

Chapter 3

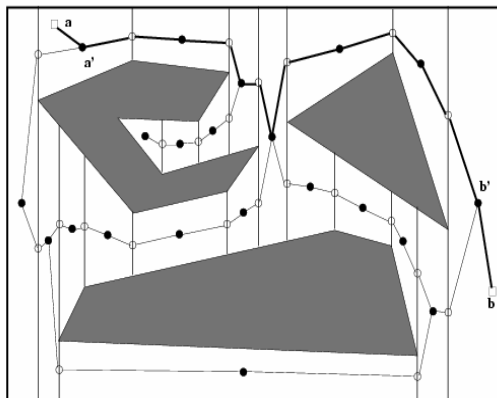
Sensing the World

3.1 Introduction

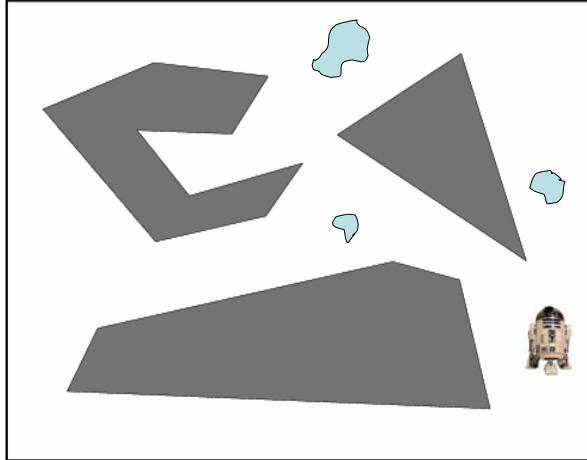
3.2 Sensors

3.4 Occupancy grid method

Introduction



ที่ผ่านมาในการวางแผนการเคลื่อนที่ เราต้องมีแบบจำลองของสิ่งแวดล้อมเป็นข้อมูล
เข้า จากนั้นแผนการเคลื่อนที่ที่ได้จะถูกนำไปใช้โปรแกรมหุ่นยนต์จริง



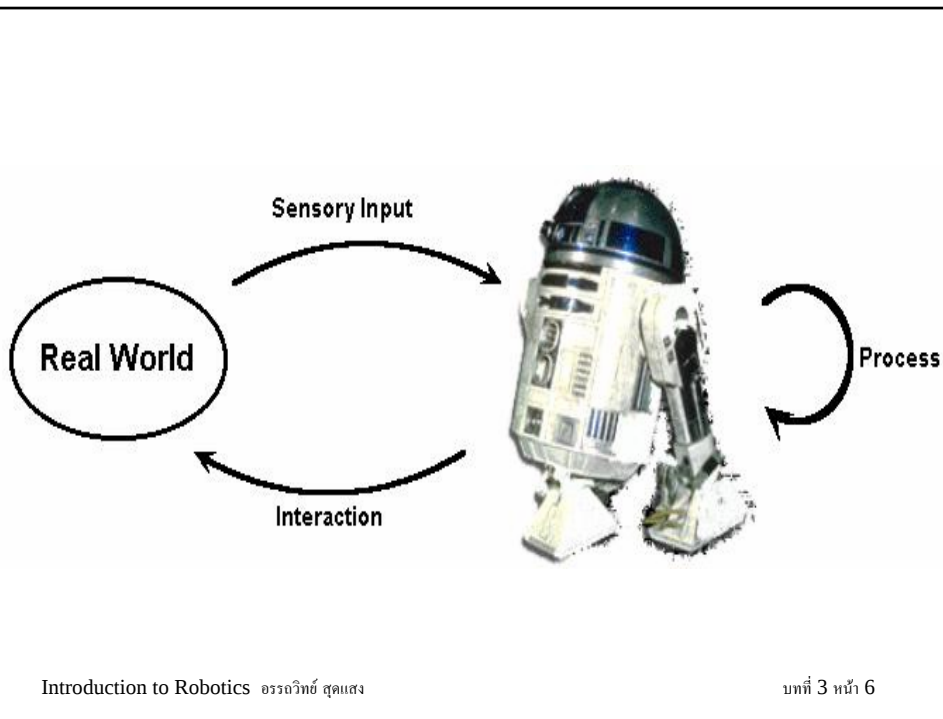
แต่หากขณะทำงานจริงเกิดมีสิ่งกีดขวางที่ไม่อยู่ในแบบจำลอง หุ่นยนต์ควรต้องมีความสามารถที่จะหลบหลีกสิ่งกีดขวางเหล่านี้ได้ด้วย

ยิ่งไปกว่านั้น หากหุ่นยนต์ต้องทำงานในสถานที่ซึ่งไม่เคยมีใครไปมาก่อนล่ะ



Mars Exploration Rovers (Spirit and Opportunity) ที่ถูกส่งไปดาวอังคารเมื่อ 10 มิ.ย. 46 และกำหนดการถึงดาวอังคารราวต้นปี 47

Animation of the rovers from NASA



เรารู้อย่างไรว่ามีไก่ย่างวางอยู่ข้างหน้า



- เปิดตาดูสักเสี้ยววินาที
- สูดกลิ่นดู
- ลองชิมดู
- ลองคลำๆ ดู
- ตะโกนถามดู โชคดีคงมีคนบอก

ประสาทรับรู้ทั้งห้าที่ทำงานประสานกัน ให้ข้อมูลใช้ในการประมวลข้อสรุปที่น่าเชื่อถือมากที่สุด

สอนให้หุ่นยนต์รู้จักไก่ย่าง ทำอย่างไรดี

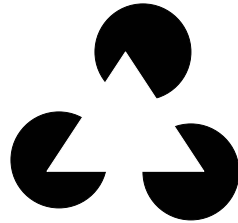
- ให้หุ่นยนต์เห็นไก่ย่างแบบต่างๆ จากมุมที่แตกต่าง จากสภาพแสงที่แตกต่างกัน ฯลฯ
- ให้หุ่นยนต์เห็นสิ่งที่ไม่ใช่ไก่ย่าง



เมื่อไรหุ่นยนต์ถึงจะรู้จักไก่ย่างเหมือนเราล่ะ

ที่เรารู้จักไถ่อย่างอาจไม่ใช่เกี่ยวกับไถ่อย่างอย่างเดียว แต่
เป็นประสบการณ์และความรู้ที่เราสะสมมา

