

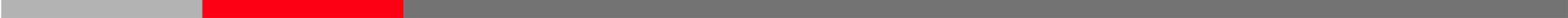
OR学会 第51回サプライチェーン戦略研究部会

最適化ソリューション CMOSアニーリングの活用事例

2020年11月24日

株式会社 日立製作所 研究開発グループ
奥山 拓哉

takuya.okuyama.mn@hitachi.com

- 
1. 背景
 2. CMOSアニーリング
 3. 活用事例
 4. まとめ

1. 背景

- 最適化のニーズ
- アニール法に対する期待

2. CMOSアニール

3. 活用事例

4. まとめ

大規模で複雑なデータを扱う社会課題に、
最適な答えを導き出す技術が求められている

人財活用

省資源化

収益拡大

労働力の適正配分

従来の技術だけでは対応が困難



交通

ルート探索



エネルギー

発電計画



通信

アンテナ配置



農業

農作業計画



物流・小売

配送ルート



金融

ポートフォリオ



医療

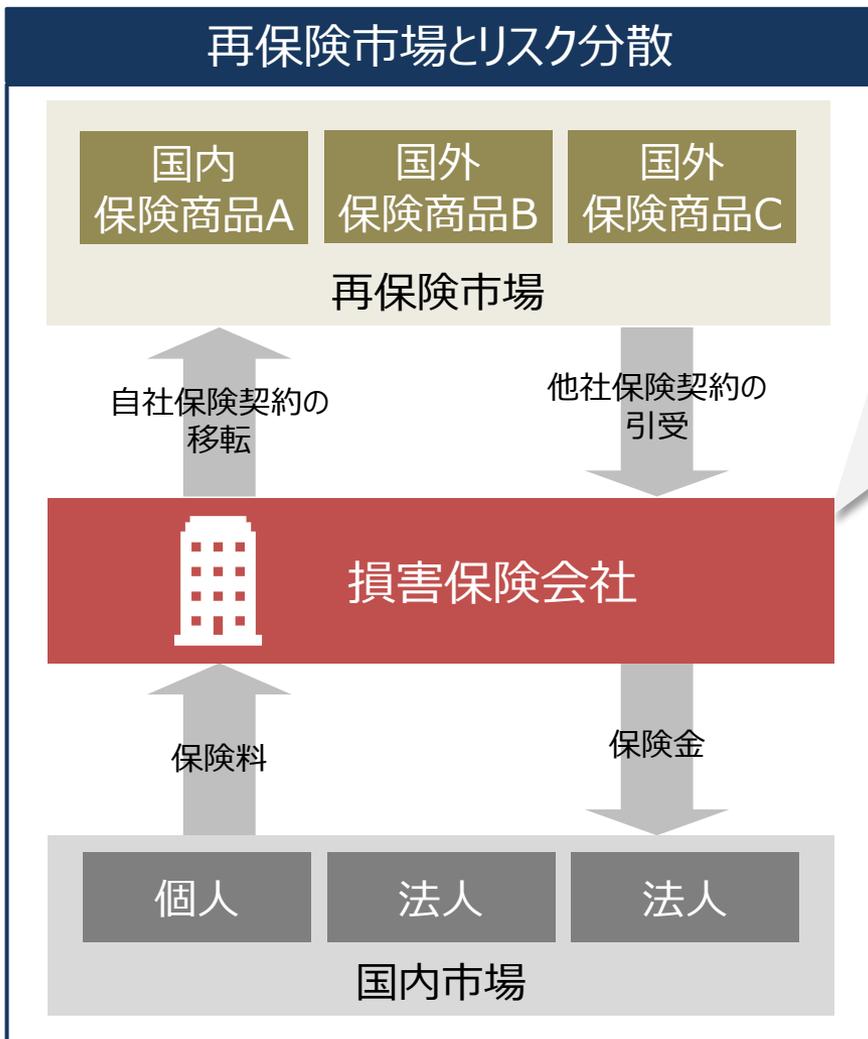
手術計画



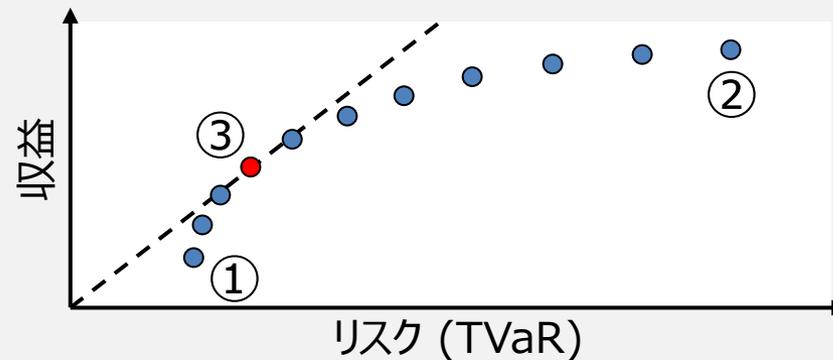
製造

動線短縮

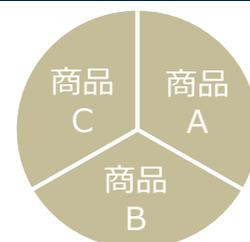
再保険市場とリスク分散



リスクを極小化した上で、収益を極大化する
保険商品の保有比率を計算

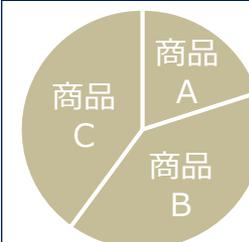


保有比率案①



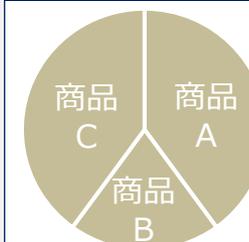
収益 小
リスク 小

保有比率案②



収益 大
リスク 大

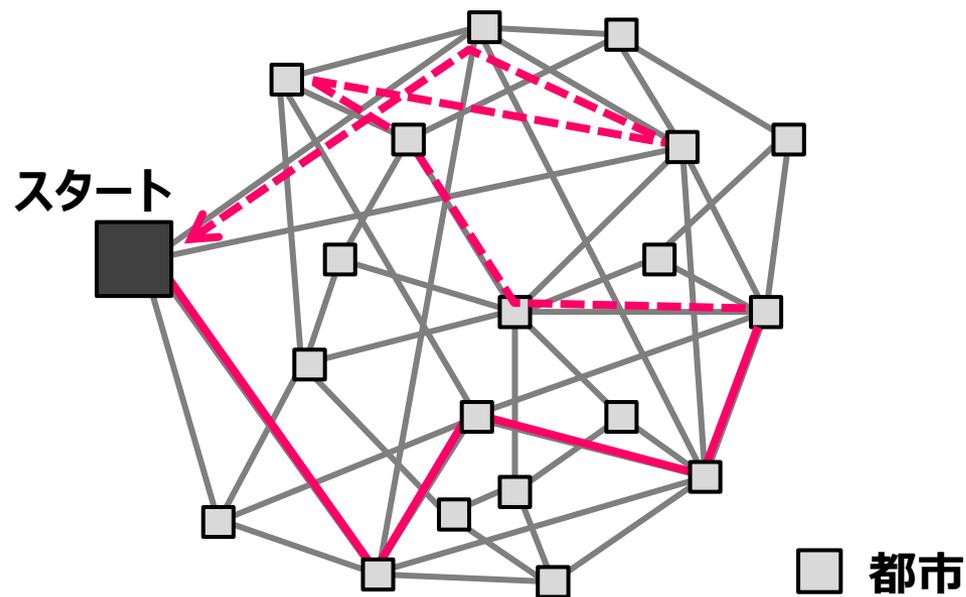
保有比率案③



収益 中
リスク 小

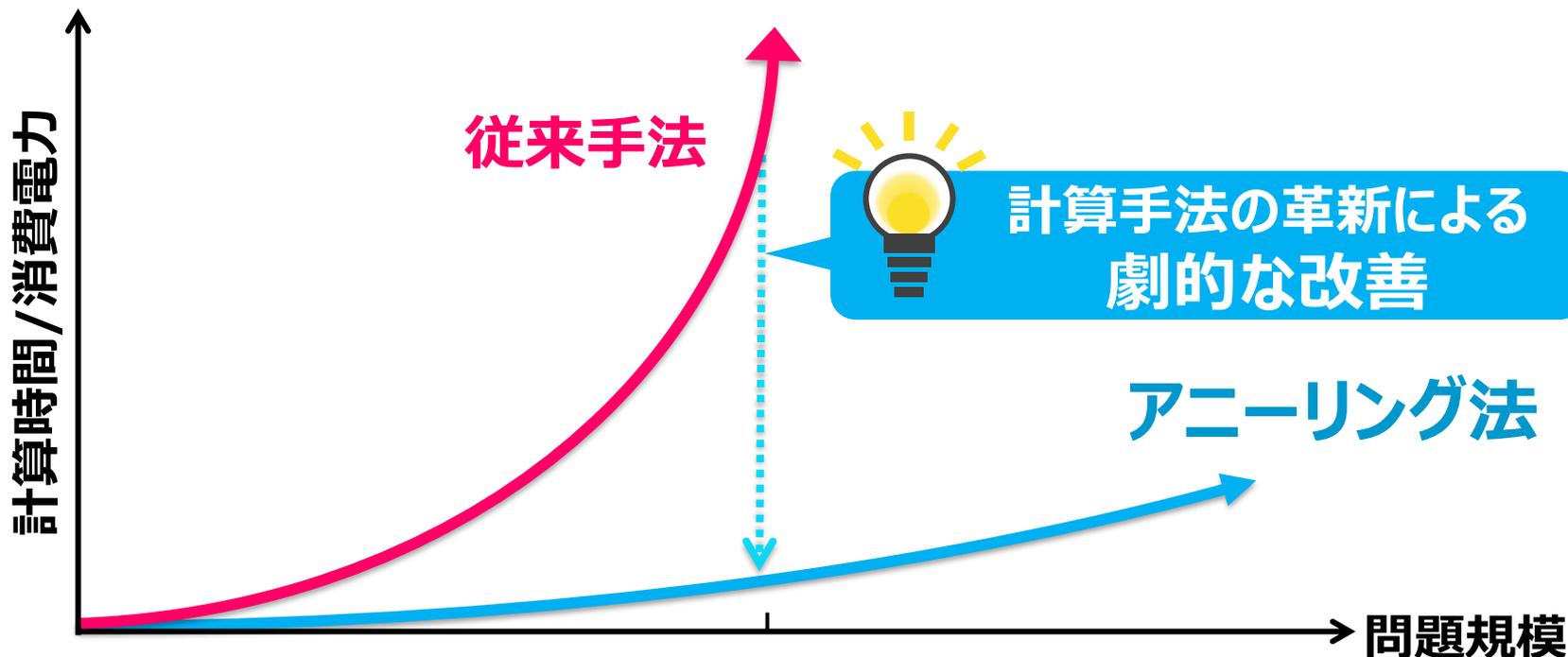
膨大かつ複雑なデータの中から 最適となるパラメータの組合せ探索

例：巡回セールスマン問題



複雑で大規模な社会課題に 従来手法だけでは対応が困難

アニーリング法による改善



日立が開発した、大規模な^{*1} 「組合せ最適化問題」を高速に解く計算技術

[1] 2015年3月に2万変数を達成 (当時最大規模)
以降、拡張を継続し世界最大級の10万変数に到達 (2020年4月時点)

