

高精度輻射輸送計算と 機械学習との融合による 近赤外光トモグラフィ -現状とこれから-

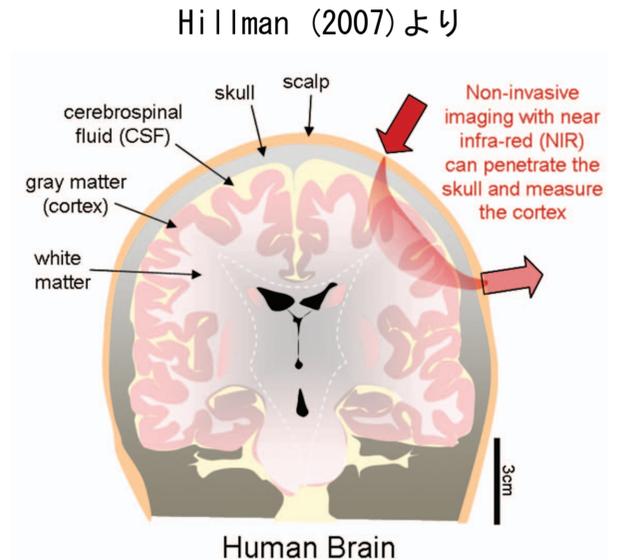
筑波大学 計算科学研究センター

矢島 秀伸

グループメンバー: 梅村雅之、安部牧人、高水裕一、佐藤大樹
星詳子 (浜松医科大)、三村徹也 (浜松フォトニクス)

生体光イメージングとは？

波長700-1000ナノメートルの近赤外線を人体へ照射し、透過もしくは戻ってきた光を検出して生体内を診断する手法



利点

ゼロ被曝
非侵襲
ベッドサイド
モニタリング



安心・安全
新生児・幼児へも
適用可能

ただし、画像再構成には光の伝播について理論モデルが必要
大規模な並列計算により可能

生体光イメージング プロセス

近赤外光計測



順問題解析
輻射輸送計算

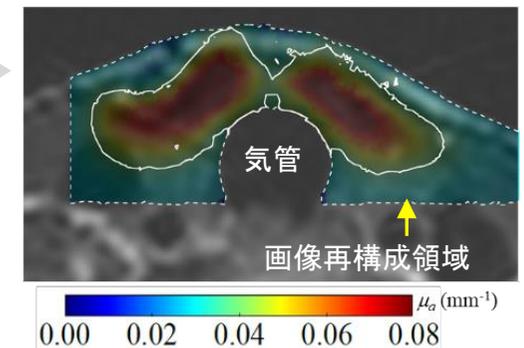
逆問題解析
機械学習

本講演

1. TRINITY開発
2. ファントム計算
3. Wavelet法/GPU

診断

画像再構成

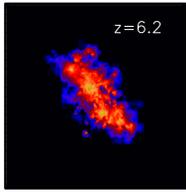


Mimura et al. (2021)

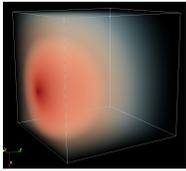
4. 機械学習(LSTM)
5. 光音響トモグラフィ

研究の構想（生体光イメージング技術の開拓）

① 革新的技術開発



大規模シミュレーション
(高精度輻射輸送計算、ビッグデータ)



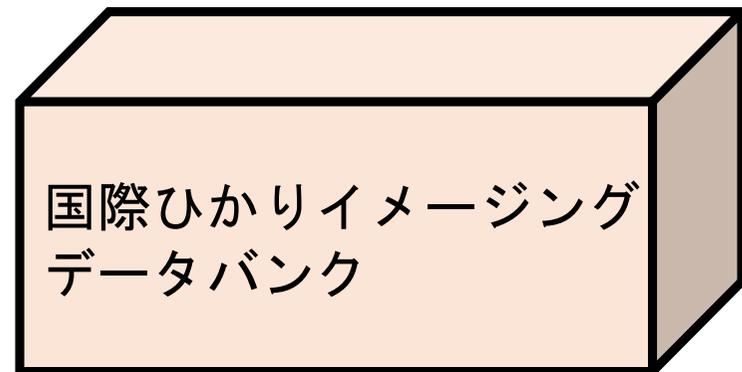
最先端技術
(Wavelet法、GPU/FPGA
機械学習/深層学習)



研究環境
(スーパーコンピュータCygnus、
専有PCクラスター)

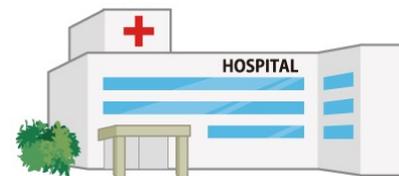
② 巨大データベースの創設

国際的に開かれた医学・天文学
の構造解析拠点へ



医学計測
天文観測

医療診断
構造解析



保存する計算データ規模

輻射強度 I : 各場所、各時刻で角度bin数分の情報
空間グリッド数: $(100)^3$ 、角度グリッド数: 3000、スナップショット数: 8000

3次元情報をフルに全て保存する場合
 $8 \text{ byte} \times 10^6 \times 3000 \times 8000 = 192 \text{ TB} / 1 \text{パラメータ}$

表面情報(2次元)のみ、時間保存も1/10にする
 $8 \text{ byte} \times 10^4 \times 3000 \times 800 = 192 \text{ GB} / 1 \text{パラメータ}$

=> 1PBストレージで~5000パラメータ保存可能

JST創発的研究支援事業 (PI:矢島秀伸) の予算にて購入予定
「宇宙物理輻射輸送計算で拓く新しい生体医用光学」
(2021年度-2027年度)

大規模輻射輸送シミュレーション

新汎用型輻射輸送計算コード(100%オリジナルで開発)

(Yajima et al. 2021, submitted to JQSRT)

TRINITY

(Yajima, Abe, Umemura, Takamizu, Hoshi, submitted to JQSRT)

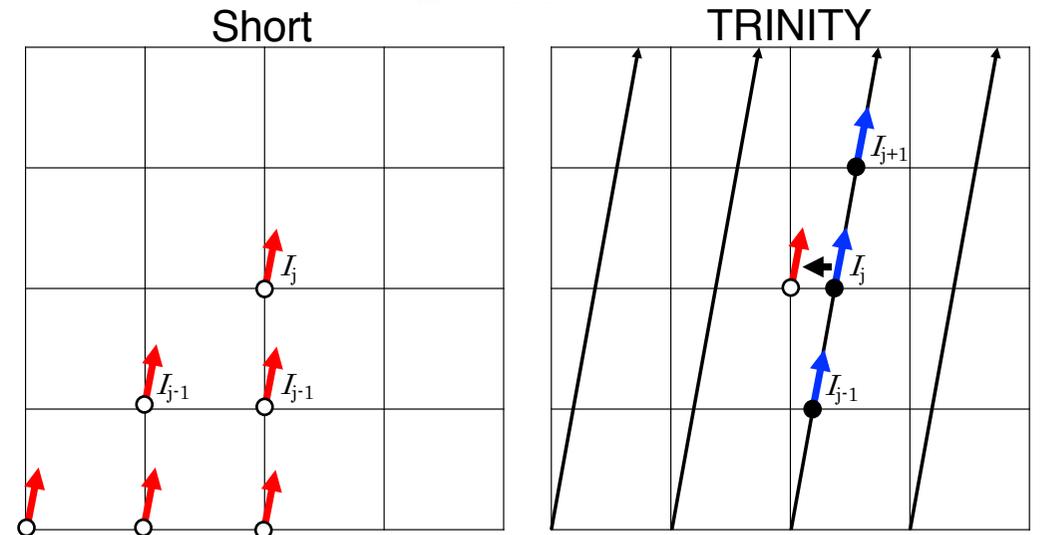
(Time-dependent Radiation Transfer in Near-infrared Tomography)

$$\frac{1}{c(\mathbf{r})} \frac{\partial I(t, \mathbf{r}, \boldsymbol{\Omega})}{\partial t} + \boldsymbol{\Omega} \cdot \nabla I(t, \mathbf{r}, \boldsymbol{\Omega}) = - [\mu_{\text{abs}}(\mathbf{r}) + \mu_{\text{sca}}(\mathbf{r})] I(t, \mathbf{r}, \boldsymbol{\Omega}) + \mu_{\text{sca}}(\mathbf{r}) \int p(\mathbf{r}, \boldsymbol{\Omega}', \boldsymbol{\Omega}) I(t, \mathbf{r}, \boldsymbol{\Omega}') d\boldsymbol{\Omega}'$$

