北京航空航天大學
BEIHANG UNIVERSITY

LITERATURE READING

# Neural Lander: Stable Drone Landing Control Using Learned Dynamics

Guanya Shi, Xichen Shi1, Michael O'Connell, Rose Yu, Kamyar Azizzadenesheli,
Animashree Anandkumar, Yisong Yue, and Soon-Jo Chung

*International Conference on Robotics and Automation (ICRA) 2019*

**Jinjie LI**

School of Automation Science and Electrical Engineering
Beihang University

December 11, 2021

# 目录

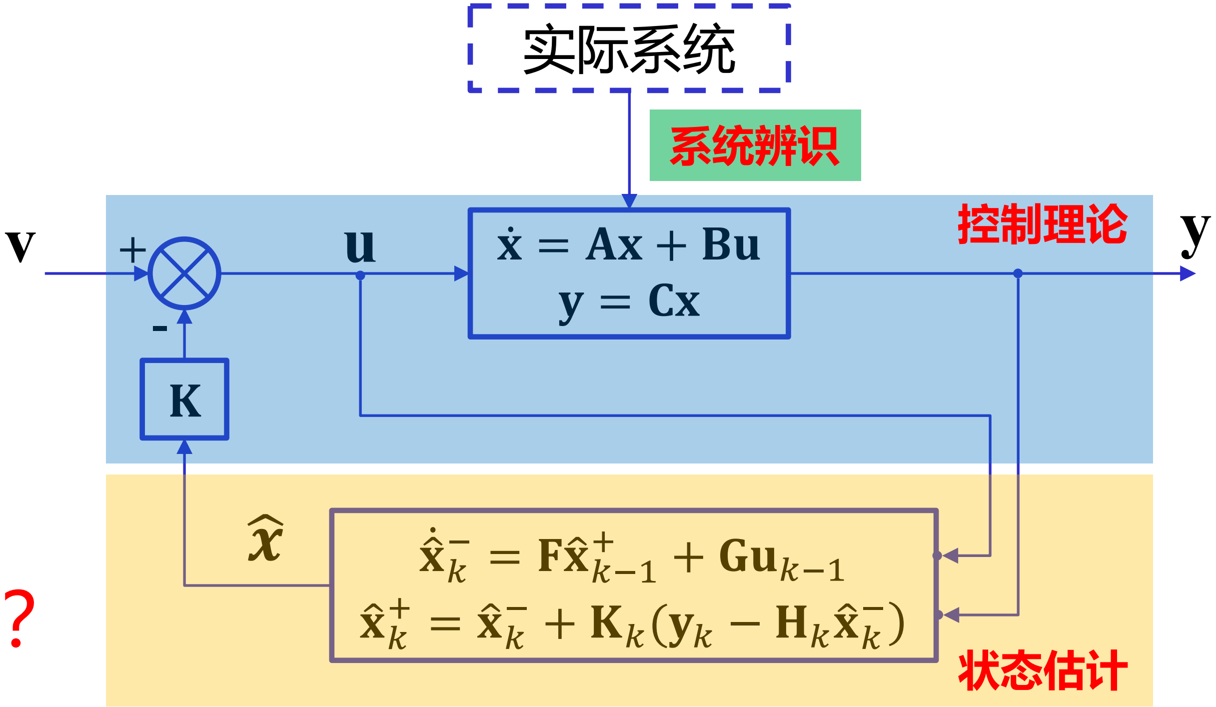
- ❑背景 — 感知与控制的关系
- ❑挑战 — 神经网络与传统控制语言的不匹配
- ❑方法 — Spectrally-Normalized Neural Network
- ❑例证 — Neural Lander
- ❑总结与推荐

# 背景

现代控制理论

- 系统辨识
- 控制理论
- 状态估计

Q: 为什么感知部分可以单独研究?