日立が開発した、大規模な 「組合せ最適化問題」を高速に解く計算技術

アニーリングや量子コンピュータなどの新型計算機を
使いこなすためには、ノウハウやスキルが必要

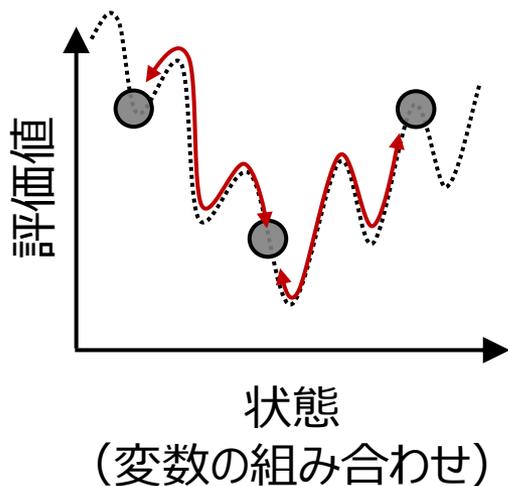


日立が保有するスキル/ツール/ノウハウを組み合わせ
お客さまの課題解決に対応したソリューションとして提供

シミュレーテッド・アニーリング

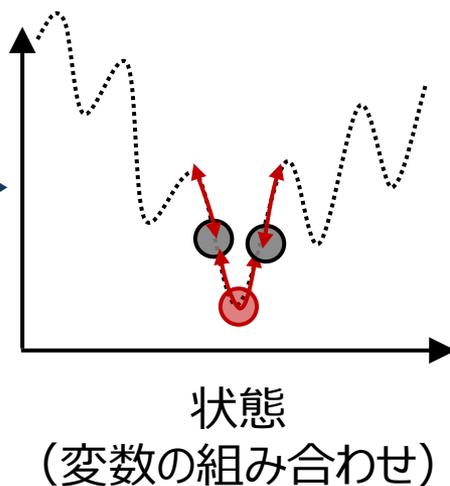
高温

ポテンシャル障壁を越えて
状態空間を広く探索



低温

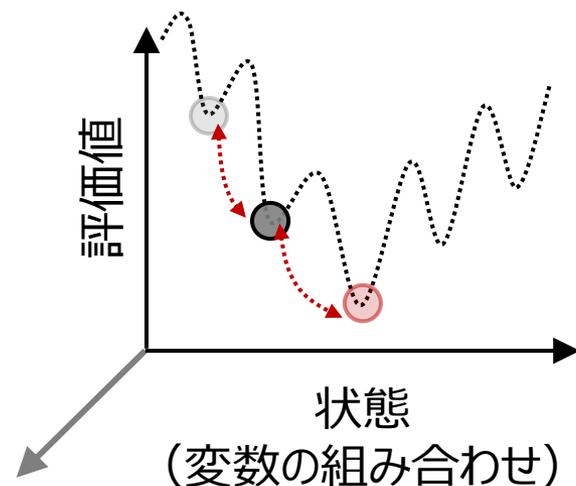
ポテンシャル障壁を越えず
近傍を重点探索



- 評価値の低い状態へ、高い確率で遷移
- 遷移確率を“温度”で制御

量子アニーリング

元の状態空間のポテンシャル障壁を介さず遷移が可能

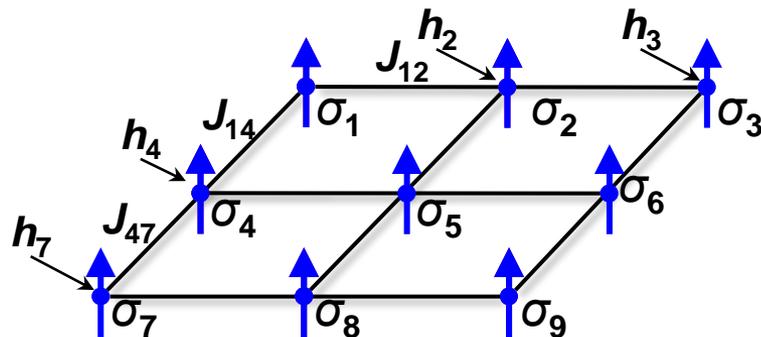


- 探索時に状態空間を拡張：
量子効果

問題表現のフレームワークとして QUBO を活用

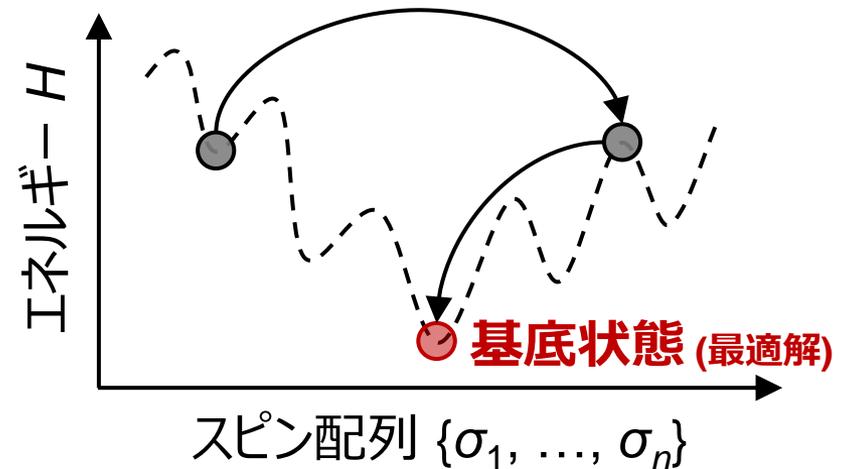
構成要素

- スピン $\sigma_i \in \{-1, 1\}$
- 相互作用 J_{ij}
- 外部磁場 h_i



エネルギー関数

$$H(\sigma_1, \dots, \sigma_n) = - \sum_{(i,j)} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \sum_i h_i \sigma_i$$



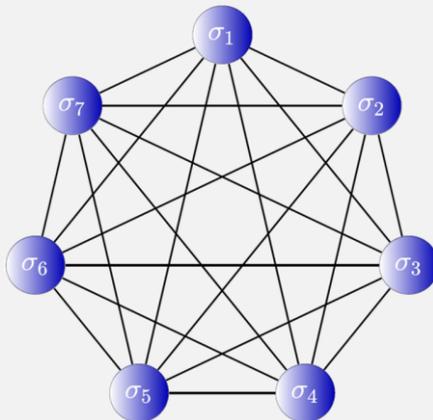
課題抽出



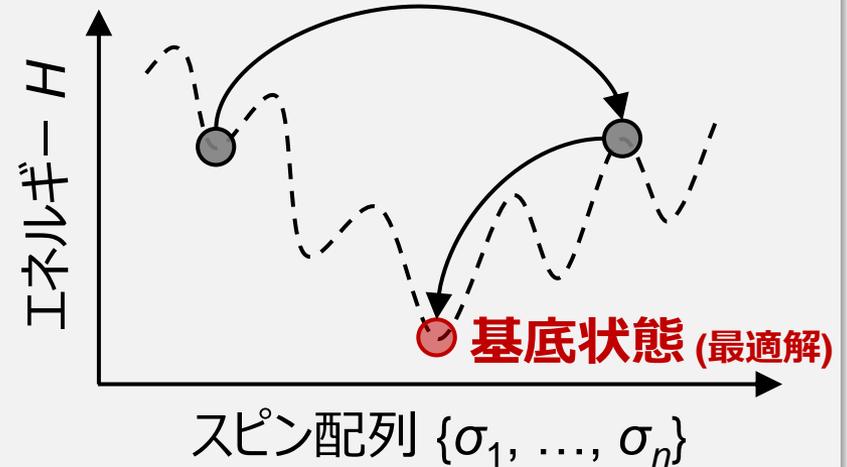
スピン配列を変換

QUBO定式化

$$H(\sigma_1, \dots, \sigma_n) = - \sum_{(i,j)} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \sum_i h_i \sigma_i$$



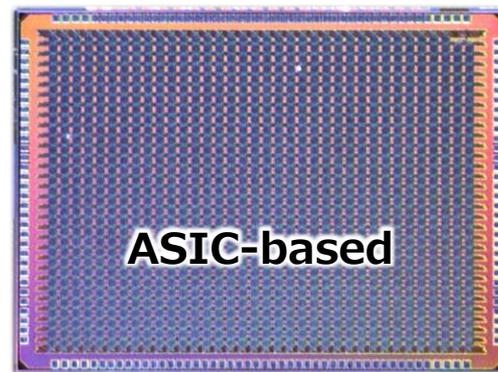
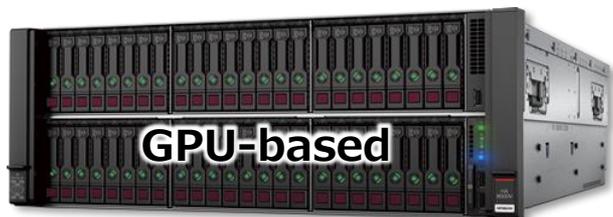
最適化



- CMOSアニーリング
- モメンタム・アニーリング
- シミュレーテッド・アニーリング
- 量子アニーリングマシン …, etc.

CMOSアニーリング

アルゴリズム	Momentum Annealing* ²	Simulated Annealing
実装	GPU	ASIC/FPGA (CMOSアニーリングマシン* ³)
変数の繋がり方	全結合 (全変数間に繋がりがある)	疎結合 (一部の変数間のみ繋がりがある)
変数の個数	100,000	100,000



[2] Takuya Okuyama, *et al.* "Binary optimization by momentum annealing." *Physical Review E* **100.1** (2019)

[3] Masanao Yamaoka, *et al.* "A 20k-spin Ising chip to solve combinatorial optimization problems with CMOS annealing." *IEEE Journal of Solid-State Circuits* **51.1** (2015)

