

量子力学と技術の接点

量子ニューロコンピューティング Quantum neural computing

日本物理学会2008年度公開講座

兵庫県立大学 大学院工学研究科

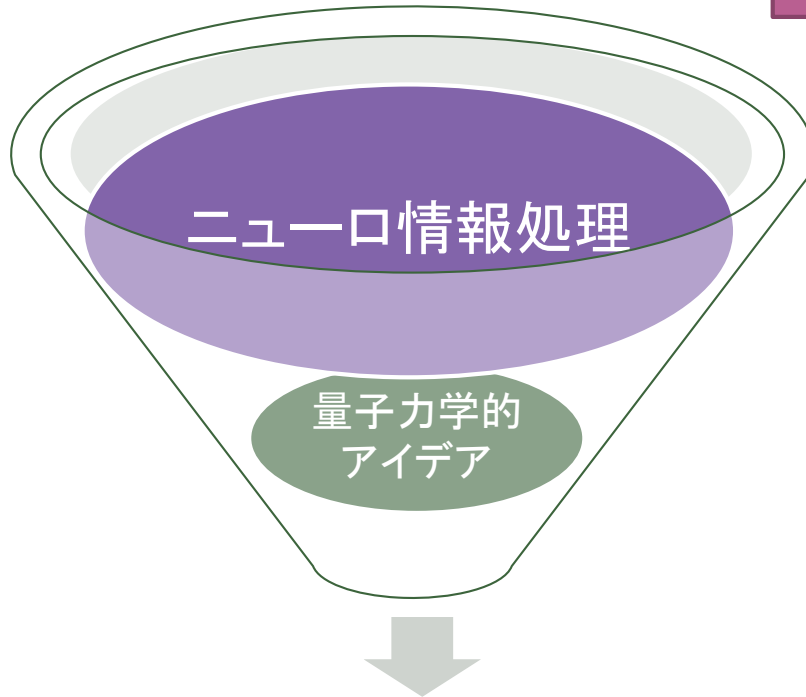
松井伸之

Graduate School of Engineering

University of Hyogo

量子ニューロコンピューティングとは？

ニューロ情報処理って？



脳・神経系に学んだ
(まねた)情報処理
⇒ニューロ
コンピューティング

ニューラル
ネットワーク
(神経回路網)

量子ニューロコンピューティング

量子ニューロコンピューティングの目的は？

脳に学んだニューロ情報処理(ニューロコンピューティング)

現在では情報処理の一大分野

- ・ 脳・神経系の機能解明研究
- ・ パターン認識やあいまいな情報処理
(モデルが立てにくい: 逐次的な記号処理を中心とする
従来のアルゴリズムは苦手)

ソフトな情報処理(ソフトコンピューティング)が可能
⇒ 産業界への応用(大抵はアナログ処理応用)
大いに期待

ニューラルネットワークの 情報処理威力

強力な特徴例の一つは:

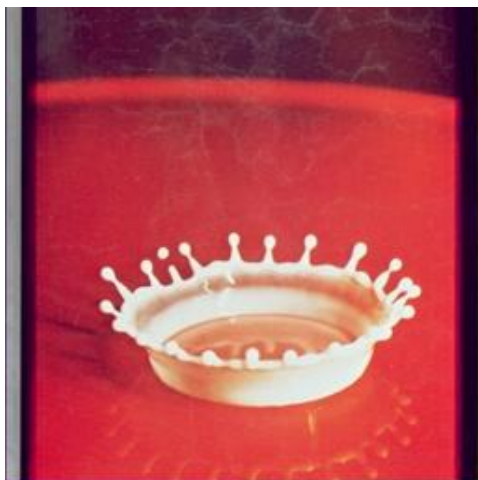
ヒトが勉強した経験例をもとに、未体験事例をも克服して処理するように⇒

- ・学習サンプルデータ例を与えるだけで、学習していないデータ(未学習データ)を処理
(汎化学習能力)
- ・事例を処理するためのモデル構築は不要

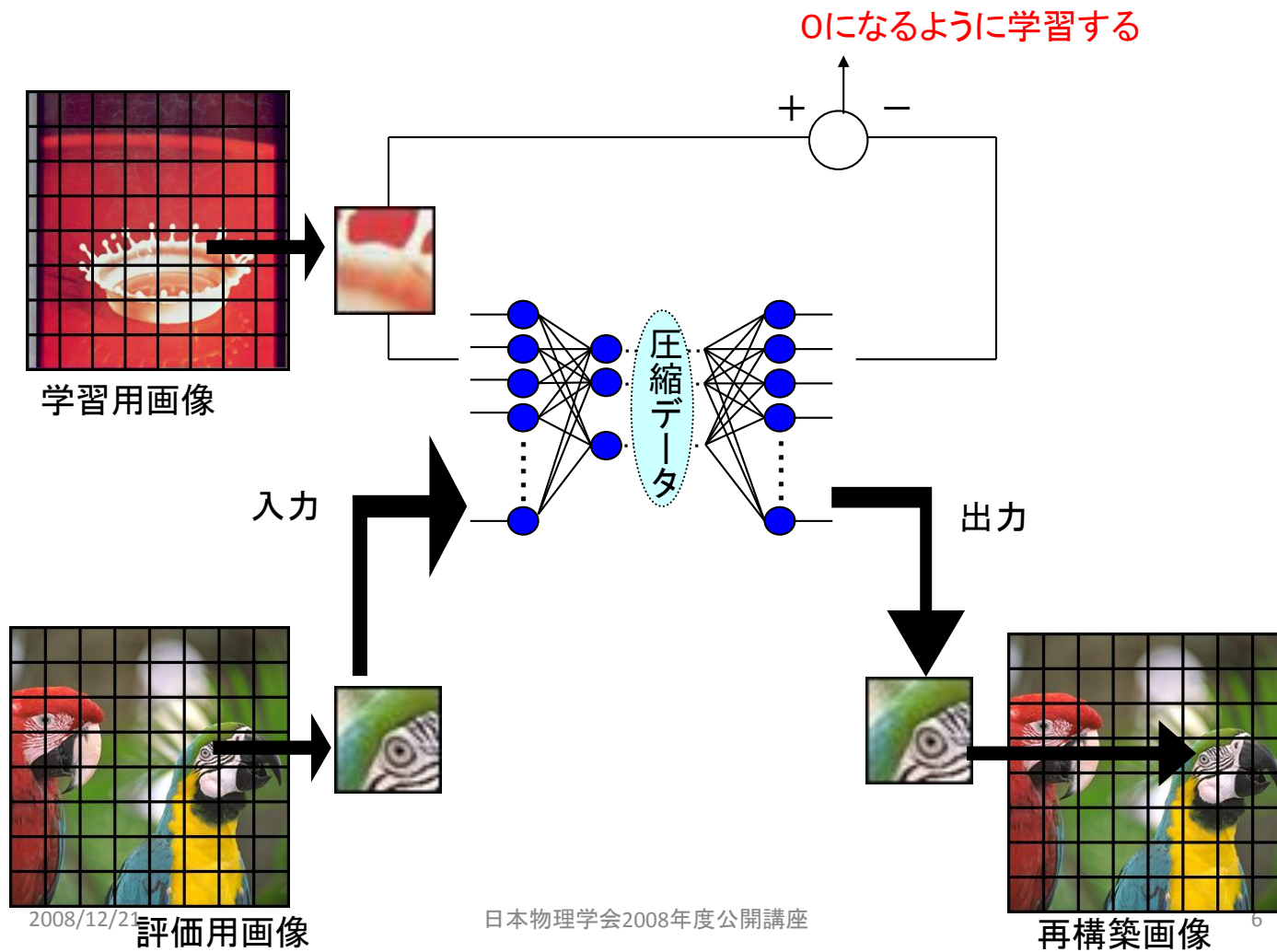
教えるだけで情報処理！

画像情報圧縮復元学習例

下図の色彩と図柄のみの
圧縮復元を学ぶだけで色
彩豊かな右図の圧縮復元
ができるのか？

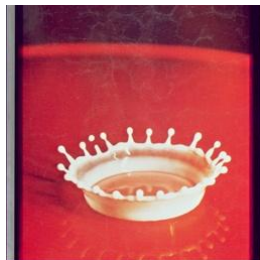


カラー画像圧縮学習問題の処理原理

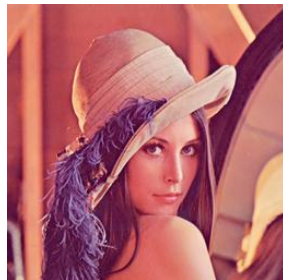


处理例

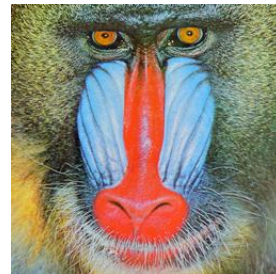
学習画像



未学習画像



①



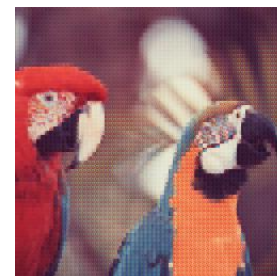
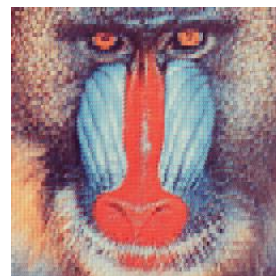
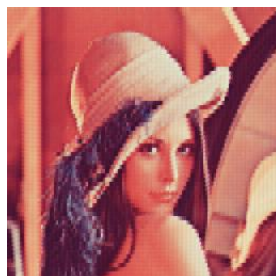
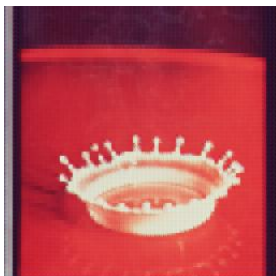
②



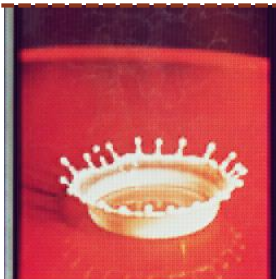
③

復元処理結果

実BP



四元数BP



2008/12/21

日本物理学会2008年度公開講座

7

量子ニューロコンピューティングの目的は？

産業界への応用（大抵はアナログ処理応用）が大いに期待



高信頼性・高速処理性能が必要

連想記憶容量増大、高機能性の創出 など。

様々な試みの中で

量子力学的描像（量子計算・量子情報）

がもたらす効果を期待できないか？

Quantum **Inspired** Neuro-Computing
(Quantum Neural network)

