

# 「富岳」のための深層学習 Co-Design

代表者 篠田 浩一 (東工大)

分担者 松岡 聰 (理研/東工大)

大西 正輝 (産総研)

横田 理央 (東工大)

村田 剛志 (東工大)

中原 啓貴 (東工大)

鈴木 大慈 (東大)

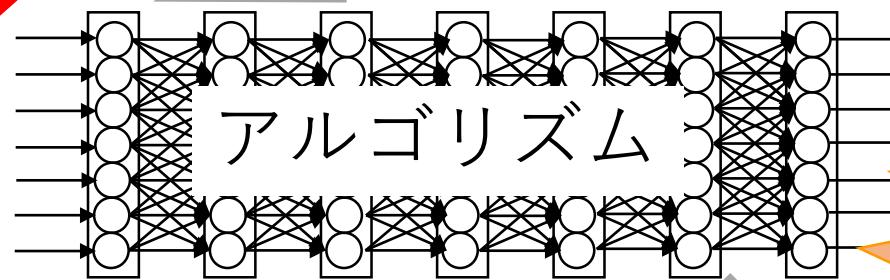
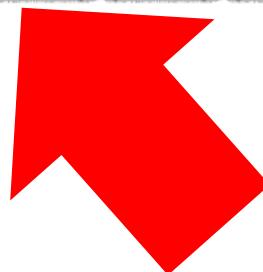
# 目的