1. 背景

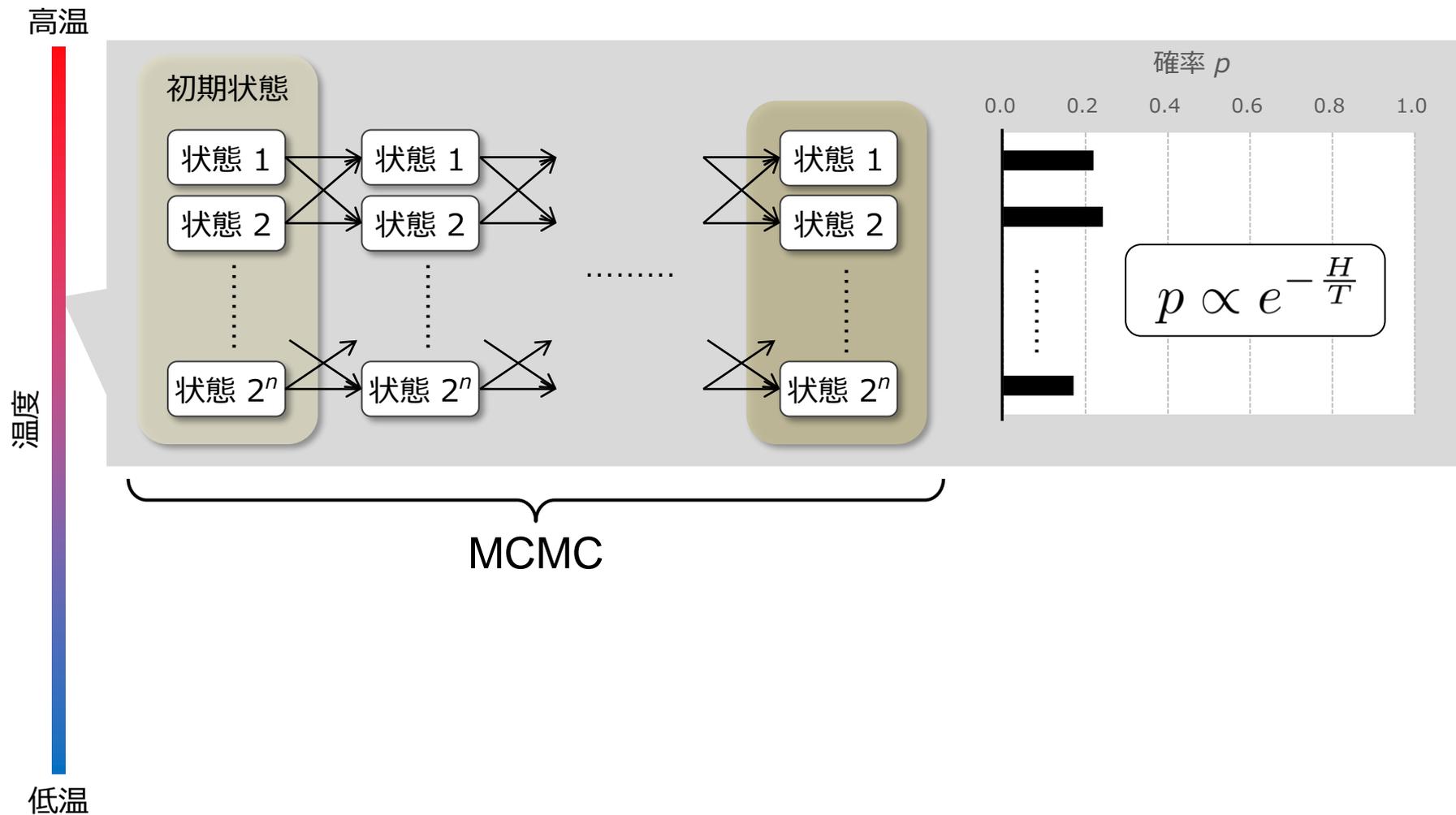
2. CMOSアニーリング

- 解探索を実現する理論的背景
- モメンタム・アニーリング

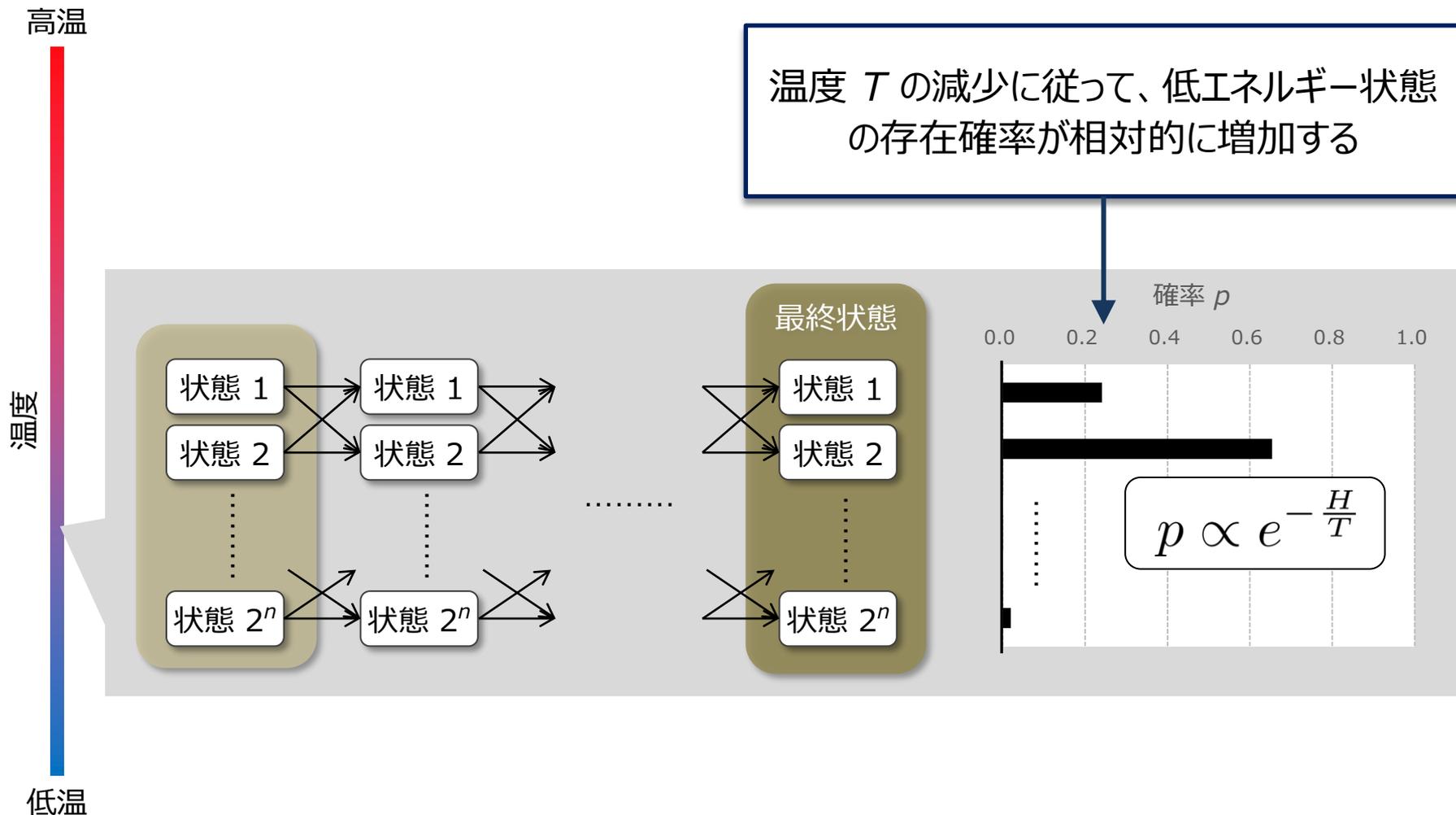
3. 活用事例

4. まとめ

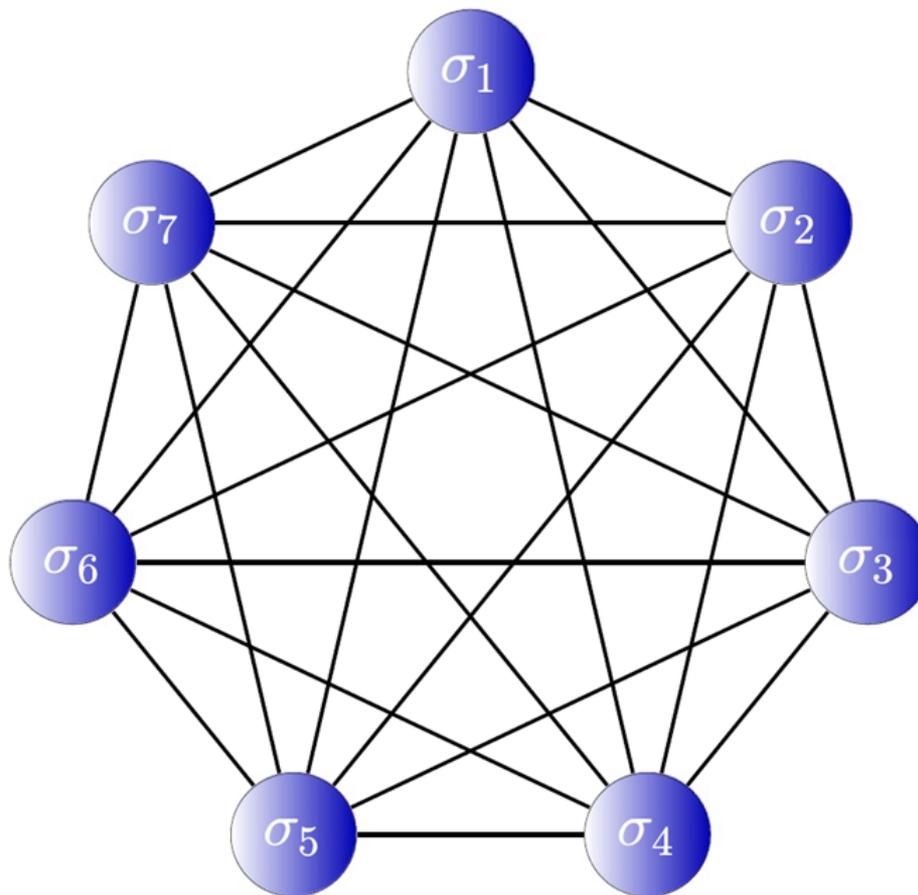
基底状態は、低温時のボルツマン分布からのサンプリングで探索
ボルツマン分布への収束は MCMC で実現