新たな量子アルゴリズムへの挑戦

内容

1. 量子ニューロコンピューティング小論

1.1 ニューロンと量子力学

1.2 様々な量子ニューラルネットワーク

2. 量子ビットニューラルネットワーク（具体例）

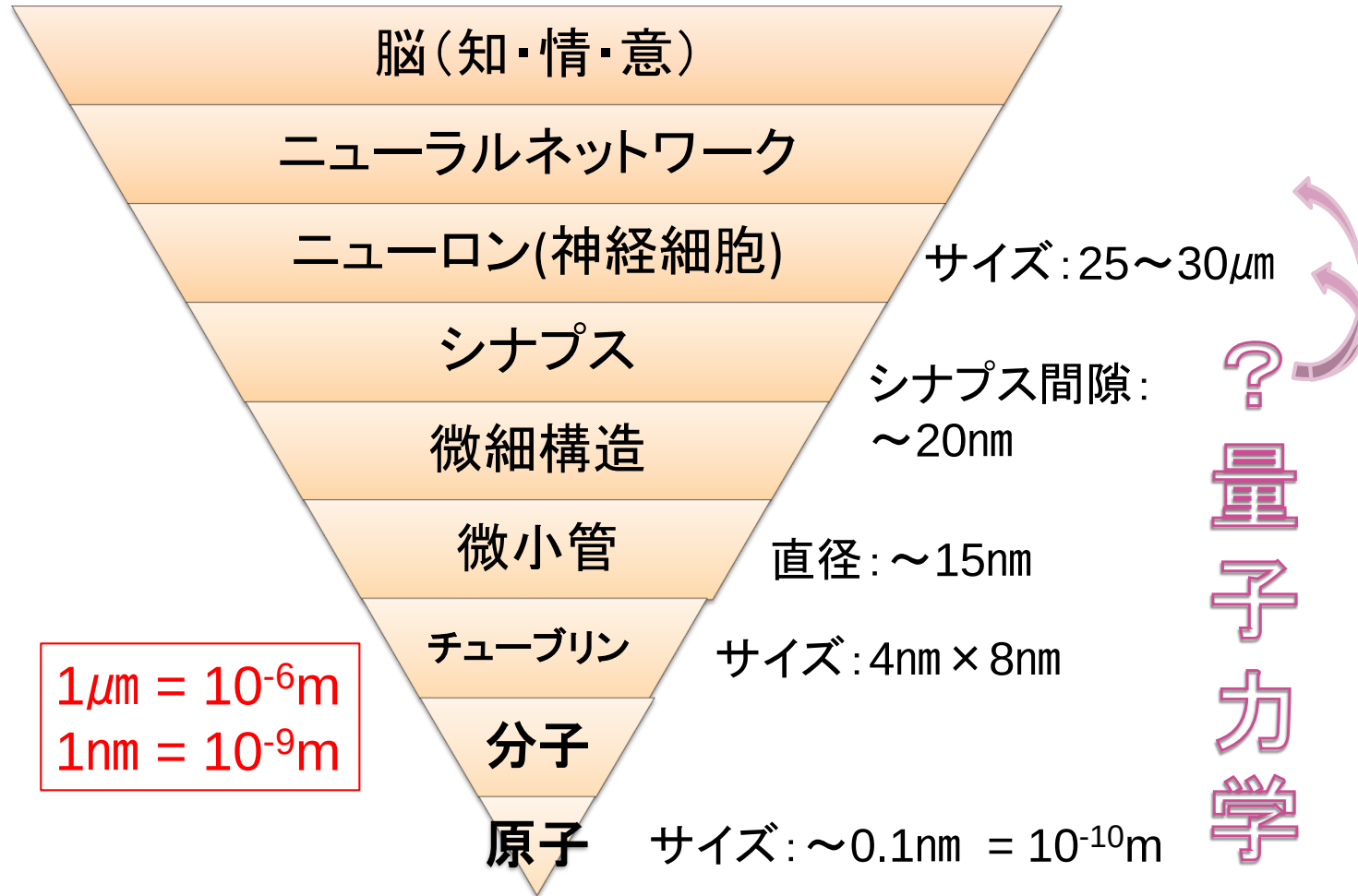
2.1 量子ビットニューロンとネットワーク

2.2 Nビットパリティチェックにおける性能評価

2.3 量子ビットNNは量子アルゴリズム例？

2.4 応用例 **Applications: Image processing, Iris data**

1.1ニューロンと量子力学



2008/12/21

日本物理学会2008年度公開講座

10

1.1ニューロンと量子力学

脳(知・情・意)

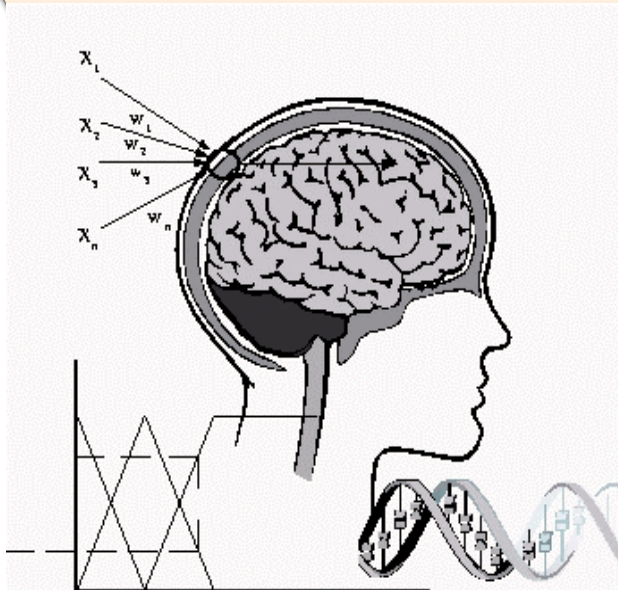
脳の情報処理

ワーク

ニューラルネットワークの
情報処理から



Turing モデルも
量子Turingモデル
もカオスもその他
いろいろ計算している？



分子

原子

1.1ニューロンと量子力学

脳(知・情・意)

ニューラルネットワーク

ニューロン

シナプス



Golgi染色

- ヒトの脳：ニューロン（神経細胞）
 $10^{10} \sim 10^{11}$ 個存在
- 大脳： 10^5 個/mm³ の
ニューロン密度の神経細胞網
延べ10kmの結合線
信号伝達速度：最大でも ~ 120 m/s

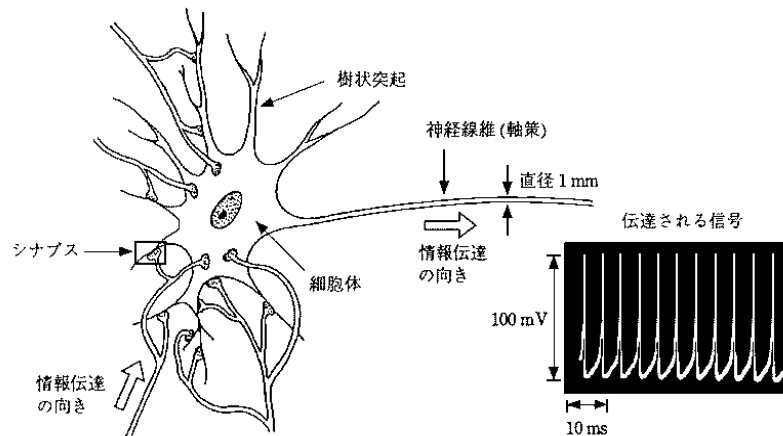
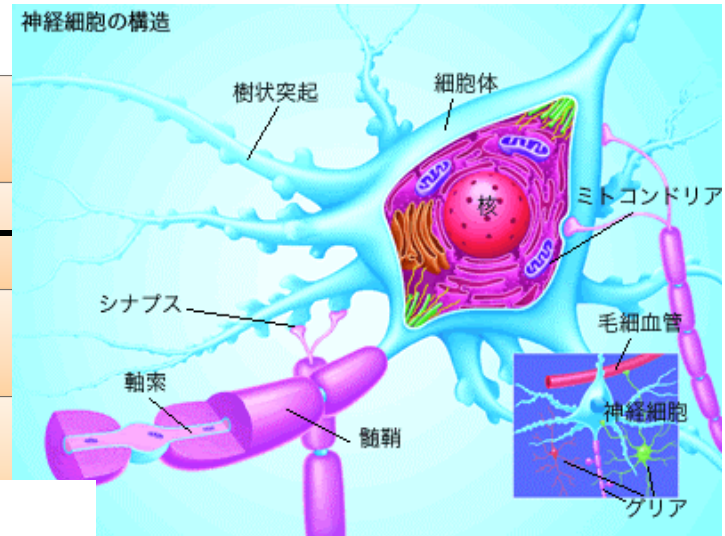
1.1ニューロンと量子力学

脳(知・情・意)

ニューラルネットワーク

ニューロン

シナプス



サイズ: $25\mu\text{m} \sim 30\mu\text{m}$
大脳: 10^5 個/ mm^3 の
ニューロン密度

1.1ニューロンと量子力学

脳(知・情・意)

ニューラルネット

ニューロン

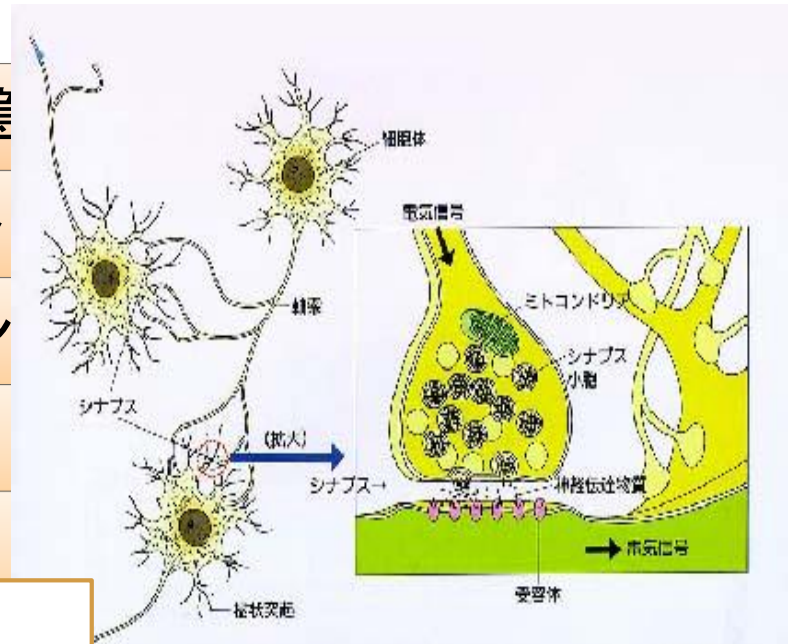
シナプス

学習・記憶の仕組み

⇒シナプス結合に

$$w(t+1) = w(t) + \Delta w,$$

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial \Phi}{\partial w}$$



シナプス間隙: ~20nm
化学物質の拡散で信号伝達
⇒アナログ処理

平均 10^4 個/ニューロンの
シナプス結合

1.1ニューロンと量子力学

脳(知・情・意)

ニューラルネットワーク

ニューロン

シナプス

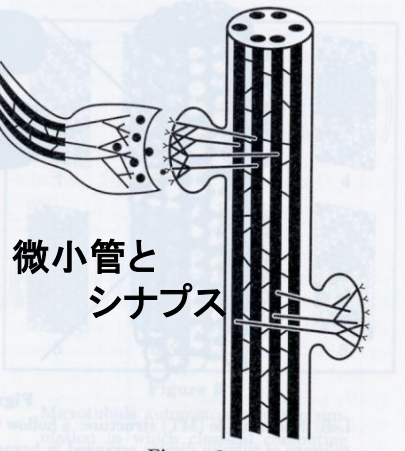
微細構造

微小管

チューブリン

分子

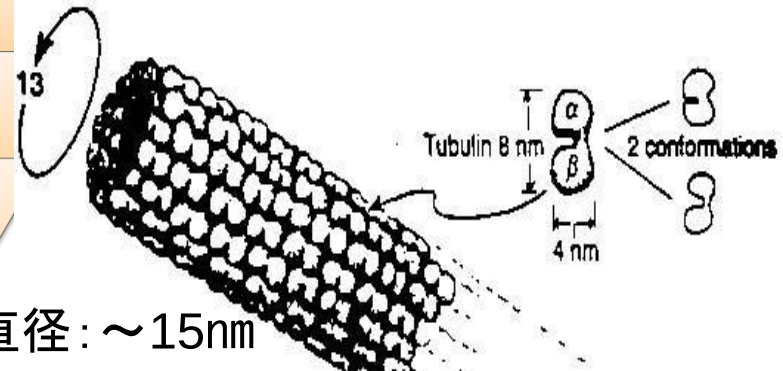
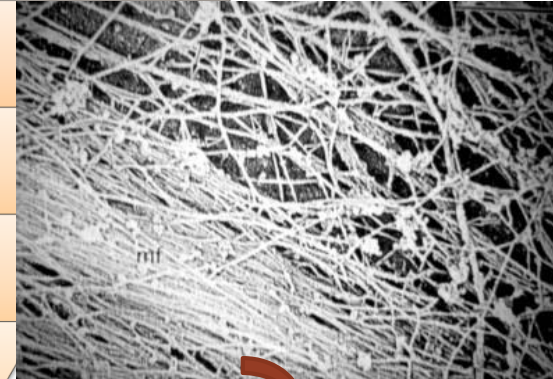
原子