- 安全・安心なスマート社会
- 高度な映像技術 → 事故の防止、異常の早期発見
- 人の動きは複雑、予測が難しい → **深層学習**技術

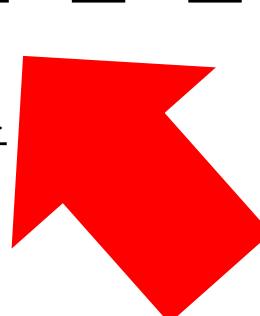


# 深層学習の研究開発

大型計算機



異なる階層の研究開発者  
の協同が必要



アプリケーション

# Co-Design

# Co-Designフレームワーク(加速フェーズ)



二次最適化

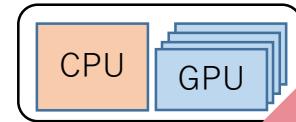
10万超ノード

グラフ  
NN

時系列  
モデル



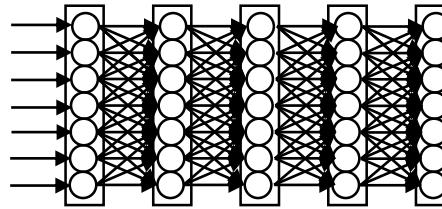
計算ノード



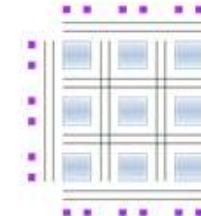
並列化



学習アルゴリズム



FPGA実装



ハモバーレゴ・  
理論



社会実装・評価



: NEW

# 研究協力体制

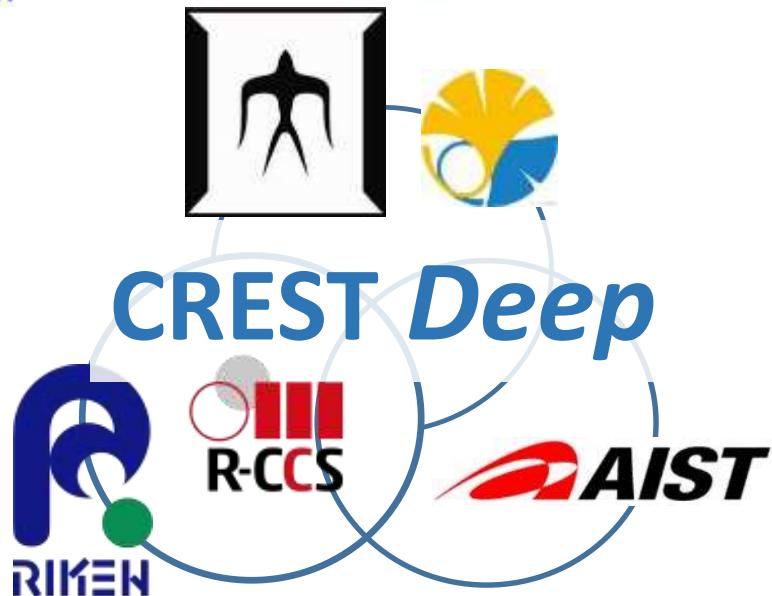


Agency for  
Science, Technology  
and Research



FUJITSU

富岳



TSUBAME3.0

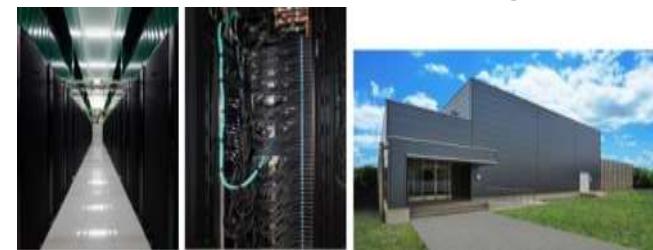


SONY

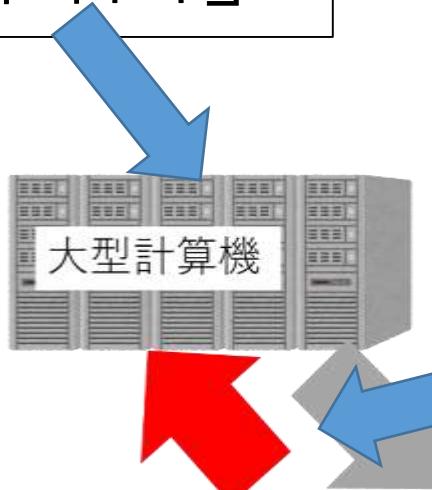


AIST-Tokyo Tech  
Real World Big-Data Computation  
Open Innovation Laboratory  
(RWBC-OIL)

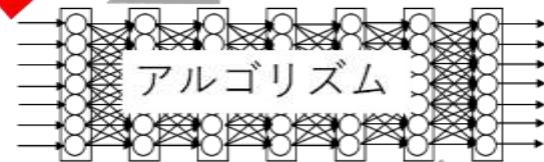
ABCI



# 1. 「富岳」



# 2. 超並列分散学習



# 3. FPGA実装



## 国家プロジェクトによる アプリケーションファースト計算機

総ノード数：158976

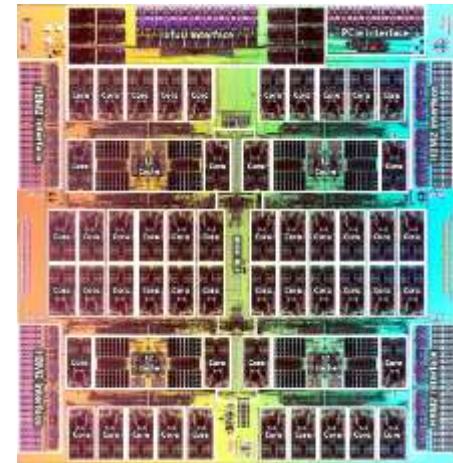
	スマートフォン	=	サーバ(クラウド含)	=	富岳	参考：京
台数	2,000万台 (国内の年間出荷台数の約2/3)	=	30万台 (国内の年間出荷台数の約2/3)	=	1台 (15.9万ノード)	最大120台
消費電力	$10W \times 2,000\text{万台} = 200\text{MW}$	=	$600-700W \times 30\text{万台} = 200\text{MW}$ (冷却含)	>	30MW (超省電力)	15MW (富岳の1/10以下の効率)



(松岡G)

