電子情報通信学会　ネットワーク仮想化研究会（2021年11月）

大域的グラフ構造を利用したGNNによるIT/NWシステム構成の高精度な優劣推定手法

2021年11月25日　NECセキュアシステム研究所
丸山貴志、黒田貴之、里田浩三

謝辞：本研究開発は、総務省の「革新的 AI ネットワーク統合基盤技術の研究開発（JPMI00316）」によって実施した成果を含みます。

© NEC Corporation 2021

\Orchestrating a brighter world

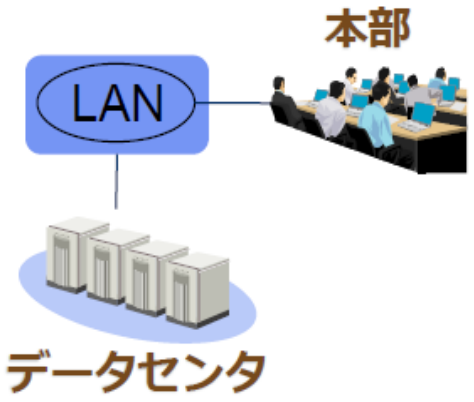
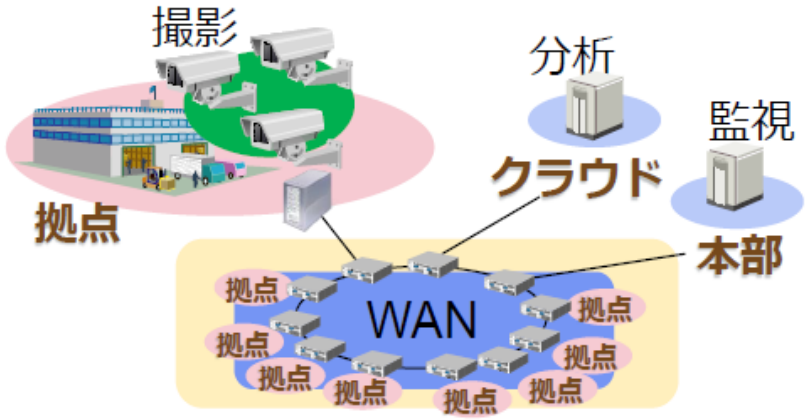
NECは、安全・安心・公平・効率という社会価値を創造し、
誰もが人間性を十分に発揮できる持続可能な社会の実現を目指します。

アウトライン

1. 背景と既存技術
2. 技術課題
3. 提案手法と評価
4. まとめ

背景と既存技術

背景：デジタルトランスフォーメーションの潮流

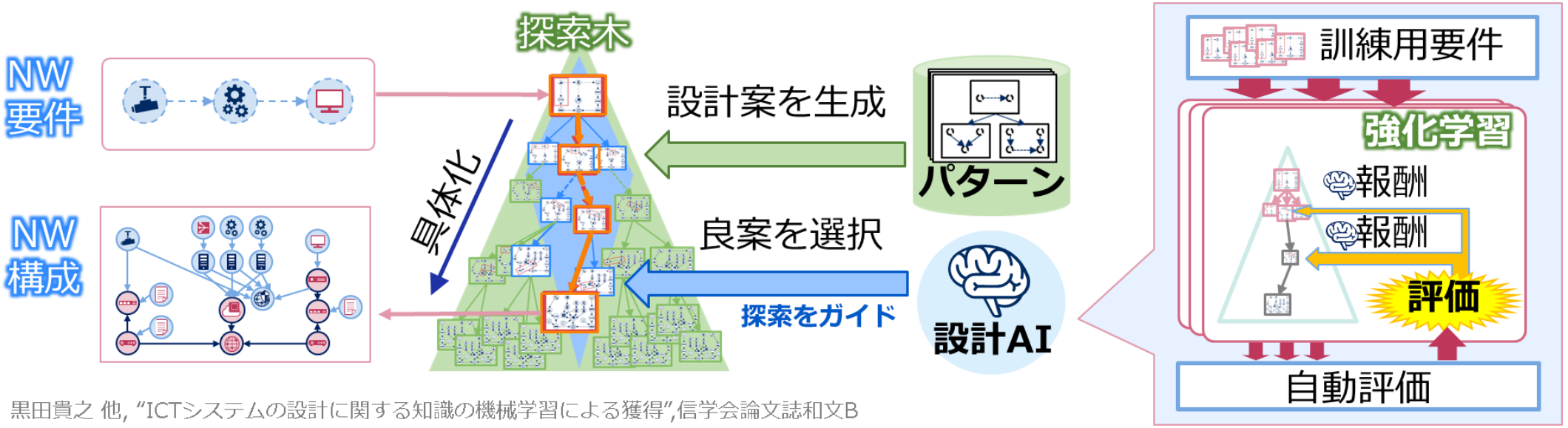
	従来のICT	DX後のICT
例	**本部：受発注管理** 	**店舗：顧客認識、広告・クーポン発行** 
用途	基幹（バックエンド）	業務そのもの（フロントエンド）
変更頻度	低い（数年に一度）	高い（隔週～月１）
開発上 重視する点	**安定性**	**迅速性/柔軟性/効率性**
	ウォーターフォールに 基づく提供手法が好適	**アジャイル型の 高効率な提供手法が必要**