基底状態は、低温時のボルツマン分布からのサンプリングで探索
ボルツマン分布への収束は MCMC で実現

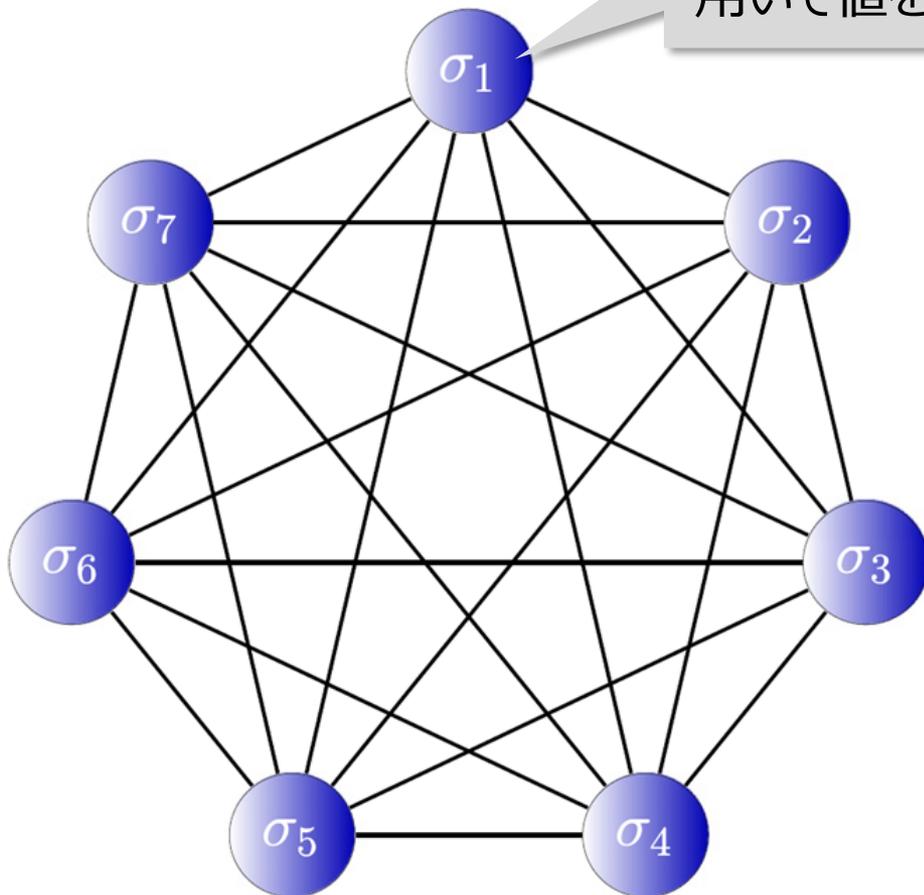


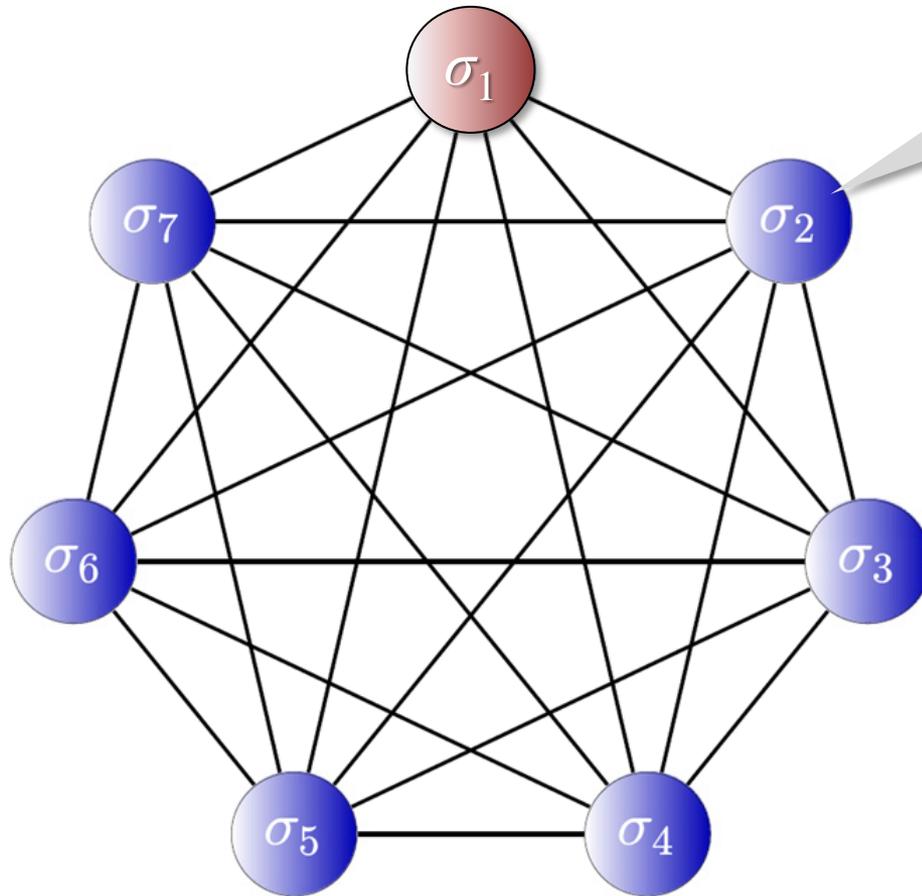
実用的には、埋め込みをせずに最適化計算することが好ましい



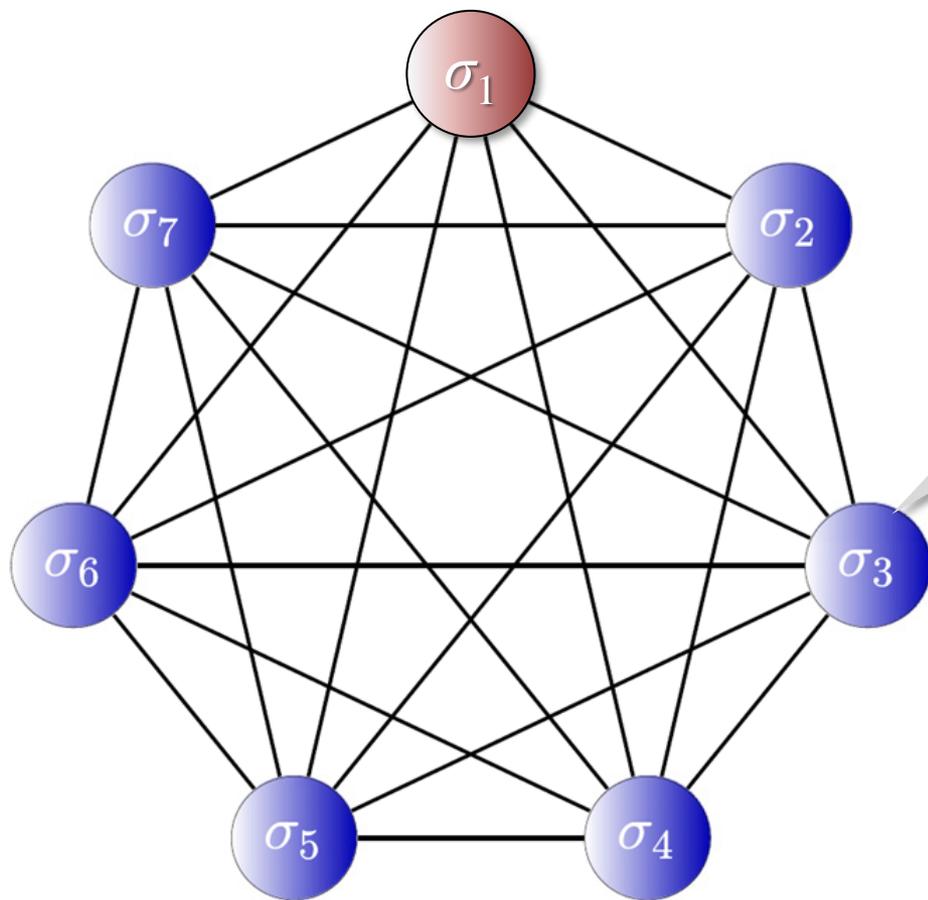
全変数間に繋がりを持つハードウェアでMCMCを高速化できるか？

近傍のスピン値と乱数  を
用いて値を更新



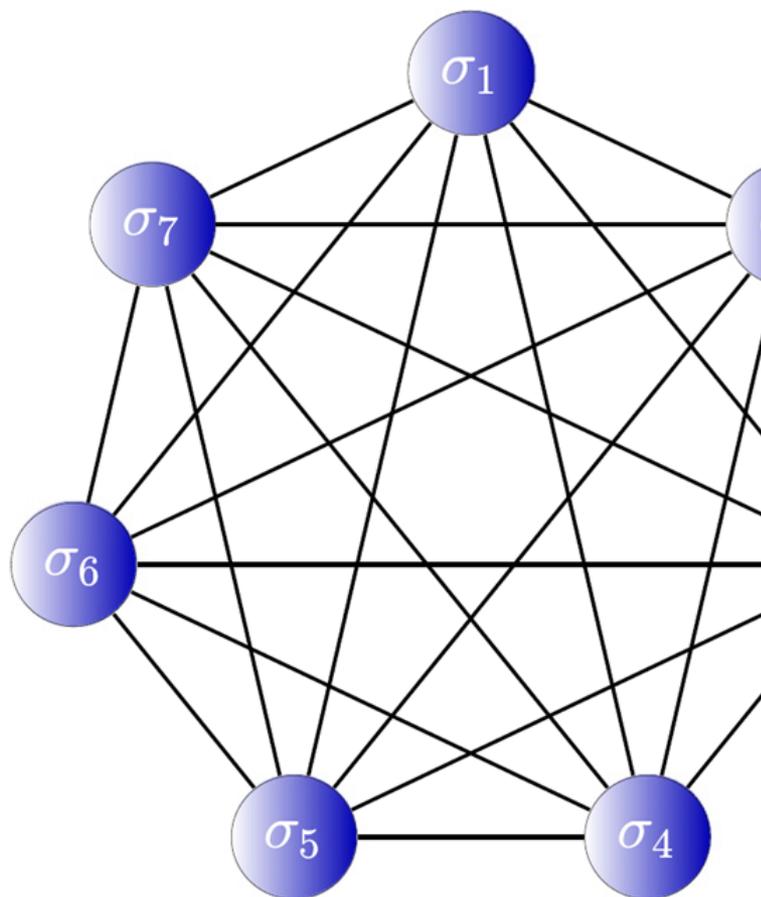


近傍のスピン値と乱数  を用いて値を更新



近傍のスピン値と乱数  を用いて値を更新

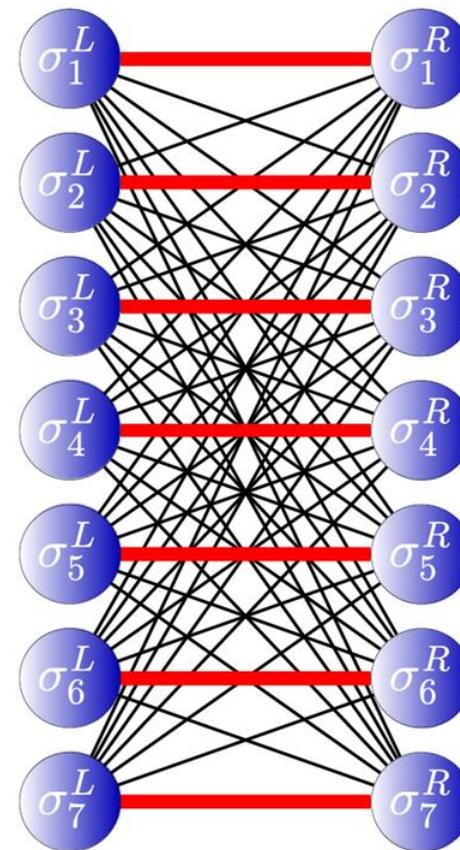
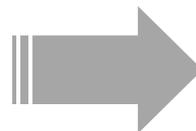
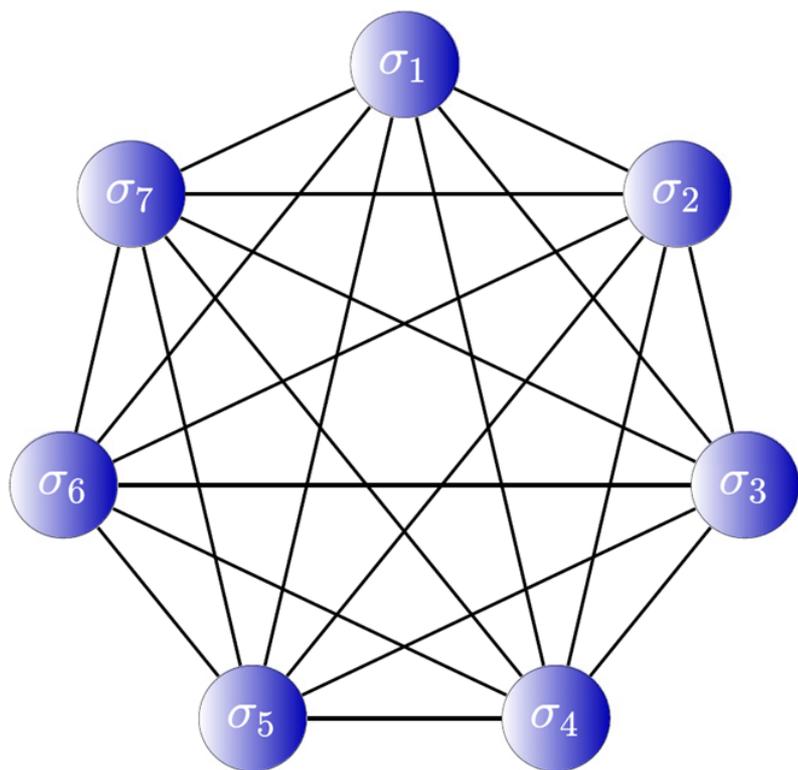
マルコフ連鎖モンテカルロ法は繋がりを持つスピンの同時更新を許さないため、そのままでは並列化による高速化ができない



σ_1 と σ_2 を同時更新できない

σ_2 を更新するとき本来 σ_1 と扱わねばならないが、不可能

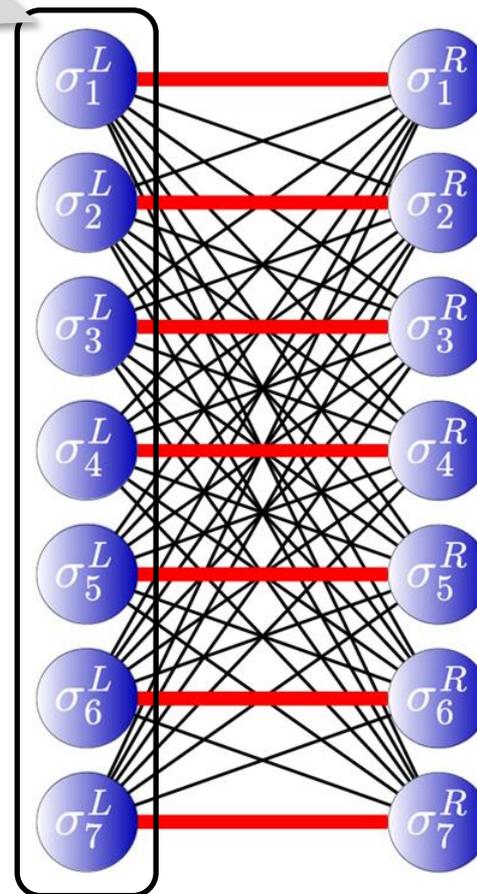
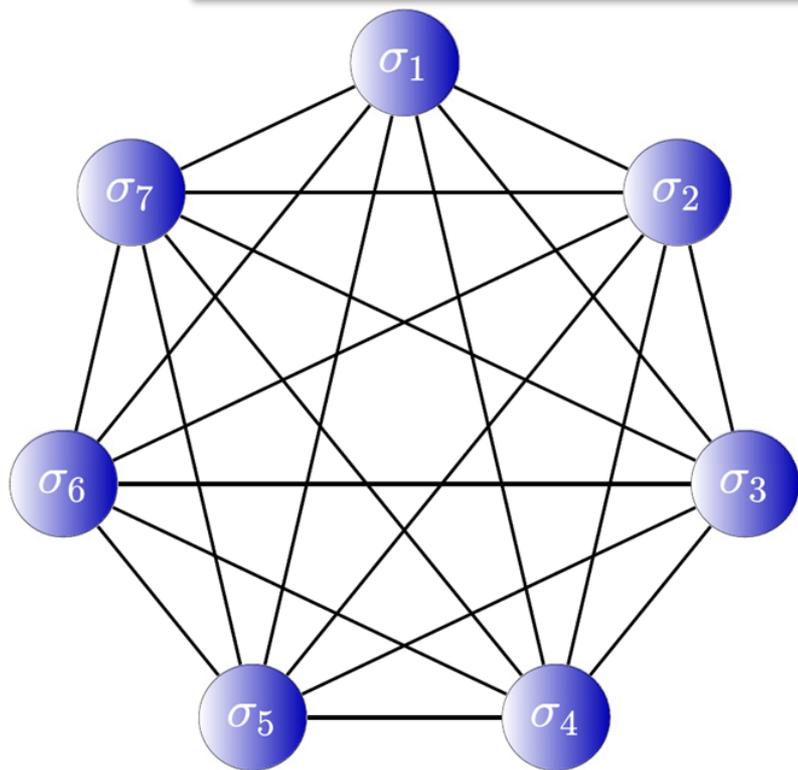
全結合問題を2部グラフ状の問題に変換



[2] Takuya Okuyama, *et al.* "Binary optimization by momentum annealing." *Physical Review E* **100.1** (2019)

全結合問題を2部グラフ状の問題に変換

$\sigma_1^L \dots \sigma_7^L$ を同時更新可能



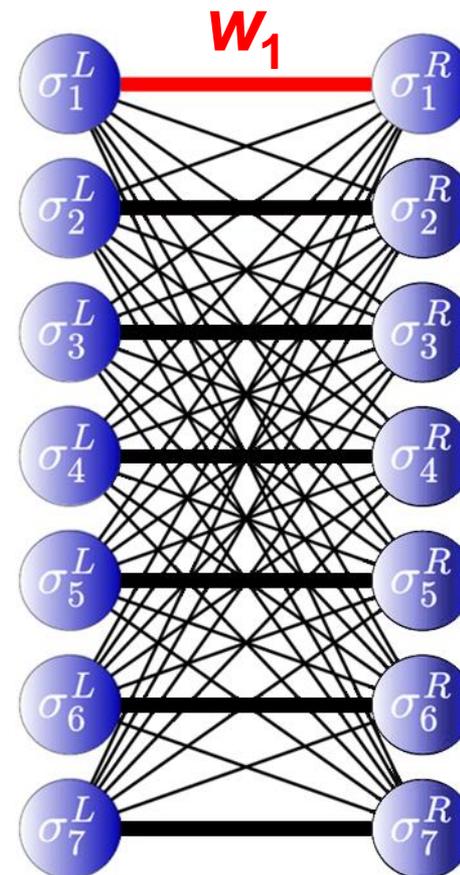
最適解を変えずに、結合係数をなるべく小さくする方式を開発

結合係数

$$w_i = \begin{cases} \sum_{v_j \in V} |J_{ij}| - \frac{1}{2} \sum_{v_j \in C} |J_{ij}| & (v_i \in C) \\ \frac{\lambda}{2} & (v_i \notin C) \end{cases}$$

固有値はどのように計算？

- ベキ乗法と呼ばれる行列・ベクトル積のアルゴリズムで高速に計算可能



隣接行列の最大固有値および行和を用いた不等式

Lemma 1. *Let G be a graph with $V = \{v_1, \dots, v_N\}$. An arbitrary vector $\mathbf{u} \in \{-1, 1\}^N$ satisfies*

$$\mathbf{u}^\top \mathbf{A} \mathbf{u} > \min_{\mathbf{x} \in \{-1, 1\}^N} \{-\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}\} - \lambda(N - N') - \sum_{v_i \in V'} \left(\sum_{v_j \in V} |a_{ij}| + \sum_{v_j \in V \setminus V'} |a_{ij}| \right)$$

where $A = (a_{ij})_{N \times N}$ is the adjacency matrix of G and λ is the largest eigenvalue of $-A$.

0/1ベクトルに関する不等式

Lemma 2. Given matrices $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $C \in \mathbb{R}^{n \times m}$, and vectors $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{e} \in \mathbb{R}^m$, the vectors $\mathbf{u} \in \{-1, 1\}^n$ and $\mathbf{v} \in \{-1, 1\}^m$ satisfy

$$-\mathbf{u}^\top A \mathbf{u} - \mathbf{v}^\top B \mathbf{v} - 2\mathbf{e}^\top \mathbf{v} \geq \min_{\mathbf{x} \in \{-1, 1\}^{n+m}} \left\{ -\mathbf{x}^\top \begin{bmatrix} A & C \\ C^\top & B \end{bmatrix} \mathbf{x} - 2 [\mathbf{d}^\top \quad \mathbf{e}^\top] \mathbf{x} \right\}.$$

Proof. We define a function

$$\phi(\mathbf{x}) := (-\mathbf{u}^\top A \mathbf{u} - \mathbf{v}^\top B \mathbf{v} - 2\mathbf{e}^\top \mathbf{v}) - \left(-\mathbf{x}^\top \begin{bmatrix} A & C \\ C^\top & B \end{bmatrix} \mathbf{x} - 2 [\mathbf{d}^\top \quad \mathbf{e}^\top] \mathbf{x} \right).$$

Then, the following equality holds for any \mathbf{u} and \mathbf{v} .

$$\phi\left(\begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{v} \end{bmatrix}\right) + \phi\left(\begin{bmatrix} -\mathbf{u} \\ \mathbf{v} \end{bmatrix}\right) = 0$$

There is a vector $\mathbf{x} \in \{-1, 1\}^{n+m}$ such that $\phi(\mathbf{x}) \geq 0$. □

0/1整数計画問題における最適解の一致条件

Theorem 1. Given a graph G with $V = \{v_1, \dots, v_N\}$, an adjacency matrix $J = (J_{ij})_{N \times N}$, and a vector $\mathbf{h} = (h_i)_N$, the vectors $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \{-1, 1\}^N$ that minimize $-\mathbf{x}^\top (J + \text{diag}(w_1, \dots, w_N)) \mathbf{y} - \mathbf{h}^\top (\mathbf{x} + \mathbf{y})$ equal $\arg \min_{\mathbf{x} \in \{-1, 1\}^N} \{-\mathbf{x}^\top J \mathbf{x} - 2\mathbf{h}^\top \mathbf{x}\}$ if w_1, \dots, w_N satisfy

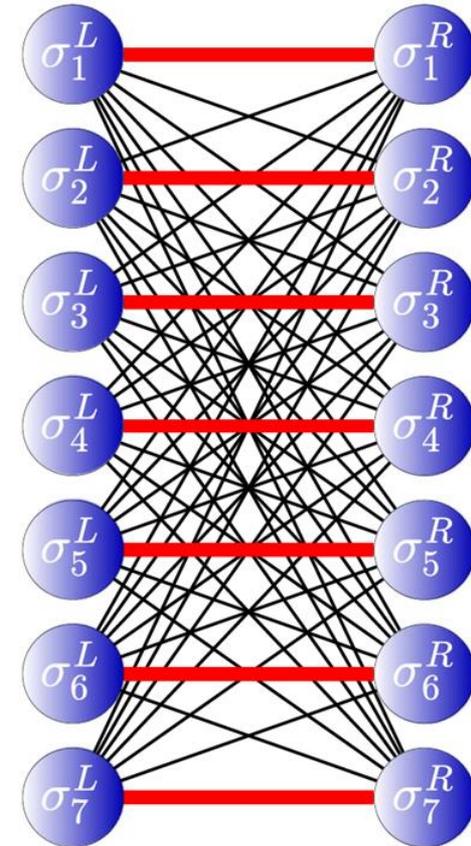
$$w_i \geq \begin{cases} \sum_{v_j \in V} |J_{ij}| - \frac{1}{2} \sum_{v_j \in C} |J_{ij}| & (v_i \in C) \\ \frac{\lambda}{2} & (v_i \notin C) \end{cases},$$

where λ is the largest eigenvalue of $-J$, and C is an arbitrary subset of V .