理研計算科学  
研究センター

**FUJITSU** A64fx  
汎用プロセッサ



米国製トップCPUの  
3倍の性能

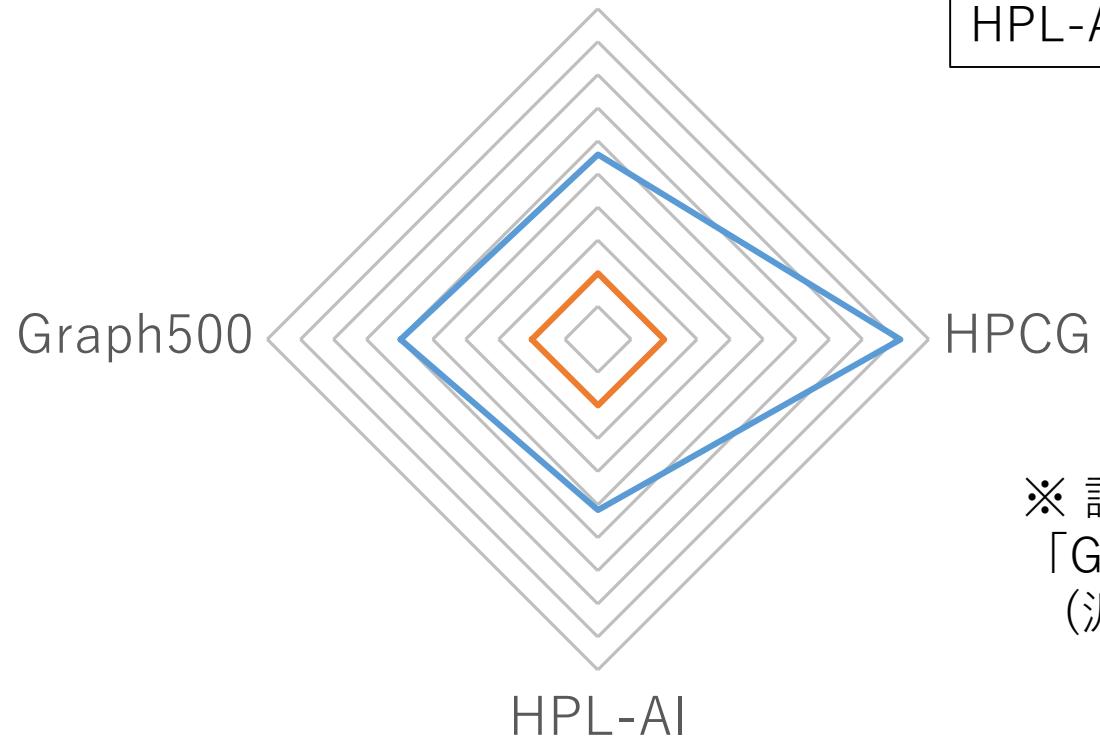
# 史上初の世界一 4 冠

—富岳

—2位(競合)