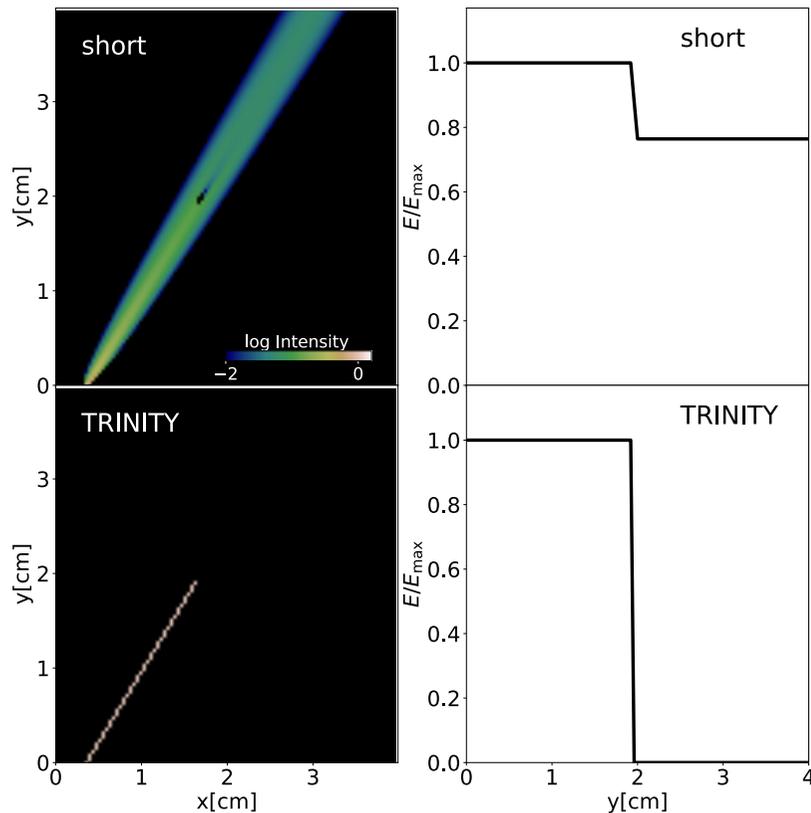
輻射輸送方程式

- *高速高精度な光線デザイン
- *大規模並列計算が可能
(MPI+OpenMPのハイブリッド並列)

生体を1 mmの空間分解、
1 ピコ秒の時間分解で計算可能に



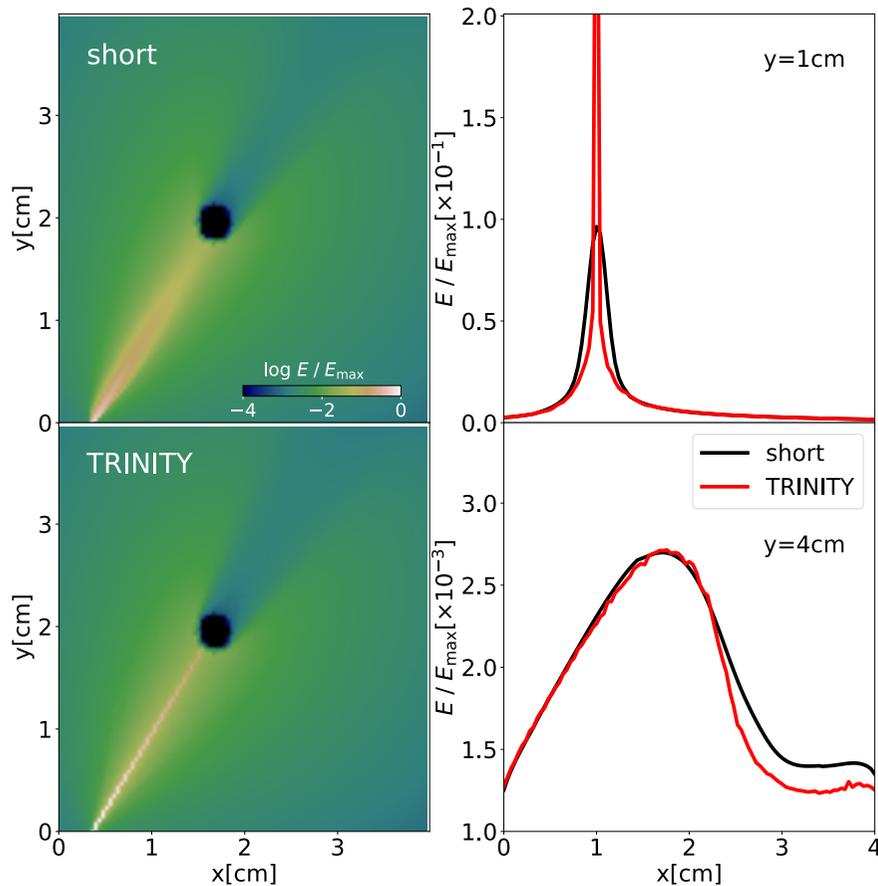
既存の方法との比較



真空中に斜めビーム照射
経路上($y=2\text{cm}$)に吸収体を置く

Short法(有限要素法)では数値的な
拡散により、ビームが広がる
その結果吸収体を人工的に回り込
んでいる

散乱がある場合



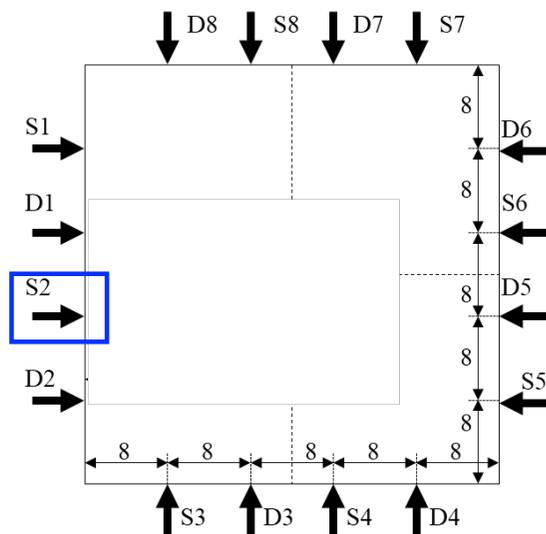
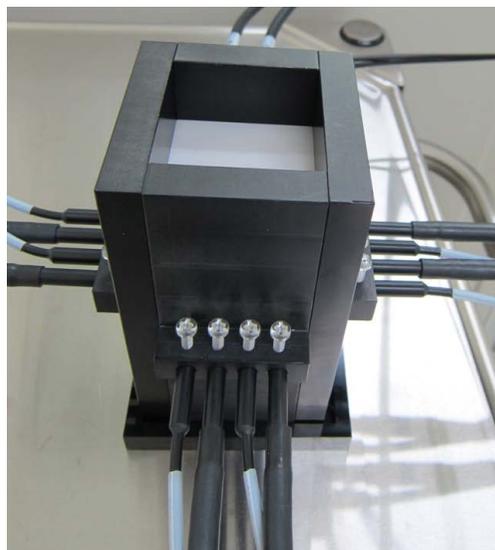
散乱係数 1.0 cm^{-1} を一様にセット
経路上に大きさをもつ吸収体