結合 w_i の大きさを算出

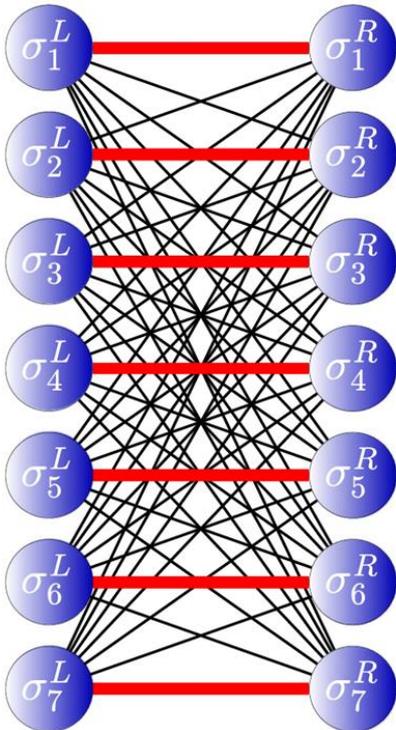
- 1: Calculate w_1, \dots, w_N by using Eq. (6)
- 2: Initialize spin configurations s_{-1} and s_0
- 3: $k \leftarrow 0$
- 4: **while** criteria are not satisfied **do**
- 5: $k \leftarrow k + 1$
- 6: Update temperature T , dropout rate p_k , and momentum scaling factor c_k
- 7: **for all** $i = 1, \dots, N$ **do in parallel**
- 8: Set w_i to zero with a probability of p_k temporarily
- 9: Decrease w_i to $c_k w_i$ temporarily
- 10: Sample a random variable from the gamma distribution with shape and scale parameters of value one, and set it to the i th diagonal element of Γ_k
- 11: Calculate the i th element of s_k by using Eq. (5)
- 12: **end for**
- 13: **end while**
- 14: Return current spin configuration as a solution

2部グラフモデルで並列スピン更新



MAは、行列・ベクトル積と、各変数毎に独立な演算で構成
 ➤ GPUによる大規模並列演算の利点を楽しむ

イジングモデル



GPU内のメモリ配置

相互作用行列

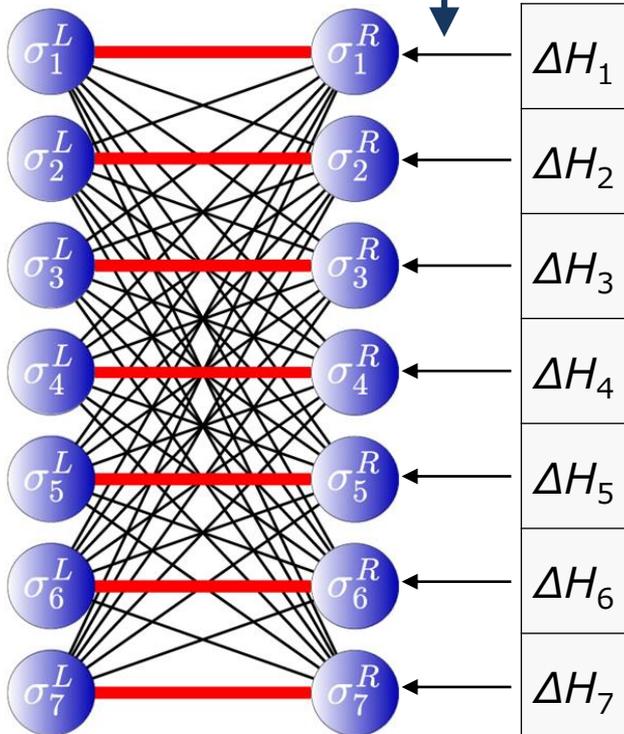
w_1	$J_{1,2}$	$J_{1,3}$	$J_{1,4}$	$J_{1,5}$	$J_{1,6}$	$J_{1,7}$
	w_2	$J_{2,3}$	$J_{2,4}$	$J_{2,5}$	$J_{2,6}$	$J_{2,7}$
		w_3	$J_{3,4}$	$J_{3,5}$	$J_{3,6}$	$J_{3,7}$
			w_4	$J_{4,5}$	$J_{4,6}$	$J_{4,7}$
				w_5	$J_{5,6}$	$J_{5,7}$
					w_6	$J_{6,7}$
						w_7

スピン配列

σ_1
σ_2
σ_3
σ_4
σ_5
σ_6
σ_7

MAは、行列・ベクトル積と、各変数毎に独立な演算で構成
 ➤ GPUによる大規模並列演算の利点を享受

σ_i^R の更新に必要な情報は ΔH_i のみ
 ➤ 各変数毎に独立で、並列更新可能



相互作用行列

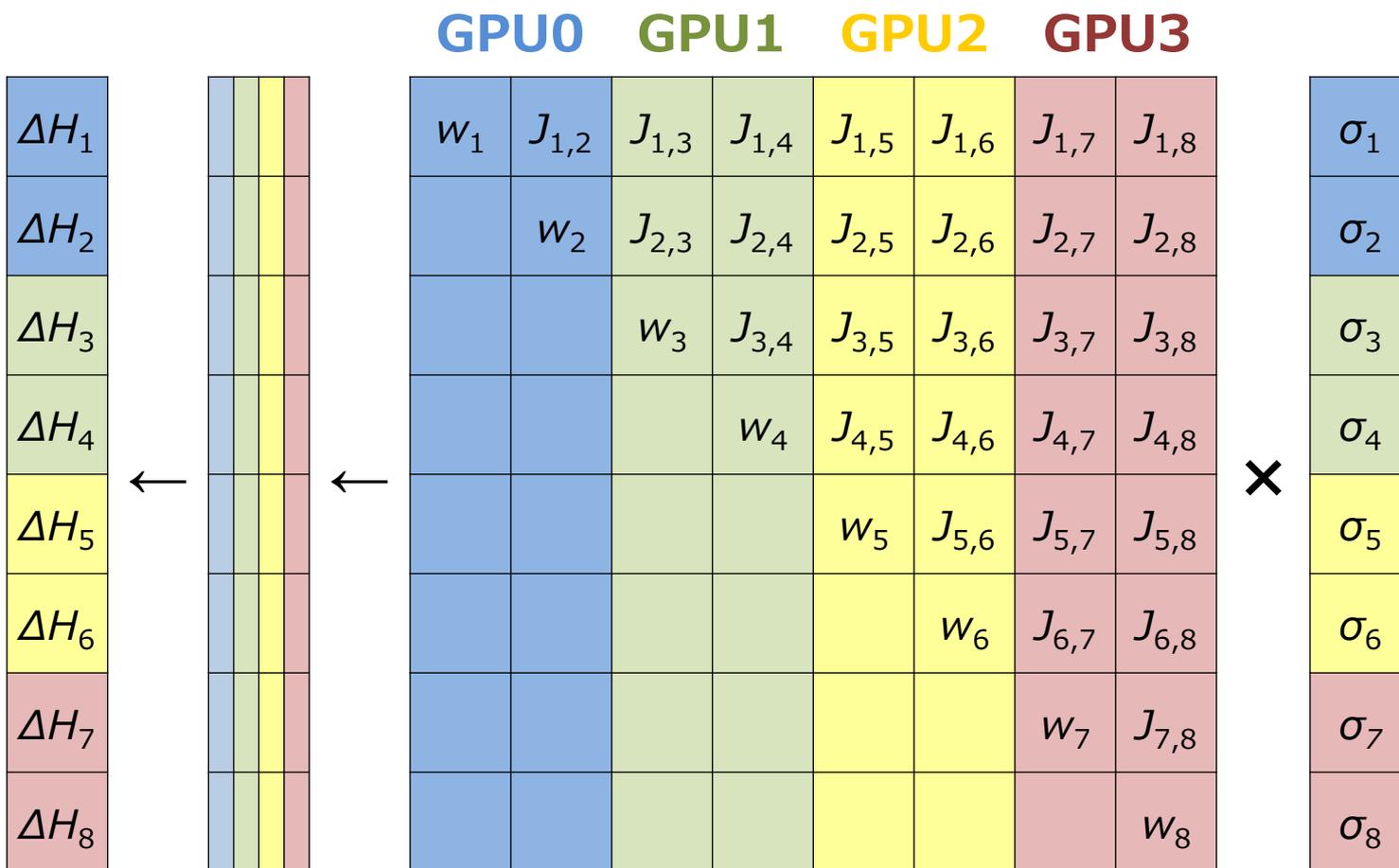
w_1	$J_{1,2}$	$J_{1,3}$	$J_{1,4}$	$J_{1,5}$	$J_{1,6}$	$J_{1,7}$
	w_2	$J_{2,3}$	$J_{2,4}$	$J_{2,5}$	$J_{2,6}$	$J_{2,7}$
		w_3	$J_{3,4}$	$J_{3,5}$	$J_{3,6}$	$J_{3,7}$
			w_4	$J_{4,5}$	$J_{4,6}$	$J_{4,7}$
				w_5	$J_{5,6}$	$J_{5,7}$
					w_6	$J_{6,7}$
						w_7

スピン配列

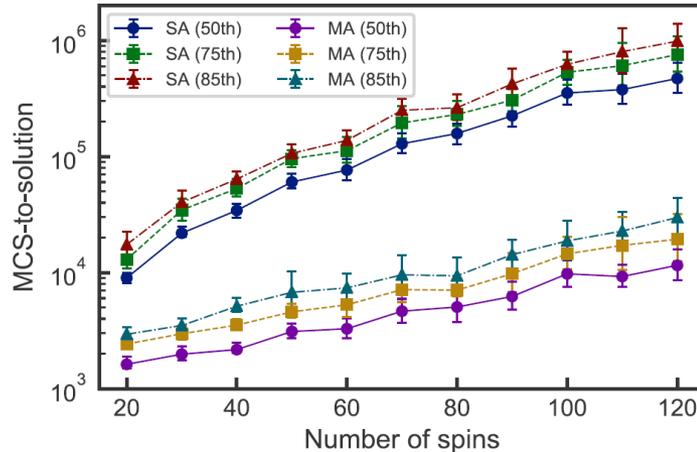
σ_1
σ_2
σ_3
σ_4
σ_5
σ_6
σ_7

×

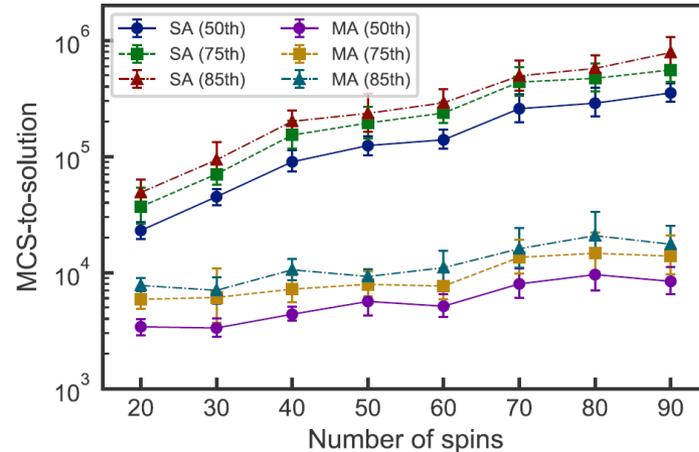
相互作用行列とスピン配列を、複数GPUで分担して保持
 ➤ 単一GPUのメモリには収まらない規模の問題も対応可能



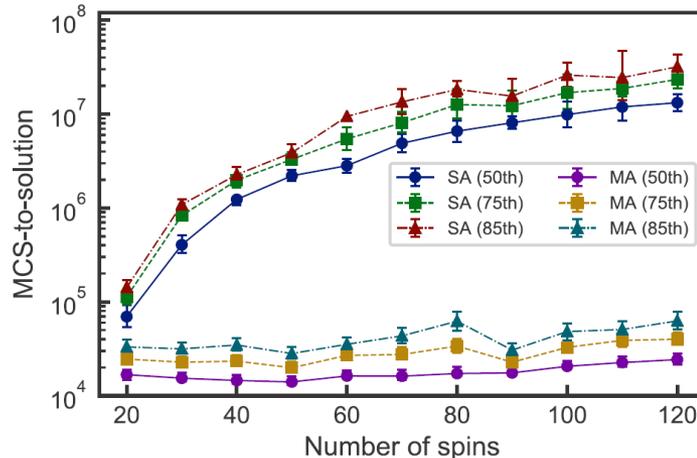
SAと比べてMAは MCS-to-solution の増加率を抑制



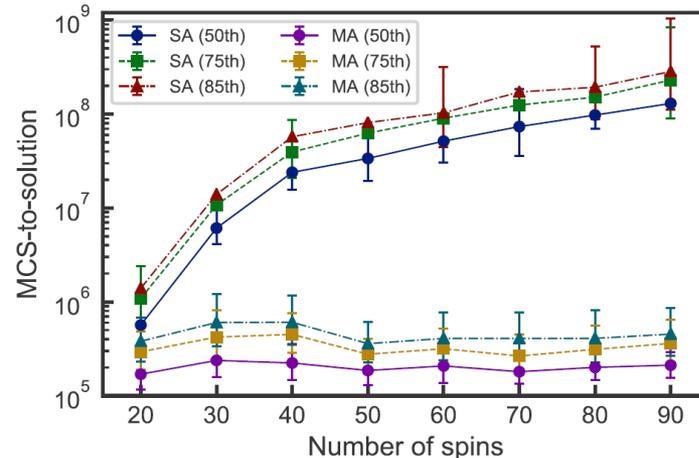
(a) Fully connected, $J_{ij} \in \{-1, 1\}$