TOP500

LINPACK

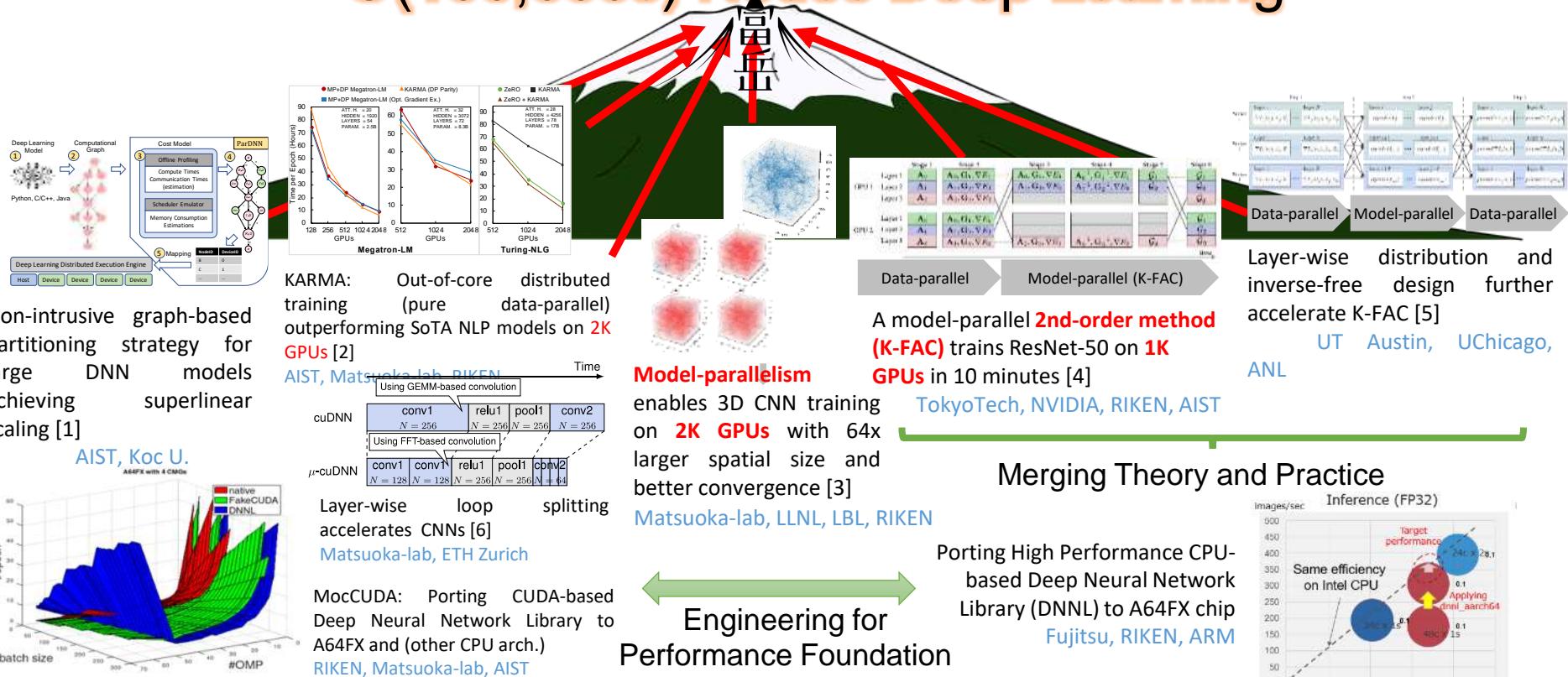


LINPACK	: 数値計算(従来の指標)
Graph500	: グラフ探索
HPCG	: 疎行列計算(産業利用を想定)
HPL-AI	: 低精度演算

※ 試作機が省エネ性能を示す  
「Green500」で世界1位を獲得  
(汎用CPUマシンでは初)

深層学習などAIのためのライブラリ開発が重要に

# Exploring and Merging Different Routes to O(100,000s) Nodes Deep Learning



[1] M. Fareed et al., "A Computational-Graph Partitioning Method for Training Memory-Constrained DNNs", Submitted to PPoPP21

[2] M. Wahib et al., "Scaling Distributed Deep Learning Workloads beyond the Memory Capacity with KARMA", ACM/IEEE SC20 (Supercomputing 2020)

[3] Y. Oyama et al., "The Case for Strong Scaling in Deep Learning: Training Large 3D CNNs with Hybrid Parallelism," arXiv e-prints, pp. 1–12, 2020.

[4] K. Osawa, et al., "Large-scale distributed second-order optimization using kronecker-factored approximate curvature for deep convolutional neural networks," Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., vol. 2019-June, pp. 12351–12359, 2019.

[5] J. G. Palouski, Z. Zhang, L. Huang, W. Xu, and I. T. Foster, "Convolutional Neural Network Training with Distributed K-FAC," arXiv e-prints, pp. 1–11, 2020.

