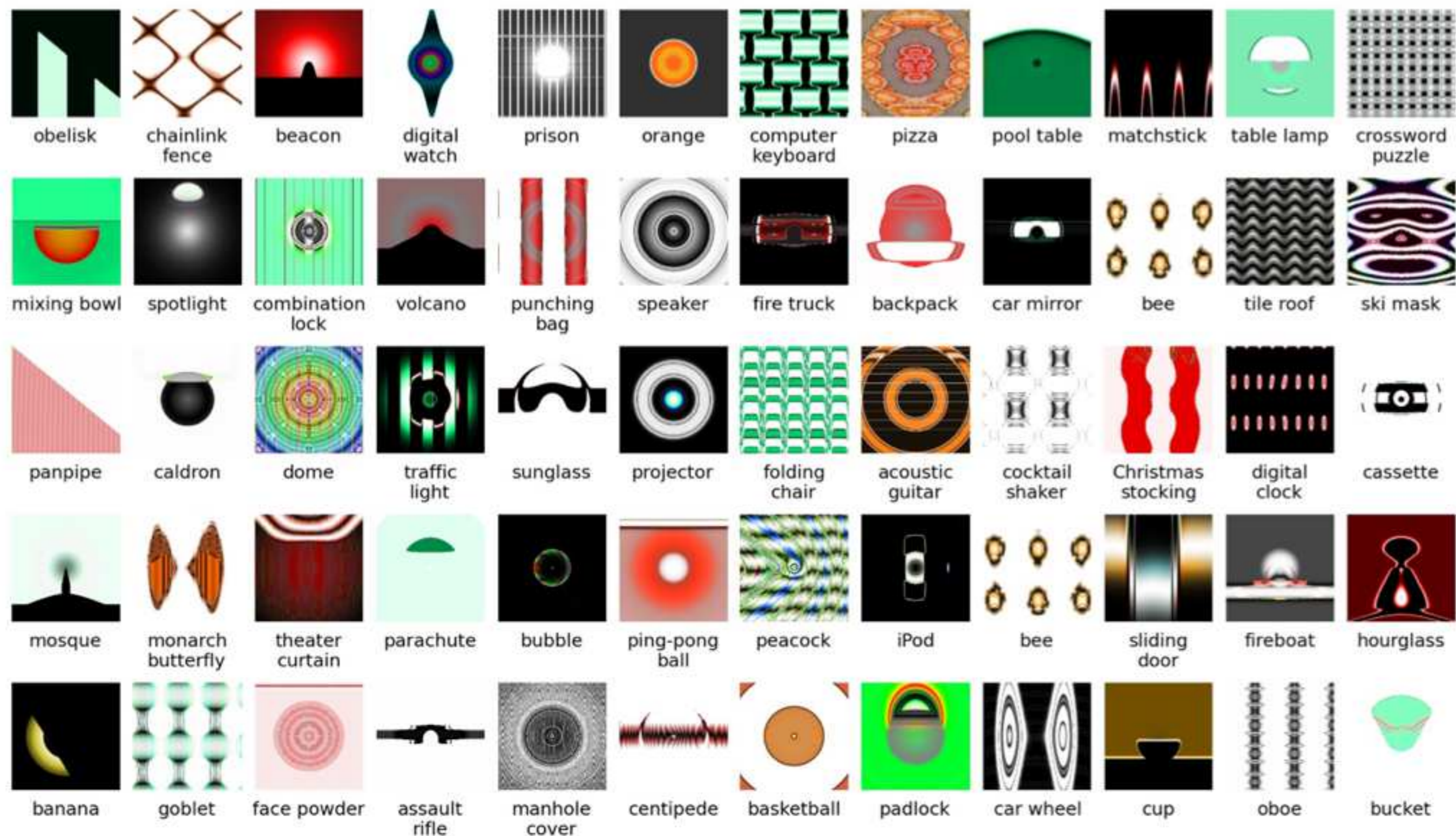
$$\sigma_{t+1}^2(\mathbf{x}) = k(\mathbf{x}, \mathbf{x}) - \mathbf{k}^t \mathbf{K}^{-1} \mathbf{k}$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_1) + \sigma_{noise}^2 & \cdots & k(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_t) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(\mathbf{y}_t, \mathbf{y}_1) & \cdots & k(\mathbf{y}_t, \mathbf{y}_t) + \sigma_{noise}^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{k} = [k(\mathbf{x}, \mathbf{y}_1) \quad k(\mathbf{x}, \mathbf{y}_2) \quad \cdots \quad k(\mathbf{x}, \mathbf{y}_t)]$$

