هوش مصنوعی

فصل ۲۶

کنش‌گری: رباتیک

Acting: Robotics

کاظم فولادی قلعه
دانشکده مهندسی، دانشکدگان فارابی
دانشگاه تهران

http://courses.fouladi.ir/ai

هوش مصنوعی

کنش‌گری: رباتیک

۱

مقدمه

رباتیک

ROBOTICS

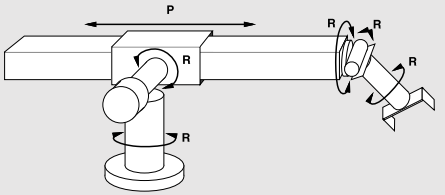
ربات‌ها عامل‌های فیزیکی هستند که کارها را از طریق دست‌کاری دنیای فیزیکی انجام می‌دهند.

اجزای ربات برای تعامل با محیط	
اثرگذارها *Effectors*	**حسگرها** *Sensors*
برای اعمال نیروهای فیزیکی به محیط	برای درک محیط
پاها چرخ‌ها مفصل‌ها چنگ‌زننده‌ها ...	دوربین‌ها مادون قرمز فراصوت‌ها ژیروسکوپ‌ها شتاب‌سنج‌ها ...

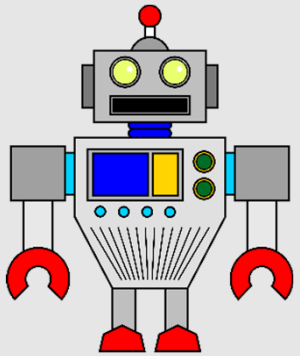
رباتیک

انواع ربات‌های امروزی

انواع ربات‌های امروزی		
مانیپولاتورها *Manipulators*	**ربات‌های متحرک** *Mobile Robots*	**ربات‌های انسان‌نما** *Humanoid Robots*
ثابت‌شده در محل کارشان خط تولید کارخانه ایستگاه فضایی حرکت = از طریق زنجیره‌ی کاملی از مفصل‌های کنترل‌پذیر	**توانایی حرکت در محیط خود** تحویل غذا در بیمارستان جابجایی جعبه‌ها در اسکله فیلم‌برداری هوایی حرکت = با چرخ، پا، بال، ...	**تقلید از فیزیک پیکره‌ی انسان** دشواری مسئله‌ی پایداری



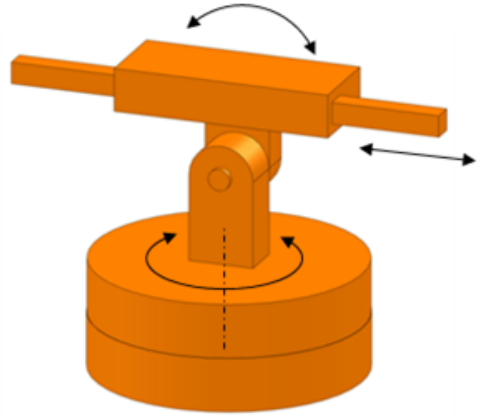
وسیله‌ی نقلیه‌ی زمینی بدون سرنشین (ULV)
وسیله‌ی نقلیه‌بی هوایی بدون خلبان (UAV)
وسیله‌ی نقلیه‌ی زیردریایی خودمختار (AUV)
کاوشگرهای سیارات



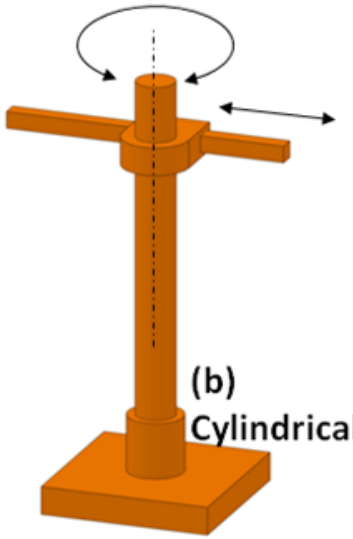
ربات‌ها

ربات‌های دست (مانیپولاتور) ـ بازوی رباتیکی

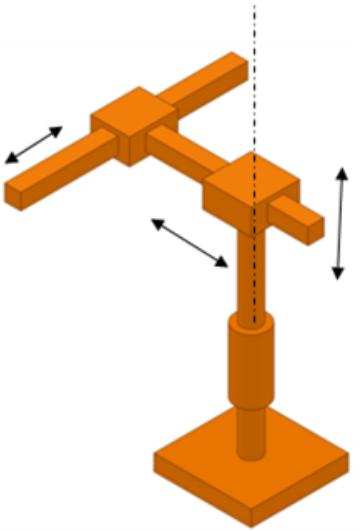
MANIPULATORS (ROBOTIC ARMS)