(b) Fully connected, $J_{ij} \in \{0, \pm 1, \dots, \pm 511\}$



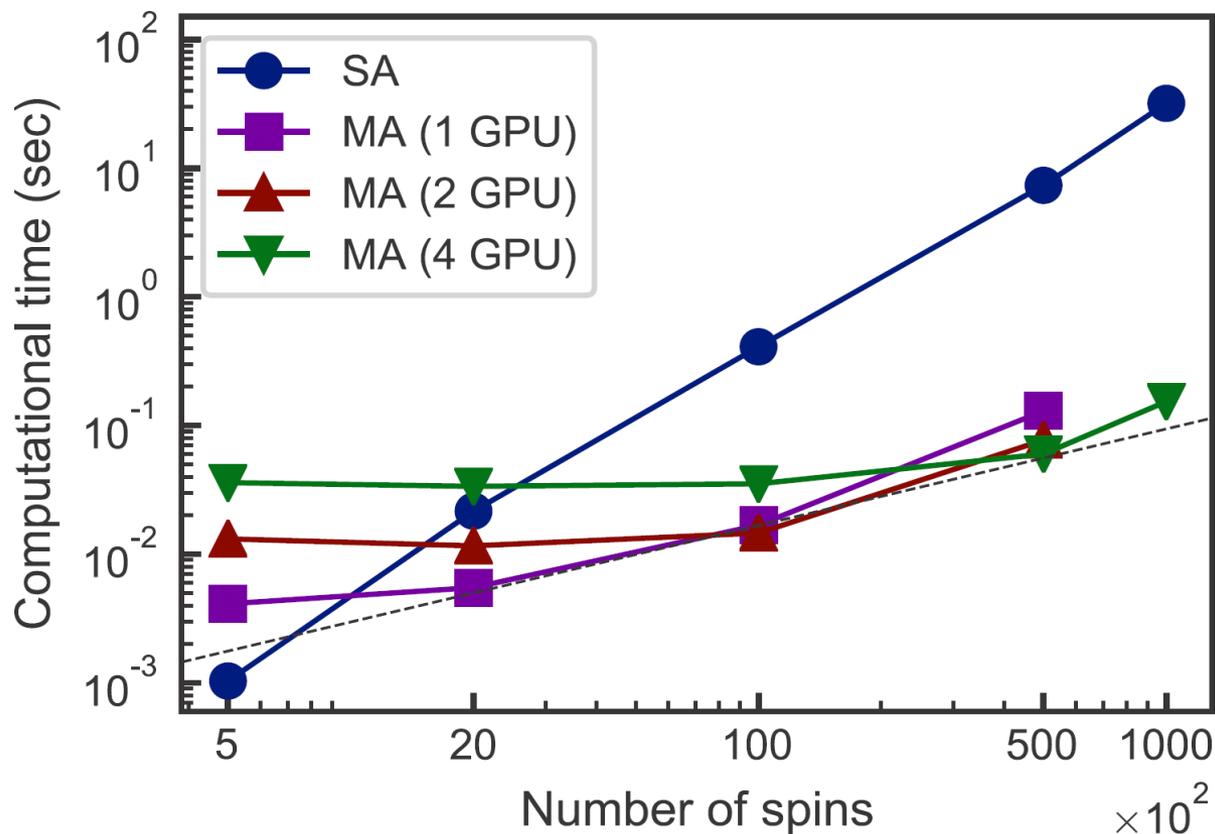
(c) Sparse, $J_{ij} \in \{-1, 1\}$



(d) Sparse, $J_{ij} \in \{0, \pm 1, \dots, \pm 511\}$

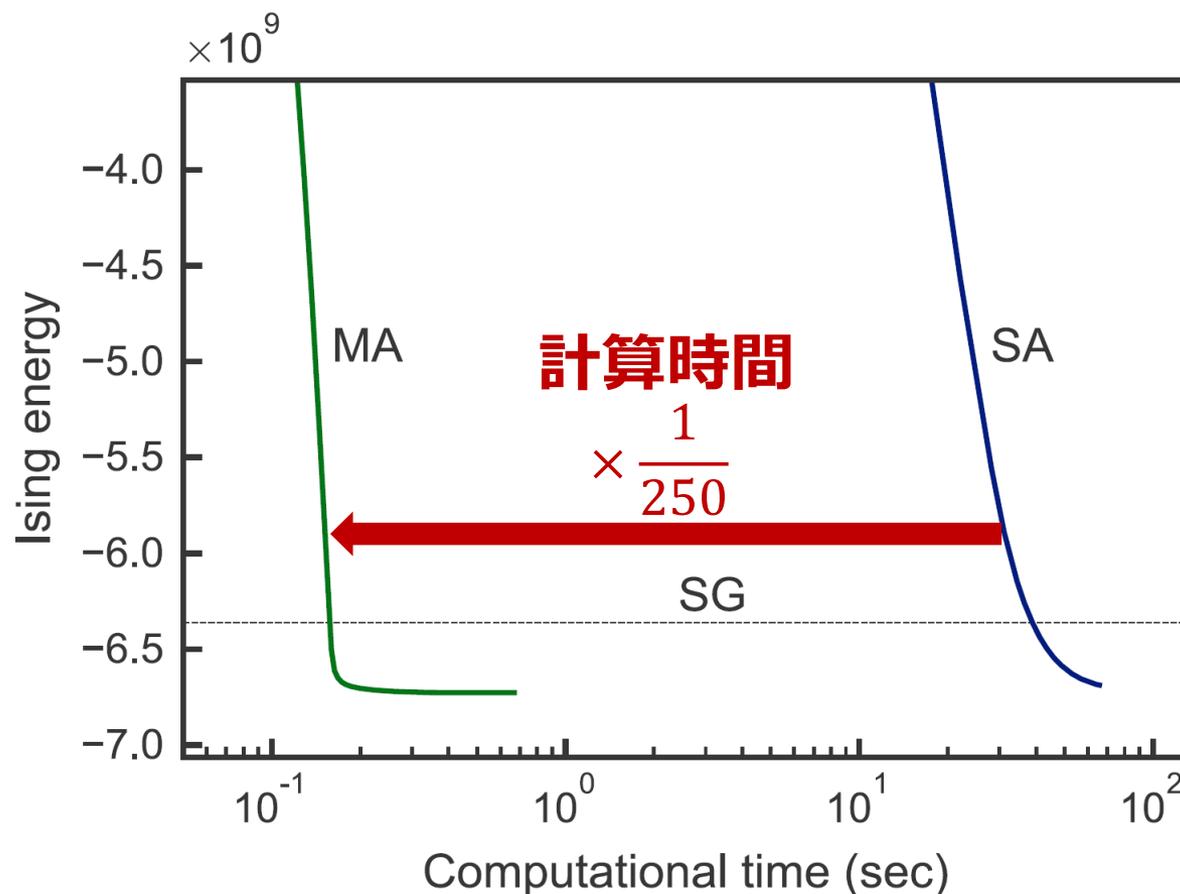
- MCS-to-solution: 最適解を99%以上の確率で求める最適モンテカルロステップ数

問題規模の増大に伴い、SAとMAの計算時間の差が拡大



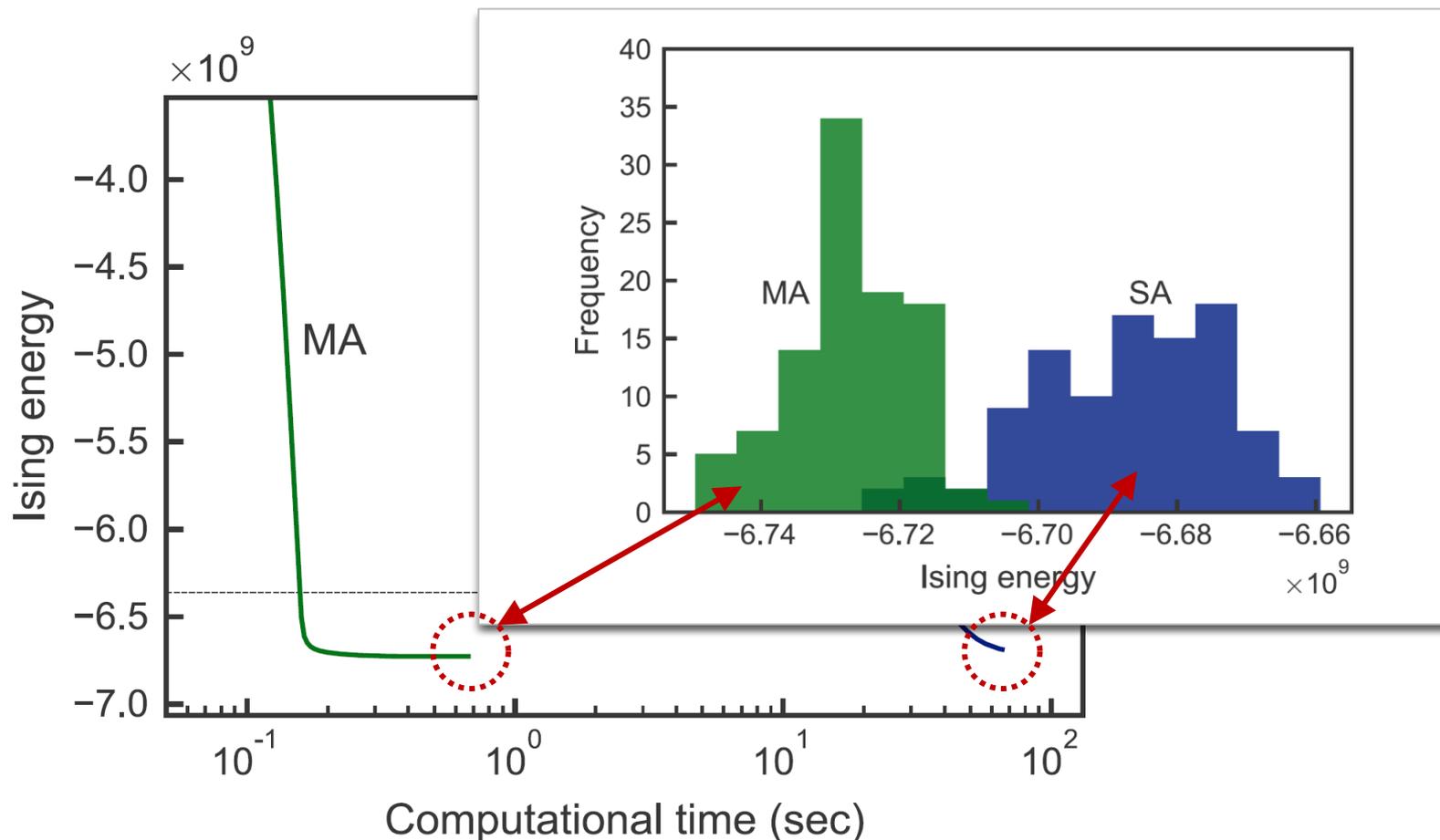
- 近似解探索の計算時間：SG法で求めた解と同精度の解探索に達するまでの時間
- SG法：Sahni-Gonzales アルゴリズムの略称で、貪欲法の一つ

スピン数10万のとき、SAに比べて計算時間1/250



- SA: 最適スレッド数を使用する並列プログラムをIBM POWER8で実行
- MA: NVLinkで接続した NVIDIA Tesla P100 x 4で実行

スピン数10万のとき、SAに比べて計算時間1/250



- SA: 最適化プログラムをIBM POWER8で実行
- MA: NVLinkで接続された NVIDIA Tesla P100 x 4で実行

G-setの最大カット問題で性能を比較、SAに対する優位性を実証

Dataset	Problem			Time (sec)	Results
	V	E	Edge weight		Histogram
G61	6957	17148	{-1, 1}	0.164 0.007	
G81	20000	40000	{-1, 1}	10.364 0.013	
torus g3-15	3375	10125	[-372602 ,375700]	0.574 0.013	

1. 背景

2. CMOSアニメーリング

3. 活用事例

- 勤務シフト最適化
- 損害保険ポートフォリオ最適化

4. まとめ

サービス業



勤務シフト最適化

事務センターなどで複雑な要件をなるべく満たす勤務シフト表を作成

金融業

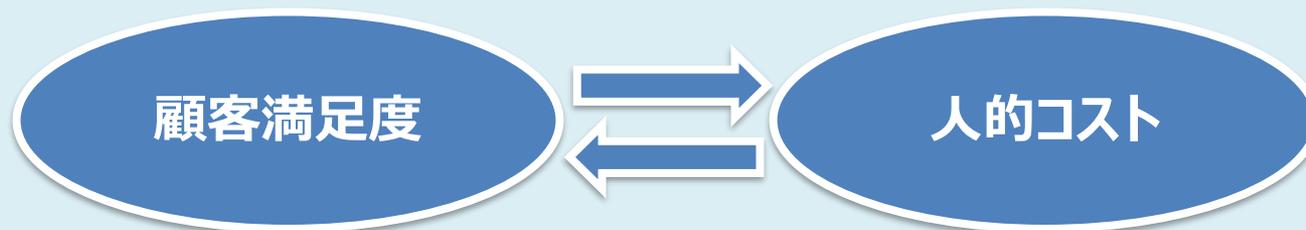


ポートフォリオ最適化

株や外貨などの資産保有比率をリスクやリターンを考慮して決定

金融機関における事務効率化は喫緊の課題

特に問合せ対応業務では、顧客へのサービスレベルを維持しつつコストも最小限に抑えなければならない



そのためには需要にぴったり合わせた人員配置がしたい

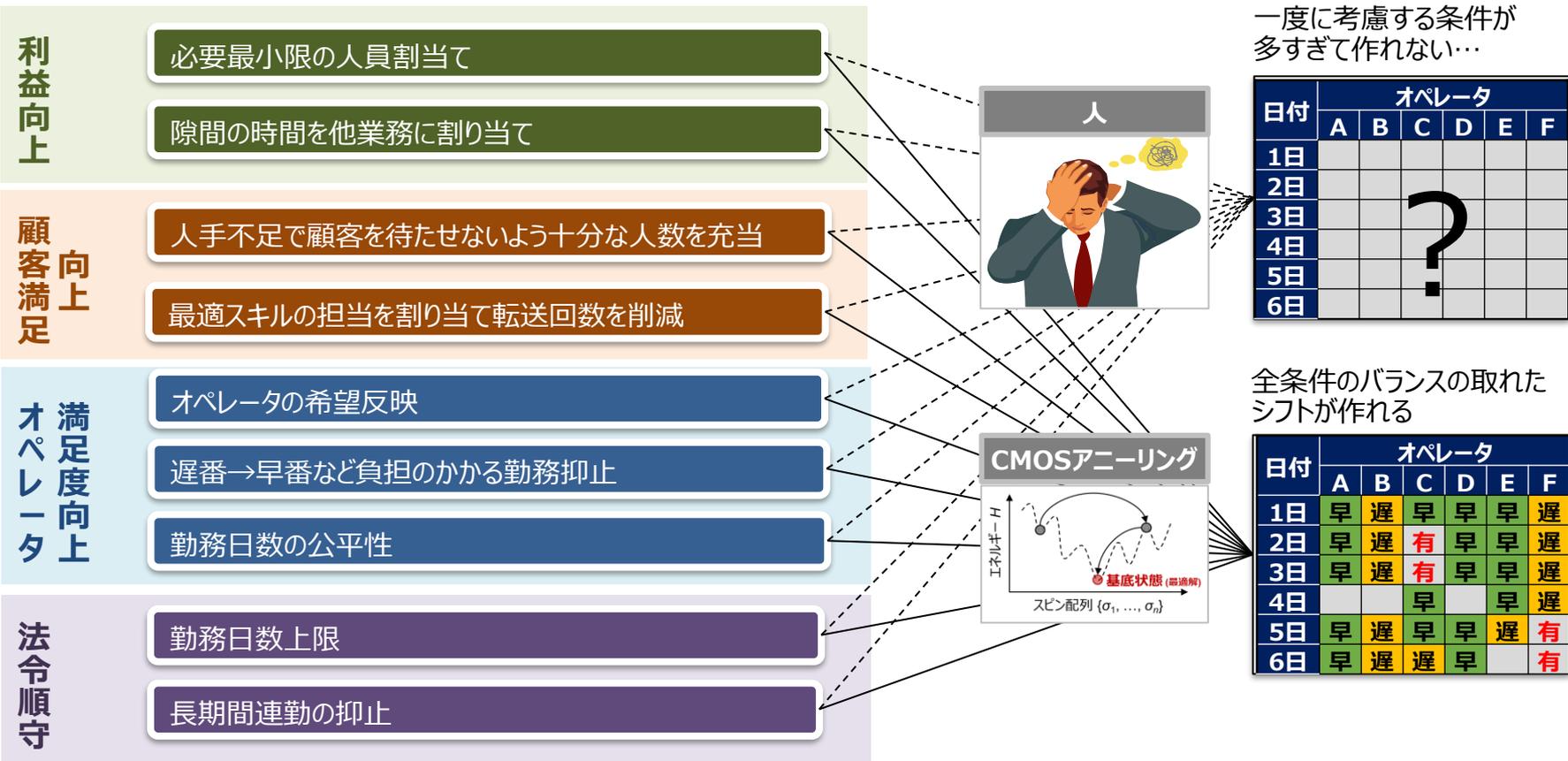
様々な要望を満たした上で最適な人員配置をするのは難しい



実際には無駄が残ったり、需要を満たせなくなることが多い

全要望のバランスがうまく取れた最適シフトが組めれば良い

様々な観点/制約を取り入れた最適シフト配置を実現できる



CMOSアニーリングが実現できる理由

様々な種類の制約を取り込める
柔軟性

多人数かつ細かな最適化を可能とする
大規模計算力

下記に代表される様々な制約を QUBO に定式化可能

#	制約名	内容
1	時間帯毎人数	時間帯毎に設定された必要人数に合わせる
2	人員毎勤務日数	人員毎に設定された勤務日数に合わせる
3	ラベル連続化	連続する時間帯でなるべく同じ勤務を実施する
4	師弟関係	「Aが勤務ならば、Bも勤務」という制約を設ける (例：新人Aが勤務するときはベテランBも勤務)
⋮	⋮	⋮