人工的な拡散よりも、物理的な拡散が支配的になり、スキーム間の差が小さくなっている

吸収体背面での光の散乱の回り込みはTRINITYの法が小さい

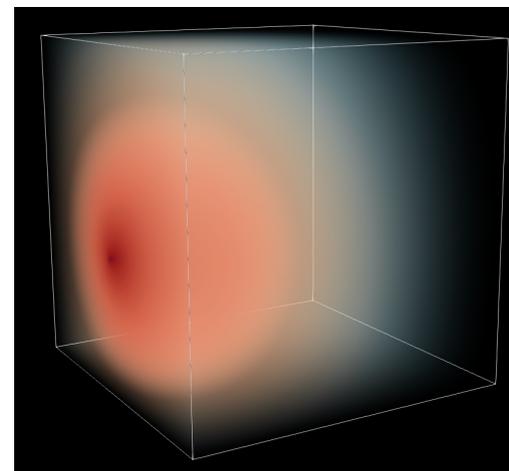
光パルス数値実験

生体模擬物質（ポリウレタン製）に対するパルス照射実験との比較

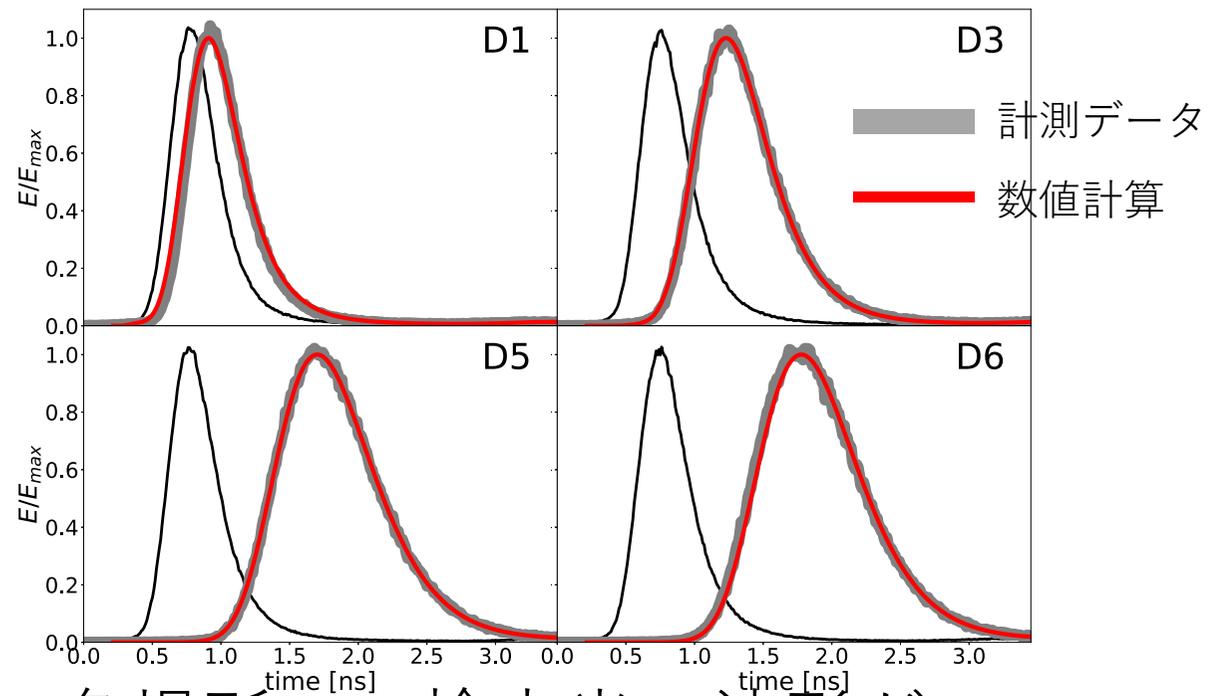
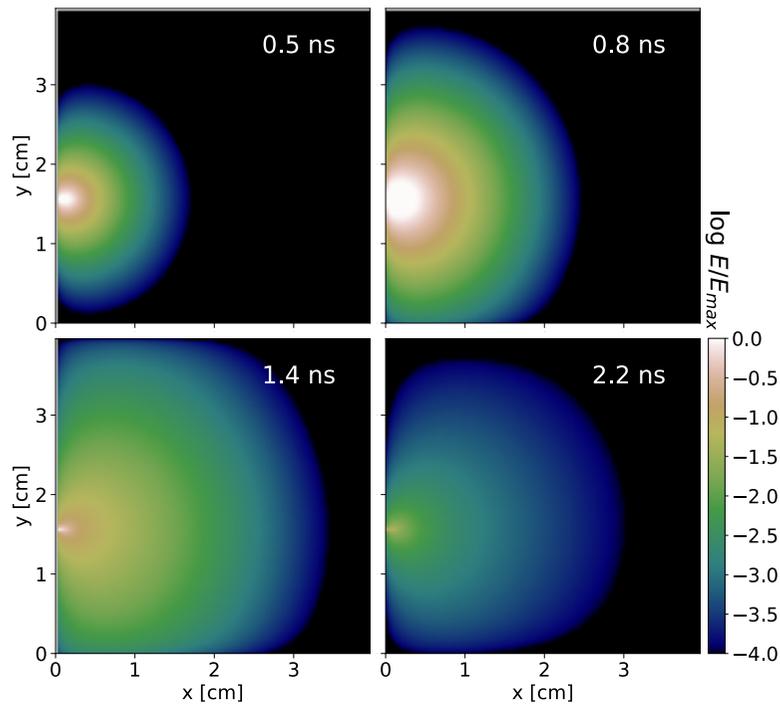
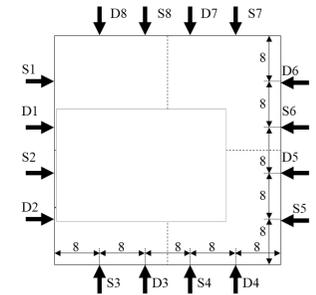


Properties of phantom

Box size	4.0 cm
μ_a	0.22 cm^{-1}
μ_s	22.6 cm^{-1}
g	0.62
n	1.51



光パルス数値実験

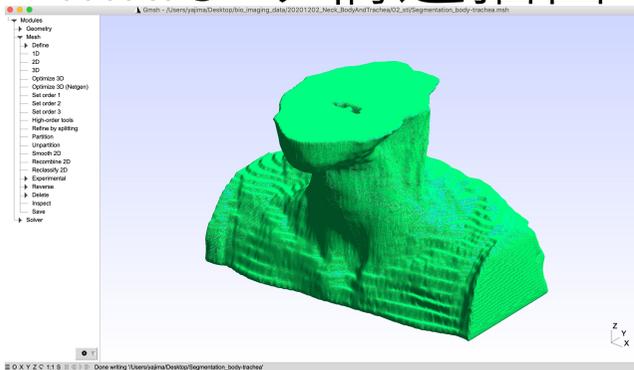


各場所での検出光の波形が
計測データと一致

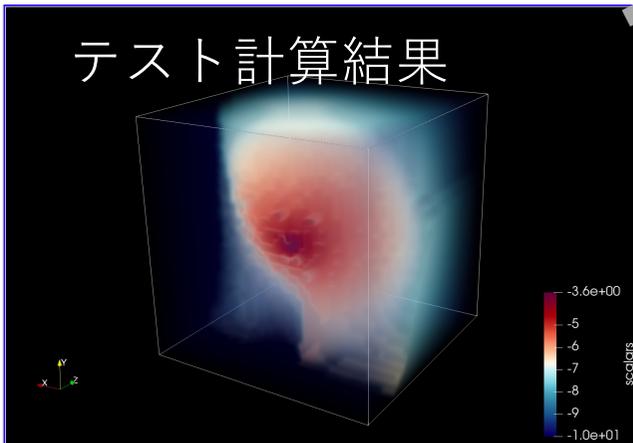
脳・甲状腺計算に向けて

(星教授より提供)