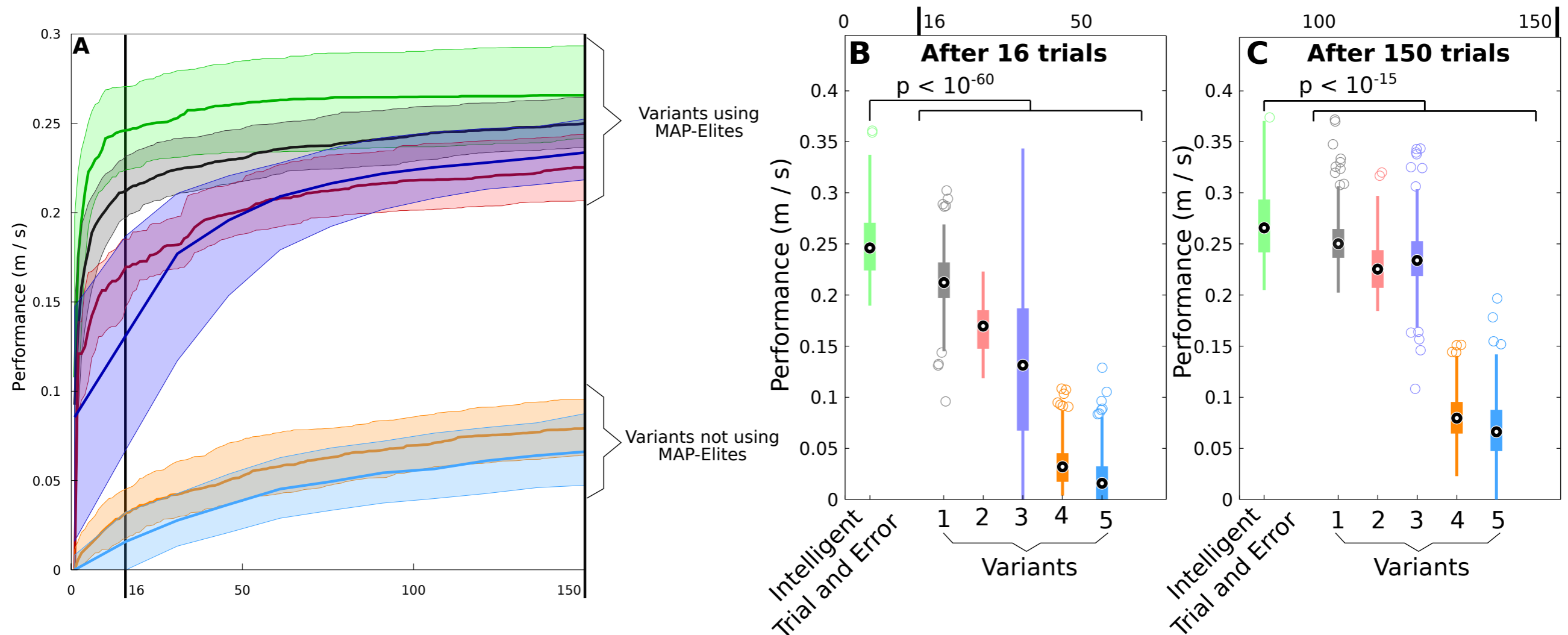


MAP-Elites + Deep Learning



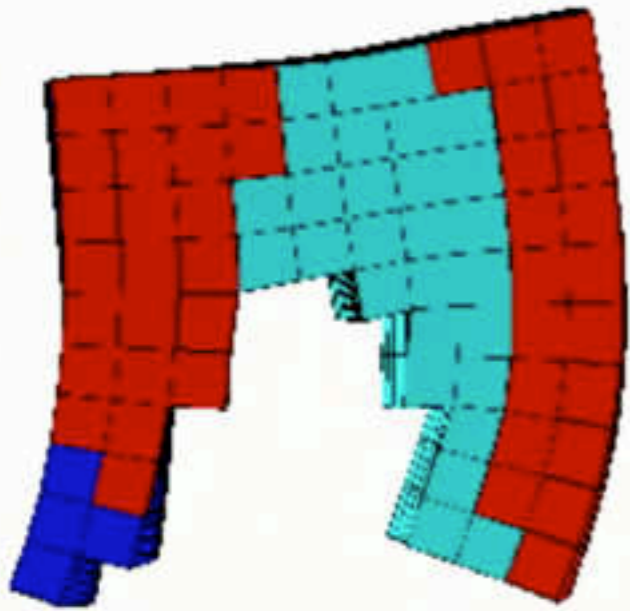
Nguyen, A., Yosinski, J., & Clune, J. (2015, June). Deep neural networks are easily fooled: High confidence predictions for unrecognizable images. In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015 IEEE Conference on (pp. 427-436). IEEE.