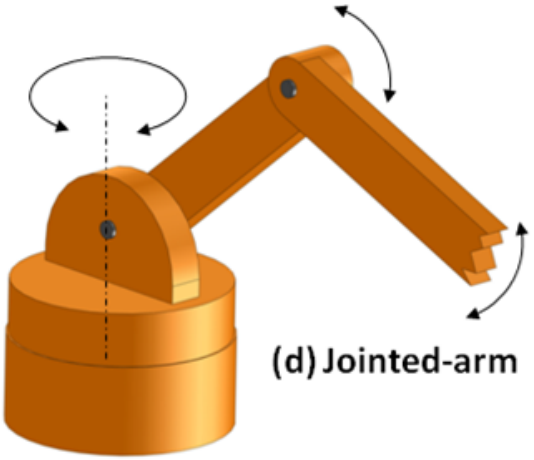
(a) Polar



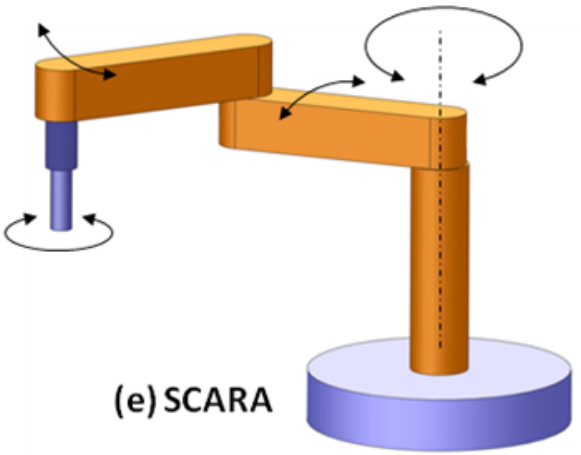
(b) Cylindrical



(c) Cartesian



(d) Jointed-arm

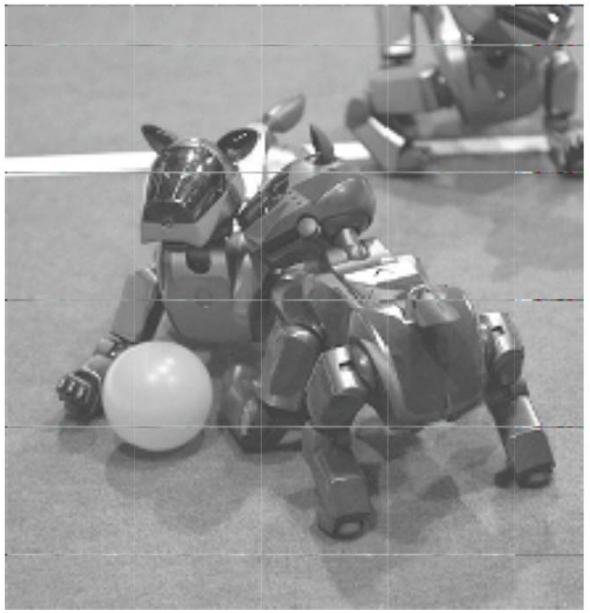


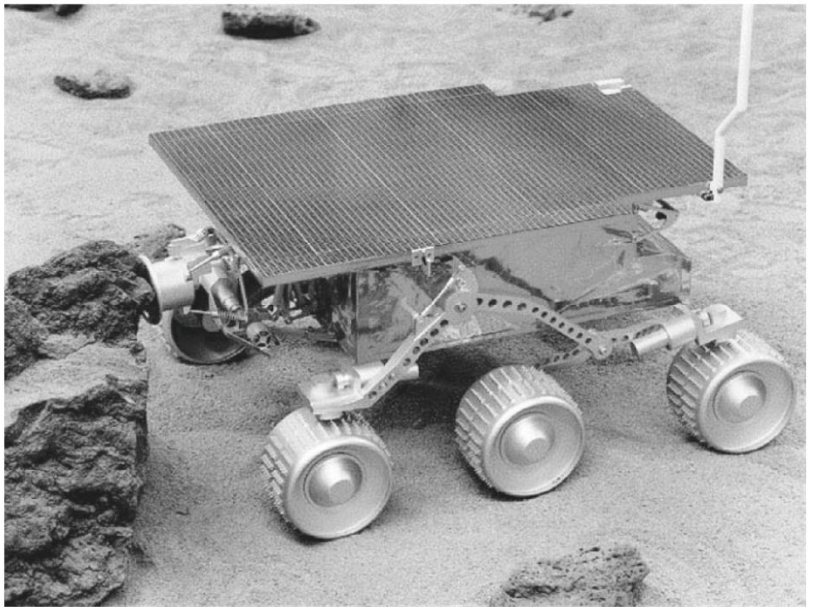
(e) SCARA

ربات‌ها

ربات‌های متحرک

MOBILE ROBOTS

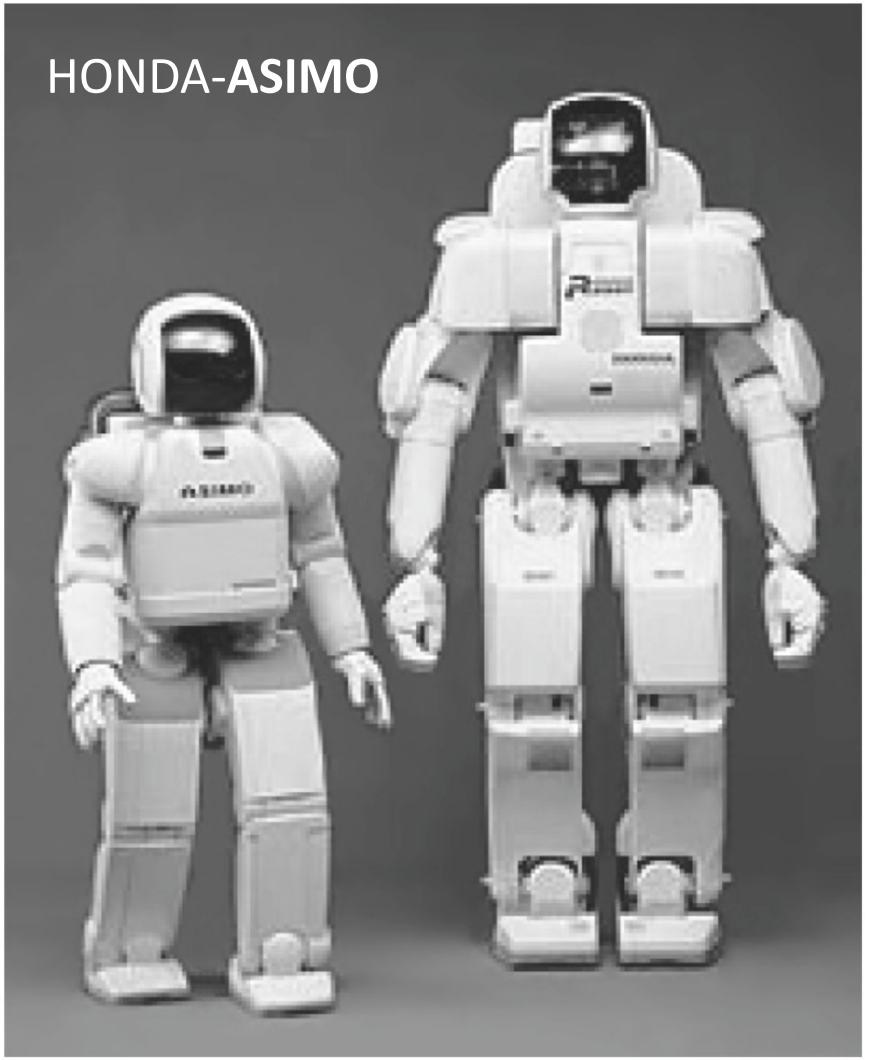




ربات‌ها

ربات‌های انسان‌نما

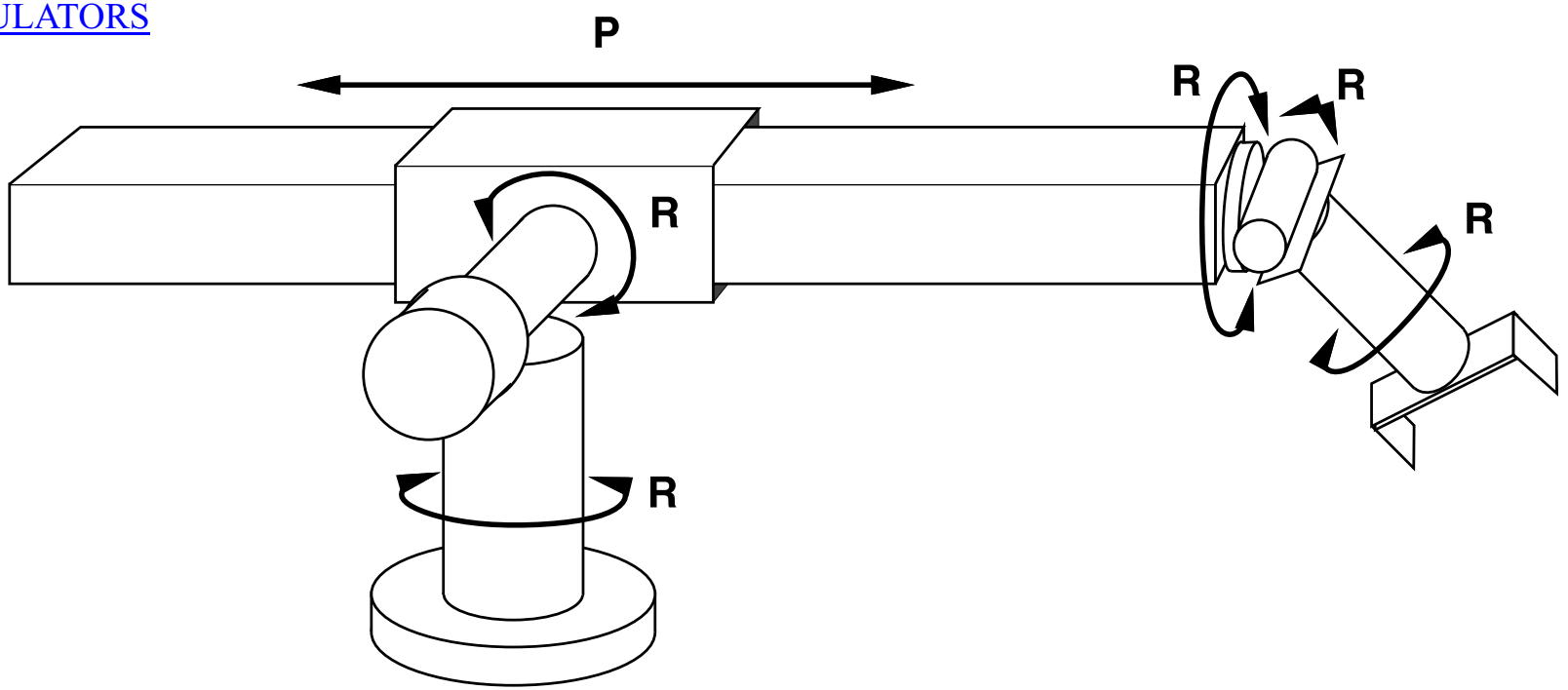
HUMANOID ROBOTS



مانیپولاتورها

بازوی رباتیکی ـ دست

MANIPULATORS



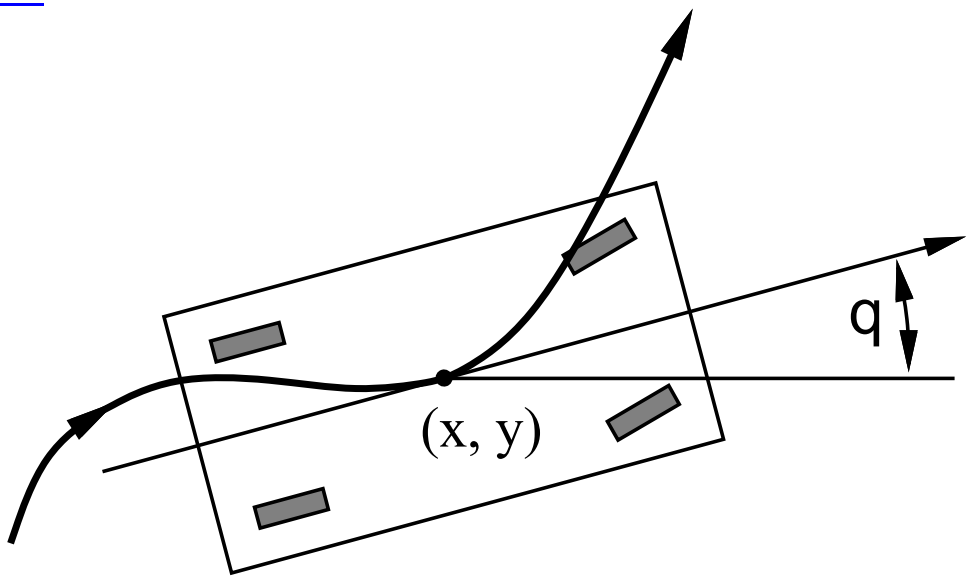
پیکربندی این ربات با ۶ عدد مشخص می‌شود ⇐ ۶ درجه‌ی آزادی (DOF)
degree of freedom

درجه‌ی آزادی، حداقل تعداد عددهای لازم برای تعیین موقعیت دلخواه اثرگذار نهایی است.
end-effector

برای سیستم‌های دینامیکی، برای هر درجه‌ی آزادی، سرعت را هم اضافه می‌کنند.

ربات‌های غیرهولونومیکی

NON-HOLONOMIC ROBOTS



ربات‌هایی که تعداد درجات آزادی آنها بیشتر از تعداد متغیرهای کنترلی آنها است.

این ربات‌ها، در حالت کلی نمی‌توانند بین دو پیکربندی بی‌نهایت کوچک نزدیک گذر کنند
⇐ جابجایی ربات روی هر مسیر دلخواهی لزوماً ممکن نیست.