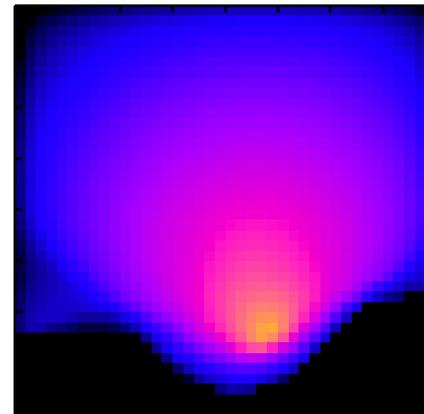
MRIより構造抽出



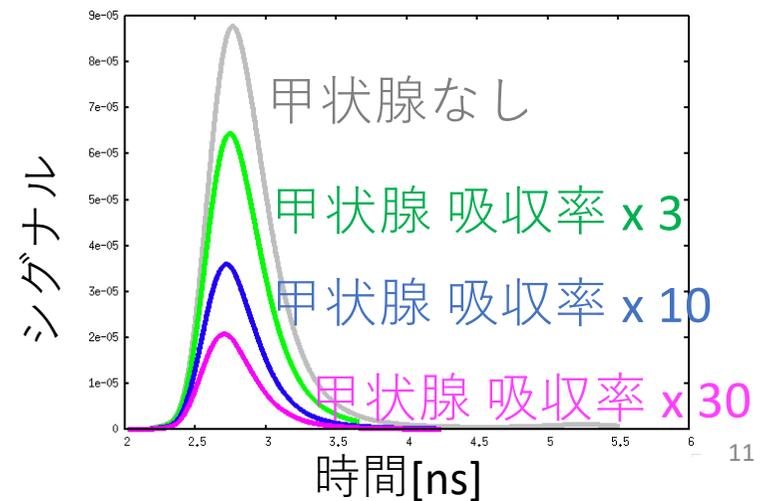
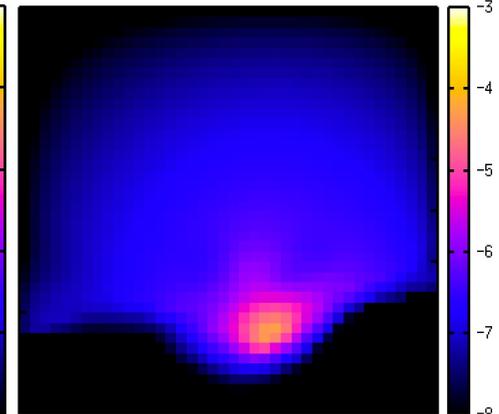
テスト計算結果



甲状腺 吸収率 x 3



甲状腺 吸収率 x 30

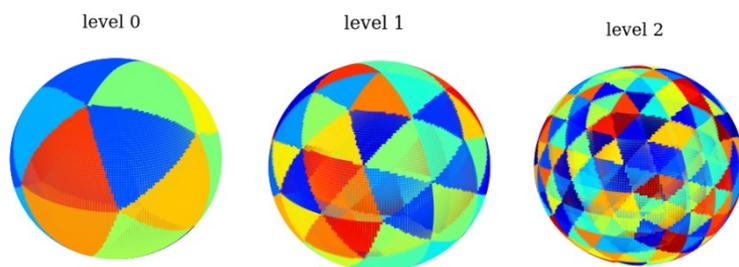


計算高速化 (Wavelet法+GPU化)

Abe et al. in prep.

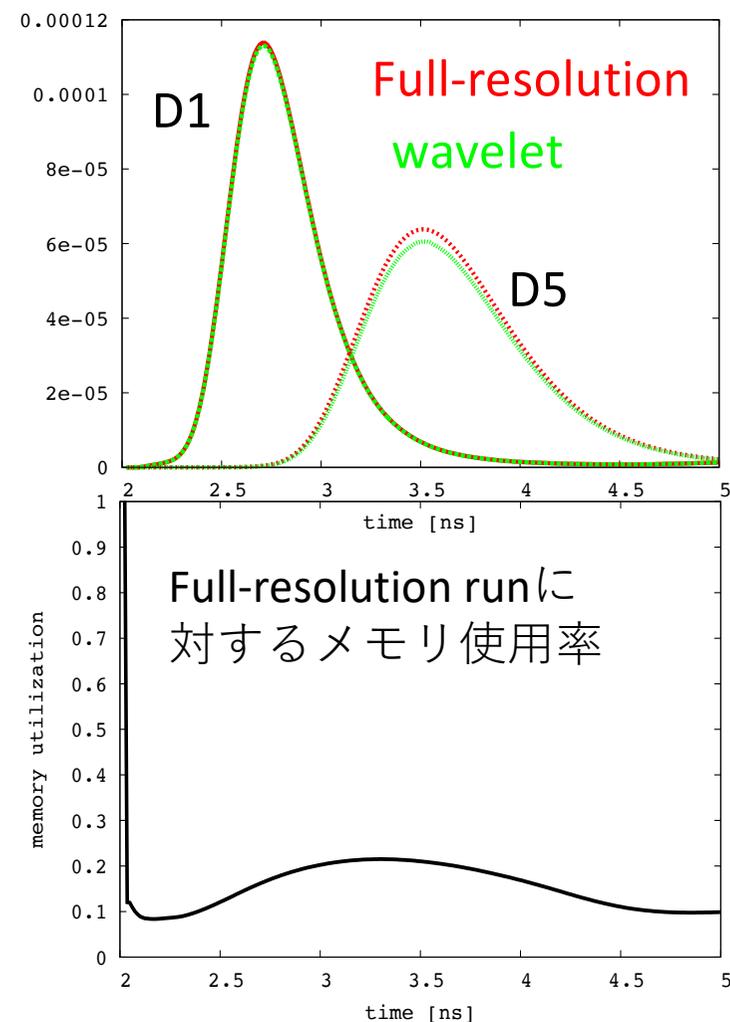
Wavelet法

角度分解能を自動的かつ局所的に最適化
(計算メモリを激減、計算の高速化)



$$I^{(3)}(\vec{n}) = \lambda_k^{(0)} \varphi_k^{(0)}(\vec{n}) + \sum_{j=0}^3 \sum_m \gamma_{k,m}^{(j)} \psi_{k,m}^{(j)}(\vec{n})$$

精度を保ったまま、計算メモリを大幅に減らす事に成功



計算高速化 (Wavelet法+GPU化)

Abe et al. in prep.