微小管と
シナプス

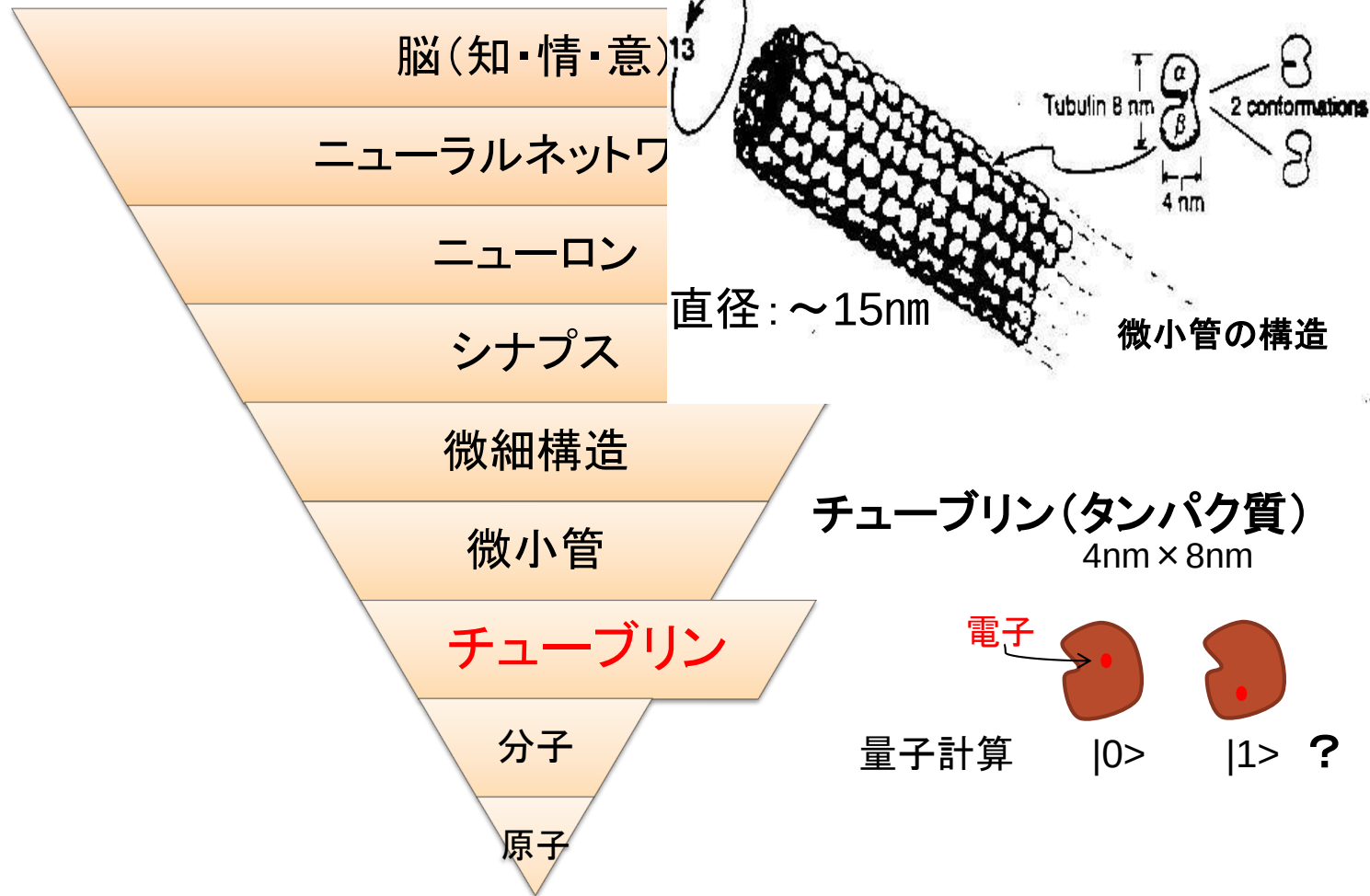
シナプス間隙
20nm

電子顕微鏡で見た微小管



微小管の構造

1.1 ニューロンと量子力学



1. 量子ニューロコンピューティング小論

1.1 ニューロンと量子力学

1906:ニューロン説[Cajal]と網状説[Golgi]で同時に
ノーベル生理医学賞

1925:量子力学(Heisenberg, Schrödinger)

1932:量子力学の数学的基礎(Neumann)

物心平行論の原理→量子力学の観測問題

→量子力学の提出した非決定的な世界像

→心・意識と量子力学の問題へ

1943:ニューロンモデル

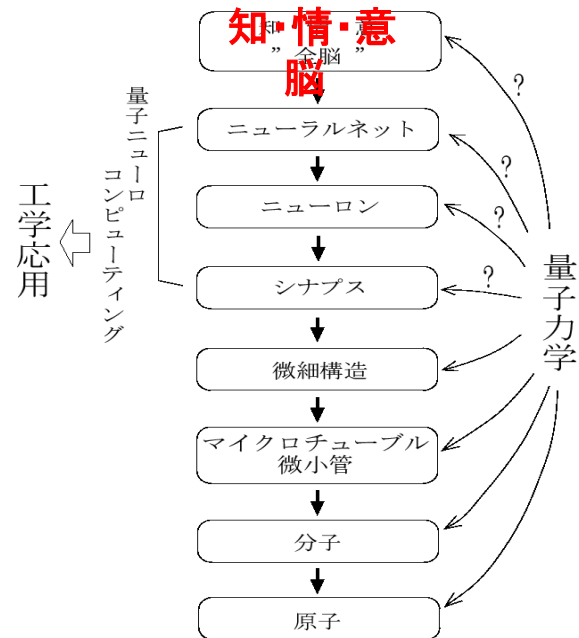
1944:生命とは何か(Schrödinger)

「遺伝子と量子状態」、

「原子・分子間の量子力学的相互作用に基づく秩序

→分子生物学」

1.1 ニューロンと量子力学



Neuroscience と Quantum computation
の専門ジャーナル NeuroQuantology
(2003年より) → 大変興味深い
Engineeringは？

2008/12/21

→ 心・意識と量子力学 脳量子理論へ

- ・「意識は量子の波動から」
(R.Penrose, 1989, The Emperor's New Mind)
- ・「ニューロン骨格を形成している微小管における非アルゴリズム的な量子計算に基づいて意識が！」 (S.Hameroff & R.Penrose, 1996)
- ・「脳活動の量子的側面と意識の役割」
(F.Beck, J.C.Eccles, 1992, 1994)
- ・「脳や生体組織の素過程を場の量子論の基本原則から正しく捉えようとした量子脳力学」 (梅沢1967, 高橋・梅沢1978, 79, 治部・安江1993)

etc.

{ 脳と心の量子論 (治部・安江, 講談社1998) }

{ No Matter, Never Mind, Proc. Toward a Science of Consciousness: Fundamental Approaches (Tokyo '99) K.Yasue, M.Jibu, T.D.Senta (eds.), John Benjamins. 2002 }

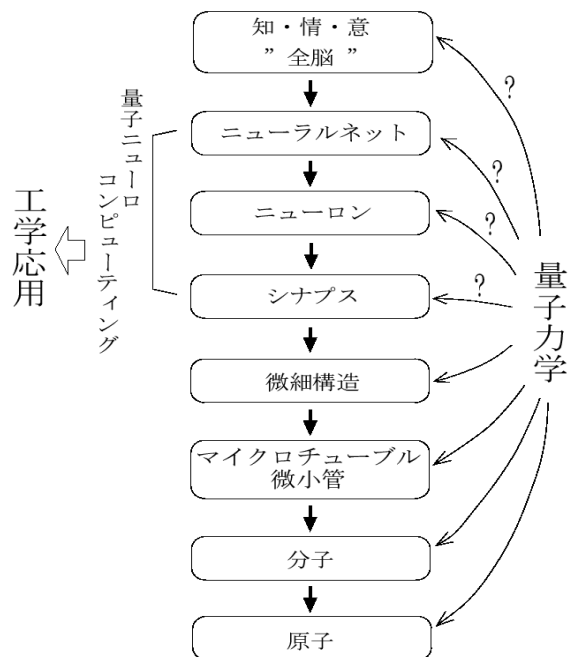
日本物理学会2008年度公開講座

18

1.1ニューロンと量子力学

S.C.Kak, 'On Quantum Neural Computing', Inf.Sci.83,1995

M.Perus, 'Neuro-Quantum Parallelism in Brain-Mind and Computers', Informatica, 20, 1996



量子力学の状態記述

$$\psi(r, t) = \sum_k C_k(t) \phi_k(r)$$

ニューロンの状態記述

$$q(r, t) = \sum_k c_k(t) v_k(r)$$

形式的な

類似性 ? ← 量子ニューロの拠所

↑ マクロ系の量子力学 ?
(ソフトウェア的)

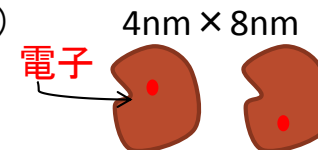
シナプス ~ 20 nm

(ハードウェア的)

↓ 量子力学

微細構造

微小管 直径 ~ 15nm
チューブリン (タンパク)



量子計算 $|0\rangle$ $|1\rangle$?

量子ニューロに期待できる優位な性能は？

ニューラルネットワークの潜在能力を高度に引き出す可能性

- ・指数的記憶容量
- ・より少ない隠れ層(中間層)ニューロン数で高学習性能の実現
- ・より速い学習
- ・パターン不干渉による破局的忘却の除去
- ・線形非分離問題の単層ネットワークによる解法
- ・無配線
- ・処理速度(10^{10} bits/s)
- ・小さなスケール(10^{11} neurons/mm³)
- ・高い安定性と信頼性 etc.

(Quantum neural network, Series”Studies in Fuzziness and Soft Computing”, Vol.45, Ch.11, (2000) Future directions for Intelligent systems and Information Science), Alexandr A.Ezhov & Dan Ventura

量子力学とニューラルネットワークの 主概念

量子力学	ニューラルネットワーク
波動関数 (wave function)	ニューロン (neuron)
重ね合せ(コヒーレンス) (superposition[coherence])	内結合(結合荷重) (interconnections[weights])
測定(デコヒーレンス) (measurement[decoherence])	アトラクターへの収束 (evolution to attractor)
エンタングルメント(絡み合い) (entanglement)	学習則 (learning rule)
ユニタリー変換 (unitary transformations)	ゲイン関数(変換) (gain function[transformation])

内容

1. 量子ニューロコンピューティング小論

1.1 ニューロンと量子力学

1.2 様々な量子ニューラルネットワーク

2. 量子ビットニューラルネットワーク（具体例）

2.1 量子ビットニューロンとネットワーク

2.2 Nビットパリティチェックにおける性能評価

2.3 量子ビットNNは量子アルゴリズム例？

2.4 応用例 **Applications: Image processing, Iris data**

量子ニューロに用いられる様々な量子アナロジー

モデル	ニューロン	結合	変換	ネットワーク	ダイナミクス
Peruš	量子的	グリーン関数	線形	時間順序的	アトラクタ収束
Chrisley	古典的(スリット ポジション)	古典的(スリット ポジション)	非線形 (重ね合せ)	階層型	非重ね合せ的
Behrman et al.	時間スライス 量子的	フォノン相互 作用	非線形(ポ テンシャル)	時空間的	Feynman経路 積分
Goertzel	古典的	量子的	非線形	古典的	Feynman経路 積分
Menneer, Narayanan	古典的	古典的	非線形	多世界単一 ネットワーク群	古典的
Ventura	量子ビット (qubit)	エンタングル メント		多世界単一モ ジュール群	ユニタリと非ユ ニタリ変換的
Matsui et al.	量子ビット (qubit)	量子的		量子回路対応	ユニタリと非ユ ニタリ変換的
Sato et al.	量子ビット (qubit)	量子的			断熱的变化

2008/12/21

日本物理学会2008年度公開講座

23

様々な量子ニューラルネットワーク

- Shorの量子アルゴリズムに刺激されたニューロコンピューティングの初期の研究例

ニューロン状態記述と量子状態記述の類似性の対応の観点から

- S.C.Kak, 'On Quantum Neural Computing', Inf.Sci.83,1995
- M.Perus, 'Neuro-Quantum Parallelism in Brain-Mind and Computers', Informatica, 20, 1996

量子ドット分子を基盤とした観点から

- E.C.Behrman et al., 'A Quantum Dot Neural Network', Proc.,Phys.Computation,1996

量子力学の多世界解釈の観点から

- T.S.I.Menneer et al., 'Quantum-inspired neural networks', Technical report, Univ.Exeter, 1995
- D.Ventura et al., 'An Artificial Neuron with Quantum Mechanical Properties', Proc. ICNNG, 1997

量子回路対応の観点から

- 松井, 高井, 西村, '量子描像ニューロンに基づく量子回路対応ネットワークモデル', 電信論, J81-A, 1998
- 幸田, 松井, 西村, '量子ビットニューロンによる階層型ネットワーク', 電信論, J85-D-II, 2002

量子描像のアイデアはニューロ情報処理の高信頼性と高速処理(処理ステップ数の減少)をもたらしている (たとえ理論的見地からはQuantum computing とは ほど遠いとしても)

ニューロコンピューティングに量子描像を取り入れるにしても

情報処理素子 ニューロン(神経細胞)

量子力学的対象？

確固たる理論的基盤ない！

**Neuro分野でも、“Quantum”量子力学描像は
まだまだ定着していない**

参考：脳の情報処理能力

入力	出力
視覚：1000万ビット/sec	黙読：45ビット/sec
聴覚：10万ビット/sec	音読：30ビット/sec
触覚：100万ビット/sec	校正：18ビット/sec
味覚：1000ビット/sec	タイプ：16ビット/sec
嗅覚：10万ビット/sec	ピアノ演奏：23ビット/sec
	2つの数の足し算掛け算： 12ビット/sec
	ものを数える：3ビット/sec

内容

1. 量子ニューロコンピューティング小論

1.1 ニューロンと量子力学

1.2 様々な量子ニューラルネットワーク

2. 量子ビットニューラルネットワーク（具体例）

2.1 量子ビットニューロンとネットワーク

2.2 Nビットパリティチェックにおける性能評価

2.3 量子ビットNNは量子アルゴリズム例？

2.4 応用例 **Applications: Image processing, Iris data**

2.1 Qubit Neuron

ニューロンの量子状態記述

Qubit : 2量子状態で表される 'bit' に相当する単位

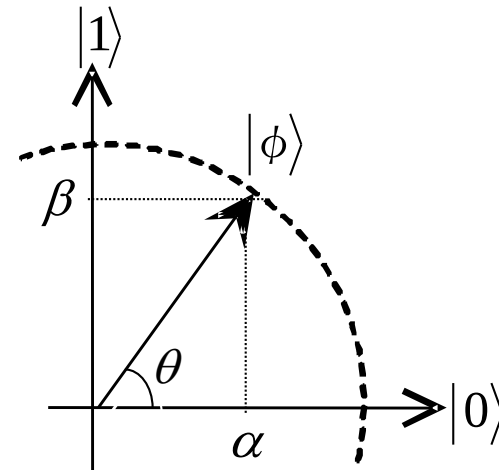
$$|\phi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1)$$