© NEC Corporation 2021

前提技術

自動設計AI：**設計案の生成**と**良案の選択**を行う探索機能/AI/MLの組合せ

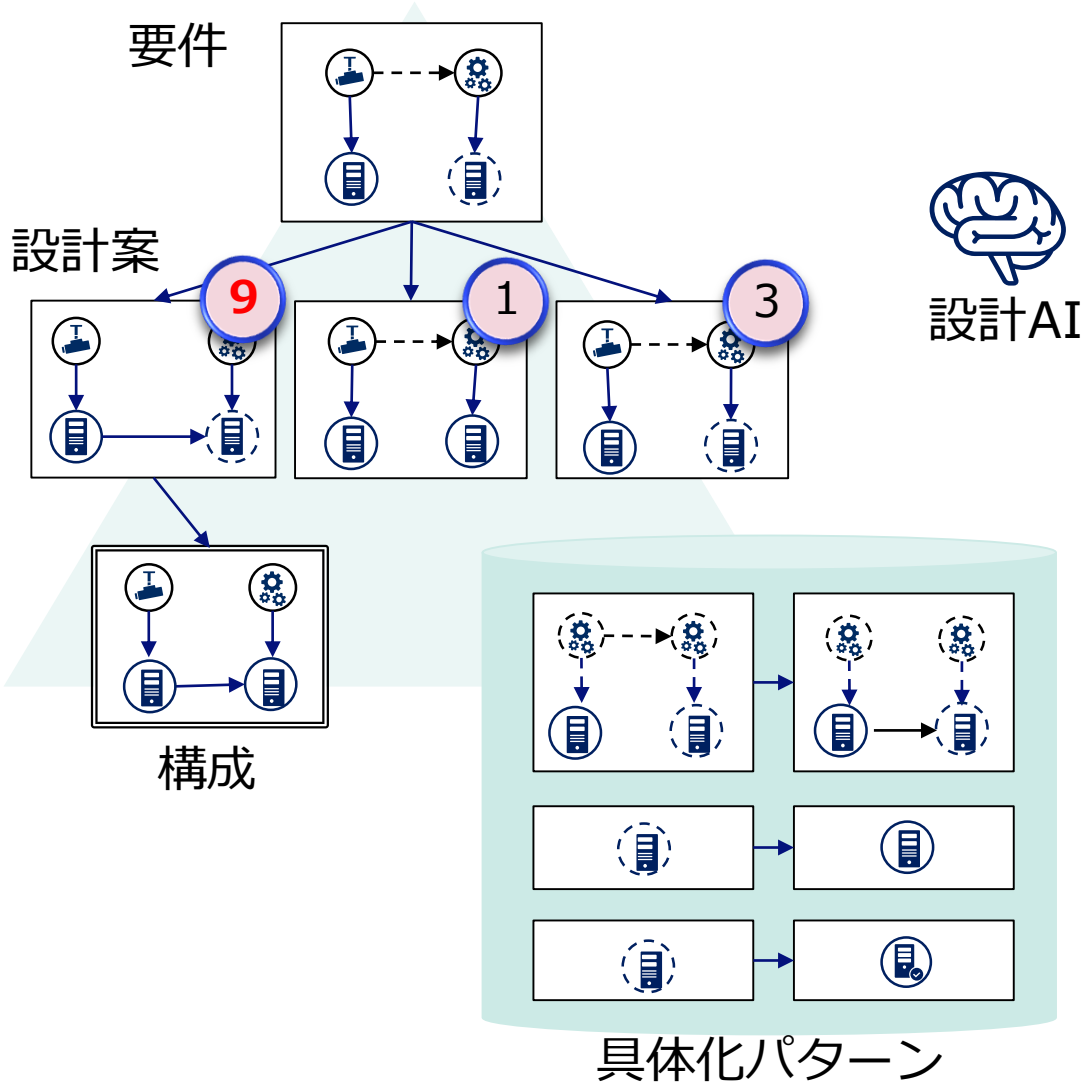
- ◆ 設計案の生成: 少数のパターンを組み合わせて膨大な設計案を生成
  - ■ 膨大な設計案から要件を満たす案を探索 ➔ 多様な要件に対して**柔軟**に対応
- ◆ 良案の選択: 良案を選択するAIを強化学習で自律的に育成
  - ■ AIが自律的に判断能力を獲得 ➔ **迅速**な設計の導出能力を人手を費やさず(**省力**)に獲得



