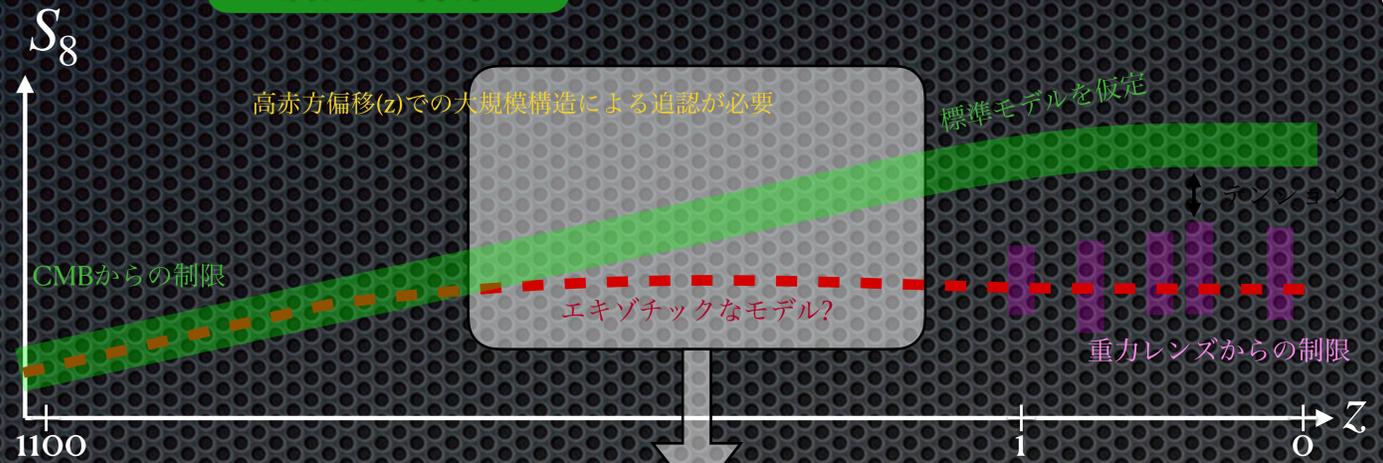
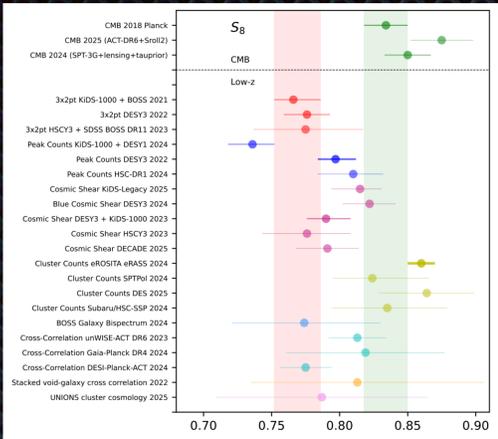
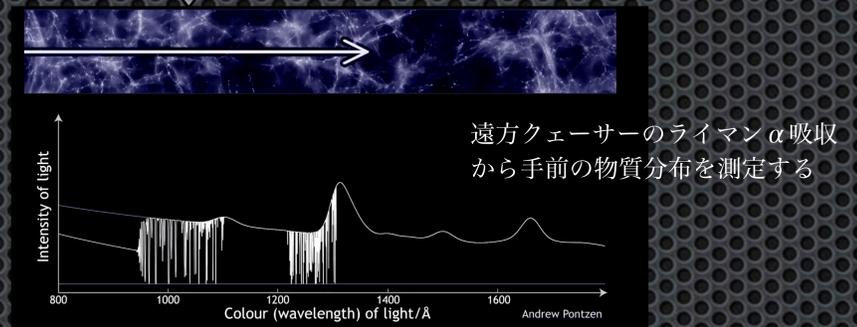




研究の背景



- ▶ CMB($z=1100$)から求めた値と、大規模構造($z=0$)から求めた値に齟齬
- ▶ CMBの観測で得た情報を、標準宇宙モデルを使って現在の値に焼き直す
-> 標準宇宙モデルの破れを示唆
- ▶ 系統誤差の可能性も排除しきれていない
 - ▶ データに含まれる系統誤差 (ノイズ等)
 - ▶ 理論モデルに含まれる系統誤差 (非線形性、バリオン効果、赤方偏移決定精度)