ニューロン状態を複素平面における単位円周上の一点の位相としてとらえる.

$$\phi = f(\theta) = e^{i\theta} = \cos \theta + i \sin \theta$$

実部($\cos \theta$) : state $|0\rangle$ の確率振幅
虚部($\sin \theta$) : state $|1\rangle$ の確率振幅

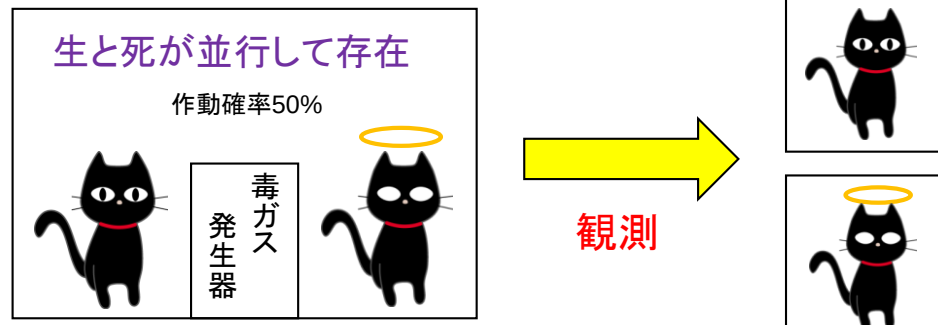


State $|0\rangle \rightarrow$ ニューロンの非発火状態 ($\theta = n\pi$)
State $|1\rangle \rightarrow$ ニューロンの発火状態 ($\theta = (n + 1/2) \pi$)

量子力学をマクロ(巨視的)な系に適用？

シュレディンガーの猫

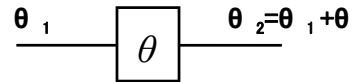
- 箱の中の猫は生きている状態と死んでいる状態が重ね合わさった状態(状態の重ね合わせ)
- 箱の蓋を開けて観測することでどちらか一方の状態に決定



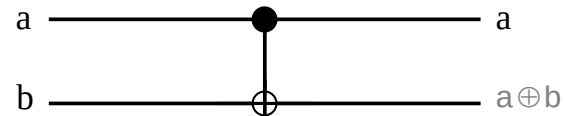
ニューロンの興奮(発火)状態と非興奮(非発火)状態の重ね合わせ

量子ゲート

1ビット回転ゲート



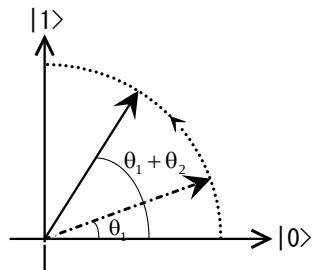
2ビット制御 NOT ゲート



↓ 複素数表現 $f(\theta) = e^{i\theta}$

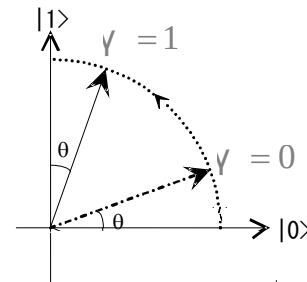
1ビット回転ゲート演算

$$f(\theta_1 + \theta_2) = f(\theta_1) \cdot f(\theta_2)$$

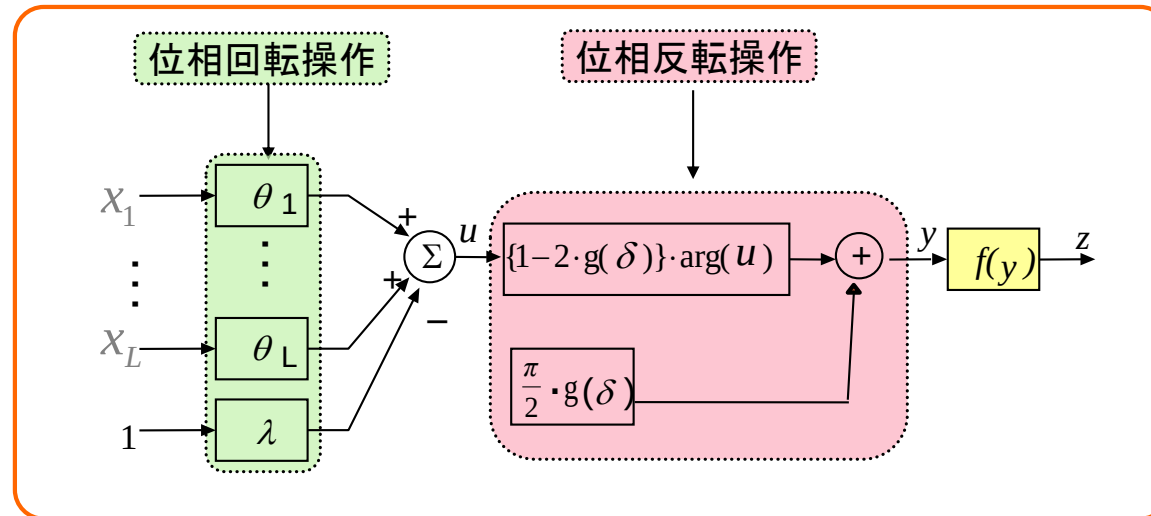


2ビット制御NOTゲート演算

$$f\left\{\frac{\pi}{2}\gamma + (1-2\gamma)\theta\right\} = \begin{cases} \sin \theta + i \cos \theta & (\gamma = 1) \text{ (反転)} \\ \cos \theta + i \sin \theta & (\gamma = 0) \text{ (無反転)} \end{cases}$$



量子ビットニューロンモデル

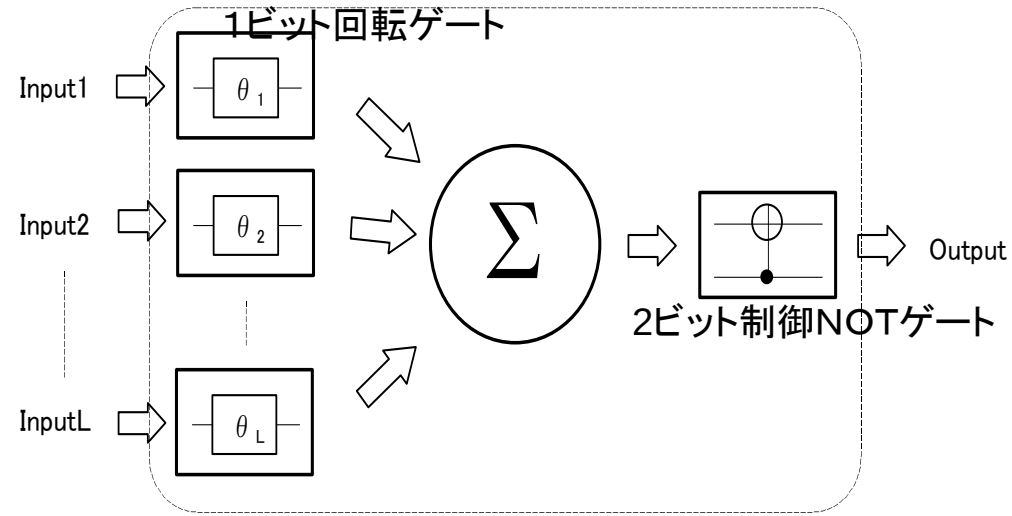


$$u = \sum_l^L f(\theta_l) \cdot x_l - f(\lambda)$$

$$= \sum_l^L f(\theta_l) \cdot f(y_l) - f(\lambda)$$

$$y = \frac{\pi}{2} \cdot \frac{1}{1 + e^{-\delta}} + (1 - 2 \cdot \frac{1}{1 + e^{-\delta}}) \cdot \arg(u)$$

$$z = f(y)$$



量子状態 ⇒ 複素関数表示

⇒ 量子ゲート

- ・ 回転演算 ⇔ 回転ゲート

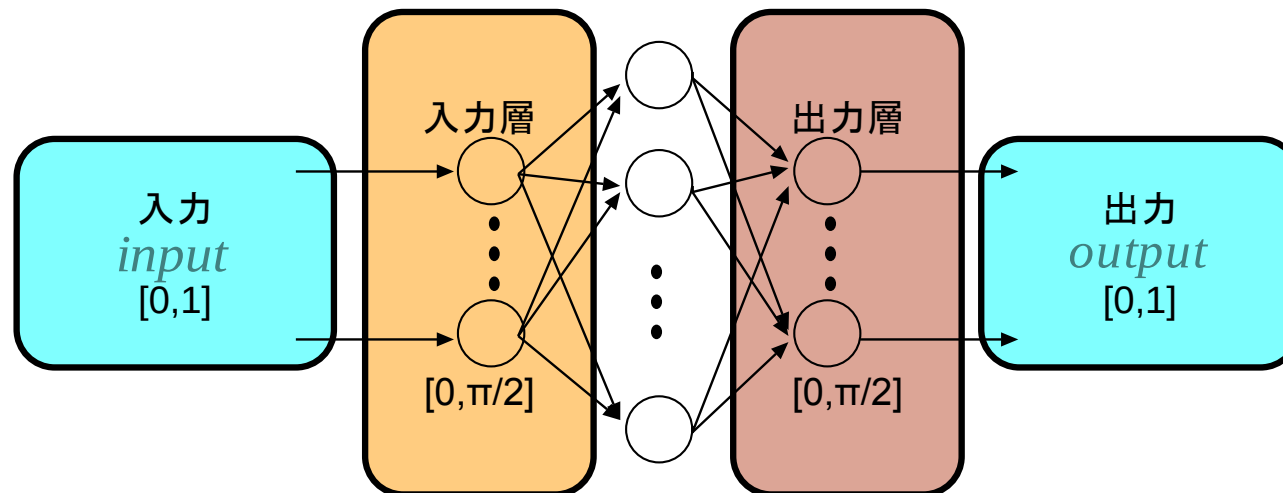
- ・ 反転演算 ⇔ 制御NOTゲート



回転演算、反転演算の能力を有する
量子ビットニューロンモデル

Qubit-inspired neural network

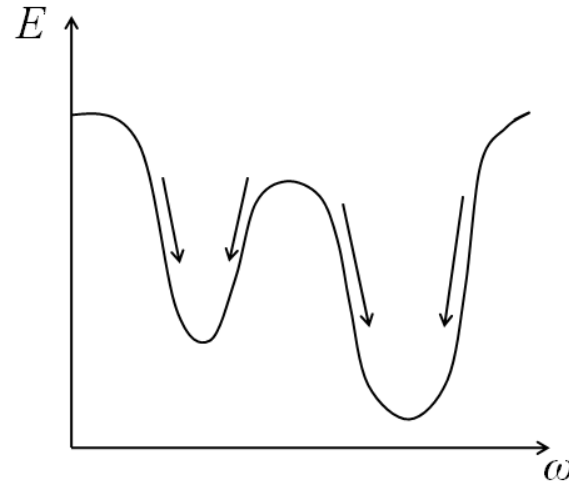
Network Input / Output



入力層ニューロンの出力 : $z^I = f\left(\frac{\pi}{2} \text{input}\right)$
ネットワークの出力 : $\text{output} = |\text{Im}(z^O)|^2$ **確率解釈**

学習

誤差逆伝搬法



E : 総2乗誤差

ω : 結合荷重, しきい値

実際の出力と教師信号の誤差が最小になるように
結合荷重としきい値を更新する

$$\text{更新式: } \omega_{l,k}^{\text{new}} = \omega_{l,k}^{\text{old}} - \eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{l,k}^{\text{old}}}$$

内容

1. 量子ニューロコンピューティング小論

1.1 ニューロンと量子力学

1.2 様々な量子ニューラルネットワーク

2. 量子ビットニューラルネットワーク（具体例）

2.1 量子ビットニューロンとネットワーク

2.2 N ビットパリティチェックにおける性能評価

2.3 量子ビットNNは量子アルゴリズム例？

2.4 応用例 Applications: Image processing, Iris data

Nビットパリティチェック問題

- 出力は入力の XOR (排他的論理和)
- 学習パターンは 2^N 通り
- L_{upper} 回以内の学習で総2乗誤差が E_{lower} 未満になれば学習成功
- 試行回数は100回