*基于观测器的状态反馈控制系统的组成结构*

## 分离原理 [编辑]

维基百科，自由的百科全书

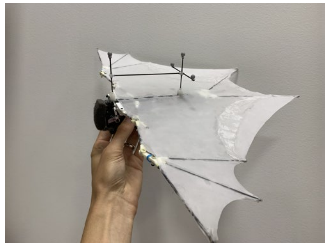
控制理论中的**分离原理**（separation principle），之前曾称为**估测及控制分离原理**（principle of separation of estimation and control）是指若一些假设条件成立的前提下，一随机系统的最佳回授控制器设计，可以先设计最佳的状态观测器，观测系统状态，再将状态反馈到决定性的最佳控制器中，即可求解。因此问题可以分离为二个部分，有助于控制器的设计。

A: 对于可分离系统，状态估计的加入对原反馈系统的特性毫无影响

# 挑战

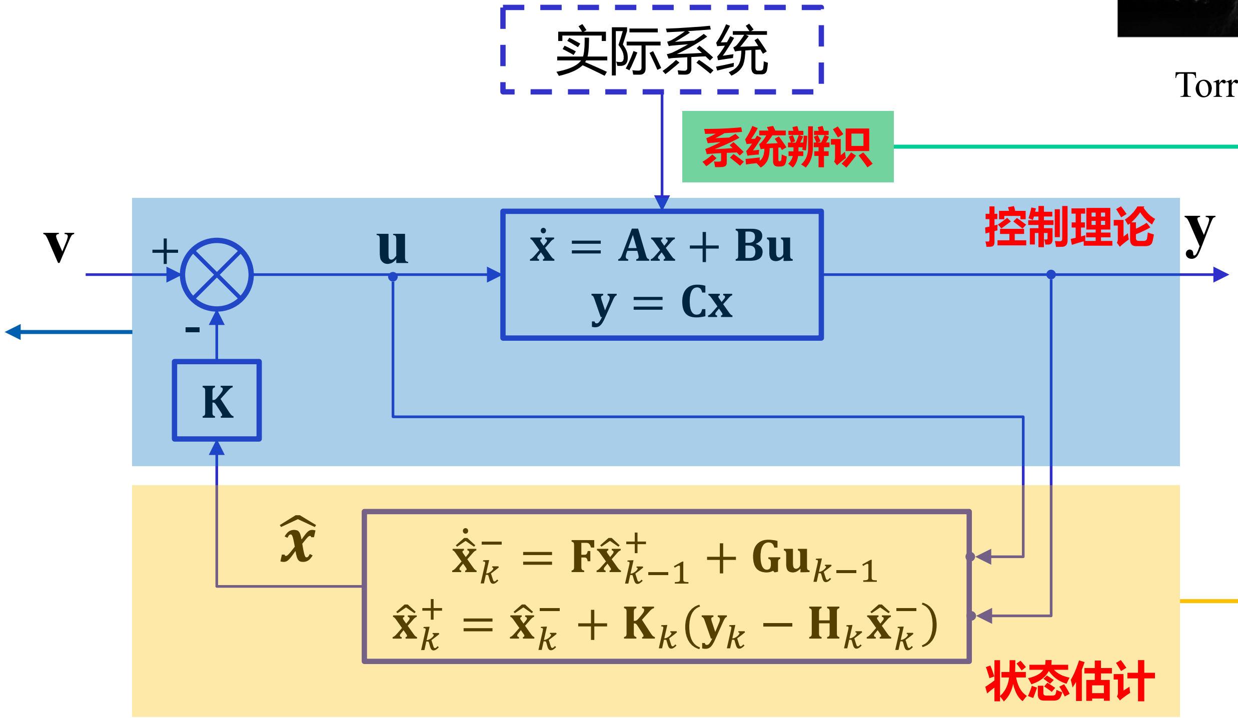
## 新的工具(神经网络)带来新的方法，但是……

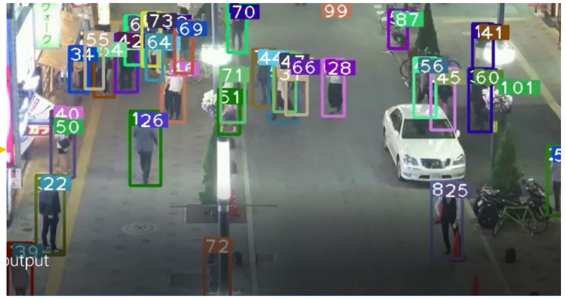
Torrente et al., 2021



Hoff et al., 2021

Hwangbo et al., 2017



YOLO v5等DNN


Lee et al., 2020

Finn et al., 2016

神经网络作为状态估计，导致分离原理可能不再适用，这对整个系统的稳定性提出挑战！

# 方法

神经网络作为状态估计，导致分离原理不再适用，这对整个系统的稳定性提出挑战！

思路一：控制部分和V函数也采用神经网络，证明Lyapunov稳定

Dai, Hongkai, et al. "Lyapunov-stable neural-network control." arXiv preprint arXiv:2109.14152 (2021).