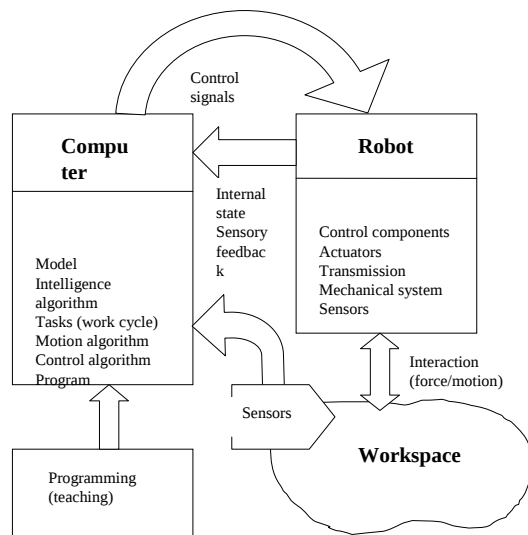
- เราเห็นไถ่อย่างเพราะสมองสั่งให้เราเห็นเป็นไถ่อย่าง เช่นรูปสามเหลี่ยมที่ไม่ได้วาด



วัตถุนิยม ???

- ไม่ใช่เรื่องเซนเซอร์อย่างเดียวแล้ว แต่เกี่ยวกับระบบประมวลผลด้วย การรับรู้
สิ่งแวดล้อมไม่ใช่เรื่องง่ายเลย

แผนผังแสดงส่วนประกอบของระบบหุ่นยนต์



เซนเซอร์ (Sensor)

- Internal sensors
 - Status
 - Location
- External sensors
 - Environment
 - Quality control
 - Safety

Internal sensors

ให้ข้อมูลเกี่ยวกับตัวหุ่นยนต์เอง

- **Status sensors** บอกสถานะของอุปกรณ์ในตัวหุ่นยนต์ตำแหน่งของ joint ต่างๆ force/torque ความเร็ว ความเร่ง สถานะของระบบควบคุม
- **Location sensors** บอกตำแหน่งของหุ่นยนต์ในบริเวณทำงาน

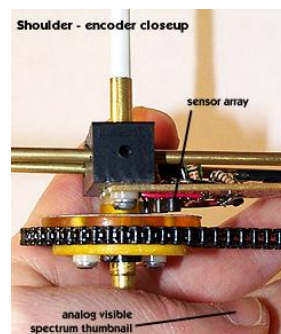
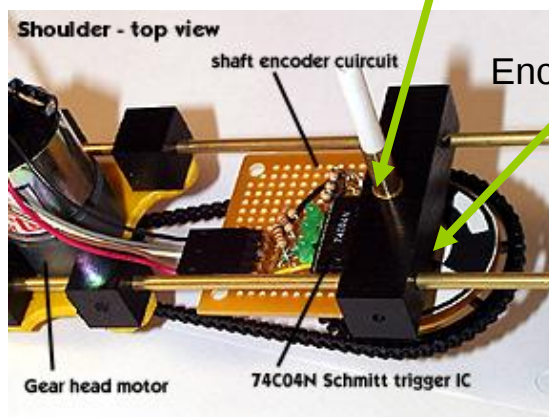
Status sensors

- Joint position sensor (encoder) บอกมุมของ joint ว่าหมุนไปกี่องศาแล้ว

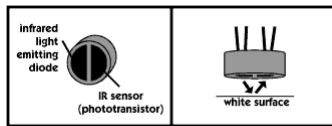
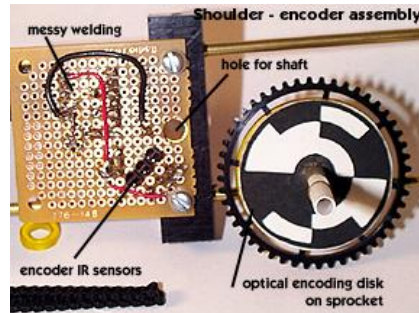
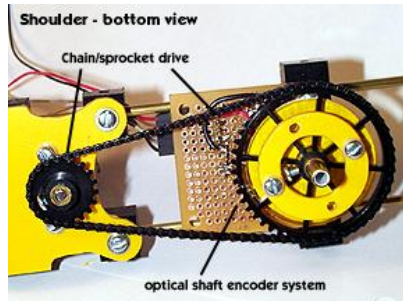


Optical encoder

Revolute joint



Optical encoder



Infrared sensor in action

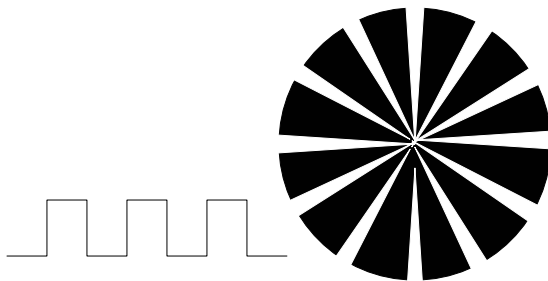
Introduction to Robotics อรรถวิทย์ สุดแสง

- Absolute encoder

บทที่ 3 หน้า 15

Optical encoder

- Incremental encoder



Introduction to Robotics อรรถวิทย์ สุดแสง

บทที่ 3 หน้า 16

Optical encoder



ตัวอย่าง encoder ทั้งแบบที่มาแยก
และแบบที่ติดมากับ motor

Positional transducer

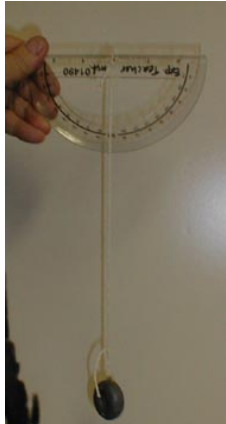
ใช้บอกความยาวของ prismatic joint (ข้อต่อแบบเลื่อน) ว่ายาวเท่าไร คล้ายสายวัด