مثال: خودرو سواری: درجه آزادی (۳)، تعداد متغیر کنترل (۲)

هوش مصنوعی

کنش‌گری: رباتیک

۲

سخت‌افزار ربات

سخت‌افزار ربات

ROBOT HARDWARE

سخت‌افزار ربات				
اثرگذارها *Effectors*	**حسگرها** *Sensors*	**پردازنده‌ها** *Processors*	**منبع انرژی** *Energy Resource*	**بدنه‌ی مکانیکی** *Mechanical Body*
برای اعمال نیرو به محیط	برای درک محیط	برای اجرای برنامه‌ی عامل	برای ایجاد حرکت اجزا	قاب بدنه و اجزا
پاها چرخ‌ها مفصل‌ها چنگ‌زننده‌ها ...	دوربین‌ها مادون قرمز فراصوت‌ها ژیروسکوپ‌ها شتاب‌سنج‌ها ...	کامپیوتر رابطهای دیجیتال مدارهای واسط مدارهای آنالوگ + شبکه‌ی بی‌سیم ...	موتور الکتریکی به‌کاراندازی نیوماتیک به‌کاراندازی هیدرولیک ...	تمام قسمت‌ها و اجزا روی بدنه‌ی مکانیکی ثابت می‌شوند

موفقیت ربات‌های واقعی وابسته به طراحی حسگرها و اثرگذارهای مناسب برای کنش است.

سخت‌افزار ربات

حسگرها

SENSORS

حسگرها *Sensors*	
حسگرهای فعال *Active Sensors*	**حسگرهای منفعل** *Passive Sensors*
انرژی به محیط می‌فرستند و منتظر دریافت سیگنال برگشتی به حسگر	سیگنال‌های تولید شده توسط سایر منابع را از محیط دریافت می‌کنند.
ردیاب صوتی (SONAR)	دوربین‌ها ناظران محیط

انواع حسگرها		
حسگرهای بُرد یاب *Range Finder*	**حسگرهای تصویر** *Image Sensors*	**حسگرهای تحریک اجزا** *Proprioceptive Sensors*
ردیاب صوتی (زمینی/زیردریا) بردیاب لیزری رادار (هواپیما) حسگر لمسی GPS	دوربین‌ها (بصری، مادون‌قرمز)	(برای آگاهی ربات از وضعیت خود) دی‌کدرهای شَفت (مفاصل، چرخ‌ها) حسگرهای اینرسی حسگرهای نیرو حسگرهای گشتاور

هوش مصنوعی

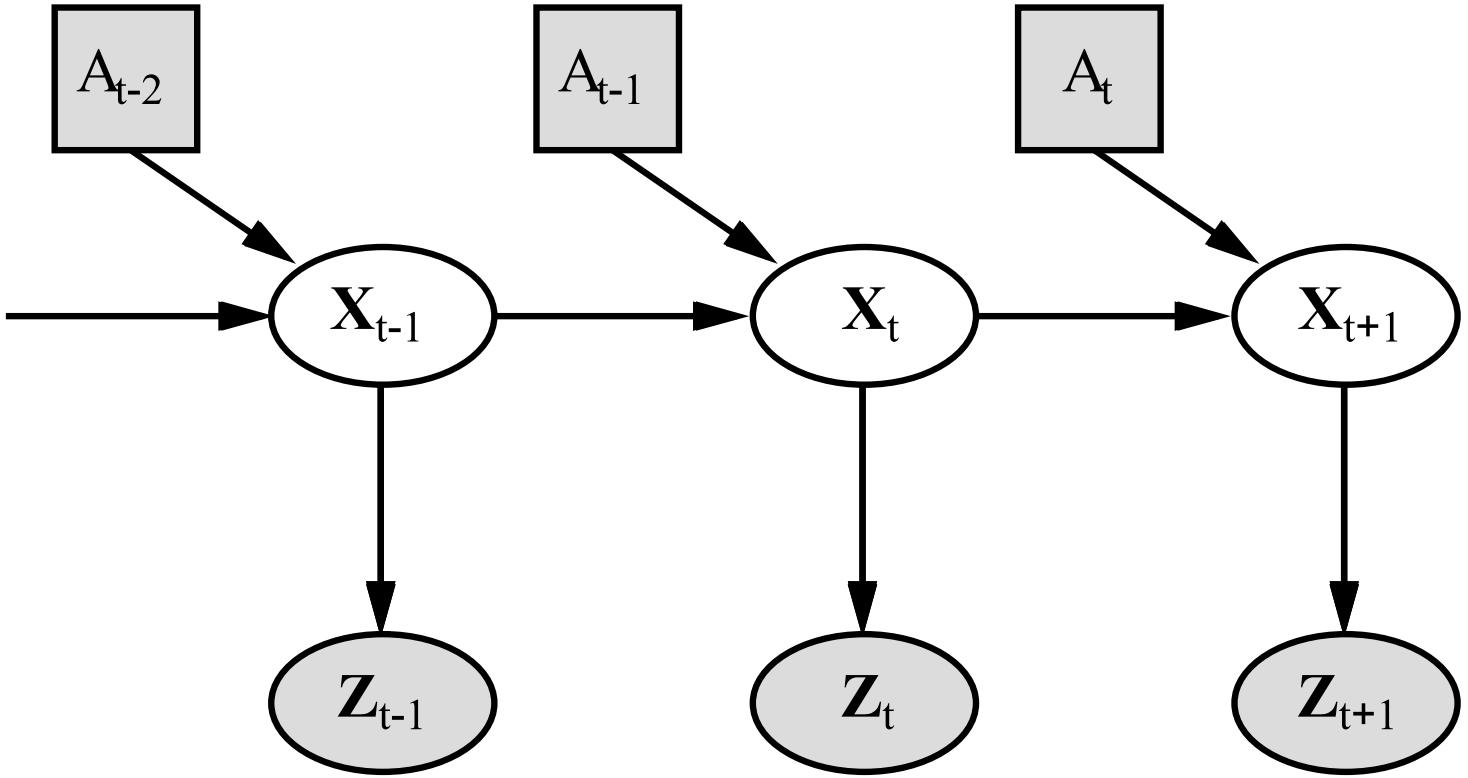
کنش‌گری: رباتیک

۳

ادراک رباتیکی

ادراک رباتیکی

ROBOTIC PERCEPTION



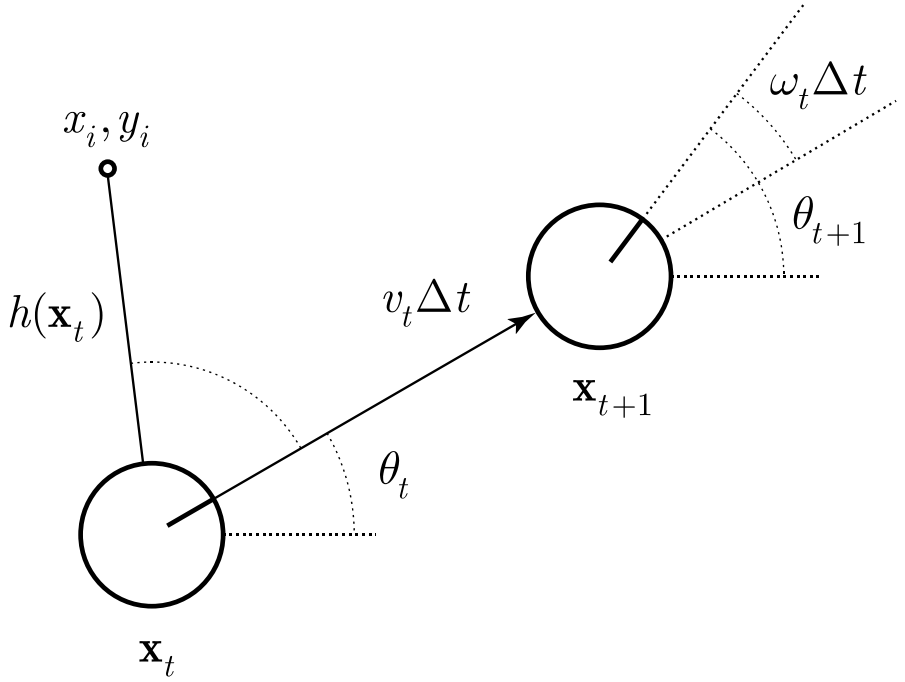
ادراک رباتیکی را می‌توان به‌عنوان استنتاج زمانی از دنباله‌ای از کنش‌ها و اندازه‌گیری‌ها در نظر گرفت که با **شبکه‌ی بیزی پویای** فوق نمایش داده شده است.

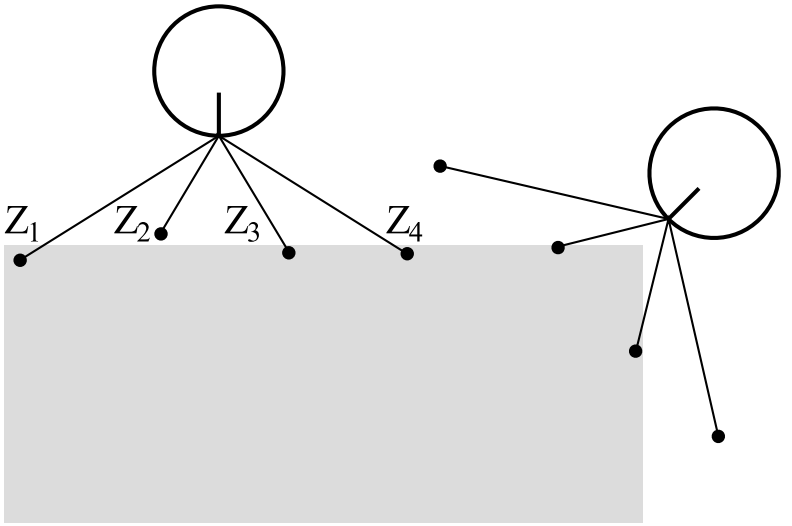
مکان‌یابی ـ من کجا هستم؟

LOCALIZATION—WHERE AM I?