思路二：对神经网络添加一些数学约束，以满足系统的稳定性

Shi, Guanya, et al. "Neural lander: Stable drone landing control using learned dynamics." 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019.

# 方法

Shi, Guanya, et al. “Neural lander”

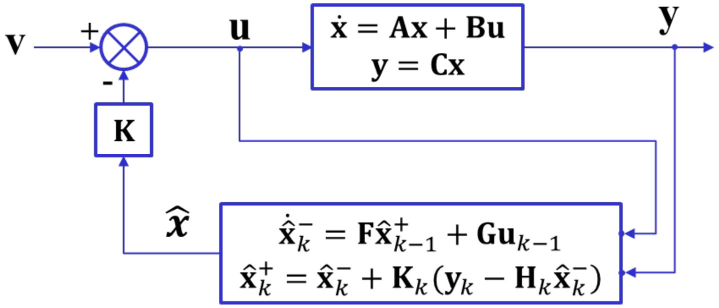
思路二：对神经网络添加一些数学约束，以满足系统的稳定性 → Lipschitz性质：导数有界 → Spectrally Normalization NN

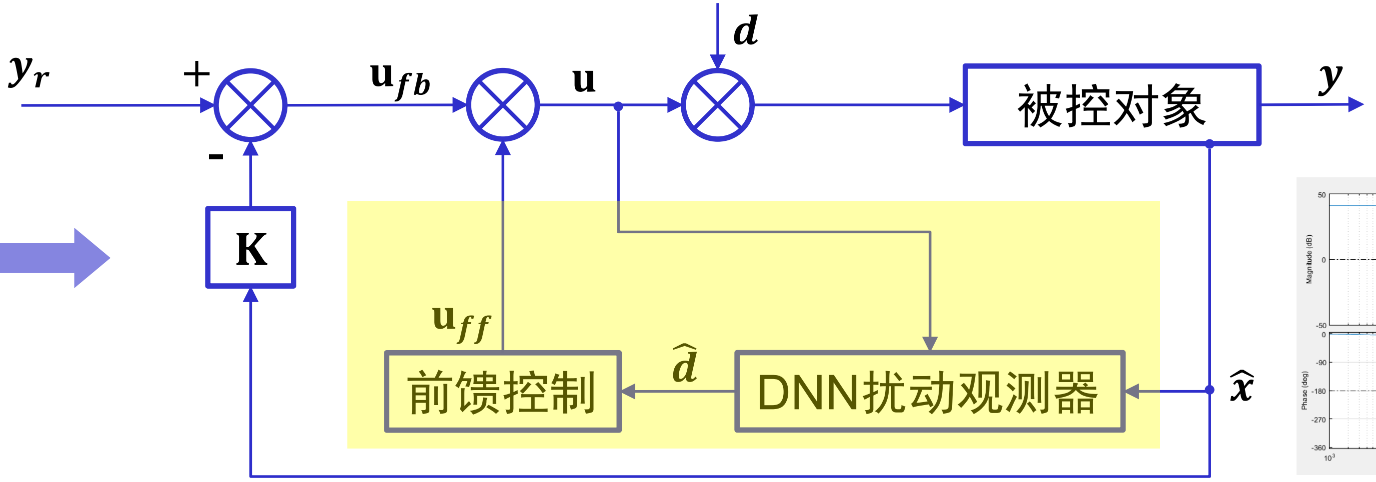
**Lipschitz性质**

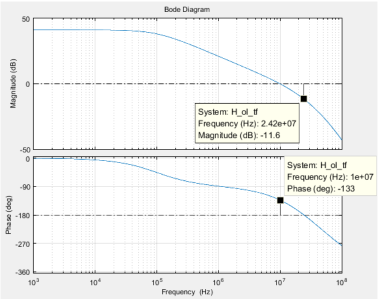
$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{x}' : \ \|f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}')\|_2 / \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|_2 \leq \boxed{\|f\|_{\mathrm{Lip}}} .$$