Accelerometer

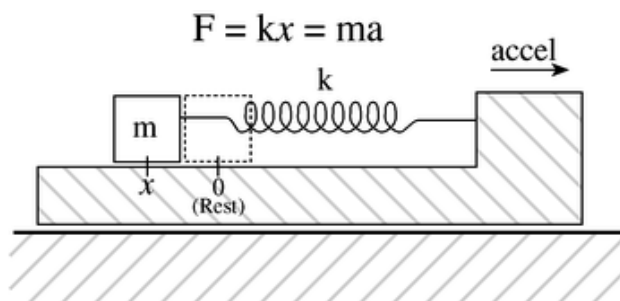
หลักการ

สำหรับเชือกยาว 25 cm กับตุ้มน้ำหนักและไม้โปรฯ



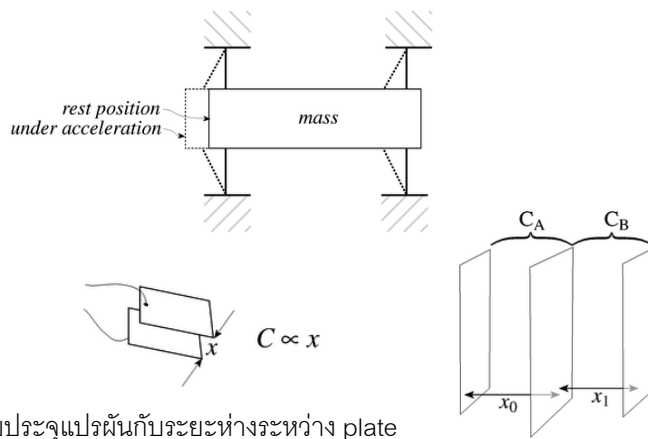
มุม (องศา)	ความเร่ง (g)
14	0.25
27	0.5
45	1.0
64	2.0
72	3.0
76	4.0

Accelerometer



หรือวัดความยาวของสปริงที่เปลี่ยนไป

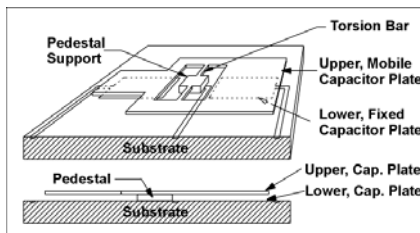
Accelerometer



ความถี่แปรผันกับระยะห่างระหว่าง plate

Accelerometer

MEMS (Micro-ElectroMechanical Systems) sensor

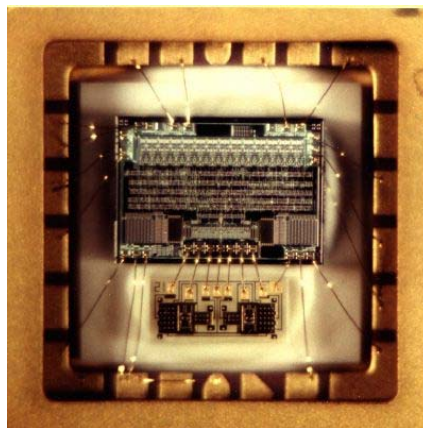
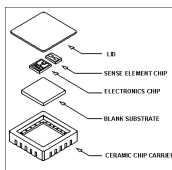


Resolution: 1 mg

Range: 1.7 g

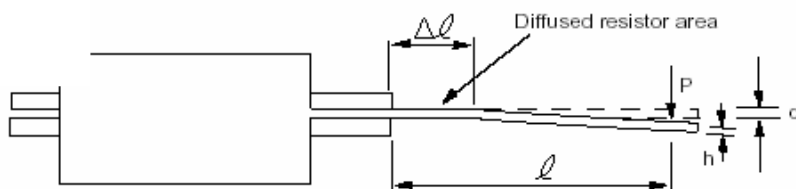
Cost: 4-10\$

Used in airbag



Force sensor

หลักการ แรงทำให้วัตถุงอโค้งได้ ระยะที่เปลี่ยนไปแปลตามแรงที่กระทำ



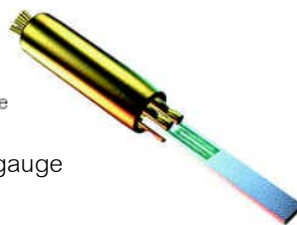
E : Modulus of elasticity = $1.6 \cdot 10^4$ kp/mm for silicon

I : Moment of inertia of beam crosssection =

ϵ_{max} : Max strain in the beam

Loading of the sensor element by adding a force at the

Strain gauge



Force sensor

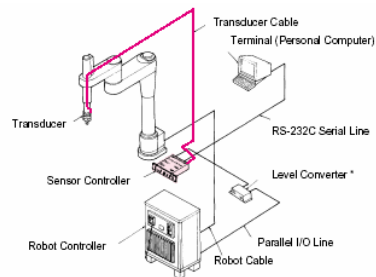


Strain gauge แบบต่างๆ ในท้องตลาด

Force/torque sensor



Introduction to Robotics อรรถวิทย์ สุดแสง

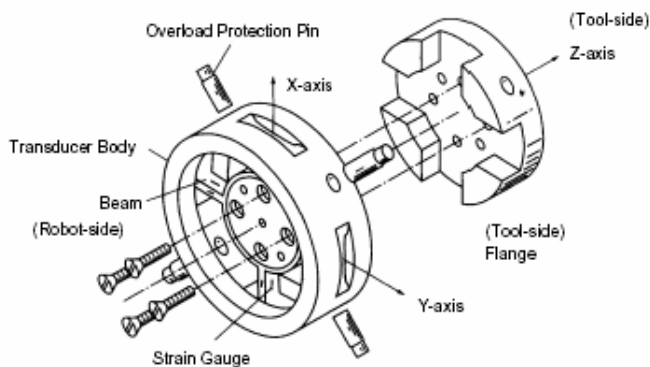


* Level counter is required if sensor controller and robot controller parallel I/O voltage levels are different.