مکان‌یابی
Localization

محاسبه‌ی مکان و جهت فعلی (وضع: pose) با داشتن مشاهدات





با فرض نویز گاوسی در پیش‌بینی حرکت و اندازه‌گیری‌های حسگر برد

مکان‌یابی

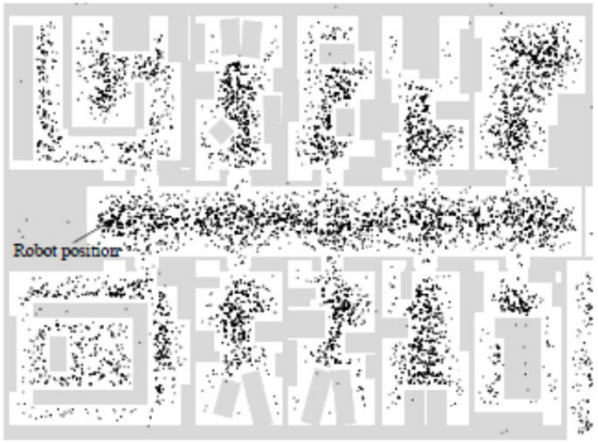
استفاده از فیلترینگ ذرات

LOCALIZATION: PARTICLE FILTERING

مکان‌یابی
Localization

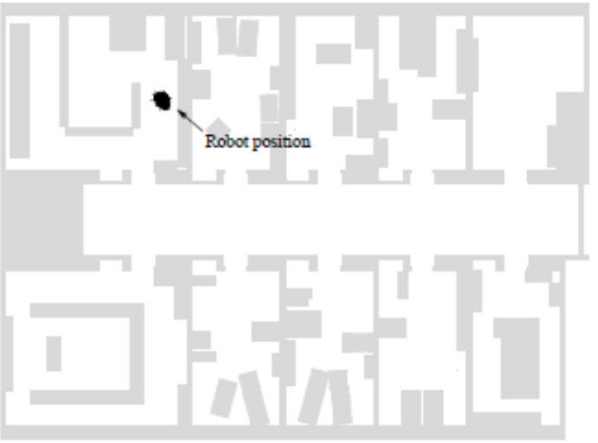
محاسبه‌ی مکان و جهت فعلی (وضع: pose) با داشتن مشاهدات

استفاده از فیلترینگ ذرات برای تولید تخمین مکان تقریبی
مکان‌یابی مونت‌کارلو



۱) عدم اطمینان اولیه و عمومی

۲) عدم اطمینان تقریباً دوحالتی بعد از جهت‌یابی در راهروی (متقارن)



۳) عدم اطمینان تک‌حالتی پس از ورود به یک اتاق مشخص

مکان‌یابی

استفاده از فیلتر کامل گسترش‌یافته

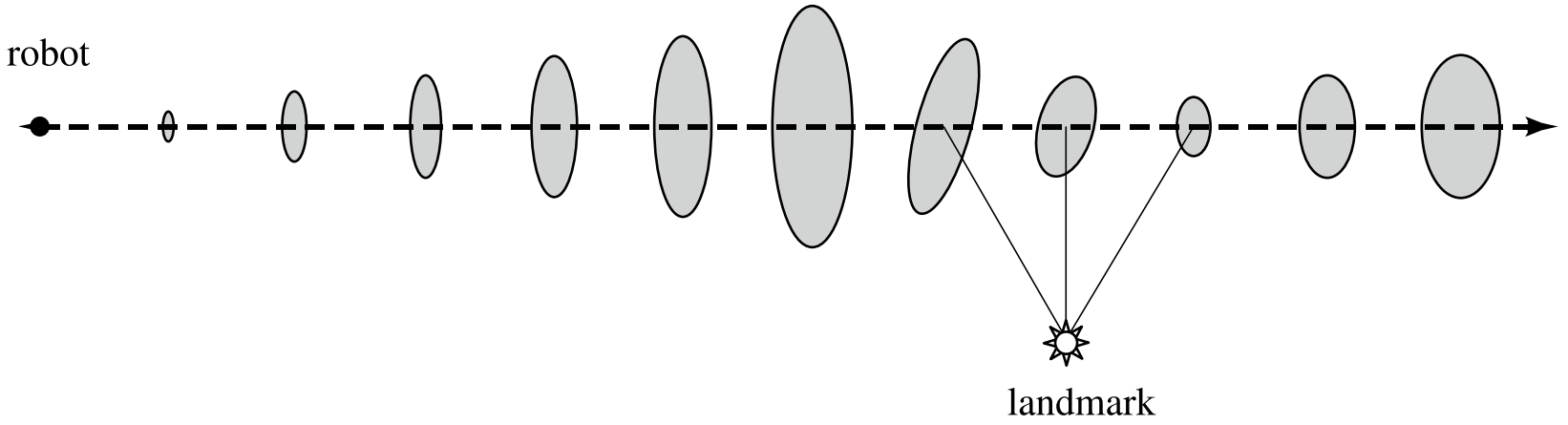
LOCALIZATION: EXTENDED KALMAN FILTER

مکان‌یابی
Localization

محاسبه‌ی مکان و جهت فعلی (وضع: pose) با داشتن مشاهدات

استفاده از فیلترکالمن گسترش‌یافته برای موارد ساده:

حرکت ربات روی خط راست: با پیشروی ربات، عدم اطمینان به‌تدریج بیشتر می‌شود. با مشاهده‌ی یک علامت عدم اطمینان کاهش می‌یابد.



با فرض علامت‌های (landmarks) قابل شناسایی
در غیراین‌صورت: احتمال پسین چندمُدی است.

نقشه‌برداری

MAPPING

نقشه‌برداری *Mapping*	به‌دست آوردن توزیع مکان‌ها در محیط (نقشه‌ی محیط)

مکان‌یابی	با داشتن وضع و علامت‌های مشاهده شده، توزیع وضع را به‌هنگام می‌کند.
نقشه‌برداری	با داشتن وضع و علامت‌های مشاهده شده، توزیع نقشه را به‌هنگام می‌کند.

SLAM	نقشه‌برداری و مکان‌یابی همزمان (**S**imultaneous **L**ocalization **A**nd **M**apping)
	با داشتن وضع و علامت‌های مشاهده شده، توزیع وضع و نقشه را به‌هنگام می‌کند.

ربات نه تنها باید نقشه را ایجاد کند، بلکه این کار را باید بدون اطلاع از مکانش انجام دهد.

فرمول‌بندی احتمالاتی برای SLAM:

مکان‌های علامت $L_1, L_2, \ldots, L_k$ را به بردار حالت اضافه کنید و مشابه مکان‌یابی ادامه بدهید.

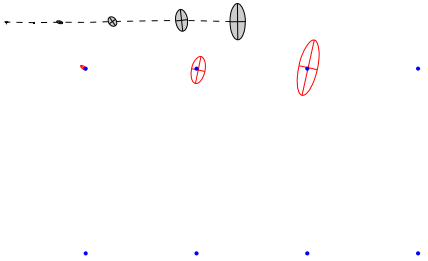
نقشه‌برداری

مثال

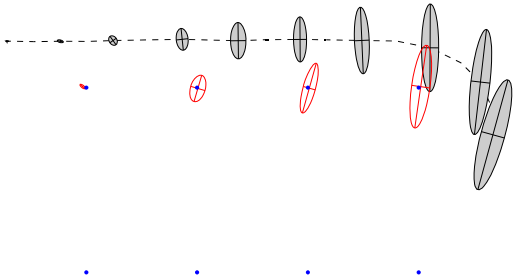
استفاده از فیلتر کالمن گسترش‌یافته برای نقشه‌برداری ربات

مسیر ربات با نقطه‌چین و تخمین‌های آن از وضعش با بیضی خاکستری نشان داده شده است.
هشت علامت متمایز با مکان نامشخص به صورت نقاط ریز و برآورد آنها با بیضی قرمز نشان داده شده است.

۱



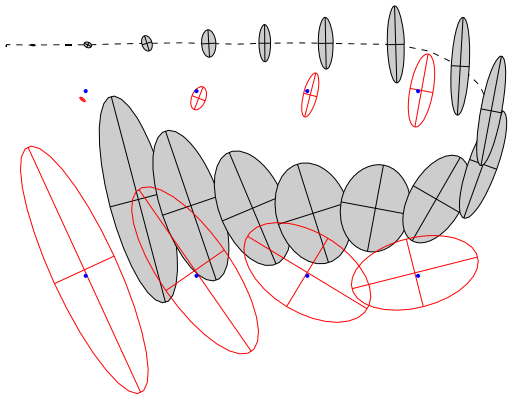
۲



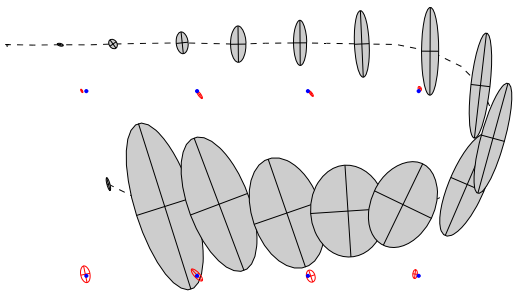
۱ تا ۳) افزایش عدم اطمینان ربات از موقعیتش، همانند عدم اطمینان آن از علامت‌ها در حین مواجهه با علامت‌های جدید

۴) ربات اولین علامت را دوباره حس می‌کند و عدم اطمینان همه‌ی علامت‌ها کاهش می‌یابد (به دلیل وابستگی تخمین‌ها).