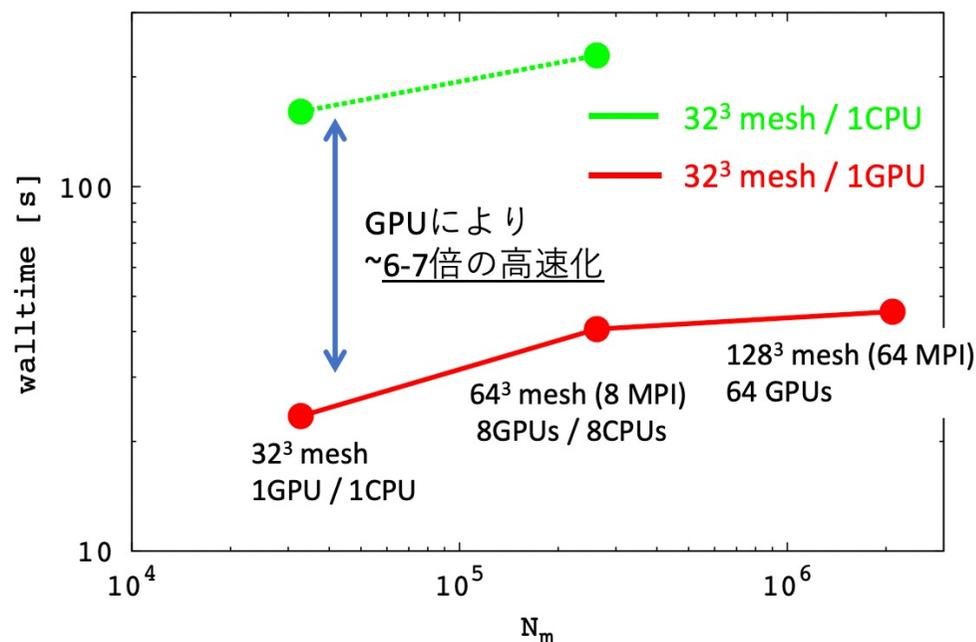
- GPU版TRINITYコードも開発済み
- CPUコードに比べて~6-7倍程度の高速化に成功
 - ボトルネックは通信部分 (40%程度を占める)

1 GPU/CPUあたりの計算規模を 32^3 meshに固定、300 stepの計算時間を比較

CPU (@TRINITY):
Intel Xeon Gold 6140
(18 core)

要求メモリ 約5分の1
計算時間はGPUとwaveletを組み合わせれば約10倍程度早くなる

→ 10000パラメータのデータ構築へ

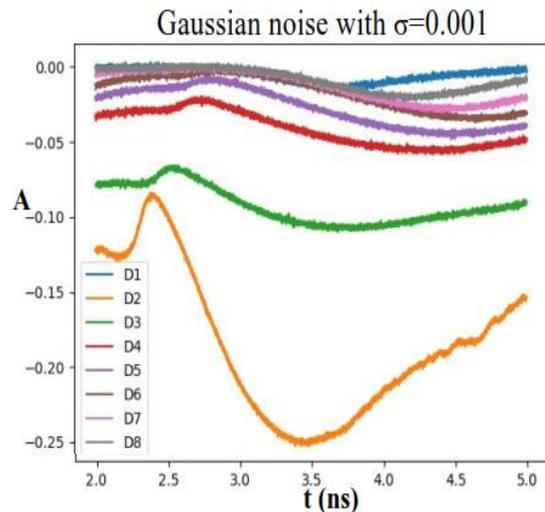


機械学習による画像再構成

(Takamizu et al. in prep.)



Google TensorFlowを用いて機械学習のモデルを作成 (LSTM法)



$$A: \text{吸収率} = \frac{I_{abs}}{I_{noabs}} - 1$$

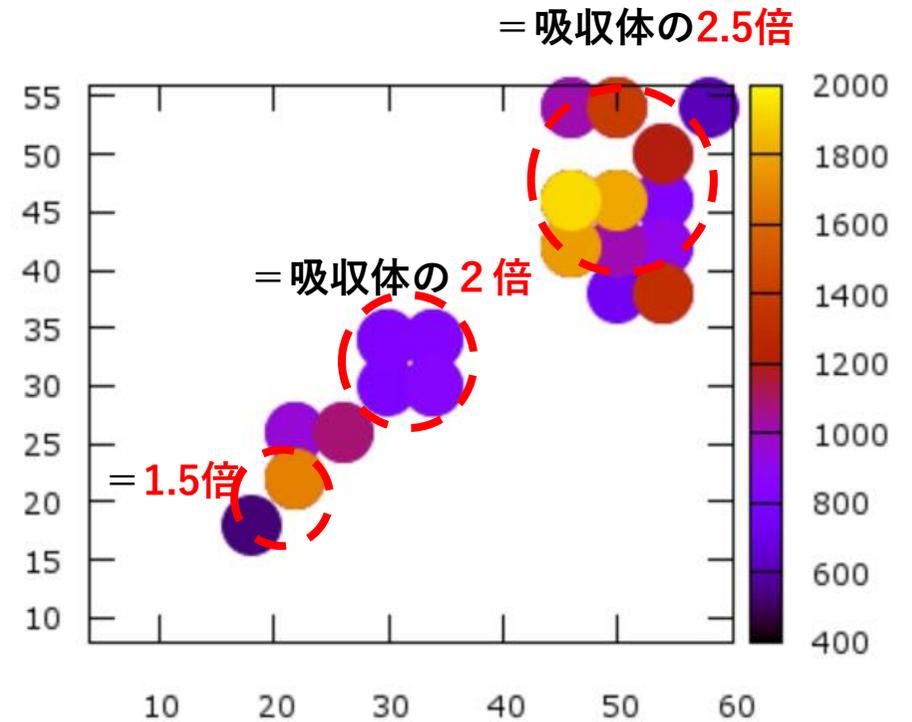
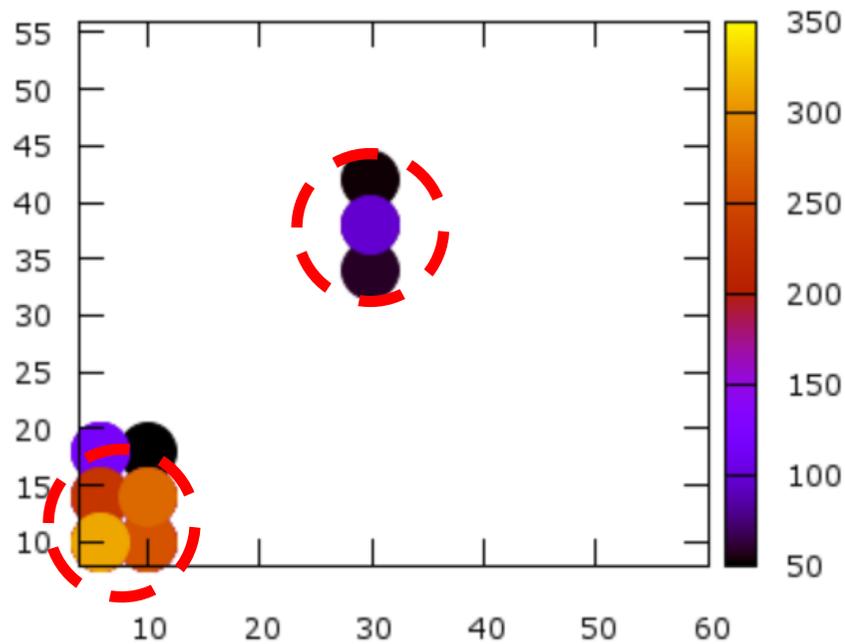
8つの検出器での時系列データを分類する