บทที่ 3 หน้า 25

Force/torque sensor



Introduction to Robotics อรรถวิทย์ สุดแสง

บทที่ 3 หน้า 26

Use of status sensors



Location sensor

บอกตำแหน่งของหุ่นยนต์ที่เคลื่อนที่ได้ในบริเวณทำงาน ปัญหาการหาตำแหน่งมีชื่อเฉพาะในวงการหุ่นยนต์ว่า localization problem

Odometry: dead reckoning

- wheel encoder
- compass

Landmark based

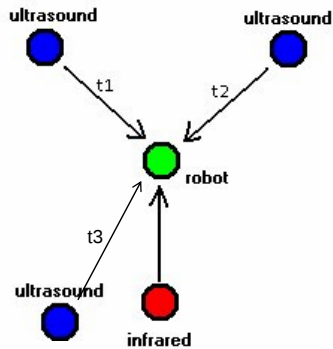
- barcode
- vision

Triangulation

- active beacon
- active robot
- GPS



Active beacon



เสาจะส่งสัญญาณออกไปพร้อมๆ กัน
เป็นจังหวะ หุ่นยนต์รับ infrared ได้
เกือบทันที จากนั้นรอว่าจะได้รับอิน
ultrasound จากเสาแต่ละต้นเมื่อใด
เมื่อทราบก็นำมาคำนวณระยะห่างกับ
เสาแต่ละต้น แล้วนำไปคำนวณ
ตำแหน่งของหุ่นจากตำแหน่งของเสาที่
ทราบอยู่แล้ว

Active robot

หุ่นยนต์เป็นตัวส่งสัญญาณออกไปเป็นจังหวะ และมีอย่างน้อยสาม
สถานีรับที่ตรวจจับสัญญาณเพื่อคำนวณระยะเวลาเดินทางของ
สัญญาณและหาระยะทางเพื่อคำนวณตำแหน่ง

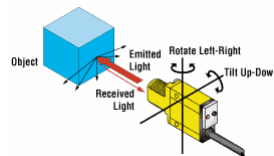
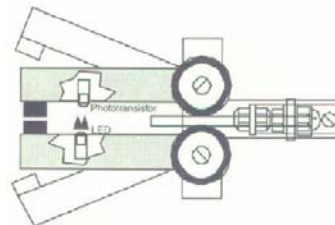
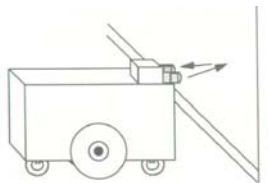
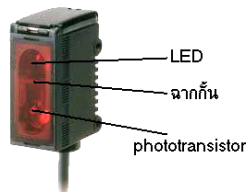
Environment sensor

บอกว่ามีอะไรอยู่ในสิ่งแวดล้อมบ้าง

- Collision detection
- Object detection
 - Near object detection
 - Far object detection

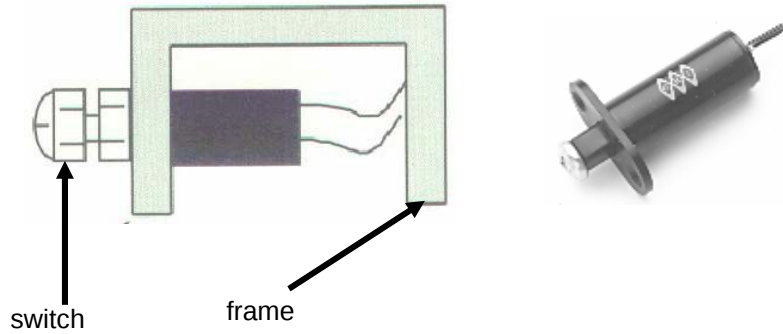
Collision detection

- Photo transistor



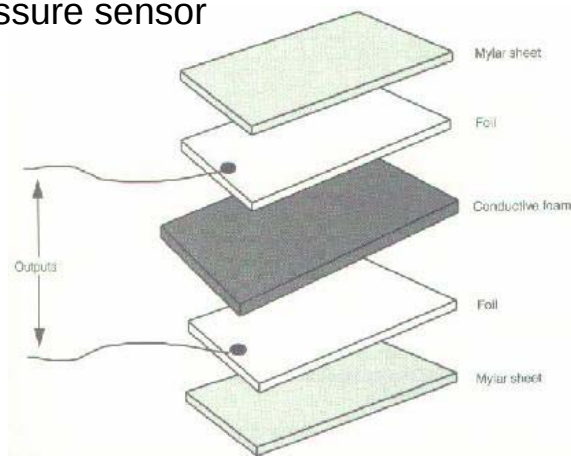
Collision detection

- Plunger switch



Collision detection

- Pressure sensor



Collision detection

- Laser and fiber optics

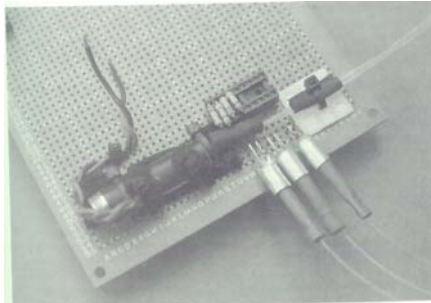


FIGURE 36.22 The prototype laser-optic sensor, showing the loose fibers (on the robot these fibers are neatly looped to create a kind of sensor antenna).

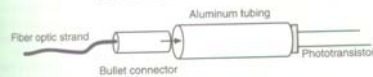
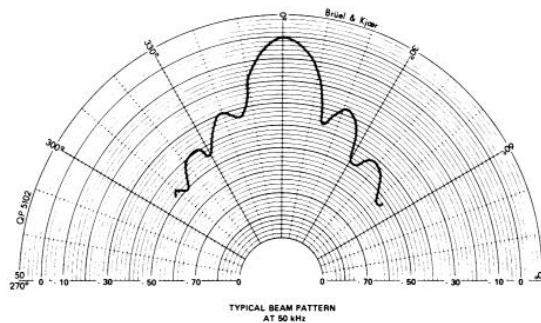
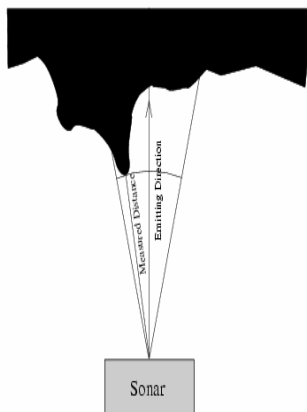


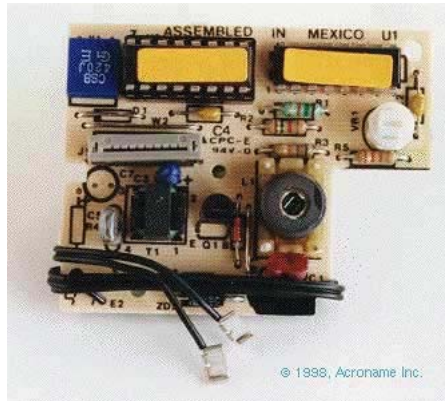
FIGURE 36.23 Use short lengths of aluminum tubing, available at hobby stores, and a crimp-on bullet connector to create "optical jacks" for the laser-optic whisker system.