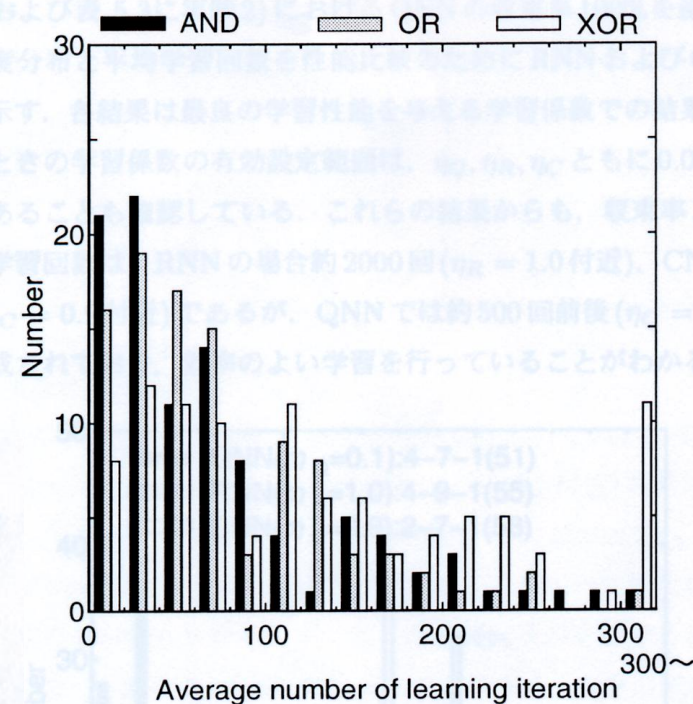
学習成功率: 100回の試行において, 学習が成功した
試行数の割合

平均学習回数: 試行100回における学習回数の平均値
失敗時の学習回数は L_{upper}

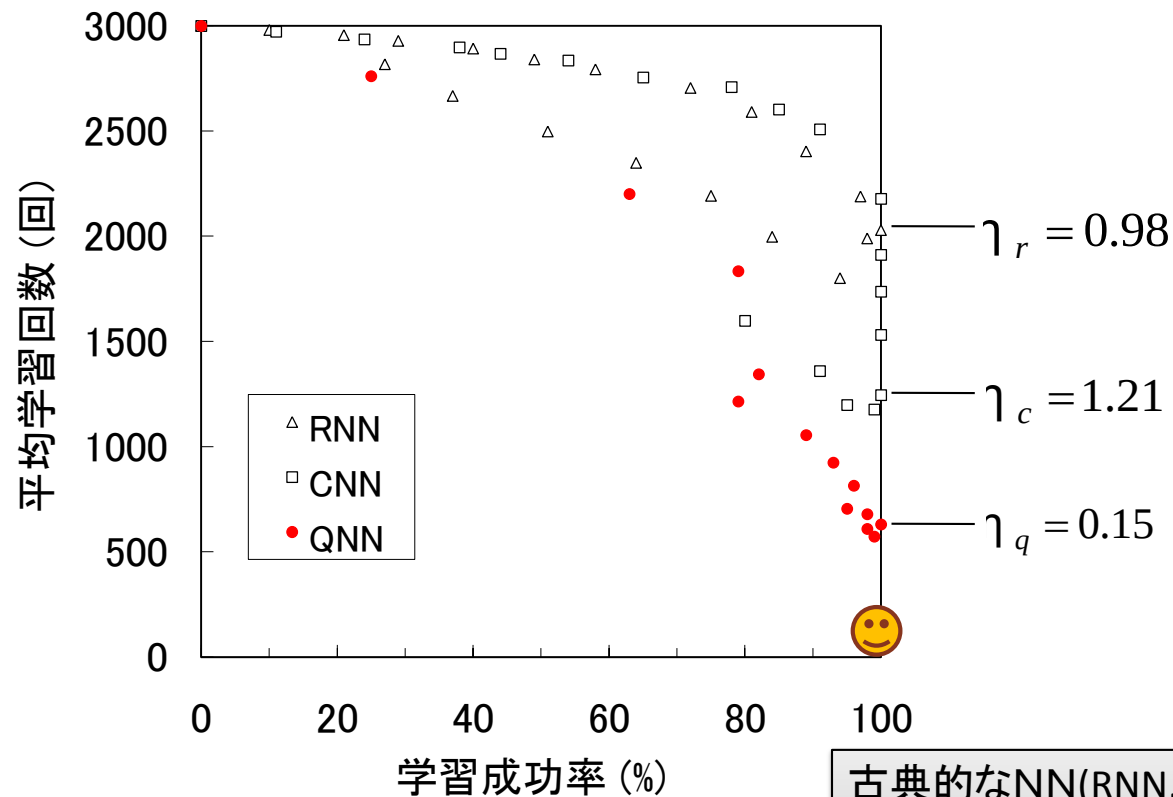
Qubit NNの基本論理演算学習 処理結果

表 5.2 基本論理演算学習結果 (QNN, 学習係数 $\eta = 0.80$)

問題	平均学習回数 (回)	収束率 (%)	最小学習回数 (回)	最大学習回数 (回)
AND	75.0	100	1	340
OR	74.5	100	4	335
XOR	141.5	100	2	745

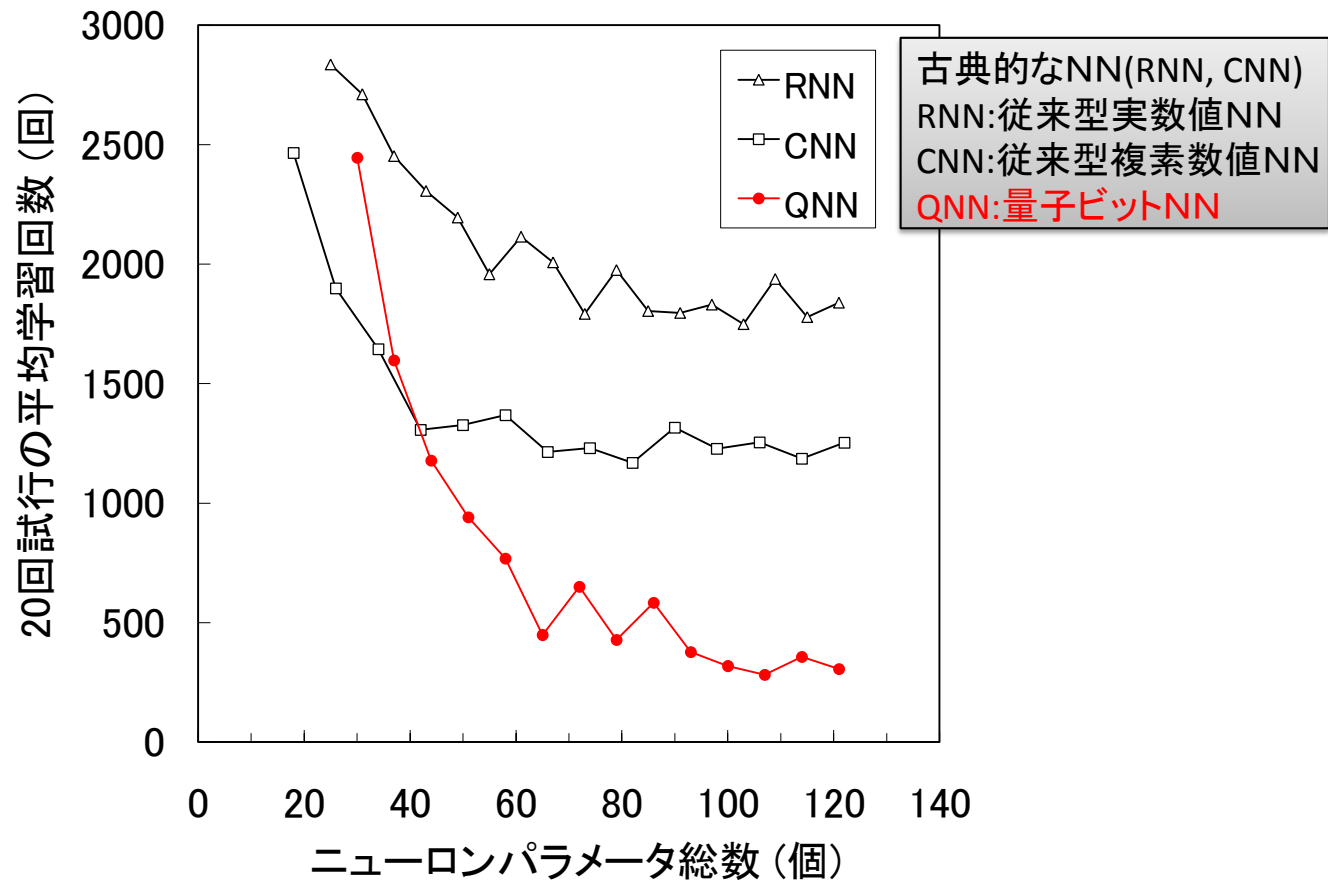


古典的な実数値 NNでは
~平均1500回
(NN: Neural Network)