→ Lipschitz常数，也称为Lipschitz范数

**为什么具有Lipschitz性质的观测器不影响系统的稳定性?**



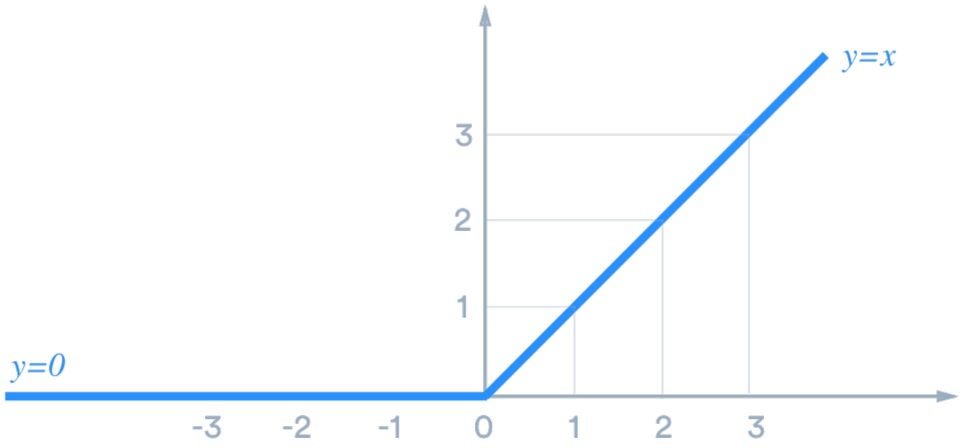
# 方法

思路二：对神经网络添加一些数学约束，以满足系统的稳定性 → Lipschitz性质：导数有界 → Spectrally Normalization NN

**如何确保神经网络具有Lipschitz性质**

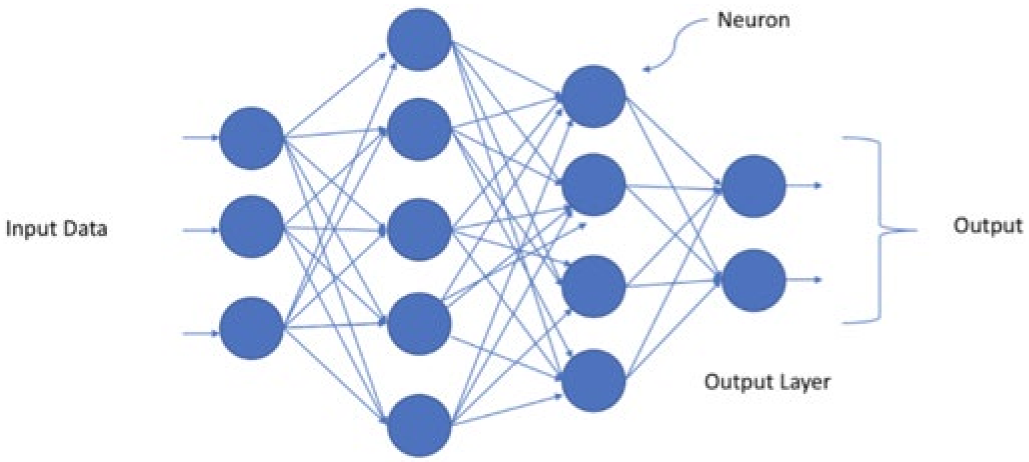
❑ ReLU函数

$$\phi(x) = x^{+} = \max(0, x)$$




❑ 全连接神经网络，监督式学习

$$f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = W^{L+1}\phi(W^{L}(\phi(W^{L-1}(\cdots\phi(W^{1}\mathbf{x})\cdots))))$$




损失函数 $$\text{loss} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y - f(\boldsymbol{x}, \theta))$$

训练：梯度下降 $$\boldsymbol{\theta}^{+} = \boldsymbol{\theta}^{-} - \gamma \cdot \frac{d\text{loss}(\boldsymbol{\theta})}{d\boldsymbol{\theta}}$$

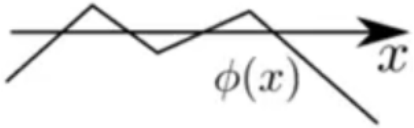
# 方法

**如何确保神经网络具有Lipschitz性质**

$$\phi(x) = x^{+} = \max(0, x)$$

分段线性函数

$$f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = W^{L+1}\phi(W^{L}(\phi(W^{L-1}(\cdots\phi(W^{1}\mathbf{x})\cdots))))$$