Sonar

Sound Navigation and Ranging



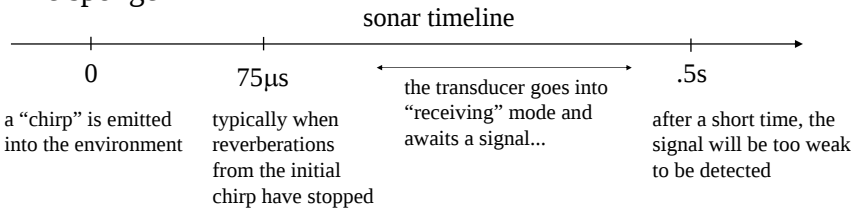
Sonar



Polaroid 6500 Sonar Ranging Module

Sonar sensing

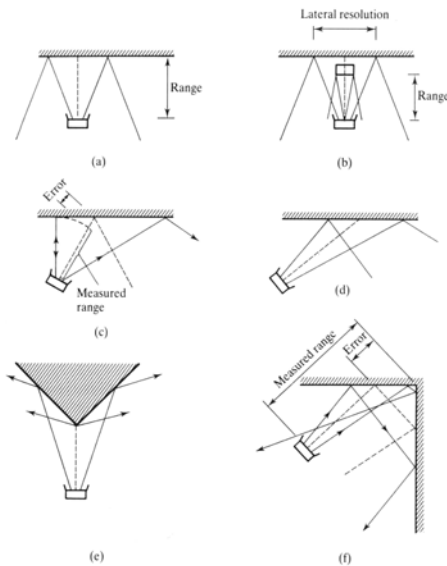
“The sponge”



Polaroid sonar emitter/receivers

Why is sonar sensing limited to between ~12 in. and ~25 feet ?

Sonar effects



(a) Sonar providing an accurate range measurement

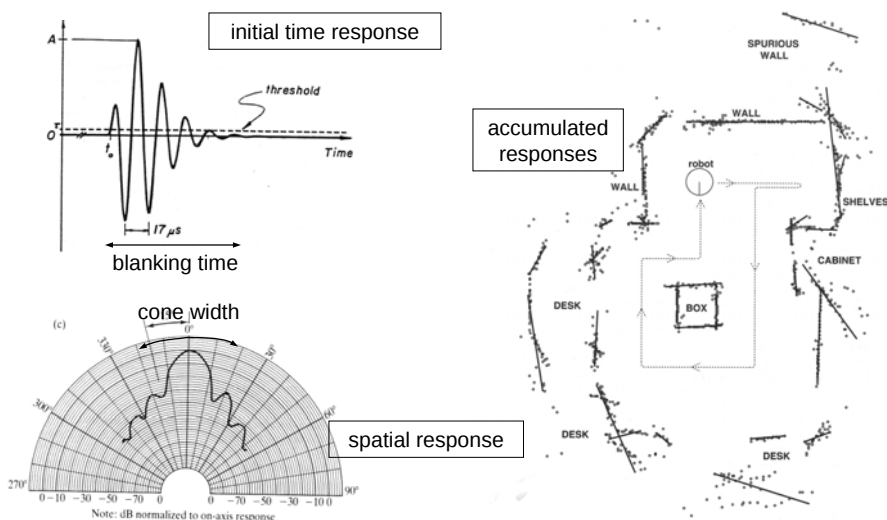
(b-c) Lateral resolution is not very precise; the closest object in the beam's cone provides the response

(d) Specular reflections cause walls to disappear

(e) Open corners produce a weak spherical wavefront

(f) Closed corners measure to the corner itself because of multiple reflections --> sonar ray tracing

Sonar modeling



Real sensors

Real sensors are

- noisy
- return an incomplete description of the environment
- cannot usually be modeled completely

Sensor characteristics

- **Sensitivity:** อัตราการเปลี่ยนแปลงของ output เมื่อเทียบกับ input
- **Linearity:** การเปลี่ยนแปลงแบบคงที่ของ output เมื่อเทียบกับ input
- **Measurement range:** ช่วงค่าที่วัดได้
- **Response time:** ระยะเวลาที่ให้ผลลัพธ์ของการวัด
- **Accuracy:** ความแม่นยำของค่าที่วัด ขนาดของ error
- **Repeatability:** การให้ค่าที่เหมือนกันของการวัดหลายครั้งที่เหมือนกัน
- **Resolution:** ความละเอียด ค่าเล็กสุดที่วัดได้
- **Type of output:** ประเภทของ output ที่ได้เช่นเป็นแรงดันไฟฟ้า

Sensor modeling

- เราสามารถเขียนความสัมพันธ์ระหว่างสิ่งแวดล้อมที่เราต้องการวัดค่า e กับค่าที่ได้จากการอ่านเซนเซอร์ r ด้วยแบบจำลอง $r = f(e)$ โดยหลักการแบบจำลองนี้ต้องจำลองส่วนของ internal noise และ noise จากส่วนอื่นๆ ด้วย
- เราเรียกปัญหาการคำนวณ e จากค่าที่อ่านได้คือ r ว่า inverse problem

Sensor modeling

- Solutions of inverse problems are typically difficult to solve without additional assumption or information
- We call that the inverse problems are ill-posed
 - A solution is undefined
 - A solution is not unique
 - A solution is not stable

Sensor modeling

ตัวอย่างปัญหาที่ ill-posed เช่นการหาค่าอนุพันธ์ของสัญญาณ $f_0(x)$ ที่ถูกรบกวนด้วย $k\sin(wx)$:

$$f(x) = f_0(x) + k\sin(wx)$$

เราจะได้ว่า

$$f'(x) = f'_0(x) + kw\cos(wx)$$

นั่นคือถ้าสัญญาณ noise มีความถี่สูง (w มีค่ามาก) เราไม่สามารถหาอนุพันธ์ได้ --> unstable