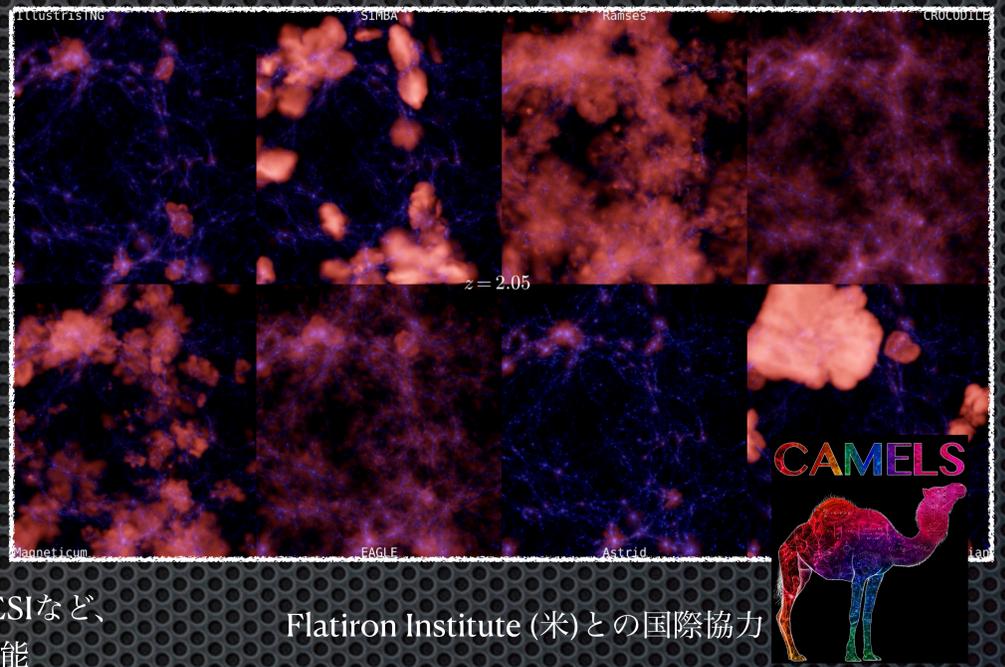
方法論1

▶ 宇宙論的流体(ガス入り)シミュレーションで中性水素分布を直接シミュレート (Squid @大阪大学で実行予定)

- ▶ 天体物理学モデル(星形成モデル)依存性
- ▶ 解像度依存性
- ▶ 高計算コスト



Type	Code	Subgrid model	Simulations / Generation		
			First	Second	Third
Hydrodynamic	Arepo	IllustrisTNG	3,219	1,192	
	Gizmo	SIMBA	1,171		
	MP-Gadget	Astrid	2,080		
	OpenGadget	Magneticum	77		
	Swift	EAGLE	1,052		
	Ramses		552	48	
	Enzo		6		
	Gadget4-Osaka	CROCODILE	260	148	
	Gizmo	Obsidian	27		



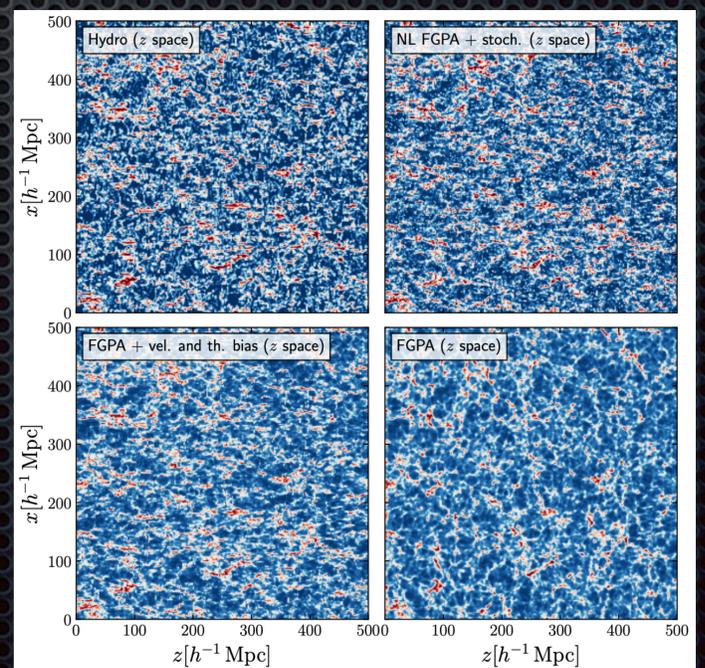
2025年から開始されたすばる望遠鏡のPFSサーベイや、米国のDESIなど、タイムリーな観測データとの比較により最先端宇宙論が可能

Flatiron Institute (米)との国際協力

方法論2

▶ HIペースティング

- ▶ $\delta_{DM}(\vec{x})$ に中性水素を付加する: $\delta_{HI}(\vec{x}) = f[\delta_{DM}(\vec{x}) | w, z, \vec{\theta}]$
- ▶ 解析的な表式+パラメータフィット
- ▶ 機械学習的な方法 (ResNET, diffusion model)
- ▶ SBI によるフィールドレベル推定が可能
- ▶ best performance so far, (Sinigaglia et al. 2024)
 - ▶ 大規模構造を空間的に4種類の分類(knot, filament, sheet, void)
 - ▶ 各セグメントで、DM密度場 -> HI密度の解析モデルパラメータをフィット
 - ▶ 密度バイアス、速度バイアス、乱雑性などをパラメータ化
- ▶ 完全なML枠組みでmap推定ができないか?
 - ▶ 東大Wisteriaでdark matter only シミュレーションを実行
 - ▶ hydro-simと比較 → 機械学習によるHIペースティング



ラ・ラゲーナ大(スペイン)、ジュネーブ大(スイス)との国際協力