Comp. with other approaches (simulation)



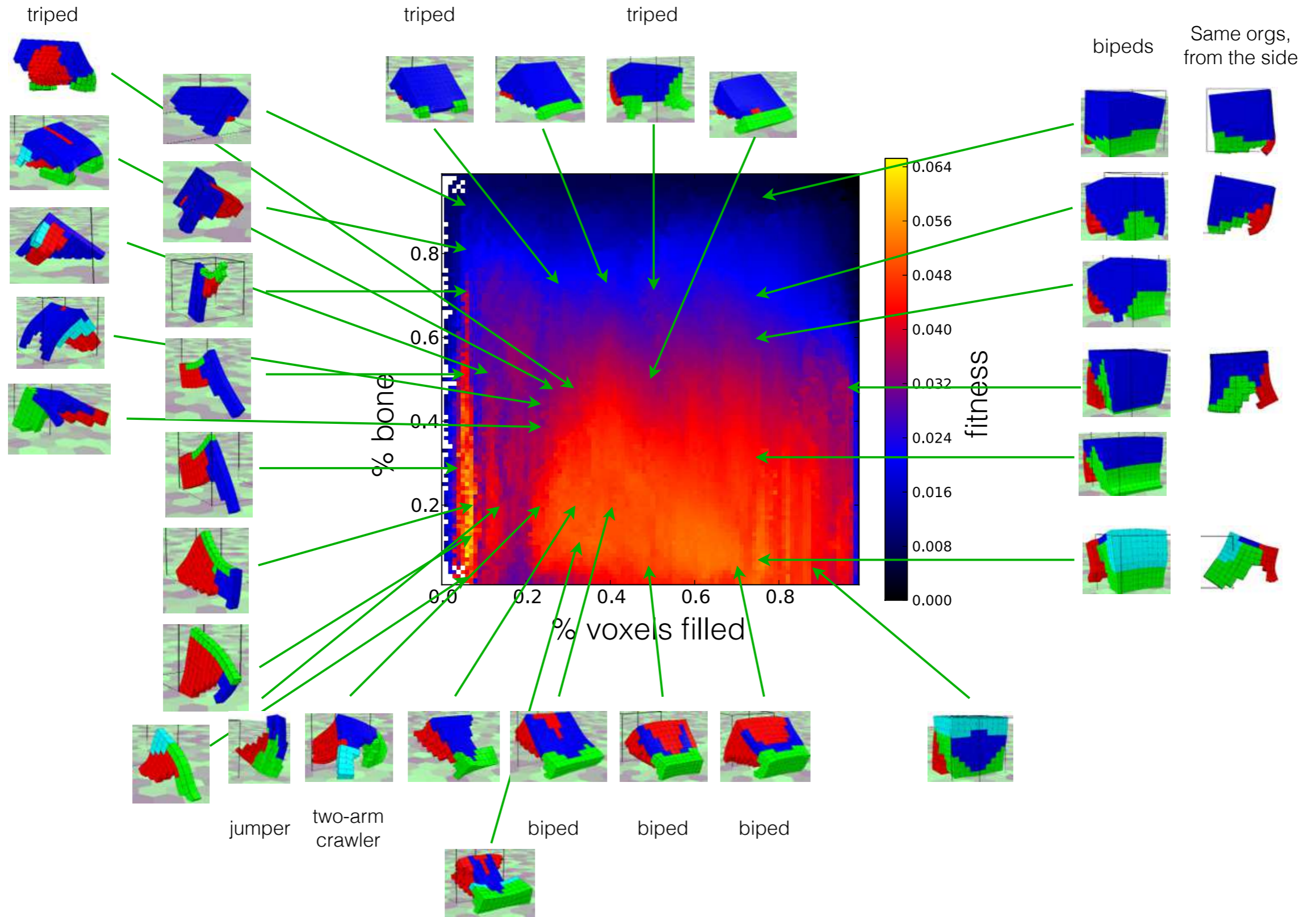
Variant	Behavioral repertoire creation	Priors on performance	Search algorithm	equivalent approach
Intelligent Trial and Error	MAP-Elite	yes	Bayesian Optimization	-
Variant 1	MAP-Elite	none	Bayesian optimization	-
Variant 2	MAP-Elite	none	policy gradient	-
Variant 3	MAP-Elite	none	random search	-
Variant 4	none	none	Bayesian optimization	Lizotte et al. (2007) (33)
Variant 5	none	none	policy gradient	Kohl et al. (2004) (23)

Example: soft robots



Cheney, N., MacCurdy, R., Clune, J., & Lipson, H. (2013, July). Unshackling evolution: evolving soft robots with multiple materials and a powerful generative encoding. In Proceedings of the 15th annual conference on Genetic and evolutionary computation (pp. 167-174).ACM.

MAP-Elites / softbots



3D version

EndlessForms login register

Press left or right key to restart rotation.

Start Anew

Browse

- best new
- highest rated
- newest
- random
- category
- chess challenge

Best Users











- current week
- last week

Share It

Tweet

Follow Us

Highest Rated

 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve
 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve	 ★★★★★ Evolve

Complex form Palantir alien warrior fish, circle Space Art 3

lamp square base face slim, chess, piece, bishop TIE Fighter mushroom

Page 1/15 **Next »**

<http://www.endlessforms.com>