= 教師あり機械学習

ファントムに吸収体をあらゆる場所において学習

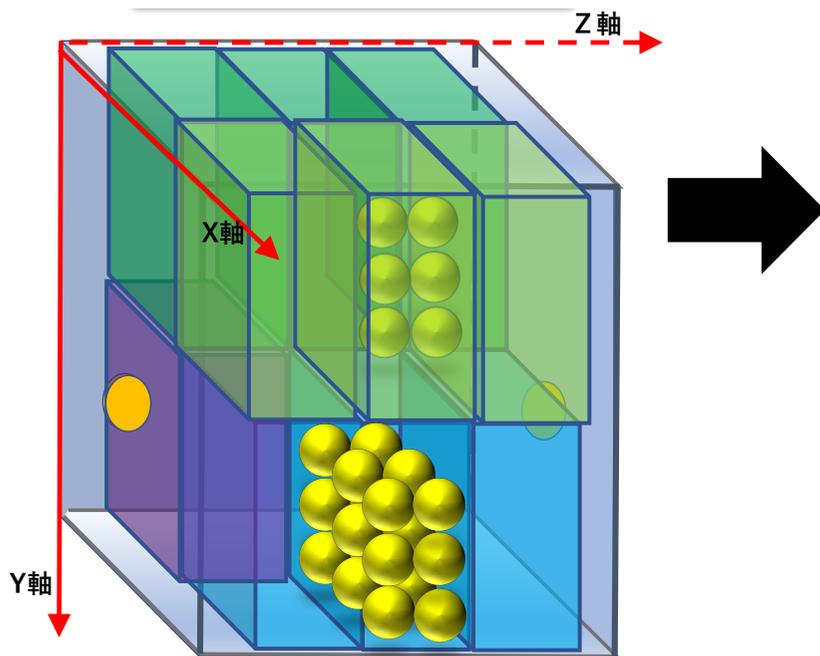
	6	10	14	18	22	26	30	34	38	42	46	50	54	58
54	11	23	35	47	59	71	83	95	107	119	131	143	155	167
50	10	22	34	46	58	70	82	94	106	118	130	142	154	166
46	9	21	33	45	57	69	81	93	105	117	129	141	153	165
42	8	20	32	44	56	68	80	92	104	116	128	140	152	164
38	7	19	31	43	55	67	79	91	103	115	127	139	151	163
34	6	18	30	42	54	66	78	90	102	114	126	138	150	162
30	5	17	29	41	53	65	77	89	101	113	125	137	149	161
26	4	16	28	40	52	64	76	88	100	112	124	136	148	160
22	3	15	27	39	51	63	75	87	99	111	123	135	147	159
18	2	14	26	38	50	62	74	86	98	110	122	134	146	158
14	1	13	25	37	49	61	73	85	97	109	121	133	145	157
10	0	12	24	36	48	60	72	84	96	108	120	132	144	156

2次元でのモデル化

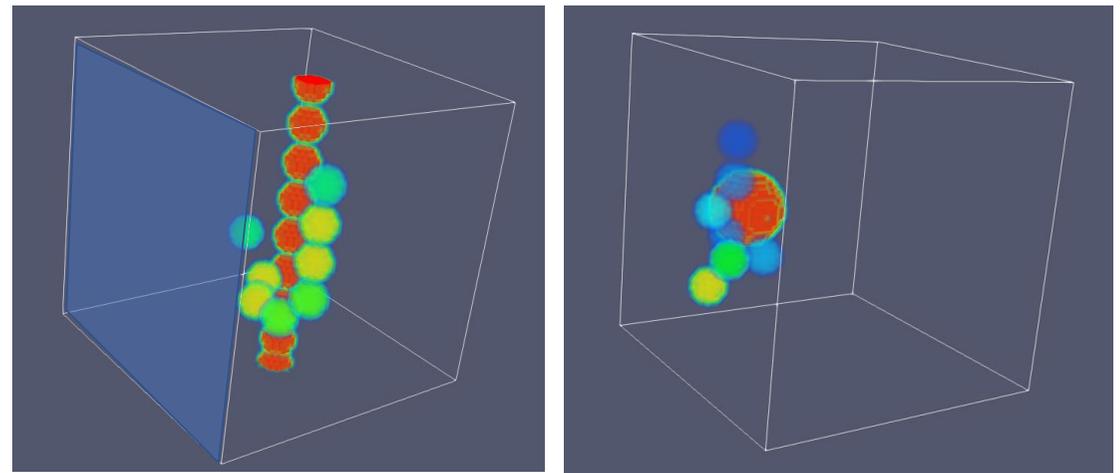


複数かつ異なる異常部位に関しても高精度に判定出来るようになった

3次元でのモデル化



216箇所の吸収パターンで
学習データ作成



ある程度正解しているが、形や位置はズレている

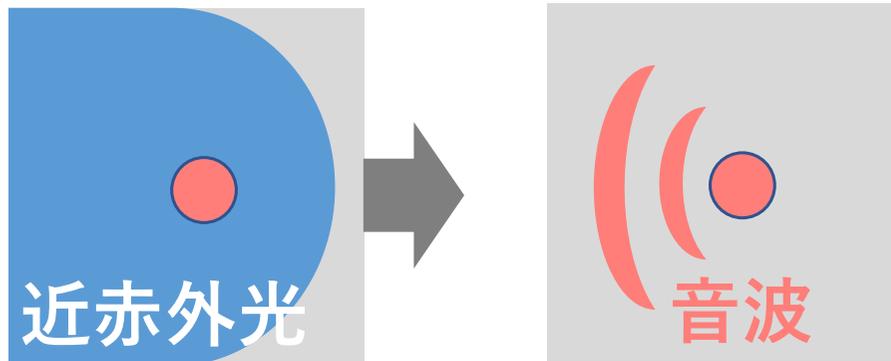
現在精度向上のために、検出面などいろいろと工夫中

光音響トモグラフィ (PAT:Photoacoustic Tomography)

佐藤大樹さん(M2)
修士論文予定



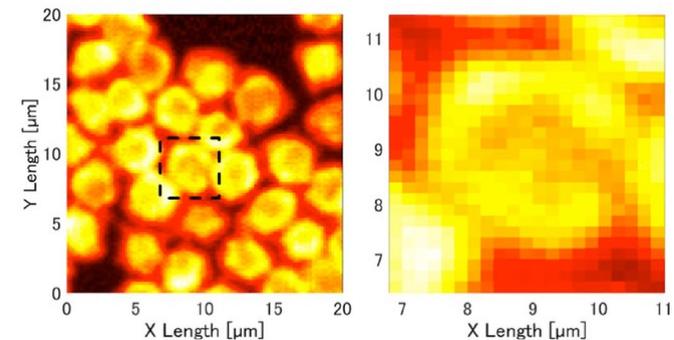
近赤外光と音波を組み合わせた診断法



- * 光イメージングのみよりもさらに深部を調べられる
- * 血管・血流の画像化に強い
(脳虚血、薬剤輸送)
- * 条件によっては細胞レベルの可視化



光音響波を用いた人の手の血管の画像
Canon(<http://www.canon.com/technology/future/index.html>)



赤血球のイメージング
Shintate et al. (2020)

基礎方程式

照射（近赤外光）

輻射輸送方程式

$$\frac{1}{c} \frac{\partial I(\mathbf{l})}{\partial t} + (\mathbf{l} \cdot \nabla) I(\mathbf{l}) = -\mu_a I(\mathbf{l}) - \mu_s I(\mathbf{l}) + \mu_s \int \phi(\mathbf{l}, \mathbf{l}') I(\mathbf{l}') d\Omega'$$