۳



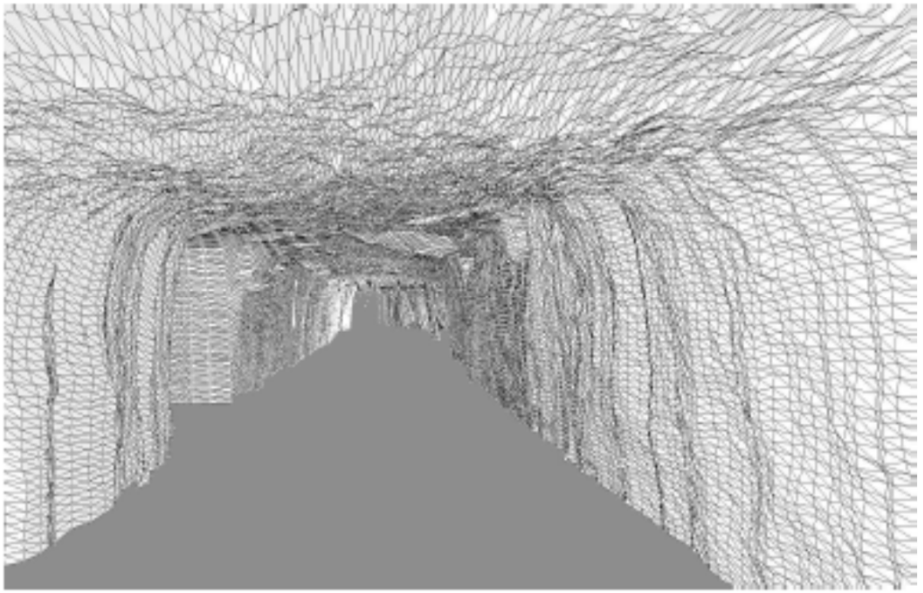
۴



نقشه‌برداری سه‌بعدی

مثال

3D MAPPING: EXAMPLE



هوش مصنوعی

کنش‌گری: رباتیک

۴

طرح‌ریزی برای حرکت

طرح‌ریزی حرکت

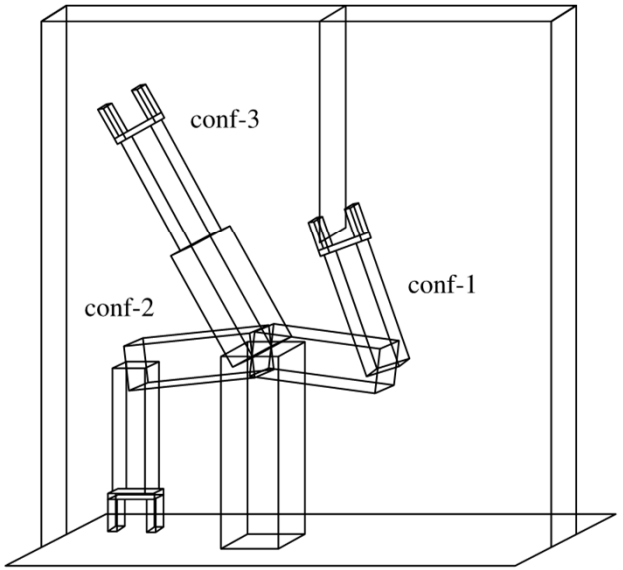
MOTION PLANNING

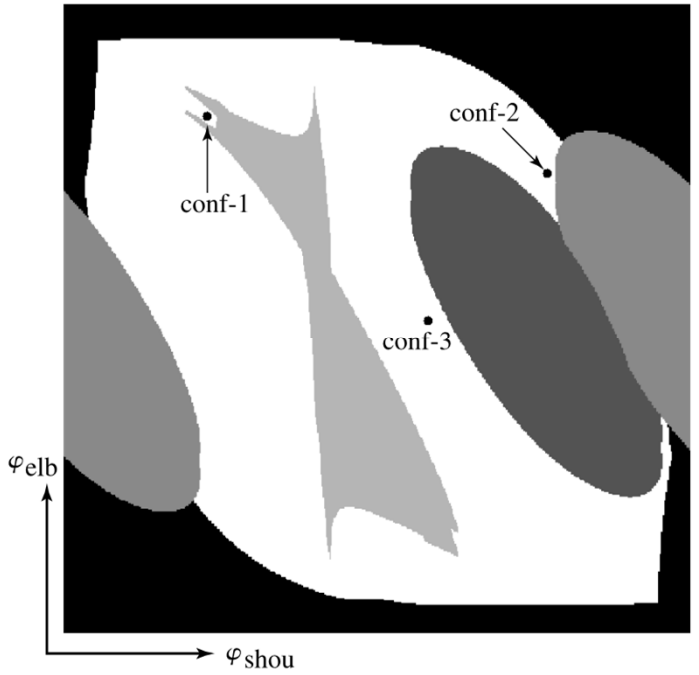
ایده: طرح در فضای پیکربندی به‌وسیله‌ی درجات آزادی ربات تعریف می‌شود.

Idea: plan in configuration space (C-space) defined by the robot's DOFs.

راه‌حل یک مسیر حرکت نقطه‌ای در فضای پیکربندی آزاد است.

Solution is a point trajectory in free C-space.





طرح‌ریزی حرکت

طرح‌ریزی در فضای پیکربندی

CONFIGURATION SPACE PLANNING

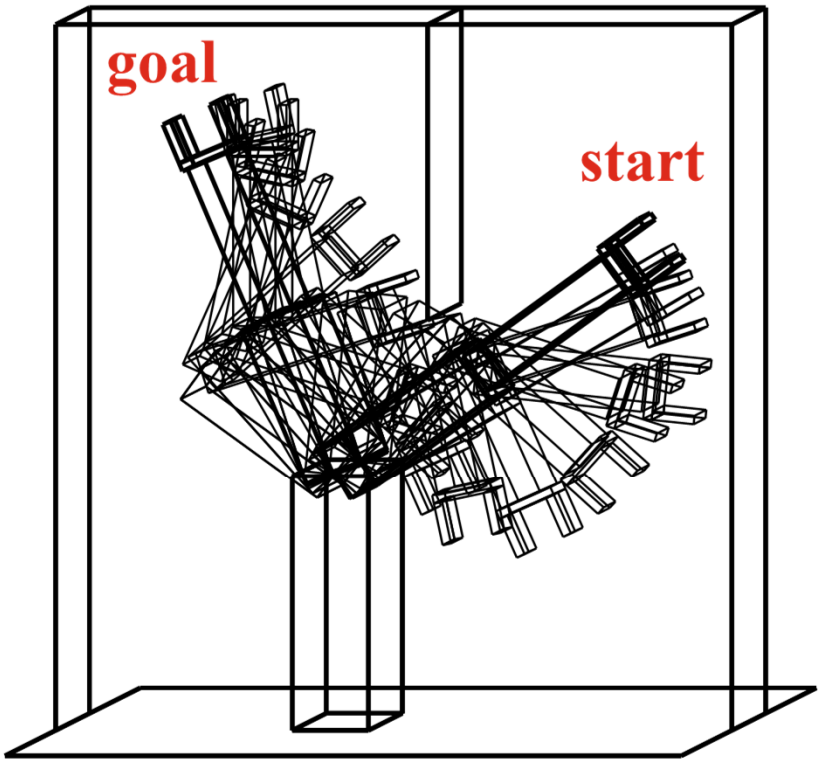
مشکل پایه: ∞^d **حالت داریم:** لزوم تبدیل به فضای حالت متناهی

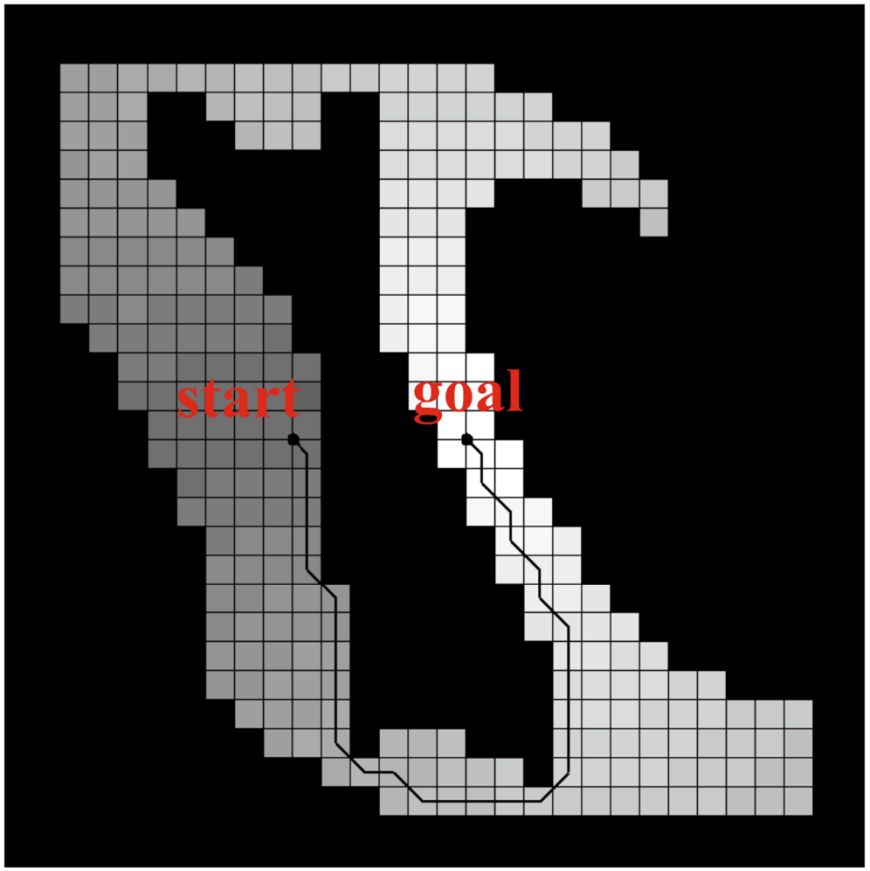
طرح‌ریزی در فضای پیکربندی *Configuration Space Planning*	
روش تجزیه‌ی سلولی *Cell Decomposition*	**روش اسکلتی‌سازی** *Skeletonization*
فضا را به **سلول‌های** ساده تقسیم می‌کنیم، هر سلول می‌تواند **به‌سادگی** پیمایش شود. (مثلاً: محدب)	تعدادی متناهی از نقاط/خطوط به‌سادگی متصل‌شده شناسایی می‌شود؛ که یک گراف را شکل بدهند به طوری که هر دو نقطه با یک مسیر روی گراف متصل باشند.