人数制約、日数制約はペナルティー法で表現

#	制約名	内容
1	時間帯毎人数	時間帯毎に設定された必要人数に合わせる
2	人員毎勤務日数	人員毎に設定された勤務日数に合わせる

時間帯 j	時刻	人員1 ($i=1$)	人員2 ($i=2$)	...	人員30 ($i=30$)	必要人数 D_j
1	9:00	$x_{1,1}$	$x_{2,1}$...	$x_{30,1}$	9コマ
2	9:10	$x_{1,2}$	$x_{2,2}$...	$x_{30,2}$	9コマ
3	9:20	$x_{1,3}$	$x_{2,3}$...	$x_{30,3}$	9コマ
4	9:30	$x_{1,4}$	$x_{2,4}$...	$x_{30,4}$	12コマ
5	9:40	$x_{1,5}$	$x_{2,5}$...	$x_{30,5}$	12コマ
6	9:50	$x_{1,6}$	$x_{2,6}$...	$x_{30,6}$	12コマ
7	10:00	$x_{1,7}$	$x_{2,7}$...	$x_{30,7}$	10コマ
⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
72	20:50	$x_{1,72}$	$x_{2,72}$...	$x_{30,72}$	3コマ
インバウンド 遂行時間 T_i		18コマ	18コマ	...	18コマ	

1. 時間帯毎人数制約

$$P_{\text{npeople_per_time}} = \sum_{j=1}^{72} \left(D_j - \sum_{i=1}^{30} x_{i,j} \right)^2$$

2. 人員毎勤務日数制約

$$P_{\text{working_days}} = \sum_{i=1}^{30} \left(T_i - \sum_{j=1}^{72} x_{i,j} \right)^2$$

連続化制約は QUBO 定式化と親和性が高い

#	制約名	内容
3	ラベル連続化	連続する時間帯でなるべく同じ勤務を実施する

時間帯 j	時刻	人員1 ($i=1$)	人員2 ($i=2$)	...	人員30 ($i=30$)	必要人数 D_j
1	9:00	$x_{1,1}$	$x_{2,1}$...	$x_{30,1}$	9コマ
2	9:10	$x_{1,2}$	$x_{2,2}$...	$x_{30,2}$	9コマ
3	9:20	$x_{1,3}$	$x_{2,3}$...	$x_{30,3}$	9コマ
4	9:30	$x_{1,4}$	$x_{2,4}$...	$x_{30,4}$	12コマ
5	9:40	$x_{1,5}$	$x_{2,5}$...	$x_{30,5}$	12コマ
6	9:50	$x_{1,6}$	$x_{2,6}$...	$x_{30,6}$	12コマ
7	10:00	$x_{1,7}$	$x_{2,7}$...	$x_{30,7}$	10コマ
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
72	20:50	$x_{1,72}$	$x_{2,72}$
インバウンド 遂行時間 T_i		18コマ	18コマ

連続して同値を
出現させたい

- QUBO定式化

2次項を用いて容易に表現

$$P_{\text{cont}} = - \sum_{i=1}^{71} (2x_{2,i} - 1)(2x_{2,i+1} - 1)$$

- LP定式化

多数の不等式制約で表現

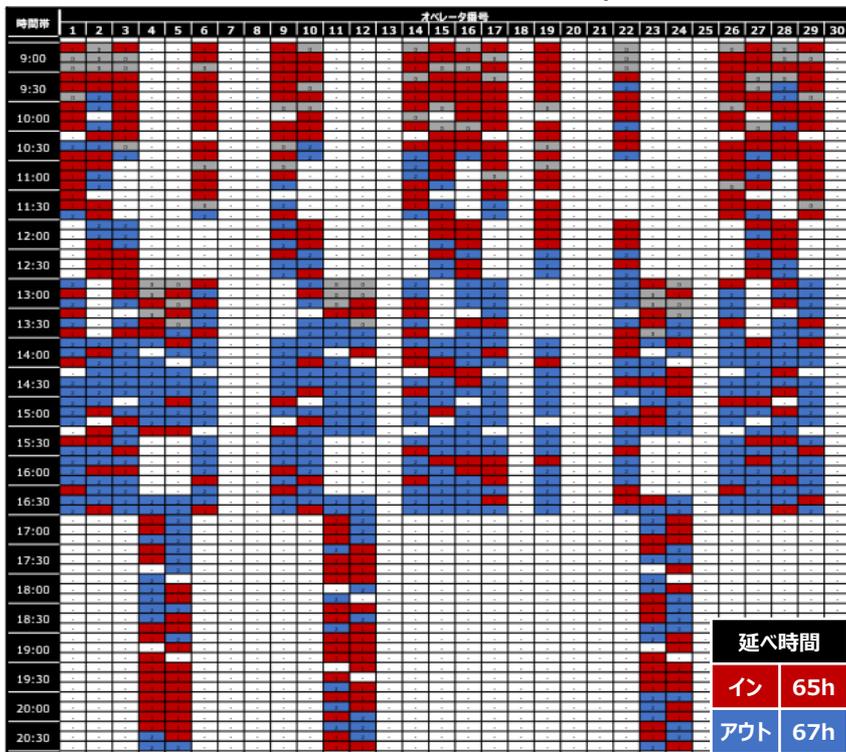
例) “1, 0, 1”という並びは許さない

$$x_{i,j} + (1 - x_{i,j+1}) + x_{i,j+2} \leq 2$$

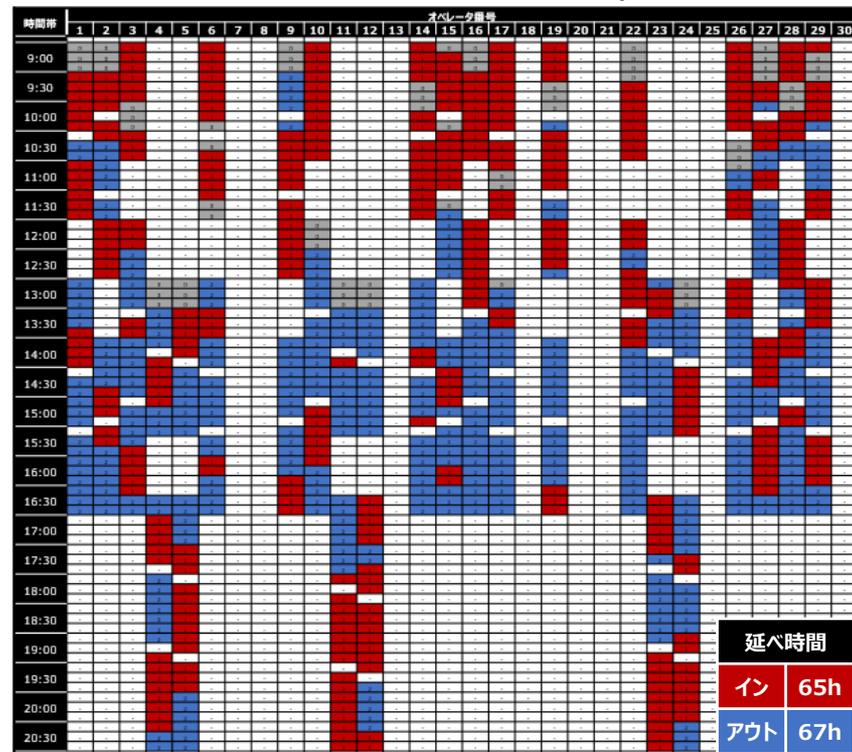
連続化制約は効率的な働き方に寄与

#	制約名	内容
3	ラベル連続化	連続する時間帯でなるべく同じ勤務を実施する

制約なし
(連続数70、不連続数52)



制約あり
(連続数100、不連続数32)



チーム内の関係性も考慮可能

#	制約名	内容
4	師弟関係	「Aが勤務ならば、Bも勤務」という制約を設ける

x_A	x_B	
1	1	OK
1 (勤務)	0 (休み)	NG
0	0	OK
0	1	OK

● 変数の定義

- $x_A = 1$ ならば A が勤務
- $x_A = 0$ ならば A が休み
- $x_B = 1$ ならば B が勤務
- $x_B = 0$ ならば B が休み

● 制約の定式化

$$P_{\text{team}} = x_A(1 - x_B)$$

- OK ならば $P_{\text{team}} = 0$
- NG ならば $P_{\text{team}} = 1 > 0$

多種多様な制約に対応可能な最適化ソリューションの商用提供を開始

2020年10月19日

数十人、数百人規模の最適な勤務シフトを作成するソリューションを提供開始

量子コンピュータを模した日立独自の計算技術CMOSアニーリングにより、
複雑な勤務希望に対応したシフト作成を短時間かつ手軽に実現

株式会社日立製作所(執行役社長兼CEO:東原 敏昭/以下、日立)は、このたび、日立独自の計算技術CMOSアニーリング*1を活用し、数十人や数百人規模の勤務シフトを作成する「勤務シフト最適化ソリューション」(以下、本ソリューション)を、10月19日から提供開始します。

本ソリューションは、量子コンピュータを疑似的に再現*2し、大規模で複雑な組合せ最適化問題を高速に解くことができる日立のCMOSアニーリングを活用して、時間ごとの必要人数やタスク(職務)、休暇希望、勤務頻度、通勤時間などの複雑な条件に対応した勤務シフトの作成を可能にするものです。サービスセンターやコールセンターなどの大規模な勤務シフトにおいて、画一的なローテーションによるシフト組みではなく、細かな制約を複合的に考慮した最適な要員配置を実現します。

なお、本ソリューションの提供開始に先立ち、三井住友フィナンシャルグループのコールセンター数カ所で活用し、共同で実務上の評価観点を検討・実証したところ、人手で作成する従来の勤務シフトと比較して余剰配置の発生を約80%削減するなど、要員配置の適正化に対する高い有効性が確認できました。

サービス業



勤務シフト最適化

事務センターなどで複雑な要件をなるべく満たす勤務シフト表を作成

金融業



ポートフォリオ最適化

株や外貨などの資産保有比率をリスクやリターンを考慮して決定

RoR (Return On Risk) を最大化するポートフォリオを組む



商品No.	1	2	3	4	...	1000
種類	国内株式	国外株式	国内債券	国外債券	...	CAT債
地域	日本	米国	日本	英国	...	日本
利益	¥10 mil.	¥20 mil.	¥ 8 mil.	¥ 10 mil.	...	¥ 30 mil.
保有比率	p_1	p_2	p_3	p_4	...	p_{1000}

商品毎に、さまざまなシナリオに対するリスク（損害額）を算出

◆ 過去のイベントやモンテカルロシミュレーションから、シナリオを作成して損害額を推定

例)

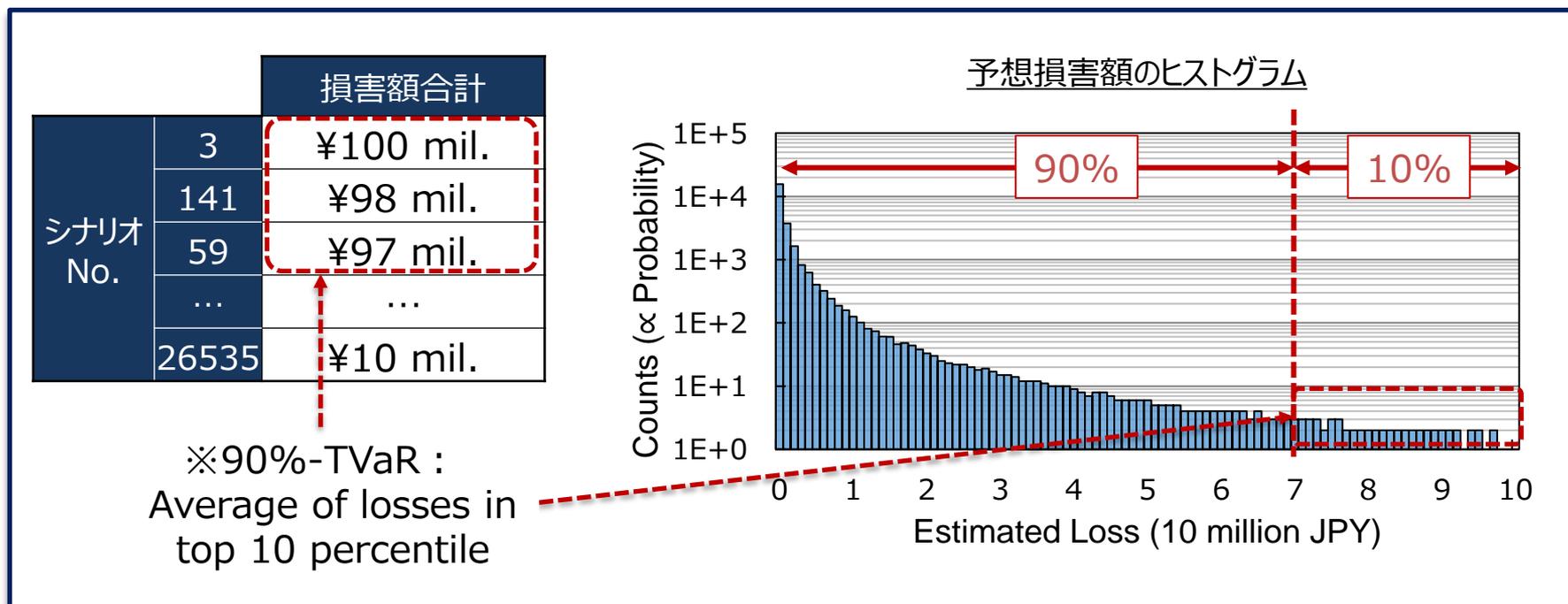
- シナリオNo.1 : 米国市場で株価暴落
- シナリオNo.2 : 巨大台風が日本を通過
- シナリオNo.3 : ……