4ビットパリティチェックの実験結果

古典的なNN(RNN, CNN)
RNN:従来型実数値NN
CNN:従来型複素数値NN
QNN:量子ビットNN

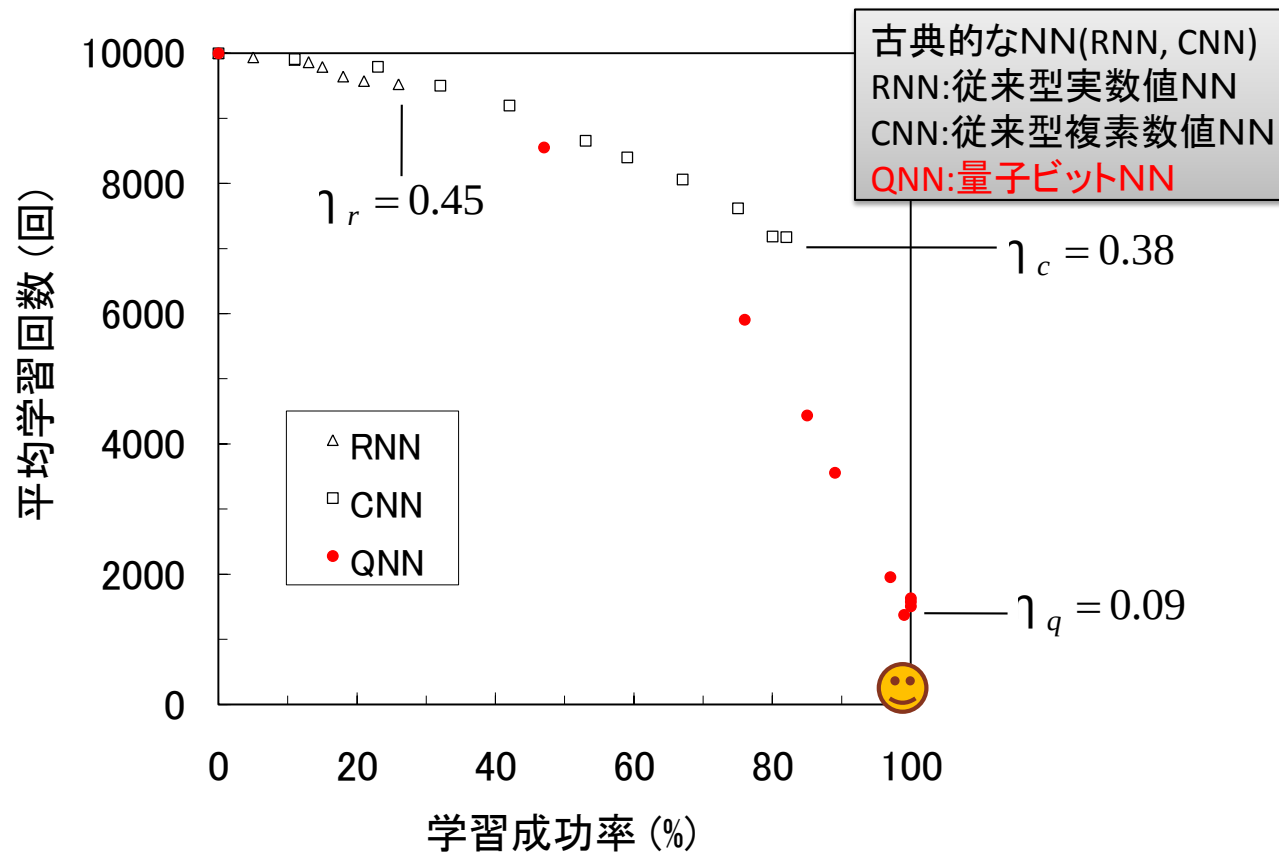


4ビットパリティチェックの実験結果

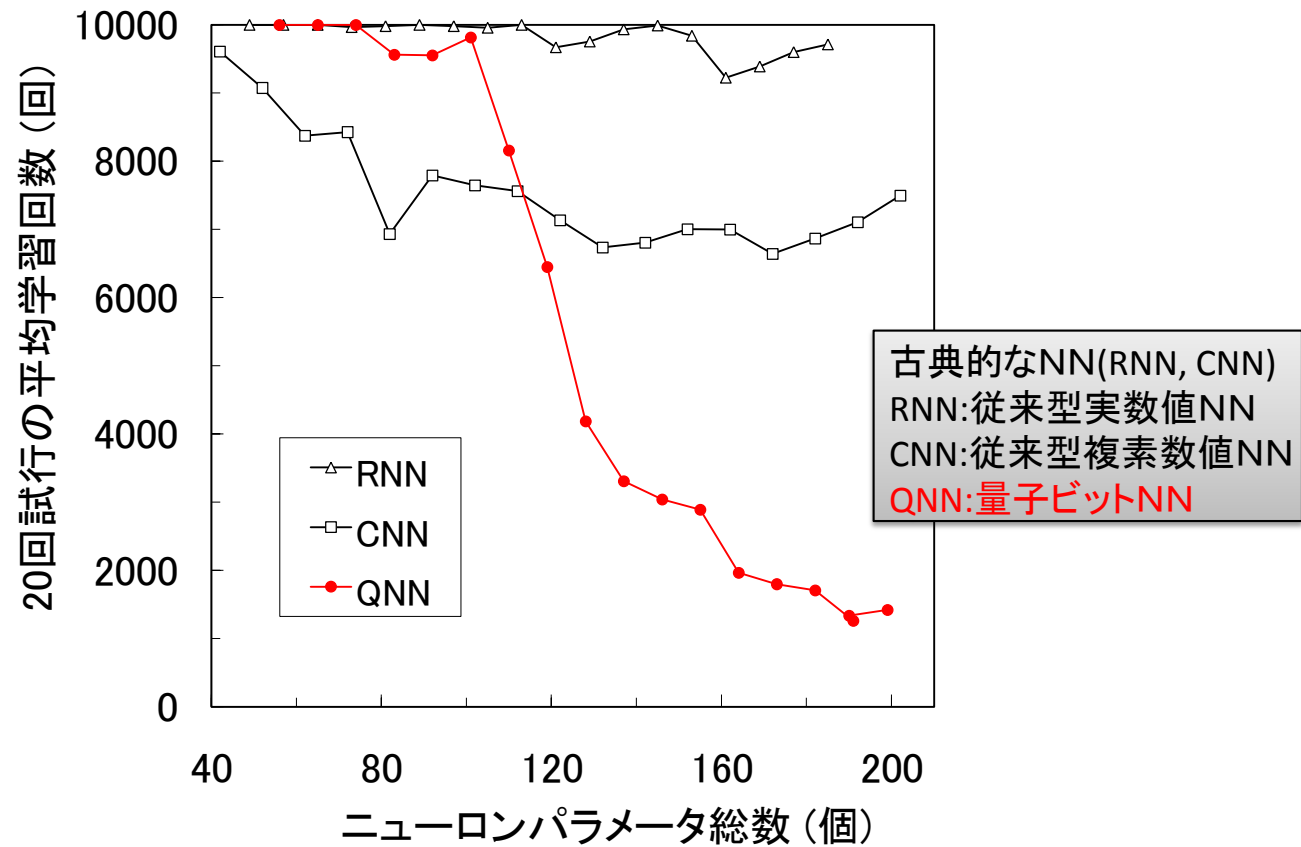
2008/12/21

日本物理学会2008年度公開講座

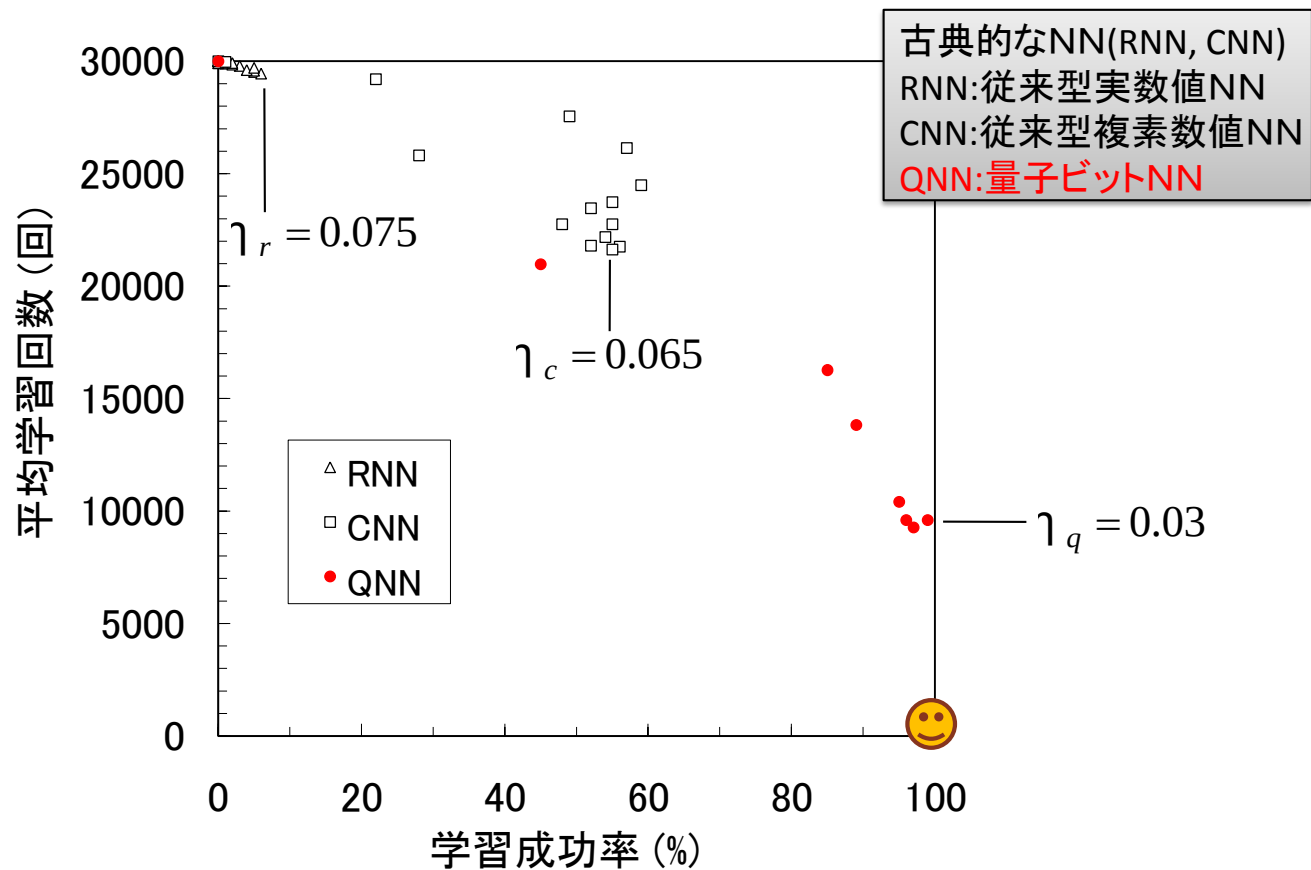
39



6ビットパリティチェックの実験結果



6ビットパリティチェックの実験結果

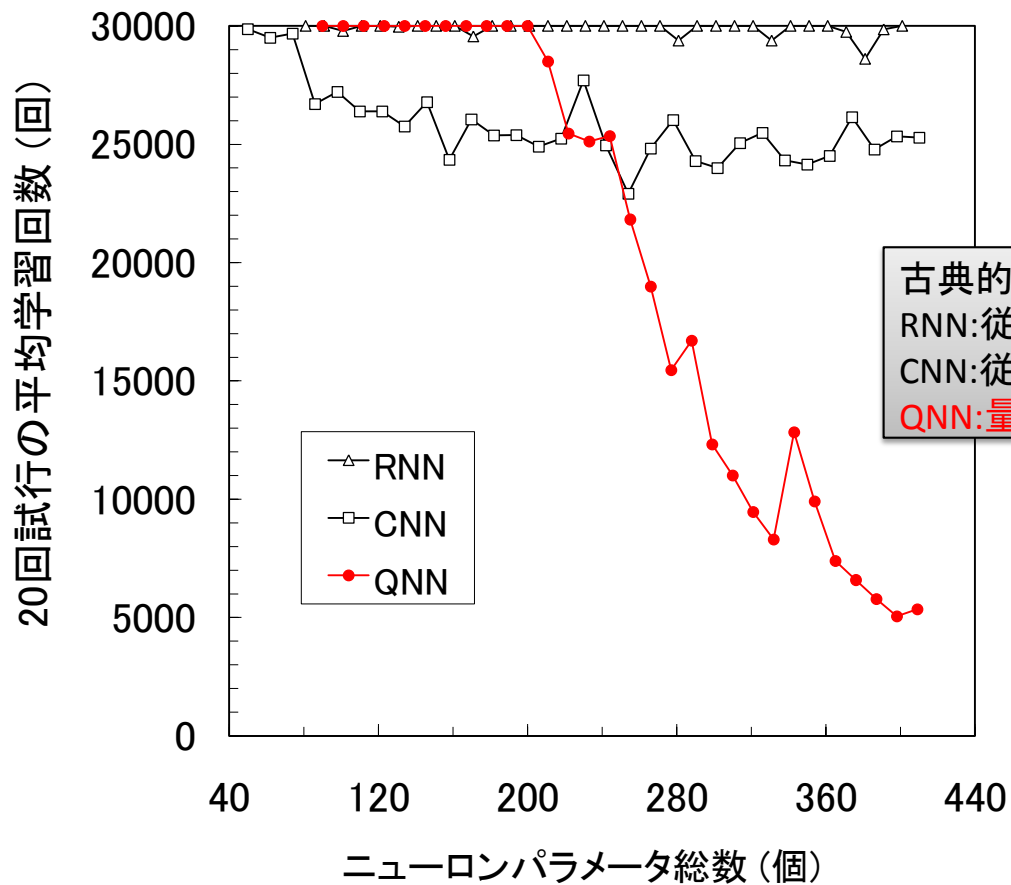


8ビットパリティチェックの実験結果

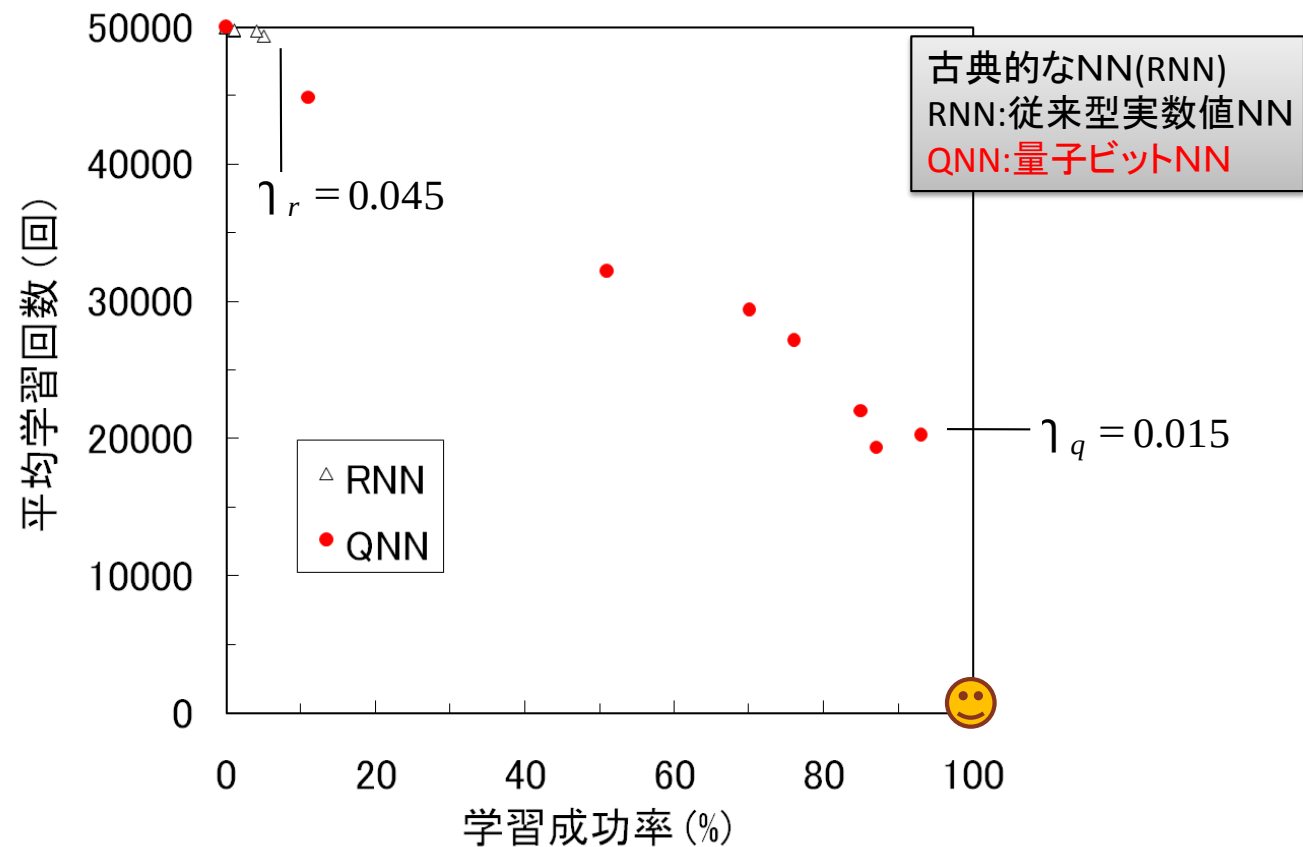
2008/12/21

日本物理学会2008年度公開講座

42



8ビットパリティチェックの実験結果



9ビットパリティチェックの実験結果

2008/12/21

日本物理学会2008年度公開講座

44

内容

1. 量子ニューロコンピューティング小論

1.1 ニューロンと量子力学

1.2 様々な量子ニューラルネットワーク

2. 量子ビットニューラルネットワーク（具体例）

2.1 量子ビットニューロンとネットワーク

2.2 Nビットパリティチェックにおける性能評価

2.3 量子ビットNNは量子アルゴリズム例？

2.4 応用例 Applications: Image processing, Iris data

Qubit NNの性能向上は量子計算導入効果か？

① Qubit NNの優位性は複素数値化に起因するのか？

② Qubit NNの優位性は量子重ね合せ状態に起因するのか？

$$(\text{式 } |\phi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle)$$

③ Qubit NNの優位性は確率解釈に起因するのか？

$$(\text{式 } output_n = |\text{Im}(x_n^O)|^2)$$

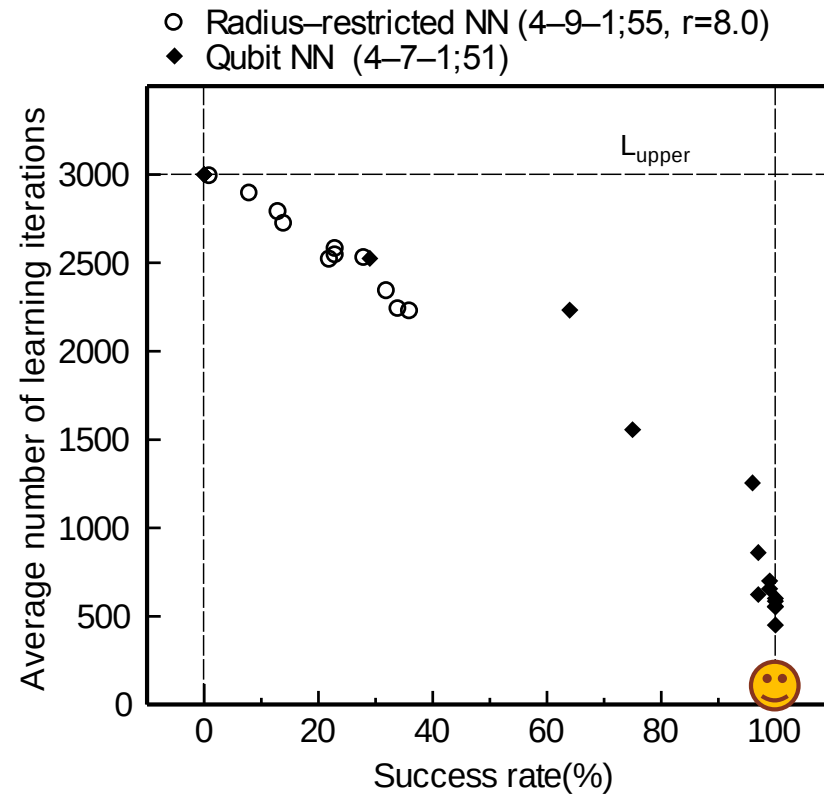
Qubit NNの優位性と
複素数値化 (①)

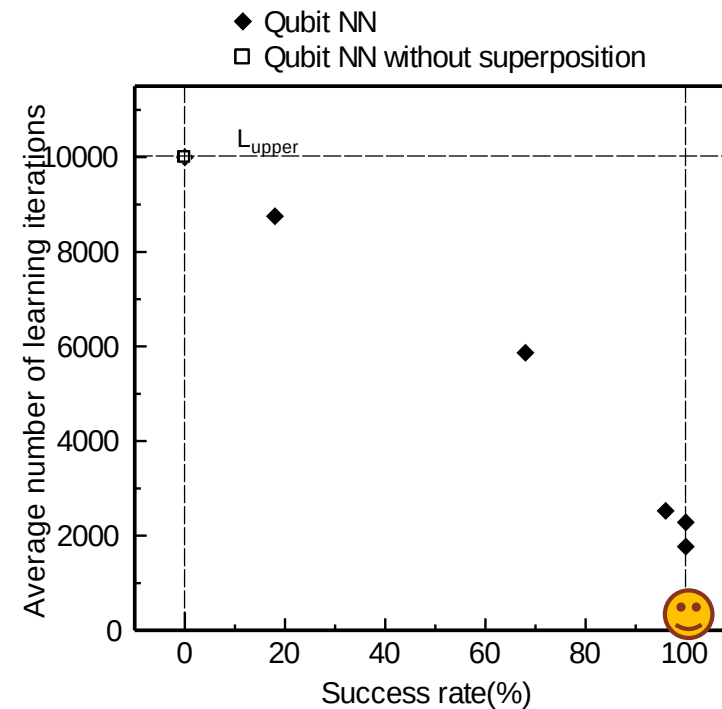
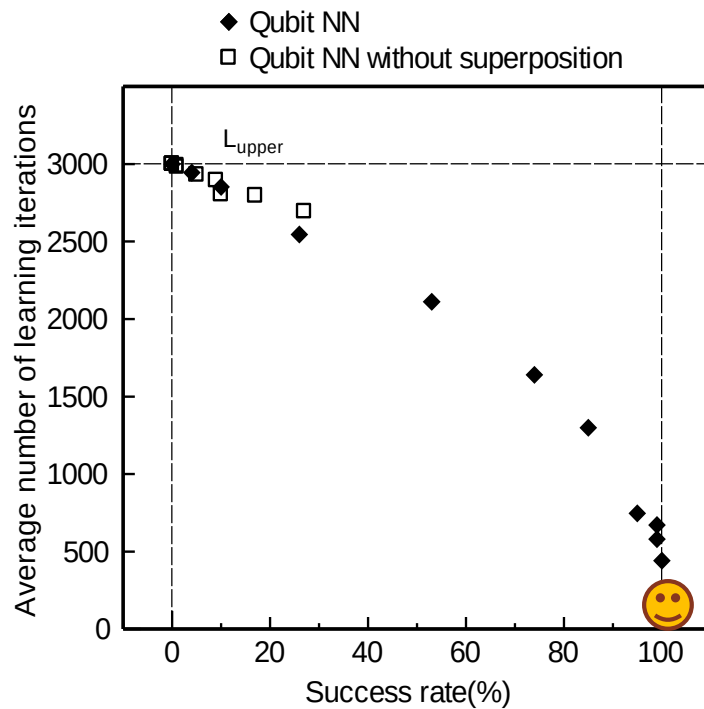
4-ビットパリティチェック
での比較結果

(学習打ち切り条件 :

$E_{lower}=0.005$, $L_{upper}=3,000$