طرح‌ریزی حرکت

طرح‌ریزی در فضای پیکربندی: مثال روش تجزیه‌ی سلولی

CELL DECOMPOSITION EXAMPLE





مشکل: ممکن است در فضای آزاد سلول‌ها مسیری وجود نداشته باشد.

راه‌حل: تجزیه‌ی بازگشتی سلول‌های مخلوط (آزاد + مانع)

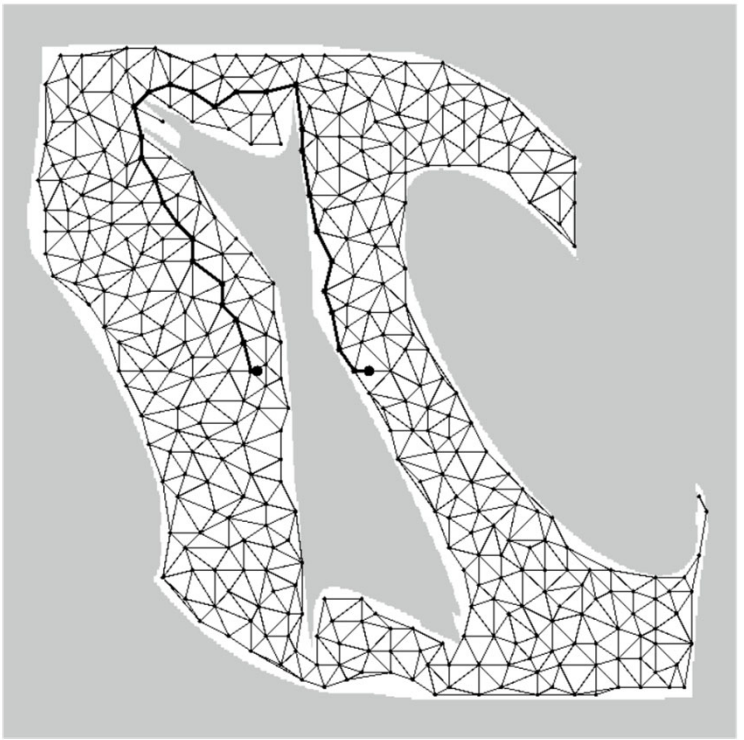
طرح‌ریزی حرکت

طرح‌ریزی در فضای پیکربندی: مثال روش اسکلتی‌سازی: نقشه‌ی راه احتمالاتی

SKELETONIZATION: PROBABILISTIC ROADMAP

یک نقشه‌ی راه احتمالاتی با تولید نقاط تصادفی در فضای پیکربندی و ادامه دادن آنها در فضای آزاد تولید می‌شود:

ساخت گراف با اتصال جفت‌های مجاور با خطوط مستقیم



مشکل: نیاز به تولید نقاط کافی برای اطمینان از اینکه هر جفت شروع/هدف از طریق گراف متصل شده است.

هوش مصنوعی

کنش‌گری: رباتیک

۵

طرح‌ریزی جابجایی‌های نامطمئن

هوش مصنوعی

کنش‌گری: رباتیک

۶

حرکت

حرکت

MOTION

آنچه در مورد طرح‌ریزی حرکت گفته شد، فرض می‌کند که ربات می‌تواند هر مسیری را به‌سادگی طی کند؛
اما ربات دارای اینرسی است و اجرای هر مسیر دلخواهی برای آن ممکن نیست (مگر در سرعت‌های پایین).

ملزومات حرکت *Motion Requirements*	
دینامیک *Dynamics*	**کنترل** *Control*
گسترش حالت سینماتیک ربات با مدل‌سازی سرعت‌های ربات (معادلات دیفرانسیل)	جبران‌سازی محدودیت‌های طرح‌های سینماتیک برای نگهداری ربات در مسیر

کنترل

پارادایم‌ها

کنترل *Control*		
کنترل قطعی *Deterministic Control*	**کنترل رگولاتوری** *Regulatory Control*	**کنترل بهینه‌ی اتفاقی** *Stochastic Optimal Control*
بسیاری از مسائل را دقیقاً حل می‌کند، بخصوص اگر خطی، بعد پایین، دقیقاً شناخته‌شده و مشاهده‌پذیر باشد.	کارآمد برای حرکت‌های مشخص	مسائل بسیار اندکی به طور دقیق حل می‌شوند ⇓ روش‌های تقریبی / وفقی

کنترل

مسئله‌ی کنترل موتور

MOTOR CONTROL

مسئله‌ی کنترل موتور می‌تواند در قالب یک مسئله‌ی جستجو دیده شود
در فضای حالت دینامیکی (به‌جای فضای حالت سینماتیکی)

فضای حالت تعریف می‌شود با:

$$x_1, x_2, \ldots, x_n, \dot{x}_1, \dot{x}_2, \ldots, \dot{x}_n$$

یک فضای حالت پیوسته، با ابعاد بالا
(ربات انسان‌نمای سارکوس: ۱۶۲ بعد!)

کنترل

کنترل موتور بیولوژیکی

BIOLOGICAL MOTOR CONTROL

Motor control systems are characterized by massive redundancy

Infinitely many trajectories achieve any given task

E.g., 3-link arm moving in plane throwing at a target:
simple 12-parameter controller, one degree of freedom at target
11-dimensional continuous space of optimal controllers

Idea: if the arm is noisy, only “one” optimal policy minimizes error at target

I.e., noise-tolerance might explain actual motor behaviour

Harris & Wolpert (Nature, 1998):
signal-dependent noise explains eye saccade velocity profile perfectly

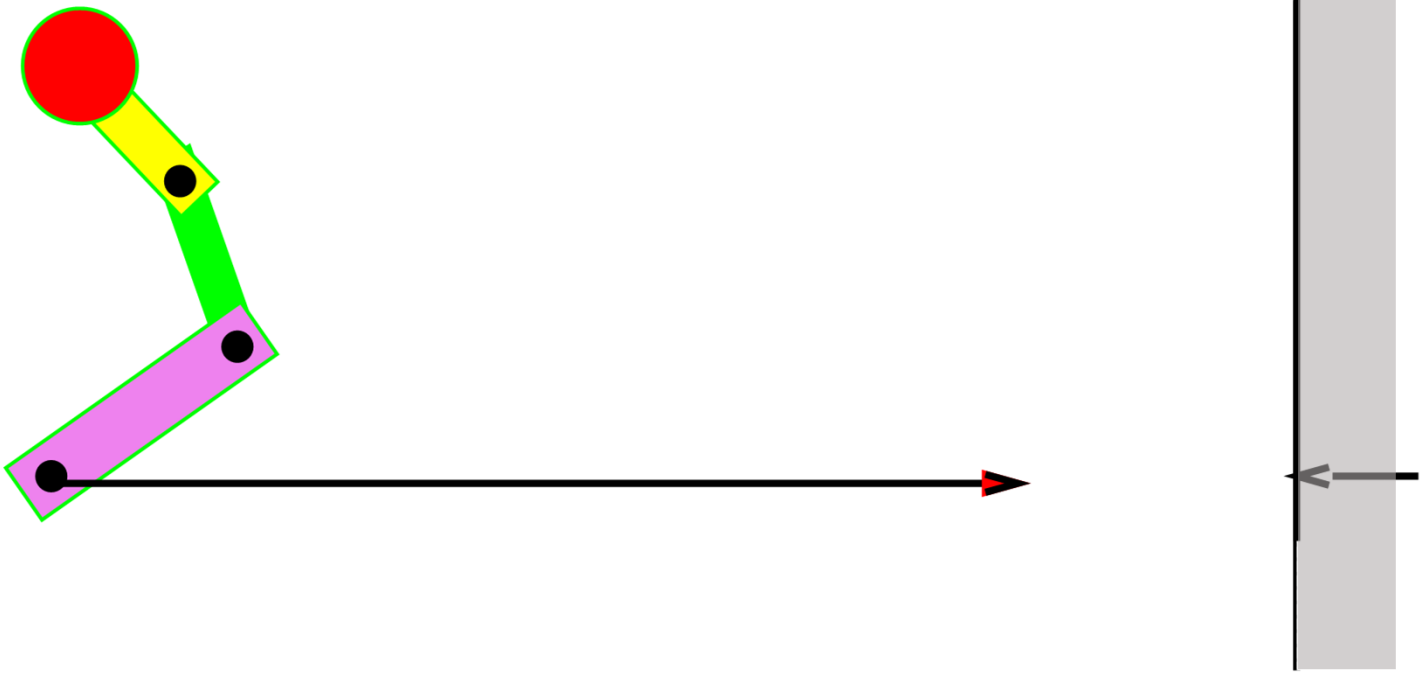
کنترل

برپایی

SETUP

فرض می‌کنیم یک کنترل‌کننده پارامترهای کنترلی θ_0 «در نظر دارد.»
که توسط نویز خراب شده است، با داشتن θ که از P_{θ_0} بیرون کشیده شده است.