I : 輻射強度

μ_a : 吸収係数

μ_s : 散乱係数

$\phi(\mathbf{l}, \mathbf{l}')$: 散乱確率密度

検出（光音響波）

光音響波動方程式

$$\nabla^2 P - \frac{1}{v^2} \frac{\partial^2 P}{\partial t^2} = -\frac{\beta}{C_p} \frac{\partial H}{\partial t}$$

v : 生体内の音速

β : 熱膨張係数

C_p : 比熱

H : 吸収される光エネルギー密度

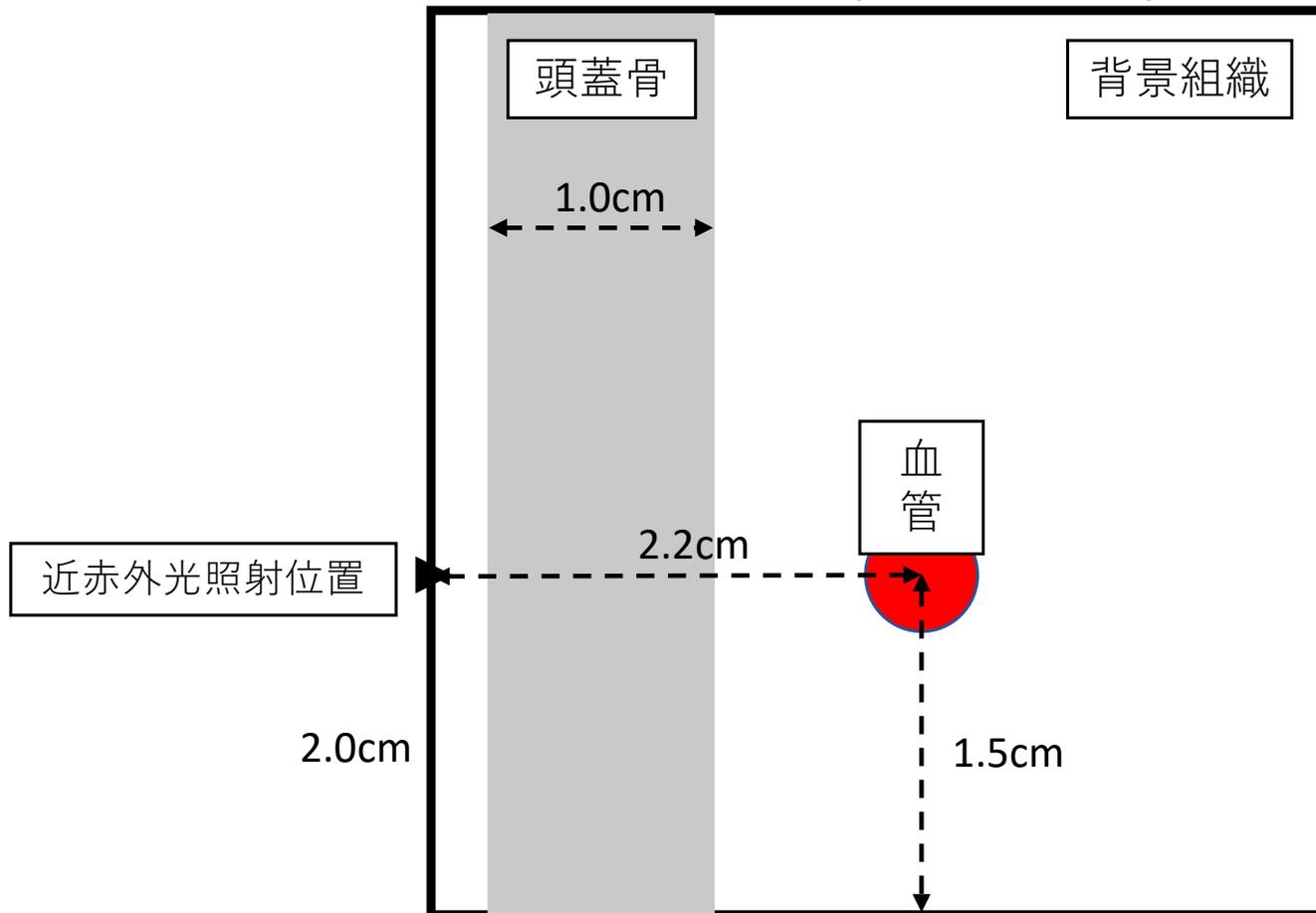
$P_0 = \frac{v^2 \beta}{C_p} H$: 発生する光音響波

CIP法を使用して
コードを作成

目的：これら輻射輸送、光音響波の式を正確に解いたPATモデルを作成する。脳内の虚血・出血の診断を目指す。

ヒト頭部を想定した光音響波伝搬シミュレーション

二次元空間(4cm × 4cm)