[6] Y. Oyama et al., "Accelerating Deep Learning Frameworks with Micro-Batches," Proc. IEEE Int. Conf. Clust. Comput. ICC, vol. 2018-September, pp. 402–412, 2018.

# 超並列分散学習



(横田G)

## 課題

データの部分セット(Mini-batch)を各ノードに分配

ノード数大→ Mini-batchサイズが大→ 認識性能が劣化

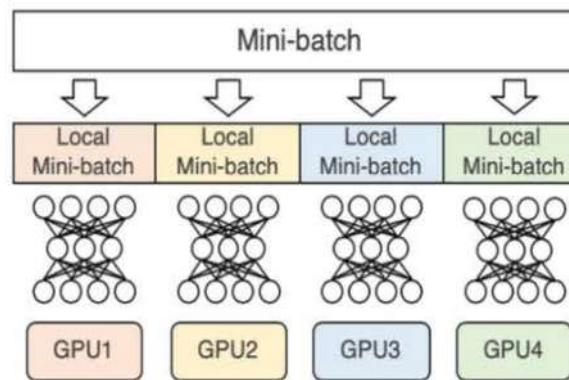
一次最適化(SGD) → 二次最適化

## Distributed K-FAC

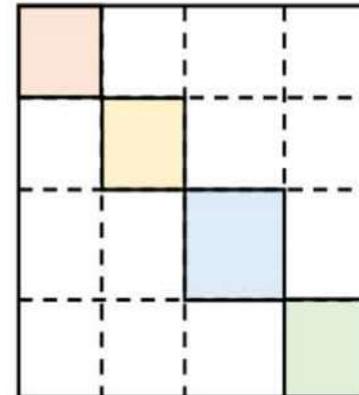
data-parallelism

×

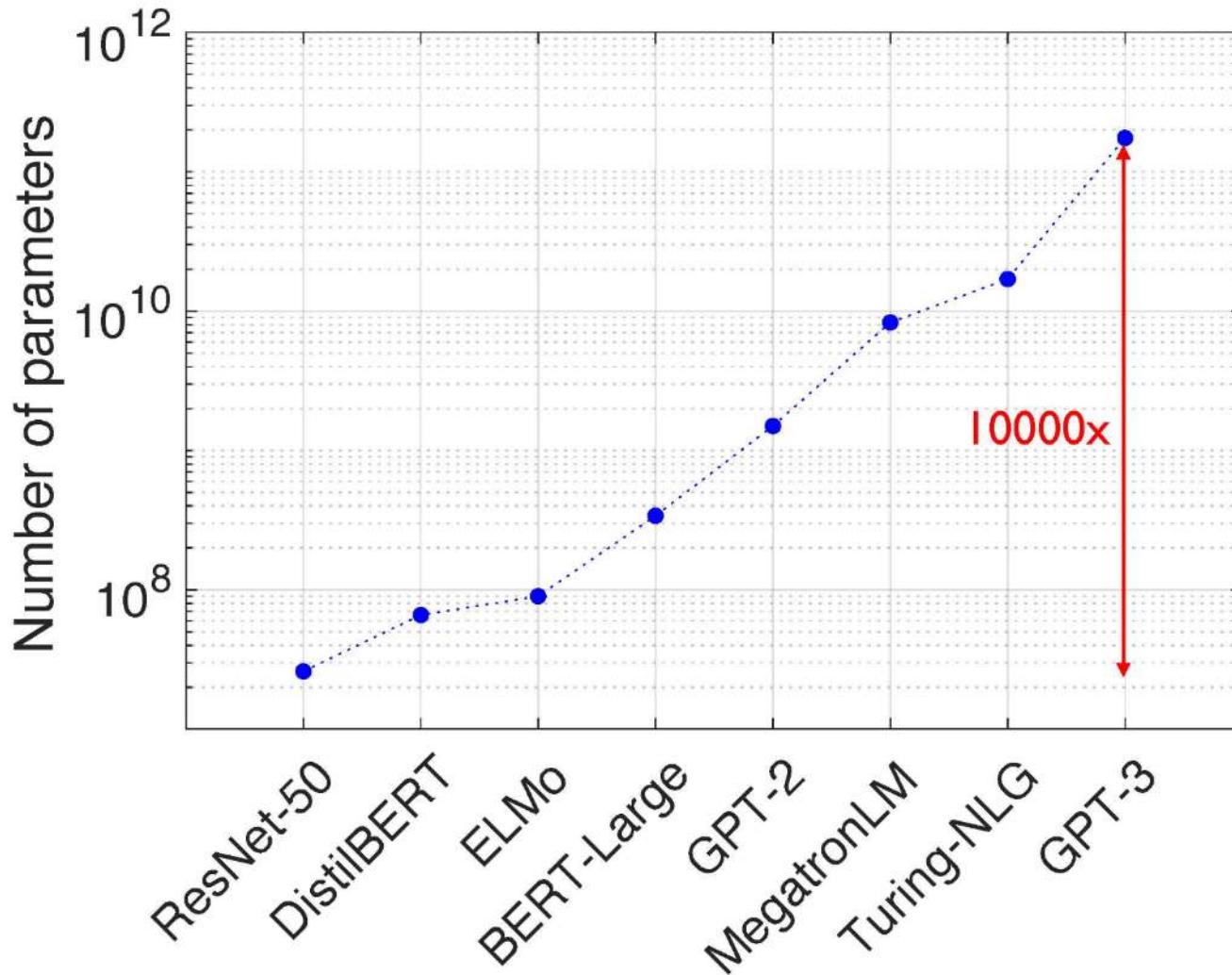
layers-parallelism



$F \approx$



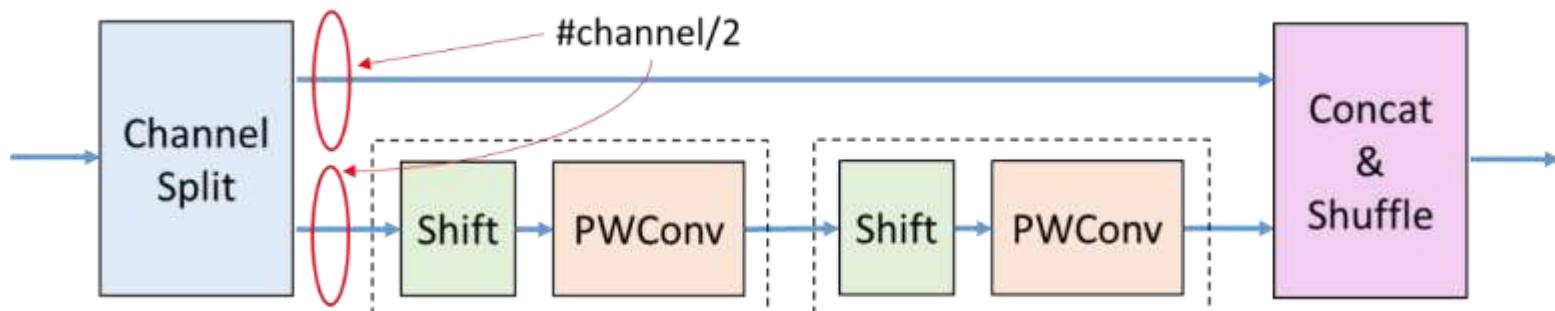