خروجی: (مثلاً فاصله از مقصد) $y = F(\theta)$



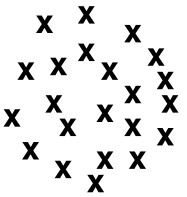
کنترل

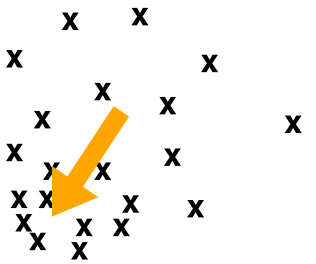
الگوریتم یادگیری ساده: گرادیان تصادفی

SIMPLE LEARNING ALGORITHM: STOCHASTIC GRADIENT

Minimize $E_\theta[y^2]$ by gradient descent:

$$\begin{aligned}\nabla_{\theta_0} E_\theta[y^2] &= \nabla_{\theta_0} \int P_{\theta_0}(\theta) F(\theta)^2 d\theta \\ &= \int \frac{\nabla_{\theta_0} P_{\theta_0}(\theta)}{P_{\theta_0}(\theta)} F(\theta)^2 P_{\theta_0}(\theta) d\theta \\ &= E_\theta[\frac{\nabla_{\theta_0} P_{\theta_0}(\theta)}{P_{\theta_0}(\theta)} y^2]\end{aligned}$$





Given samples (θ_j, y_j), $j = 1, \ldots, N$, we have

$$\nabla_{\theta_0} \hat{E}_\theta[y^2] = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \frac{\nabla_{\theta_0} P_{\theta_0}(\theta_j)}{P_{\theta_0}(\theta_j)} y_j^2$$

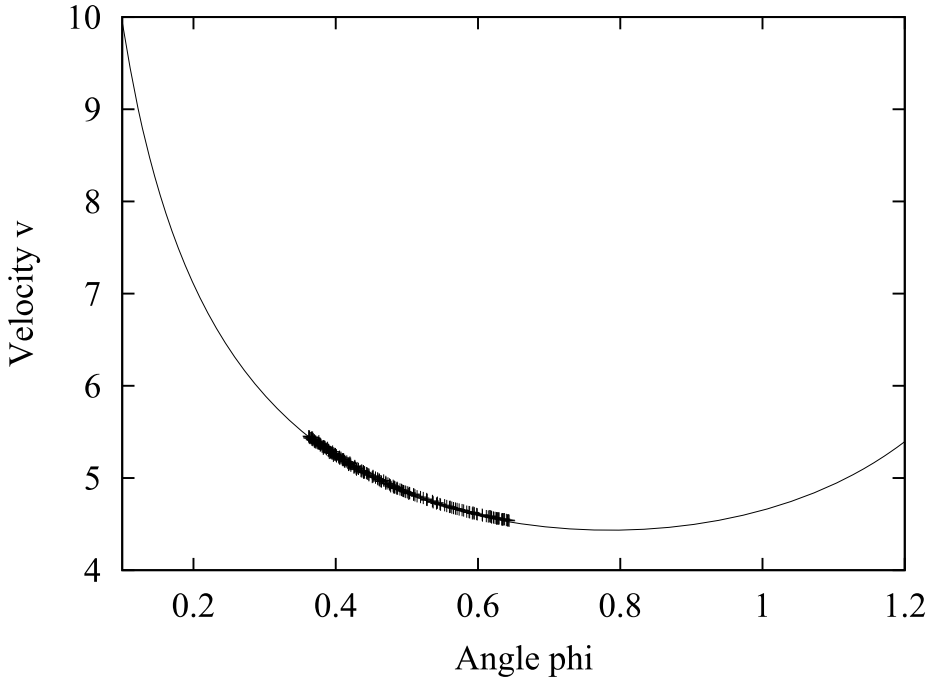
For Gaussian noise with covariance Σ, i.e., $P_{\theta_0}(\theta) = N(\theta_0, \Sigma)$, we obtain

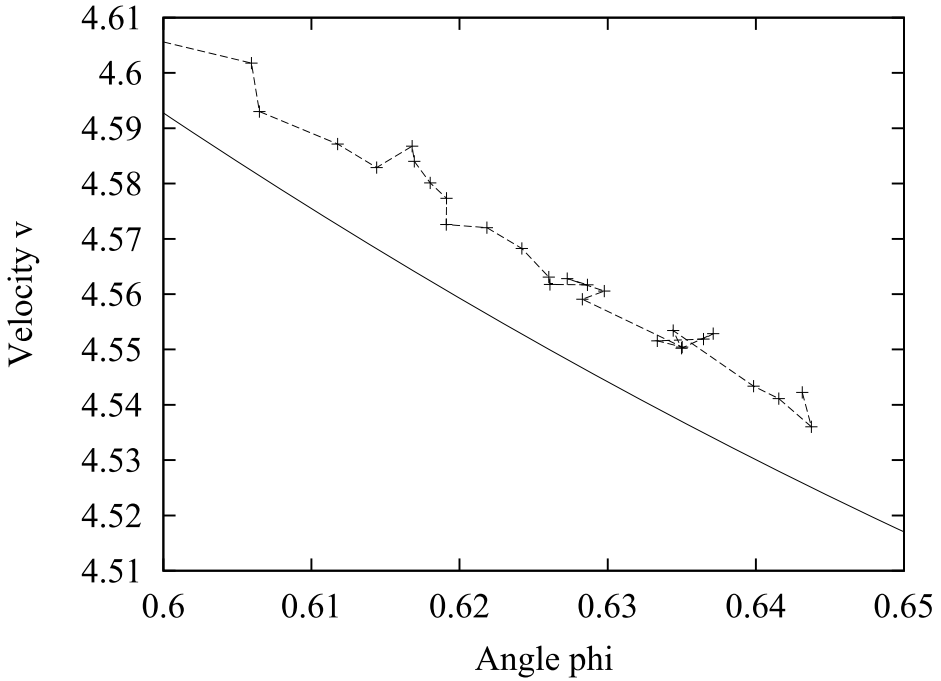
$$\nabla_{\theta_0} \hat{E}_\theta[y^2] = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \Sigma^{-1}(\theta_j - \theta_0) y_j^2$$