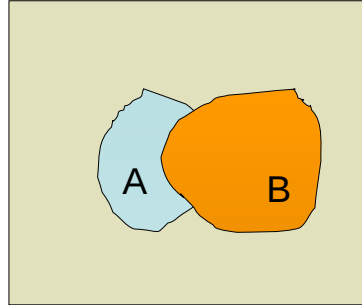
Data from sensors

- ทัวไปค่าที่ได้จาก sensor มักไม่มีความแม่นยำ หากเราสามารถนำผลที่ได้จากการอ่านค่าจาก sensor หลายครั้งหรือจาก sensor หลายแบบมารวมกัน ก็น่าจะได้ข้อสรุปที่น่าเชื่อถือมากขึ้น
- เราสามารถใช้สถิติในการช่วยให้ได้ข้อสรุปดังกล่าว
- พิจารณา Bayesian inference

Bayes' rule

$$P(A|B) = \frac{P(A \wedge B)}{P(B)}$$

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)}$$



Bayesian reasoning

- มีสมมุติฐาน h ที่ต้องการรู้ว่าเป็นจริงหรือไม่ เช่น “คนไข้เป็นมะเร็งหรือไม่”
- มีข้อมูล d ที่สังเกตได้ซึ่งเป็นผลจากสมมุติฐาน h
- โดยทั่วไปเรามักจะรู้ $P(d|h)$
- แต่เราอยาการู้ $P(h|d)$ จะทำอย่างไร? (เราเรียกความน่าจะเป็นนี้ว่า posterior probability)

Bayesian reasoning

ตัวอย่าง

- สมมุติฐาน h แทนคนไข้เป็นมะเร็ง
- ผลการตรวจ d มีสองกรณีคือ d_+ (เป็น) และ d_- (ไม่เป็น)
- จากข้อมูลที่เกิดขึ้นมาเรารู้ว่าความน่าจะเป็นที่คนหนึ่งเป็นมะเร็งคือ $P(h)=0.008$
- จากการวิจัยพบว่าความแม่นยำของผลการตรวจเป็นดังนี้
 - ถ้าเป็นมะเร็งจะตรวจได้ผลบวกด้วยความน่าจะเป็น $P(d_+ | h)=0.98$
 - ถ้าไม่เป็นจะตรวจได้ผลลบด้วยความน่าจะเป็น $P(d_- | h)=0.97$

Bayesian reasoning

ตัวอย่าง

- ถ้ามีคนไข้มาตรวจและได้ผลเป็น d_+ จะสรุปอย่างไรดี
- เรามาดูข้อมูลที่มี
$$P(h) = 0.008 \qquad P(\sim h)=0.992$$
$$P(d_+ | h)=0.98 \qquad P(d_- | h)=0.02$$
$$P(d_+ | \sim h)=0.03 \qquad P(d_- | \sim h)=0.97$$
- ต้องการรู้ว่าจะสรุป $P(h | d_+)$ หรือ $P(\sim h | d_+)$
$$P(h | d_+) = P(d_+ | h) P(h) / P(d_+) = 0.0078 / P(d_+)$$
$$P(\sim h | d_+) = P(d_+ | \sim h) P(\sim h) / P(d_+) = 0.0298 / P(d_+)$$

Bayesian reasoning

ตัวอย่าง

- เพราะ $P(h | d_+) + P(\sim h | d_+) = 1$ จึงได้ว่า $P(h | d_+) = 0.21$ และ $P(\sim h | d_+) = 0.79$ สรุปว่าไม่เป็นมะเร็งน่าเชื่อถือมากกว่า
- และก็ได้อีกว่า $P(d+) = 0.0078/0.21 = 0.037$

Bayesian reasoning

“judging” one’s intuition

Scenario:

Suppose a crime has been committed. Blood is found at the scene for which there is no innocent explanation. It is of a blood type which is present in 1% of the population and present in the defendant.

Prosecutor:

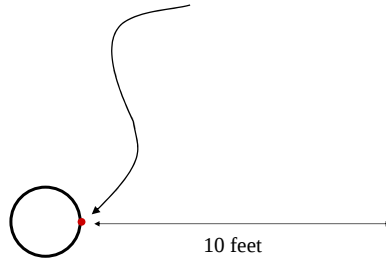
There is a 1% chance that the defendant would have the crime scene’s blood type if innocent, so there is a 99% chance that the defendant is guilty.

Defendant:

The crime occurred in a city of 800,000 people (suppose true). There, the blood type would be found in approximately 8,000 people, so this evidence only provides a negligible 0.0125% ($= 1/8000$) chance of guilt.

Using sonar to create maps

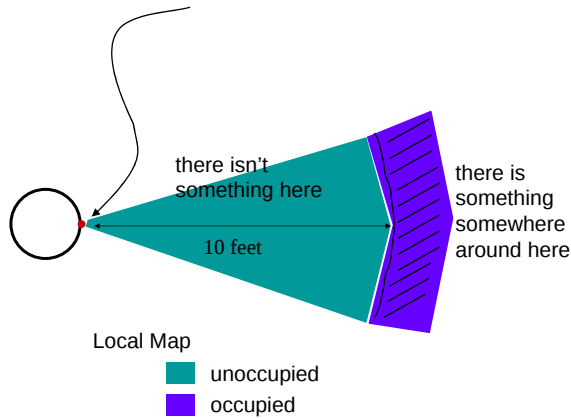
What should we conclude if this sonar reads 10 feet?



what would a local map look like?