)

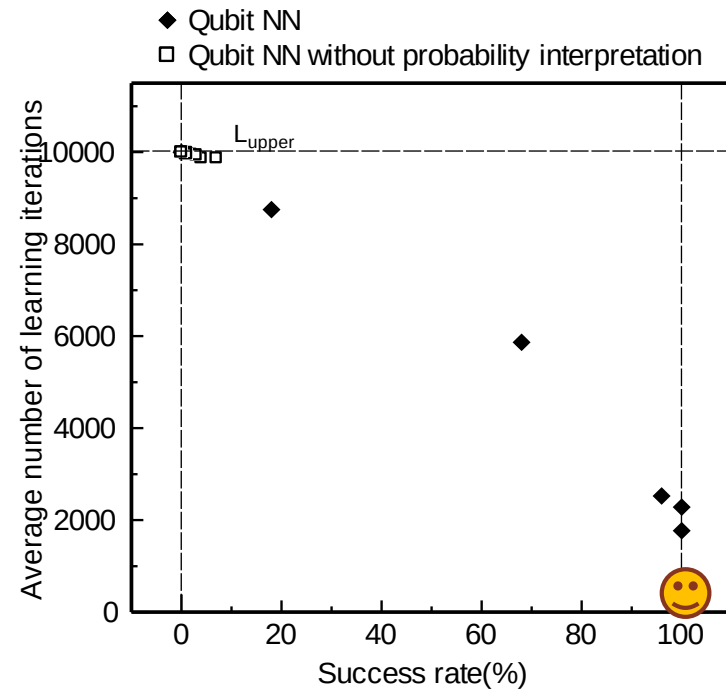
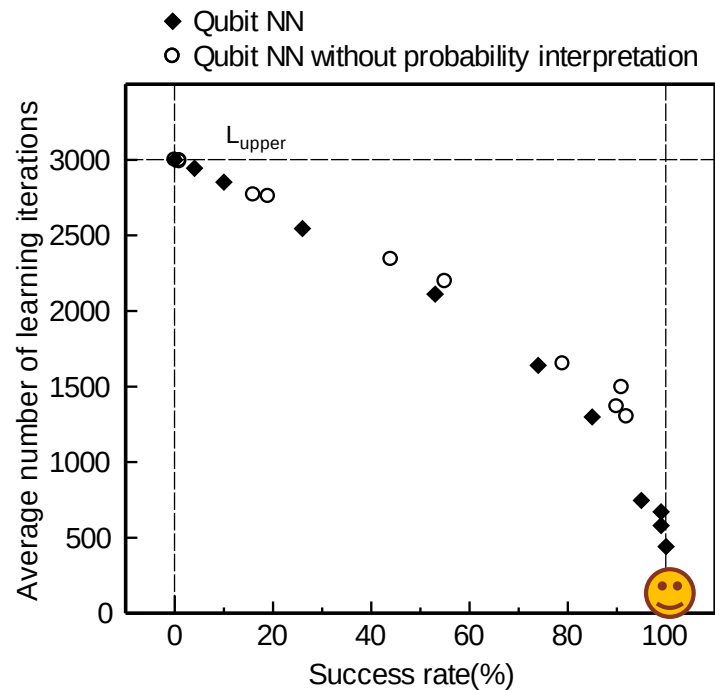




(a) 4-ビットパリティチェック

(b) 6-ビットパリティチェック

②Qubit NNの優位性と量子重ね合わせ状態



(a) 4-ビットパリティチェック

(b) 6-ビットパリティチェック

③Qubit NNの優位性と確率解釈

$$output = |\text{Im}(z^o)|^2$$

Qubit NNの情報処理能力の性能向上に量子力学的概念の融合が寄与していること

⇒数値実験を通して示唆

今までに試みたこのモデルの主な実応用⇒

- ・画像圧縮復元問題 (2002)
- ・倒立振子の振り上げ制御 (非ホロノミック系の非線形制御問題) (2005)
- ・アイリス識別問題 (2006)
- ・ナイトビジョン及びカラーナイトビジョン (2006～)

→従来のNN手法より優位な性能を獲得！

内容

1. 量子ニューロコンピューティング小論

1.1 ニューロンと量子力学

1.2 様々な量子ニューラルネットワーク

2. 量子ビットニューラルネットワーク（具体例）

2.1 量子ビットニューロンとネットワーク

2.2 Nビットパリティチェックにおける性能評価

2.3 量子ビットNNは量子アルゴリズム例？

2.4 応用例 Applications: Image processing, Iris data

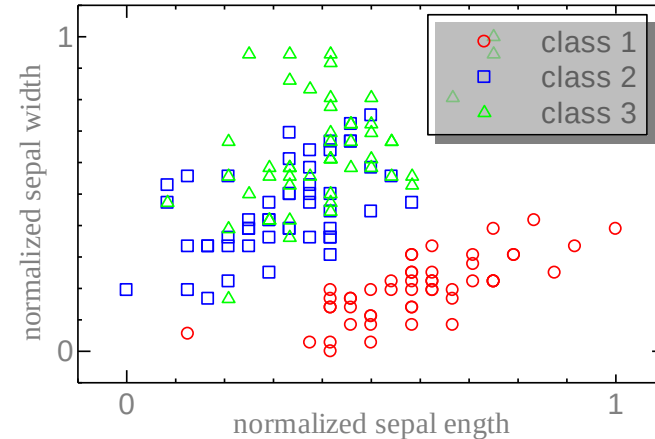
アイリスデータ識別問題

アイリスデータセット

3種類, 各種50個のアヤメの花びら・萼片の長さと幅を集めたデータセット



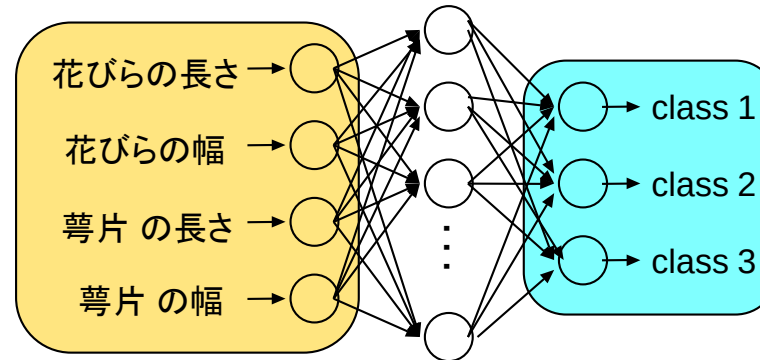
アヤメの画像



分布例

アイリスデータ識別問題

ニューラルネットワークへの適用



入力 : 正規化した花びら・萼片の長さ と 幅

出力 : それぞれのニューロンが各クラスに対応

3つの中で最高値を出力した
ニューロン → そのパターン の 出力クラス

アイリスデータ識別問題

最適学習率を用いた実験結果

学習回数1500回

実験2：偏ったデータの使用, 500回平均

Table 1：学習と評価に用いたデータ数

	学習に用いるデータ数			評価に用いるデータ数		
	class 1	class 2	class 3	class 1	class 2	class 3
case 1	20	50	50	30	0	0
case 2	50	20	50	0	30	0
case 3	50	50	20	0	0	30