推定損害額	商品No.					
	1	2	3	4	…	1000
1	¥10 mil.	0	0	0	…	0
2	0	0	0	0	…	0
シナリオ No. 3	0	¥20 mil.	¥30 mil.	¥5 mil.	…	¥2 mil.
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
100,000	¥20 mil.	¥4 mil.	¥4 mil.	¥15 mil.	…	0

TVaR の最小化問題は QUBO として定式化可能

◆ 保有比率 p が与えられると、

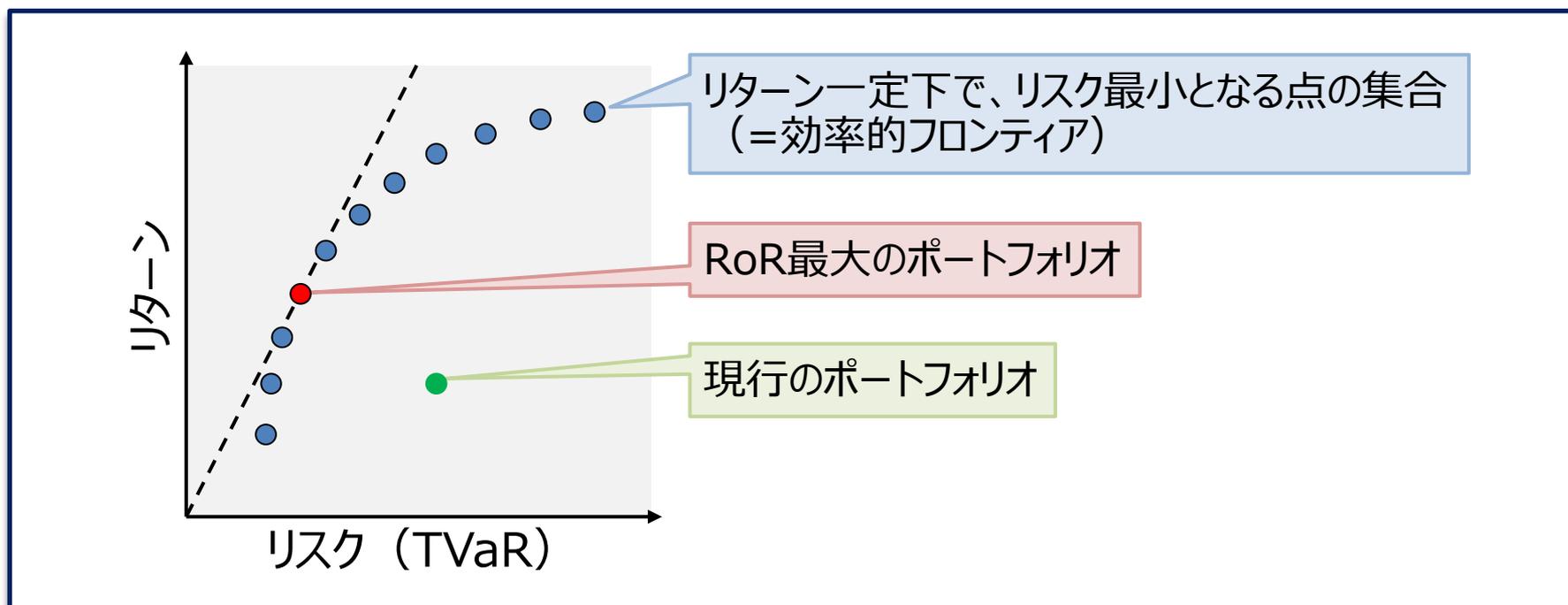
- 各シナリオに対して、推定合計損害額を算出可能
- この損害額をソートすることで、**TVaR** (Tail Value at Risk) が求まる



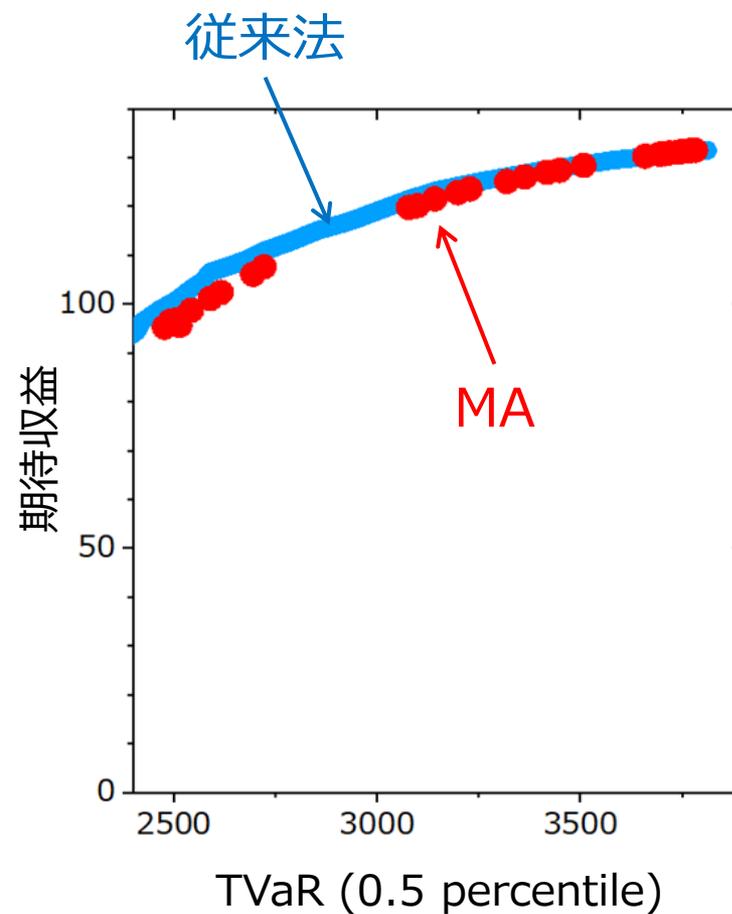
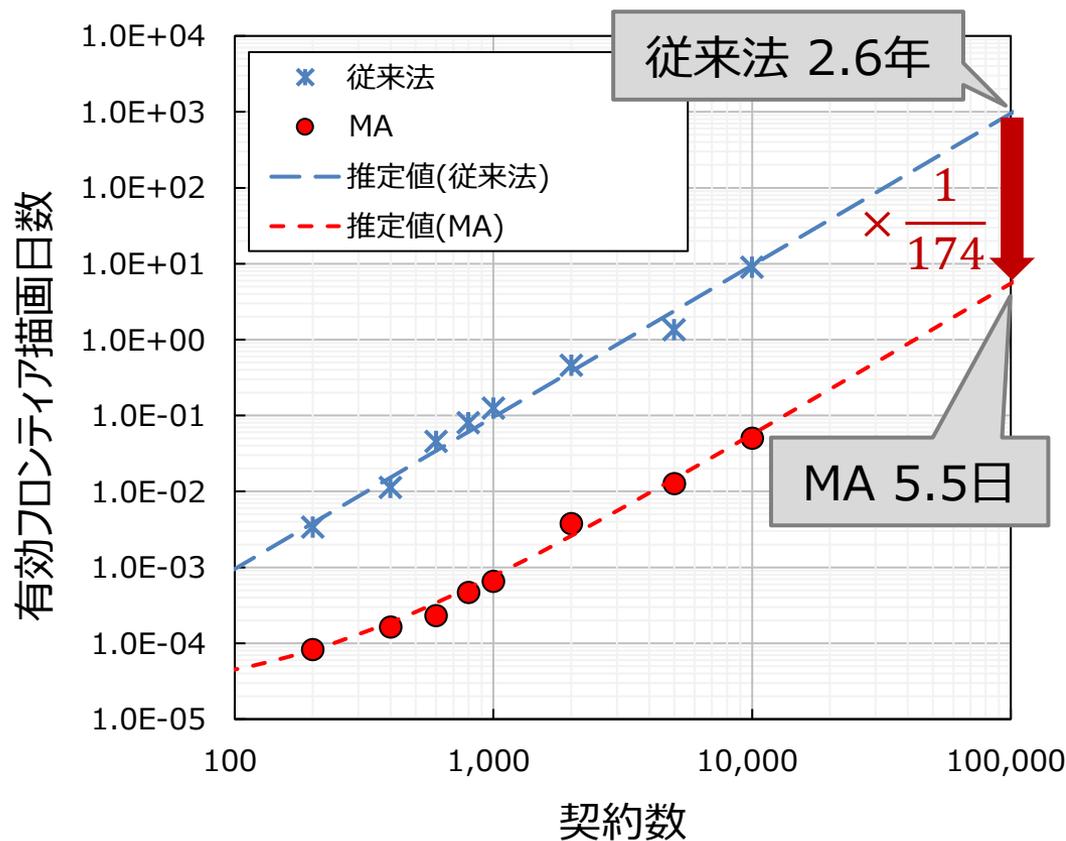
効率的フロンティアを求めるため、反復的な最適化計算が必要

◆ 理想的なポートフォリオを求めるため、効率的フロンティアを描画

- RoR最大化
- 現行リスクのまま、リターン最大化
- 現行リターンのまま、リスク最小化



従来法(GA)に比べて MA の計算時間は1/174



-
1. 背景
 2. CMOSアニメーリング
 3. 活用事例
 - 4. まとめ**

● CMOSアニーリング

- 問題の特性に応じて、最適なアニーリング技術を提供
- モメンタム・アニーリング(MA): 任意結合のイジングモデルに対して、高速に基底状態探索
 - ✓ 全変数をMCMCで並列更新できるため、GPUを活用した大規模並列演算が可能
 - ✓ **全結合10万スピンイジングモデルの近似解探索を実現、SAに対して250倍高速化**
 - ✓ G-set 内の最大カット問題を用いて、疎結合問題もSAに対する優位性を実証

● 活用事例

1. 勤務シフト最適化

- 連続化制約はQUBO定式化に親和性あり
- **2020年10月よりソリューションの商用提供を開始**

2. 損害保険ポートフォリオ最適化

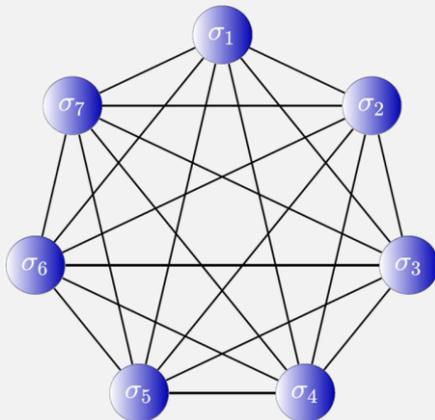
- Return on Risk を最大化するポートフォリオ最適化では、反復的計算が必要
- **自然災害向け任意再保険最適化問題で、GAに対して174倍高速化**

課題抽出



QUBO定式化

$$H(\sigma_1, \dots, \sigma_n) = - \sum_{(i,j)} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \sum_i h_i \sigma_i$$

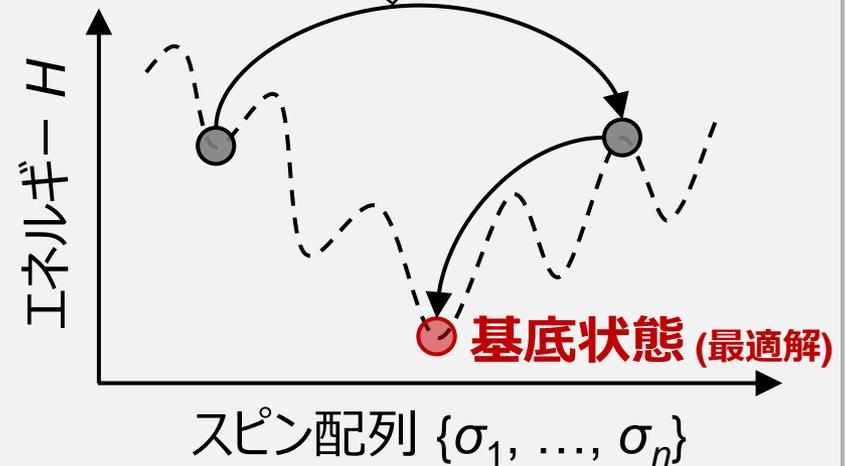


スピン配列を変換

- CMOSアニーリング
- モメンタム・アニーリング



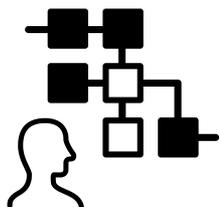
最適化



日立は幅広い分野の業務知識と 「組合せ最適化問題」を解く技術の両方を持っています

お客さま

トータルサポート



お客さまの課題の明確化

$$H = \sum_{d=1}^{30} \sum_{t=1}^{24} \left[\sum_{i=1}^{35} \sum_{s=1}^8 R_{t,s} x_{i,d,s} - M_{d,t} \right]^2$$

$$+ A \sum_{i=1}^{35} \sum_{d=1}^{30} \left[\sum_{s=1}^{10} x_{i,d,s} - 1 \right]^2 \dots$$

課題を解ける数式に変換



課題に合わせた
実装やカスタマイズ

モビリティ



ライフ



インダストリー



エネルギー



IT



2020年10月からソリューション提供を開始*4

- お客さまとともに複雑化する社会課題の解決に貢献していきます
- 日立が蓄積してきたノウハウを活用し、お客さまの課題に対応するソリューションを迅速に提供します
- それを支える技術開発で日立はトップランナーでありつづけます

[4] 日立ニュースリリース 2020年10月19日:
<https://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2020/10/1019a.html>

社会課題の解決に向け、 お客さまとともに新たな価値を創造します

CMOSアニーリング

×

協創



END



HITACHI
Inspire the Next