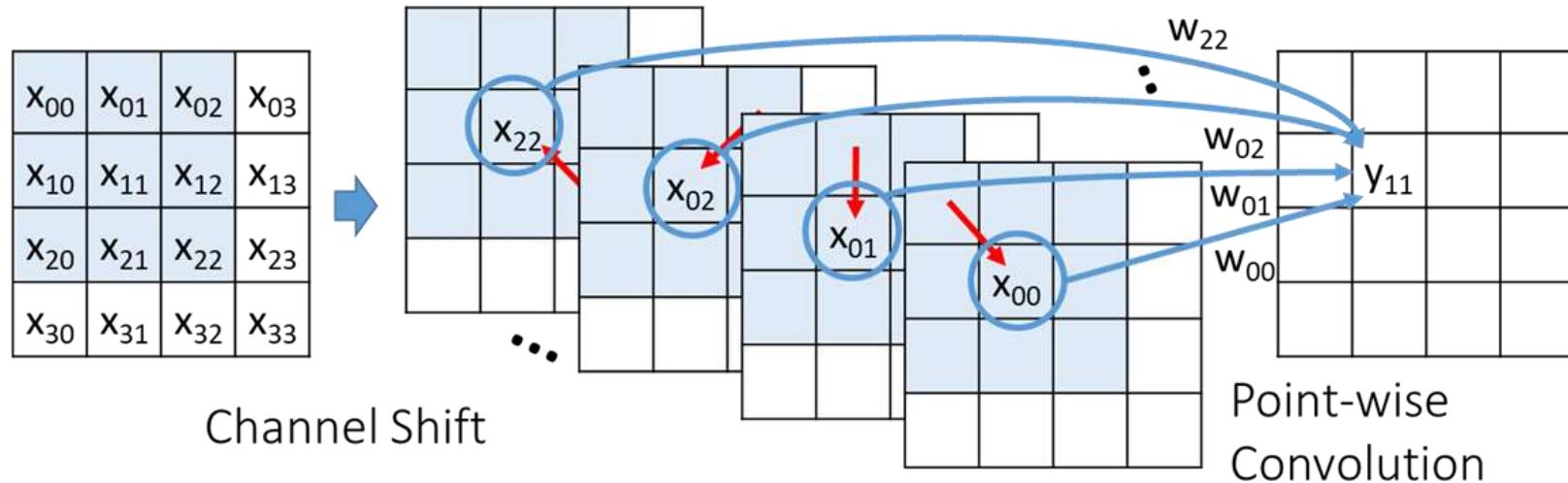
# 巨大モデルへの挑戦



# FPGA実装

(中原G)

CNNによる画像認識  
Split, Shift, Shuffle



# CPU, GPUとの比較

ImageNet2012 Classification Task



Platform	CPU	GPU	FPGA
Device	Xeon E5-2690	Tesla V100	Virtex US+ XCVU9P
Clock Freq.	2.6 GHz	1.53 GHz	0.3 GHz
Memory	32GB DDR4	16GB HBM2	9.49 MB BRAM
Throughput (FPS)	24.0	350.0	<b>3321.25</b>
Power (W)	95	295	<b>75</b>
Efficiency (FPS/W)	0.25	1.18	<b>44.28</b>

1秒に3000枚以上の画像を認識

→ 実時間の100倍以上

# GAFAMと真っ向勝負！

- 実環境（劇場、競技場）での評価  
プライバシが課題、コロナ禍でペンドィング
- オープンプラットフォームの構築
- 世界的な研究拠点に
  - ML×HPCワークショップの開催
  - 世界有力機関(I2R, TUMなど)との共同研究

研究協力者・ポスドク・学生  
募集中！

9月3～4日に「CREST AI合同ワークショップ」を開催しました。

佐藤チーム、落合チーム、花岡チーム、田中チームにご参加いただきました。

# 文献

- 超並列分散学習  
Kazuki Osawa, Yohei Tsuji, Yuichiro Ueno, Akira Naruse, Chuan-Sheng Foo, and Rio Yokota,  
“Scalable and Practical Natural Gradient for Large-Scale Deep Learning”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 2020.
- FPGA実装  
Hiroki Nakahara, Zhiqiang Que, Wayne Luk, “High-Throughput Convolutional Neural Network on an FPGA by Customized JPEG Compression,” FCCM, 2020, pp. 1-9.