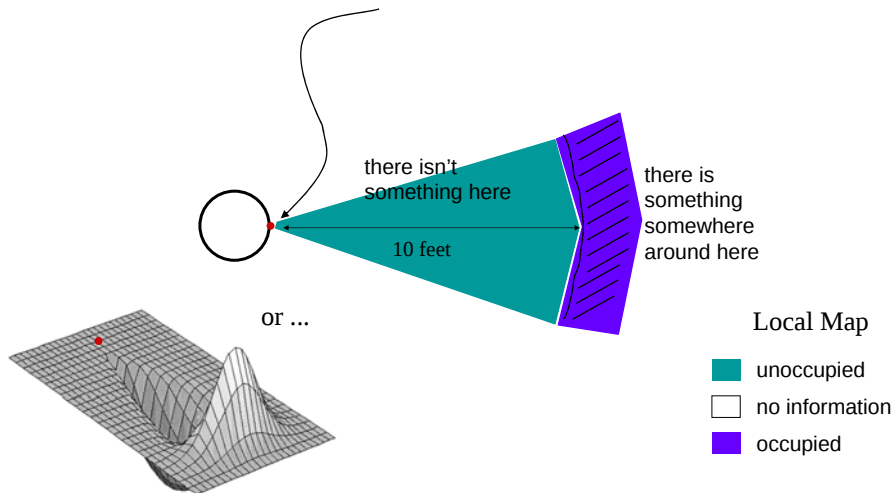
Using sonar to create maps

What should we conclude if this sonar reads 10 feet?



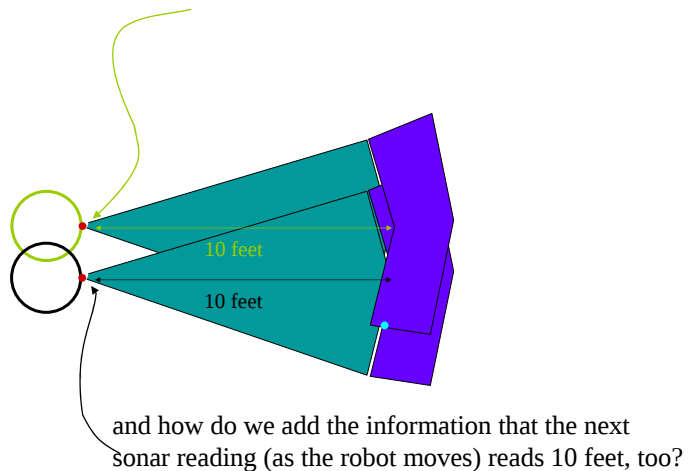
Using sonar to create maps

What should we conclude if this sonar reads 10 feet?

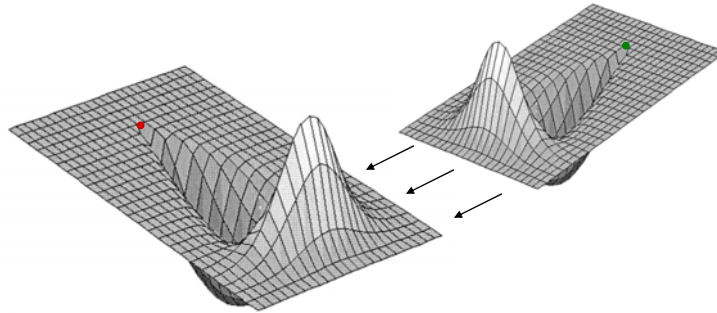


Using sonar to create maps

What should we conclude if this sonar reads 10 feet...



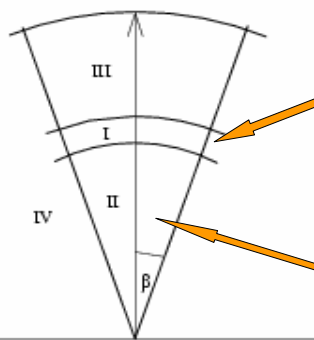
Combining probabilities



How to combine two sets of probabilities into a single map ?

Occupancy grid

ใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์เพื่อวิเคราะห์ทางสถิติว่ามีสิ่งกีดขวางอยู่ที่ไหนบ้าง



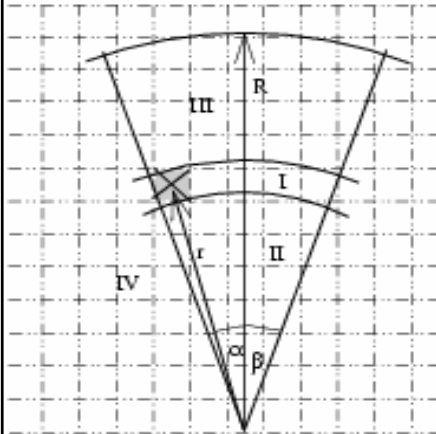
สมมุติว่าเซนเซอร์ได้ค่ากลับมาเป็น a
ได้ว่าวัตถุใกล้สุดอยู่ห่างจากเซนเซอร์
ในช่วง $f(a)$ ถึง $f(a) + \epsilon$

ไม่น่าจะมีวัตถุในบริเวณนี้ มิเช่นนั้น
ควรจะได้ค่าจากเซนเซอร์น้อยกว่า a

ให้ค่าที่ได้จากเซนเซอร์แปลผันตรงกับระยะห่าง
ของวัตถุใกล้สุดที่อยู่ในกรวยเซนเซอร์

Occupancy grid

Region I



$C = \text{"มีวัตถุในช่อง } x \text{"}$

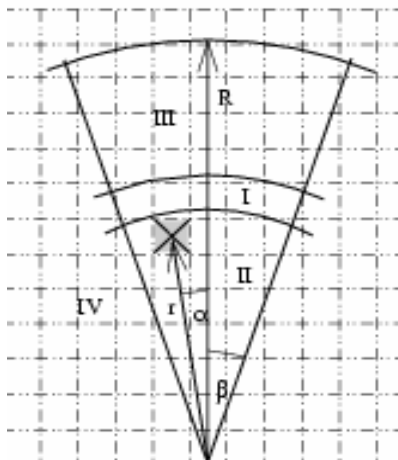
$$\Pr(C) = \frac{\left(\frac{R-r}{R}\right) + \left(\frac{\beta-\alpha}{\beta}\right)}{2} \times M$$