کنترل

الگوریتم یادگیری ساده: گرادیان تصادفی: نتایج

SIMPLE LEARNING ALGORITHM: STOCHASTIC GRADIENT

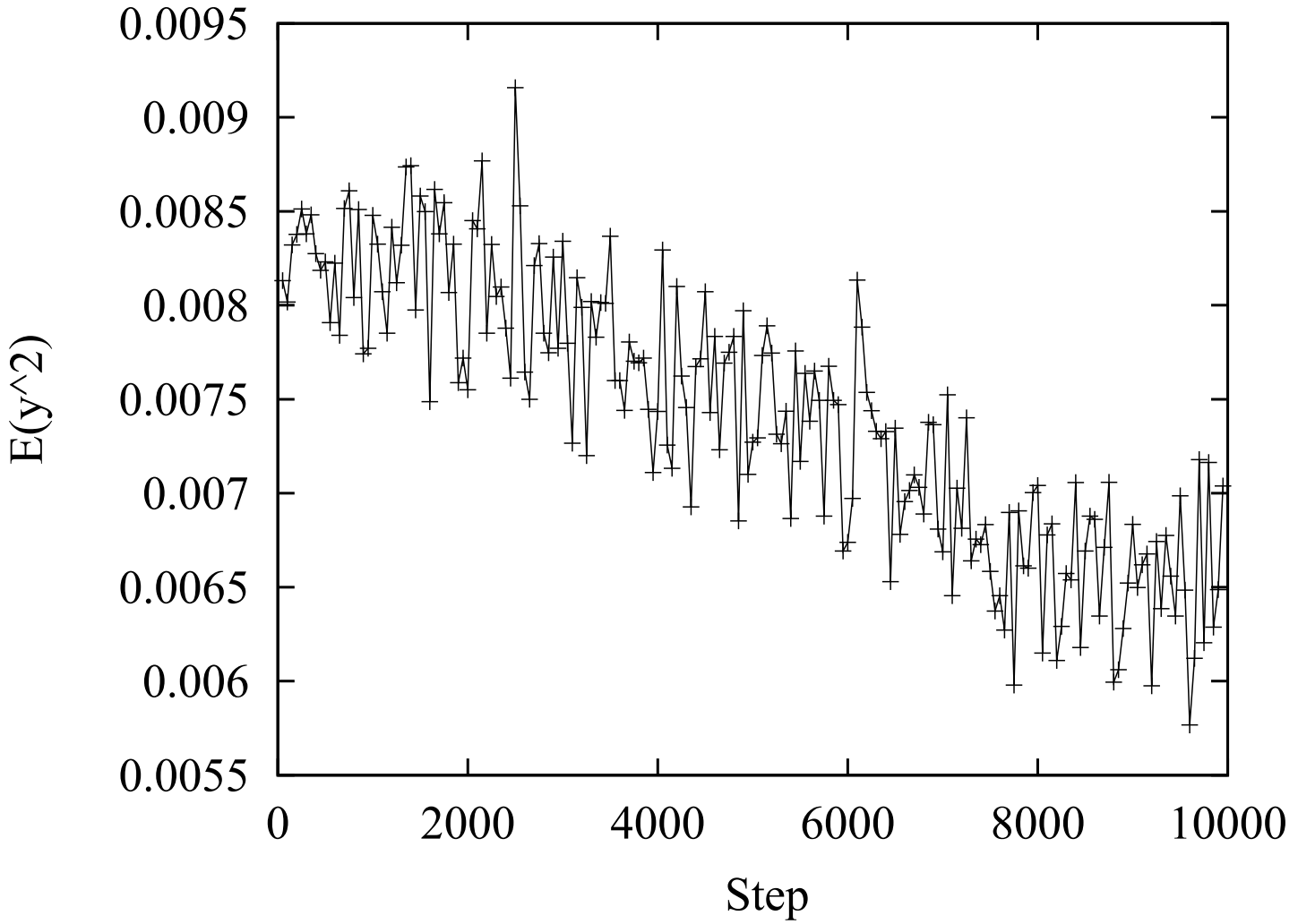




کنترل

الگوریتم یادگیری ساده: گرادیان تصادفی: گام‌های یادگیری

SIMPLE LEARNING ALGORITHM: STOCHASTIC GRADIENT



هوش مصنوعی

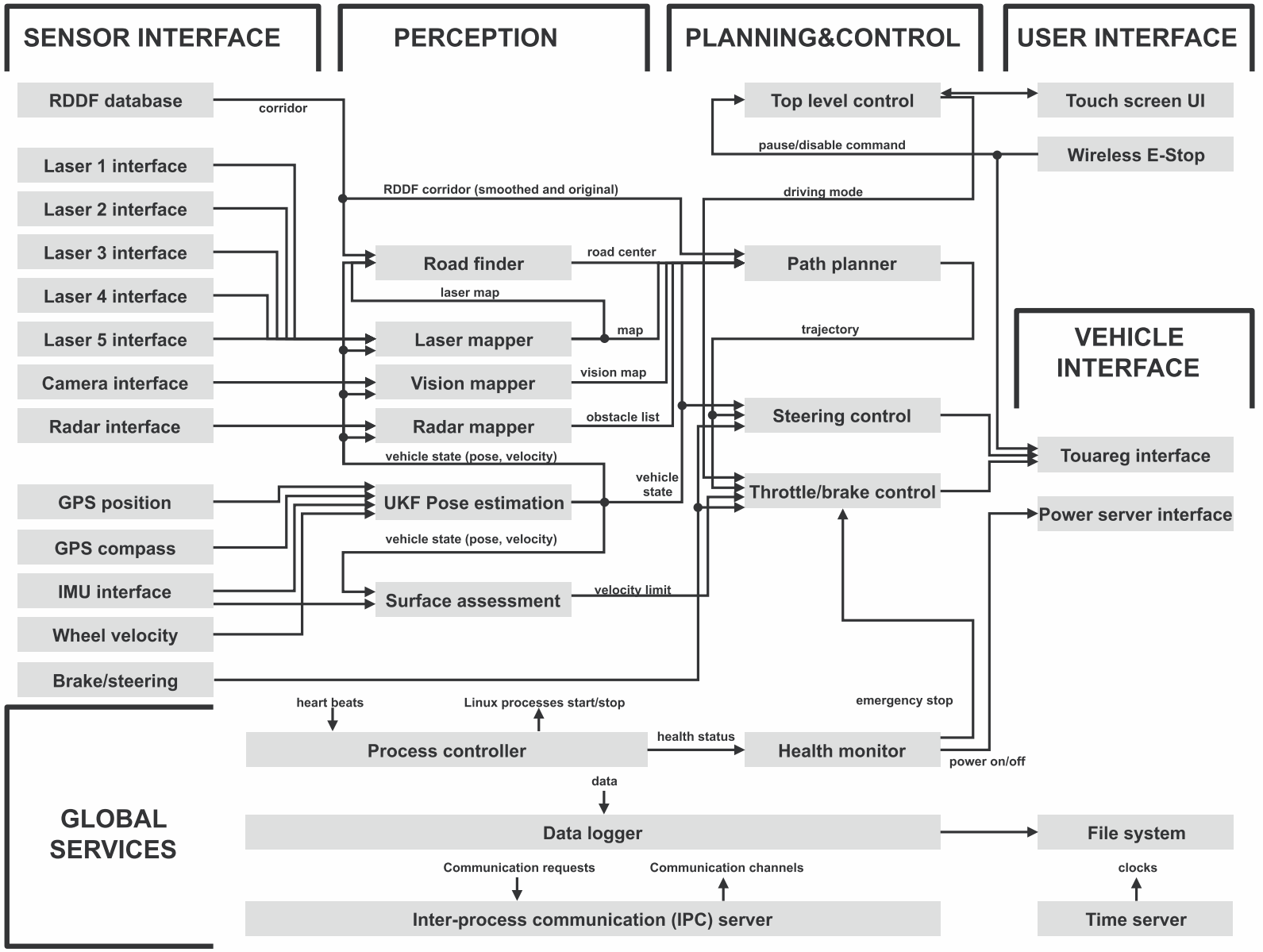
کنش‌گری: رباتیک

۷

معماری‌های نرم‌افزاری رباتیکی

معماری نرم‌افزاری رباتیکی

معماری نرم‌افزاری یک ربات خودرو



هوش مصنوعی

کنش‌گری: رباتیک

۸

دامنه‌های کاربردی

استفاده از رباتیک

کاربردها

صنعت *Industry*	کشاورزی *Agriculture*	حمل و نقل *Transportation*	محیط‌های پرخطر *Hazardous Environments*	مراقبت‌های بهداشتی *Health Care*
خدمات شخصی *Personal Services*	سرگرمی *Entertainment*	افزودن به توان بشر *Human Augmentation*	اکتشاف *Exploration*	حفاظت *Protection*

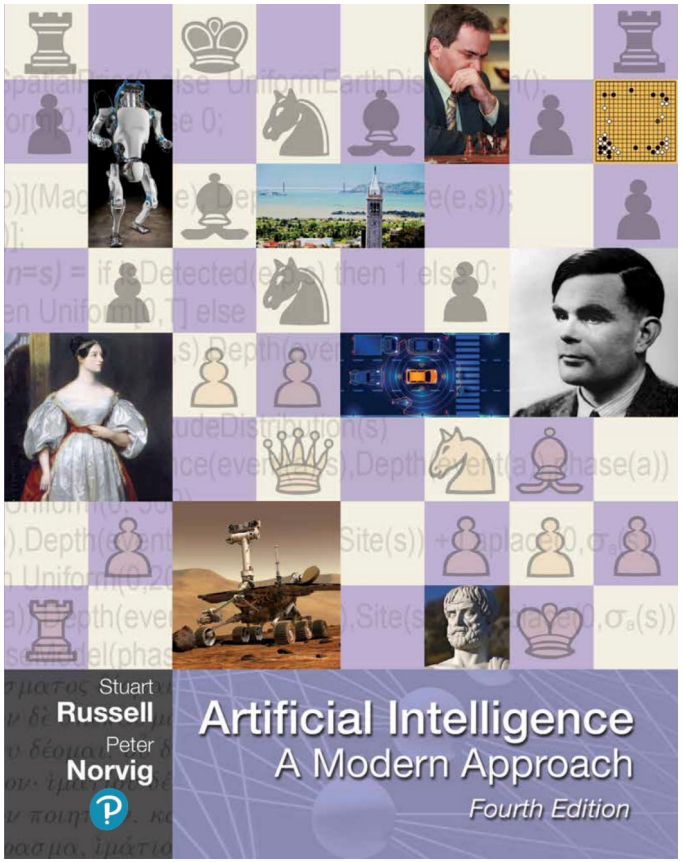
هوش مصنوعی

کنش‌گری: رباتیک

۹

منابع

منبع اصلی



Stuart Russell and Peter Norvig,
Artificial Intelligence: A Modern Approach,
4th Edition, Prentice Hall, 2020.

Chapter 26

CHAPTER 26

ROBOTICS

In which agents are endowed with sensors and physical effectors with which to move about and make mischief in the real world.

26.1 Robots

Robots are physical agents that perform tasks by manipulating the physical world. To do so, they are equipped with **effectors** such as legs, wheels, joints, and grippers. Effectors are designed to assert physical forces on the environment. When they do this, a few things may happen: the robot's state might change (e.g., a car spins its wheels and makes progress on the road as a result), the state of the environment might change (e.g., a robot arm uses its gripper to push a mug across the counter), and even the state of the people around the robot might change (e.g., an exoskeleton moves and that changes the configuration of a person's leg; or a mobile robot makes progress toward the elevator doors, and a person notices and is nice enough to move out of the way, or even push the button for the robot). Robot Effector

Robots are also equipped with **sensors**, which enable them to perceive their environment. Present-day robotics employs a diverse set of sensors, including cameras, radars, lasers, and microphones to measure the state of the environment and of the people around it; and gyroscopes, strain and torque sensors, and accelerometers to measure the robot's own state. Sensor

Maximizing expected utility for a robot means choosing how to actuate its effectors to assert the *right* physical forces—the ones that will lead to changes in state that accumulate as much expected reward as possible. Ultimately, robots are trying to accomplish some task in the physical world.

Robots operate in environments that are partially observable and stochastic: cameras cannot see around corners, and gears can slip. Moreover, the people acting in that same environment are unpredictable, so the robot needs to make predictions about them.

Robots usually model their environment with a continuous state space (the robot's position has continuous coordinates) and a continuous action space (the amount of current a robot sends to its motor is also measured in continuous units). Some robots operate in high-dimensional spaces: cars need to know the position, orientation, and velocity of themselves and the nearby agents; robot arms have six or seven joints that can each be independently moved; and robots that mimic the human body have hundreds of joints.

Robotic learning is constrained because the real world stubbornly refuses to operate faster than real time. In a simulated environment, it is possible to use learning algorithms (such as the Q-learning algorithm described in Chapter 22) to learn in a few hours from millions of trials. In a real environment, it might take years to run these trials, and the robot cannot risk (and thus cannot learn from) a trial that might cause harm. Thus, transferring what has been