**Theorem 1** (Rademacher [22, Theorem 3.1.6]). *If $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ is a locally Lipschitz continuous function, then $f$ is differentiable almost everywhere. Moreover, if $f$ is Lipschitz continuous, then*

$$L(f) = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} \| \mathrm{D}_x f \|_2 \tag{1}$$

*where $\|M\|_2 = \sup_{\{x \,:\, \|x\|=1\}} \|Mx\|_2$ is the operator norm of the matrix $M \in \mathbb{R}^{m\times n}$.*

$$\mathrm{Lip}(f) = \sup_{\boldsymbol{x}} \|\nabla f(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{\theta})\| \leq \left\|W^{L+1} \cdot W^{L} \cdot W^{L-1} \cdots W^{1}\right\|_2 \leq \prod_{l=1}^{L+1} \left\|W^{l}\right\|_2 = \prod_{l=1}^{L+1} \sigma\left(W^{l}\right)$$

$$\bar{W} = W/\sigma(W) \cdot \gamma^{\frac{1}{L+1}} \quad \Rightarrow \quad \boxed{\|f(\mathbf{x}, \bar{\boldsymbol{\theta}})\|_{\mathrm{Lip}} \leq \gamma}$$

# 方法

**如何确保神经网络具有Lipschitz性质**

- 全连接神经网络，监督式学习

$$f(\mathbf{x},\boldsymbol{\theta}) = W^{L+1}\phi(W^{L}(\phi(W^{L-1}(\cdots\phi(W^{1}\mathbf{x})\cdots))))$$

损失函数 $\text{loss} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y - f(\boldsymbol{x},\theta))$

训练：梯度下降 $\boldsymbol{\theta}^{+} = \boldsymbol{\theta}^{-} - \gamma \cdot \frac{d\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\theta})}{d\boldsymbol{\theta}}$

$$\boxed{\bar{W} = W/\sigma(W)\cdot\gamma^{\frac{1}{L+1}}}$$

Lipschitz常数为$\gamma$的神经网络

- 使用李雅普诺夫第二定理证明系统稳定

Caltech

Center for Autonomous Systems and Technologies (CAST)

# Neural Lander

## Stable Drone Landing Control using Learned Dynamics

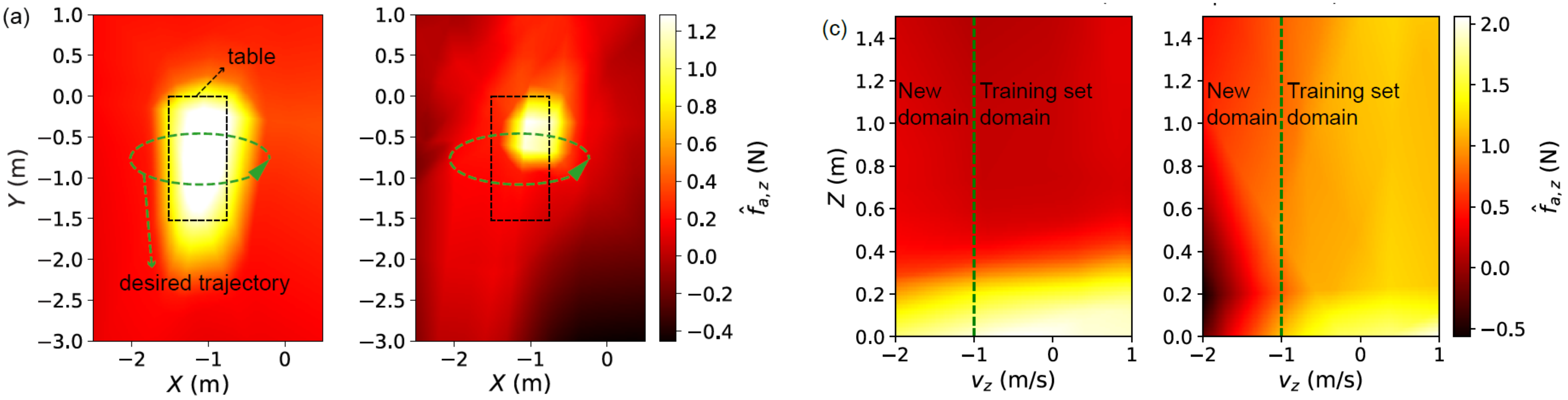
Guanya Shi, Xichen Shi, Michael O'Connell, Rose Yu, Kamyar Azizzadenesheli,
Animashree Anandkumar, Yisong Yue, Soon-Jo Chung

# 结果分析

**具有Lipschitz性质的神经网络效果如何?**

专门的分析：

Bartlett, Peter, Dylan J. Foster, and Matus Telgarsky. "Spectrally-normalized margin bounds for neural networks." *arXiv preprint arXiv:1706.08498* (2017).