Table 2：正答率とニューロン値

	RNN				QNN			
	正答率(%)	平均ニューロン値			正答率(%)	平均ニューロン値		
		class1	class2	class3		class1	class2	class3
case1	37.8	0.37	0.24	0.39	97.8	0.94	0.06	0.05
case2	9.7	0.16	0.34	0.55	23.5	0.04	0.3	0.68
case3	92.2	0.13	0.31	0.62	96.3	0.15	0.17	0.73
all	46.5				72.5			

アイリスデータ識別問題

最適学習率を用いた実験結果

学習回数1500回

実験1 : 5-fold cross validation, 100回平均

正答率はRNNで91.7%, QNNで92.7%となった.

実験2 : 偏ったデータの使用, 500回平均

Table : 正答率

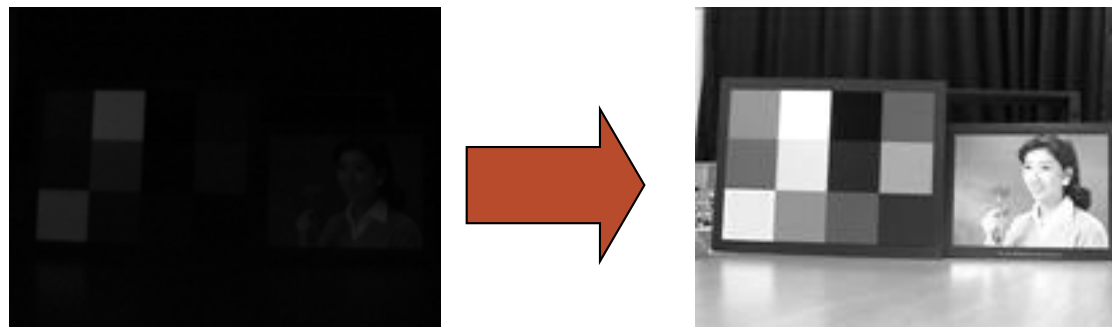
	RNN	QNN
	正答率(%)	正答率(%)
case1	37.8	97.8
case2	9.7	23.5
case3	92.2	96.3
all	46.5	72.5

偏ったデータを使用した場合に、大きな差が出てくる。

ナイトビジョン画像処理(1)

Night vision system

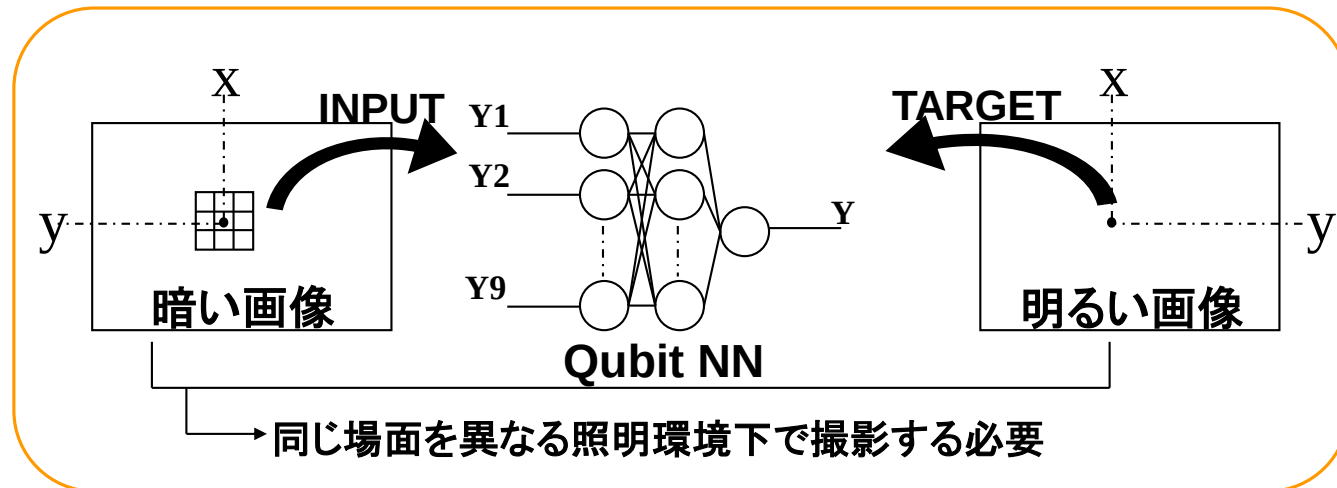
ナイトビジョン画像処理：
暗い画像を見やすい画像にする処理
赤外線カメラ等が有名



ナイトビジョン画像処理(2)

ニューラルネットワークへの適用

暗い画像における9つのピクセル値から
対応するピクセル値を推測する.



ナイトビジョン画像処理(3)

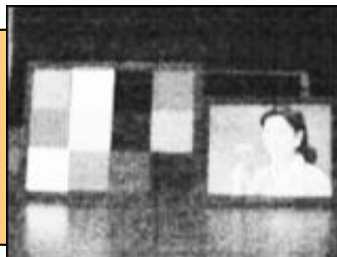
画像の評価

chart

$$D_{KL,C} = 0.243$$

$$D_{KL,Q} = 0.109$$

RNN



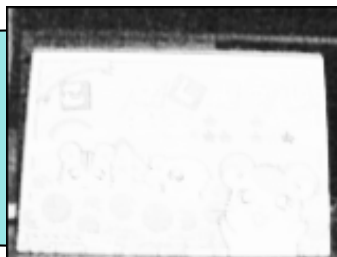
QNN



ham

$$D_{KL,C} = 0.656$$

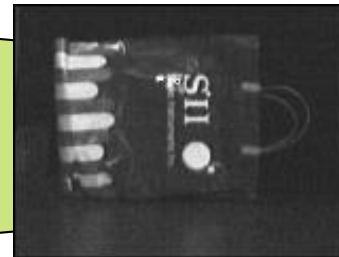
$$D_{KL,Q} = 0.113$$



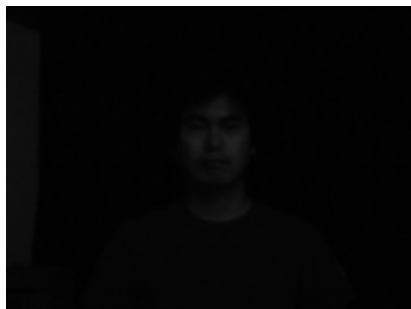
SII

$$D_{KL,C} = 0.178$$

$$D_{KL,Q} = 0.095$$



NV 人物画像



入力画像

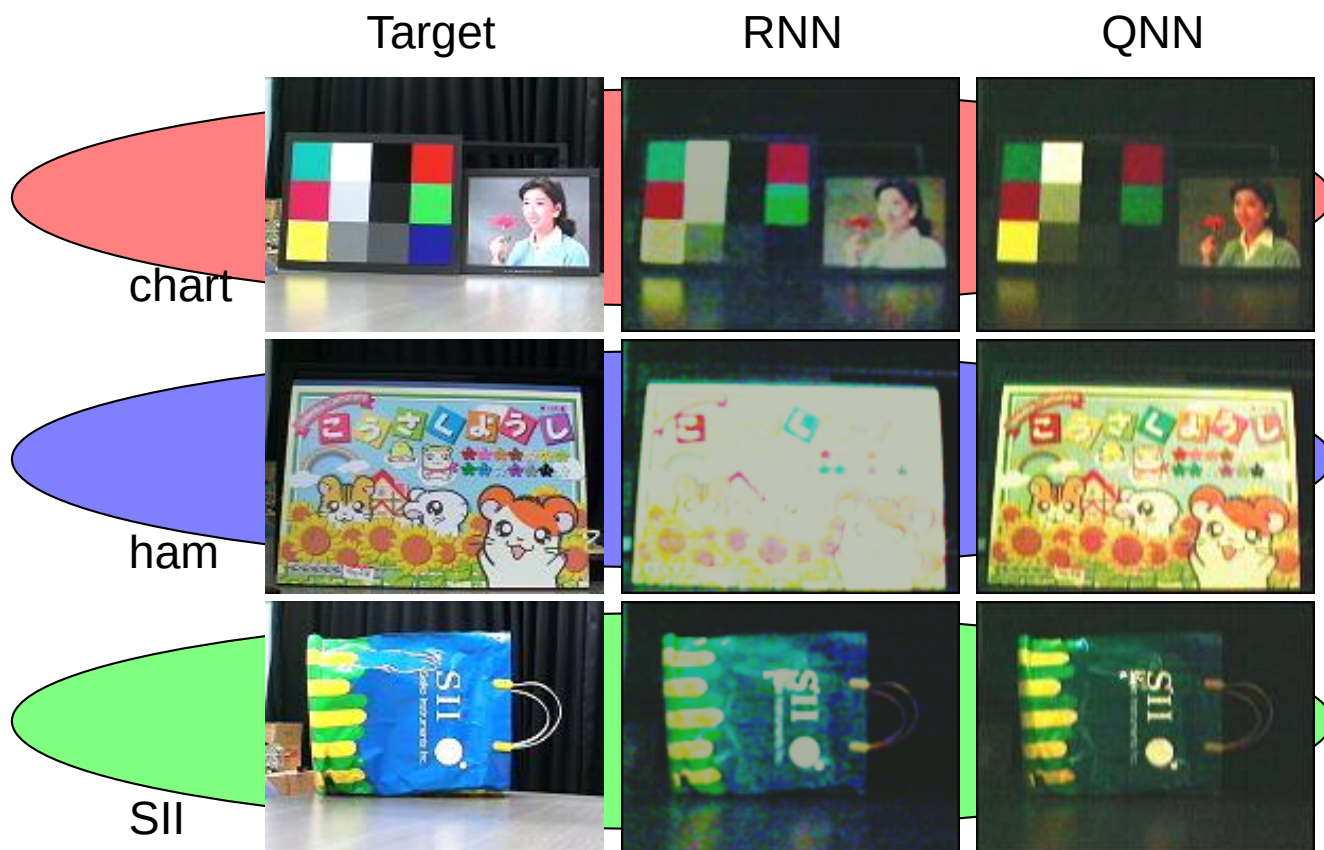


RNNの出力画像



QNNの出力画像

Color Night Vision



2008/12/21

日本物理学会2008年度公開講座

60

CNV 人物画像



入力画像



RNNの出力画像



QNNの出力画像

応用例2.4のまとめ

アイリスデータ識別問題やナイトビジョン画像処理を通して、量子ビットニューラルネットワークの性能を評価した。

量子ビットニューラルネットワーク：

- ・アイリスデータ識別問題
 - 偏った学習に対して強い
- ・ナイトビジョン画像処理
 - 入力画像との線形性
 - 出力値の範囲が広い
 - 出力画像が見易い

量子ビットニューラルネットワークが従来の実数型ニューラルネットワークよりも優れた性能を持つことを示した。

今後の課題：

- ・量子描像ニューロンモデルの理論的基盤整備
- ・様々な学習問題へ適用
- ・ニューロンの情報処理はニューロンの活動エネルギーと同レベルの雑音環境の中で処理している

***[ゆらぎが計算過程において重要な役割]**

⇔量子誤り訂正やコヒーレンス状態との関連？

量子誤差逆伝搬学習法 ⇔ 量子最速曲線との対応？

量子ニューロコンピューティングは 量子アルゴリズムとして有望か？

-
- ・様々な量子ニューラルネットワークモデルの吟味
 - ・他の様々な実工学問題に取り組むこと

ご清聴ありがとうございました