M = ความน่าจะเป็นมากที่สุดที่จะมีวัตถุ
ที่ช่อง x น้อยกว่า 1 เสมอ

$$\Pr(\bar{C}) = 1 - \Pr(C)$$

Occupancy grid

Region II



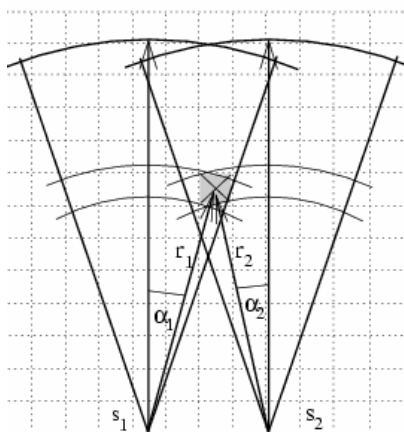
$$\Pr(\bar{C}) = \frac{\left(\frac{R-r}{R}\right) + \left(\frac{\beta-\alpha}{\beta}\right)}{2}$$

$$\Pr(C) = 1 - \Pr(\bar{C})$$

Occupancy grid

- จริงๆ โดยทั่วไปเราอ่านค่าจากเซนเซอร์หลายครั้ง แต่ครั้งอาจเปลี่ยนตำแหน่งของเซนเซอร์ เช่นเซนเซอร์ที่ติดอยู่กับ mobile robot
- ให้ S_i แทนค่าที่ได้จากการอ่านเซนเซอร์ครั้งที่ i
- จริงๆ แทนที่จะเป็น $\Pr(C)$ แล้วสูตรที่กล่าวถึงคือ $\Pr(s_i|C)$ ซึ่งก็คือ “ความน่าจะเป็นที่ได้ค่า S_i จากเซนเซอร์ถ้ามีวัตถุอยู่ที่ช่อง x ”
- แต่สิ่งที่เราต้องการรู้ไม่ใช่ $\Pr(s_i|C)$ แต่เป็น $\Pr(C|s_1, s_2, \dots, s_n)$

Occupancy grid



อ่านเซนเซอร์สองครั้ง สรุพอะไรได้เพิ่มขึ้นเกี่ยวกับการมีวัตถุที่ช่อง x

Occupancy grid

ใช้กฎของเบย์ (Bayes' law)

$$\Pr(C | s) = \frac{\Pr(s | C) \Pr(C)}{\Pr(s | C) \Pr(C) + \Pr(s | \bar{C}) \Pr(\bar{C})}$$

ซึ่งขยายในกรณีทั่วไปได้เป็น

$$\Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_n) = \frac{\Pr(s_1, s_2, \dots, s_n | C) \Pr(C)}{\Pr(s_1, s_2, \dots, s_n | C) \Pr(C) + \Pr(s_1, s_2, \dots, s_n | \bar{C}) \Pr(\bar{C})}$$

Occupancy grid

และเมื่อแทนที่ $\Pr(s_1, s_2, \dots, s_n | C)$ ด้วย $\Pr(s_n | C) \Pr(s_1, s_2, \dots, s_{n-1} | C)$ จากความเป็นอิสระของ $s_1, s_2, \dots, s_n$ และแทนที่ $\Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_{n-1})$ ด้วยกฎความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขที่ว่า

$$\Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_{n-1}) = \frac{\Pr(s_1, s_2, \dots, s_{n-1} | C) \Pr(C)}{\Pr(s_1, s_2, \dots, s_{n-1})}$$

เราจะได้ $\Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_n)$ ในรูปการเรียกตัวเองได้คือ

$$\Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_n) = \frac{\Pr(s_n | C) \Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_{n-1})}{\Pr(s_n | C) \Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_{n-1}) + \Pr(s_n | \bar{C}) \Pr(\bar{C} | s_1, s_2, \dots, s_{n-1})}$$

Occupancy grid

ตัวอย่าง กำหนดให้ $R=10$ และ $\beta=15$ คำนวณ $\Pr(C | s_1, s_2, \dots, s_n)$

เริ่มต้นด้วยการเดาอย่างยุติธรรมนั่นคือ $\Pr(C) = \Pr(\bar{C}) = 0.5$

สำหรับการอ่านค่าครั้งแรก s_1 ได้ค่า $r_1=6$ และ $\alpha_1=5$

$$\Pr(s_1 | C) = \frac{\left(\frac{10-6}{10}\right) + \left(\frac{15-5}{15}\right)}{2} \times 0.98 = 0.52$$

$$\Pr(s_1 | \bar{C}) = 1 - 0.52 = 0.48$$

Occupancy grid

$$\begin{aligned}\Pr(C | s_1) &= \frac{\Pr(s_1 | C) \Pr(C)}{\Pr(s_1 | C) \Pr(C) + \Pr(s_1 | \bar{C}) \Pr(\bar{C})} \\ &= \frac{0.52 \times 0.5}{0.52 \times 0.5 + 0.48 \times 0.5} = 0.52\end{aligned}$$

$$\Pr(\bar{C} | s_1) = 0.48$$

Occupancy grid

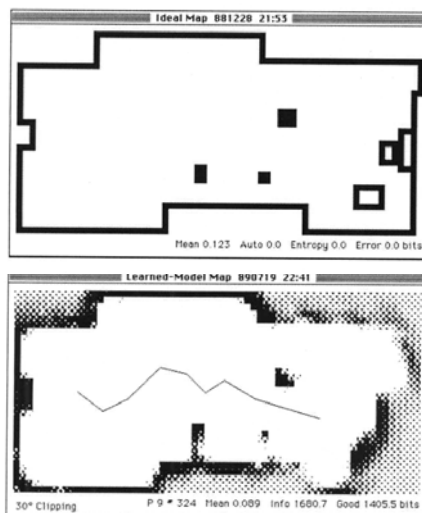
สำหรับการอ่านค่าครั้งที่สอง s_2 ได้ค่า $r_2=6$ และ $a_2=4$

$$\Pr(s_2 | C) = \frac{\left(\frac{10-6}{10}\right) + \left(\frac{15-4}{15}\right)}{2} \times 0.98 = 0.56$$

$$\Pr(s_2 | \bar{C}) = 0.44$$

$$\begin{aligned} \Pr(C | s_1, s_2) &= \frac{\Pr(s_2 | C) \Pr(C | s_1)}{\Pr(s_2 | C) \Pr(C | s_1) + \Pr(s_2 | \bar{C}) \Pr(\bar{C} | s_1)} \\ &= \frac{0.56 \times 0.52}{0.56 \times 0.52 + 0.44 \times 0.48} = 0.58 \end{aligned}$$

Occupancy grid



known map and estimated evidence grid

Occupancy grid

แต่เราอาจไม่รู้ตำแหน่งของหุ่นยนต์ขณะใช้เซนเซอร์