Lipschitz性质同时保持了控制与网络训练中的稳定性

# 总结

## ❑ 总结

- ❑ 本次分享首先讲解状态估计（感知）与控制的关系，说明分离性原理是使得感状态估计可以独立于控制进行设计的前提保证。
- ❑ 接着说明神经网络感知方法的出现为整个系统的稳定性带来挑战。
- ❑ 然后介绍了一种具有Lipschitz性质的神经网络---Spectrally Normalization神经网络的原理。
- ❑ 最后以Neural Lander为例说明Spectrally Normalization神经网络的优点。

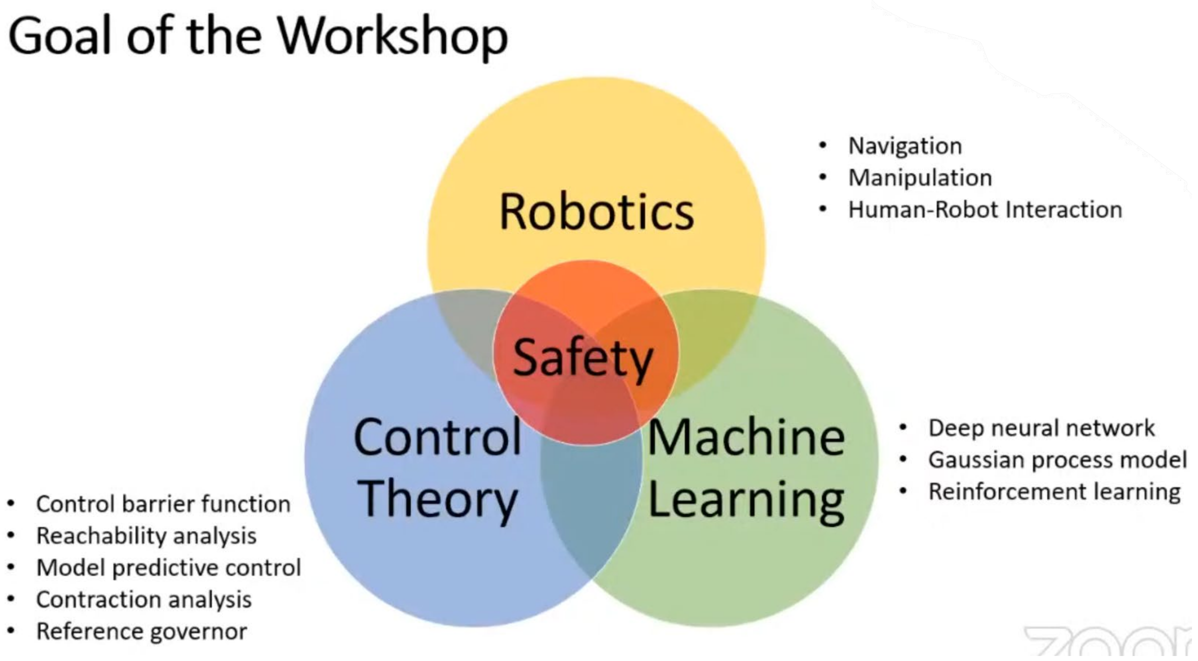
## ❑ 思考

- ❑ 与其他控制方法结合：如模型预测控制。
- ❑ 在感知方面，将非高斯噪声使用谱归一神经网络进行拟合，确保滤波系统的稳定。

# 资料推荐

- ❑ **ICRA 2021 Workshop on Safe Robot Control with Learned Motion and Environment Models, 2021.06.04**

  网址：https://scl-icra2021.github.io/




- ❑ **Control Meets Learning Seminar**

  Caltech主办, 网址：https://sites.google.com/view/control-meets-learning/

谢谢聆听!

Q&A