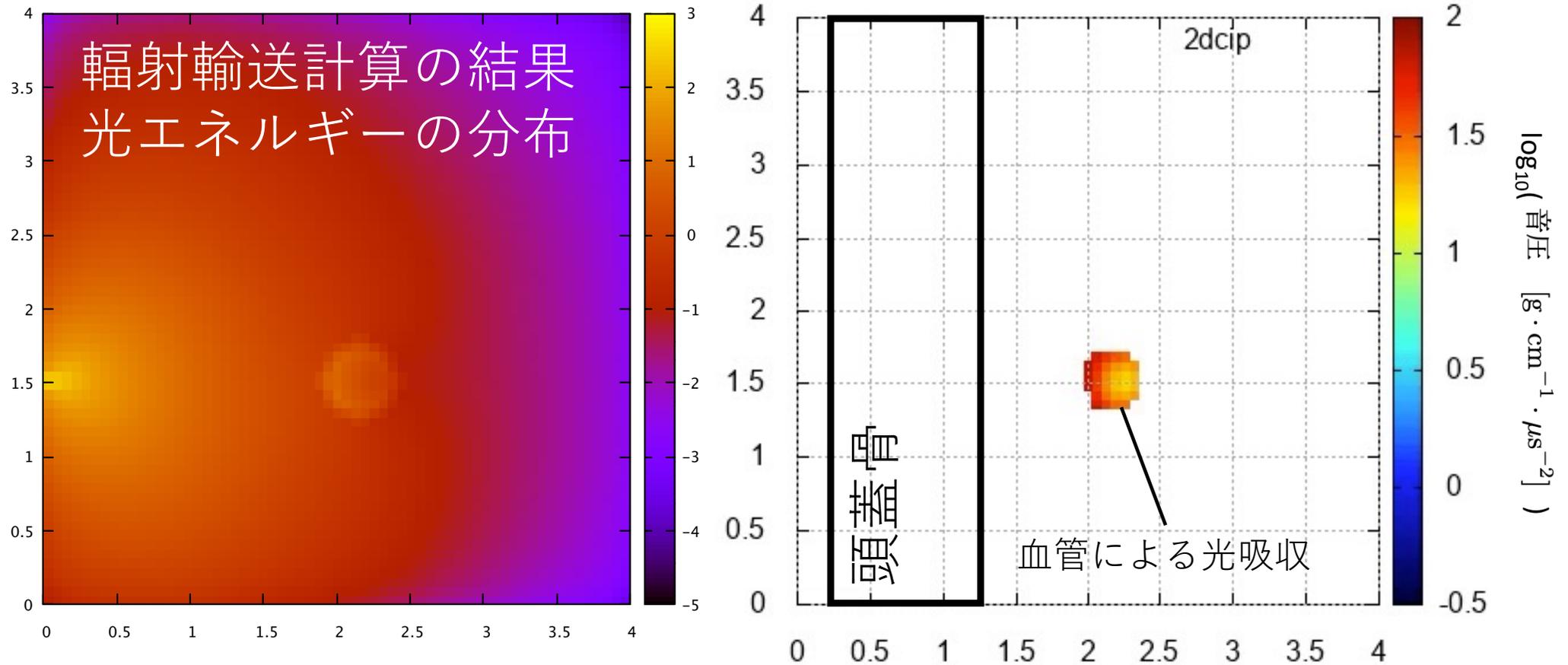
• 光学特性値

	吸収係数 (cm^{-1})	散乱係数 (cm^{-1})
背景組織	0	80.0
血管	4.758	675.0
頭蓋骨	0	86.0

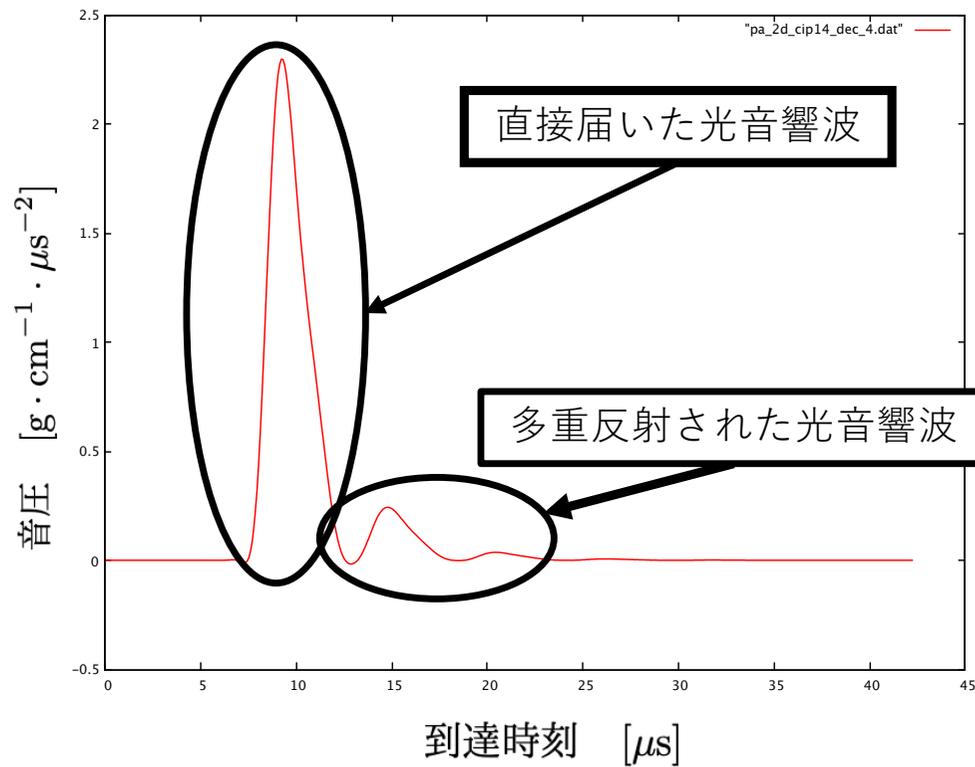
• 音響特性値

	音速 ($\text{cm}/\mu\text{s}$)	密度 (g/cm^2)
背景組織	0.15	1.0
血管	0.15	1.0
頭蓋骨	0.45	1.0

ヒト頭部光音響波シミュレーション



音響シグナル



妥当な時間で音波が
表面に到着
頭蓋骨での反射により
複数ピークが見られる

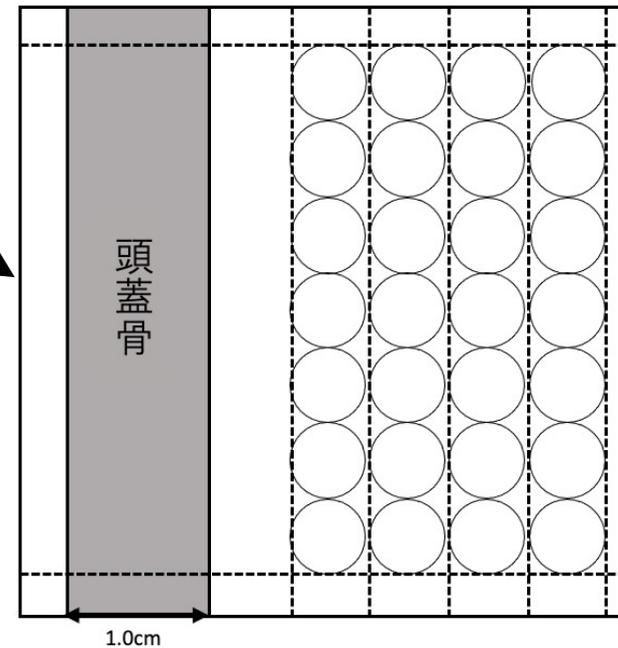
光音響波に対する機械学習

ヒト頭部を想定して、光源を1箇所、血管を1本配置して
光の伝搬・吸収のシミュレーション+光音響波伝搬のシミュレーション



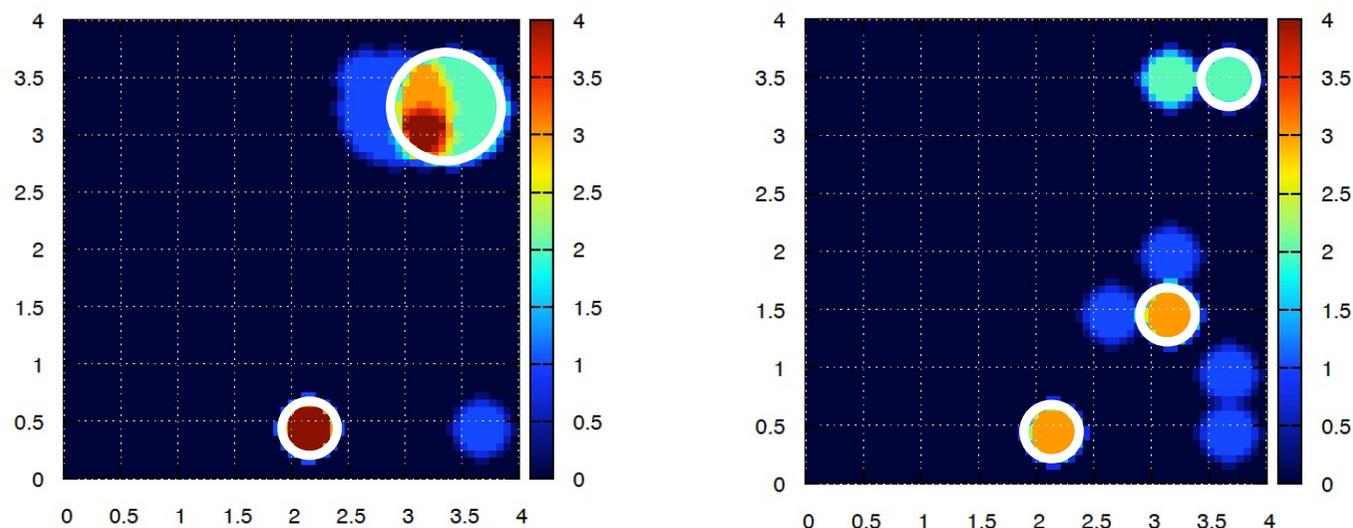
シミュレーションから得られた9箇所の検出位置での光音響波の波形を使用して
機械学習を行い、血管が複数本ある場合の位置や大きさを判断する。

- 光源位置と光音響波検出位置は片側のみ
光源位置：4箇所
光音響波検出位置：9箇所
- 血管の配置パターン数は
半径：0.25cm → 28パターン
半径：0.5cm → 28パターン
半径：0.75cm → 15パターン



機械学習による血管の同定

判定された位置に点数を付与し、各光源位置（4箇所）での判定結果を重ね合わせる。



白丸が血管の正しい位置。

血管が二本や三本ある時でも近い位置もしくは、正確な位置を判定できている。

一方で、まだまだ近い位置すら判定できていない場合もある。

様々な場合で正確な判定ができるように、精度を向上させていく必要がある。

まとめ

- * 輻射輸送計算コードTRINITYを開発し、ファントムで検証した
- * Wavelet法+GPU化によって10倍程度の高速化、低メモリ化
- * 光音響波の計算コードを開発した
- * 機械学習で簡単な状況では95%以上の精度で判定可能になった

今後

- * 甲状腺・脳などの複雑な部位への適用
- * 光イメージング・光音響のお互いの長所・短所、組み合わせの効果について定量評価
- * FPGA化
- * ビッグデータ処理について