※ 黒田貴之 他, “ICTシステムの設計に関する知識の機械学習による獲得”,信学会論文誌和文B

© NEC Corporation 2021

設計AIの使いどころ



設計アルゴリズム

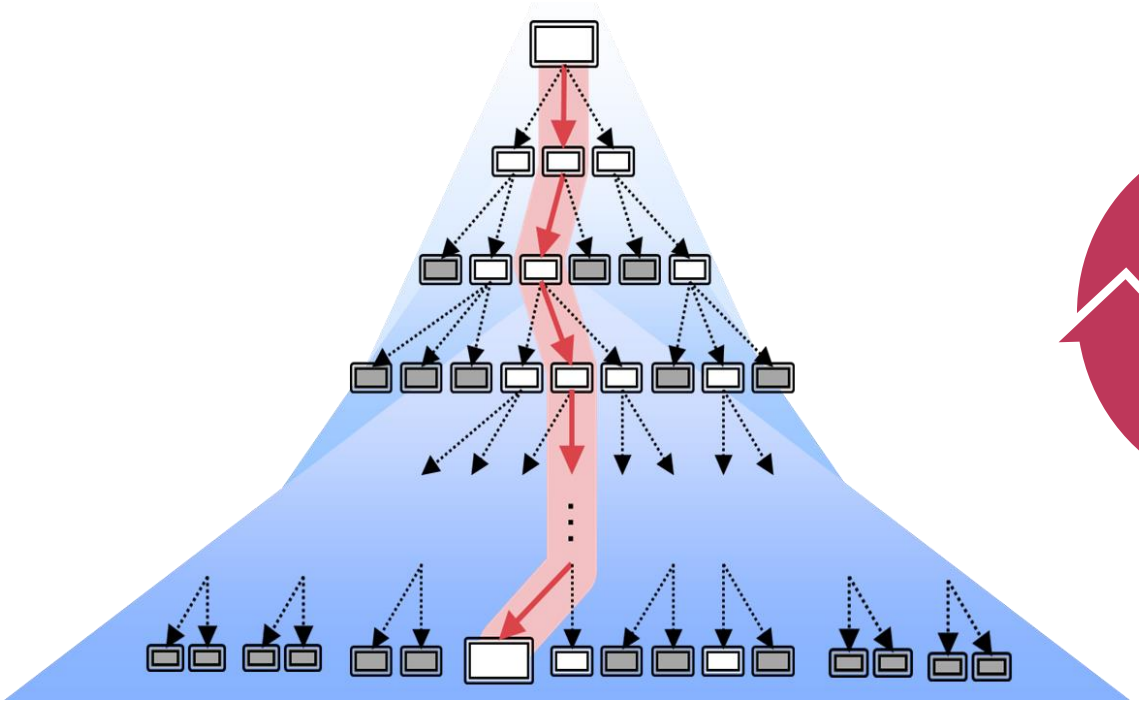
1. 抽象的な部分に具体化パターンを適用して一段階具体的な設計案を生成
2. 設計案の期待スコアをAIで推定
3. 最も期待スコアの高い設計案へ進み、1～3を繰り返す
4. 全ての部分が具体化されたら成功
5. 適用できるパターンがない場合は手詰まりなので戻る

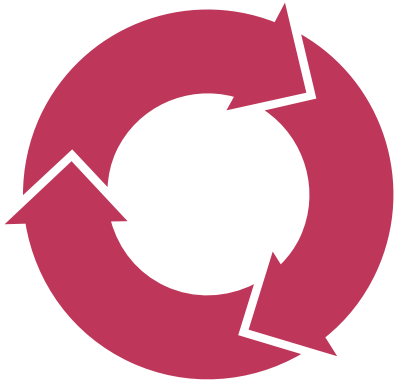
© NEC Corporation 2021

設計AIの学習方法

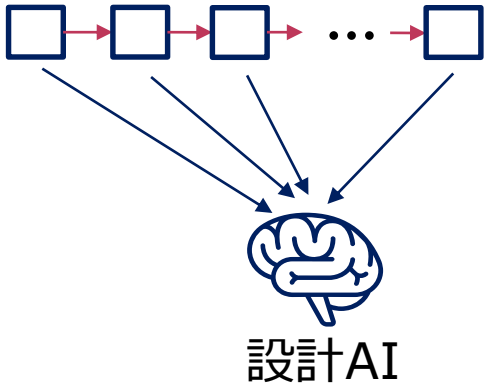
◆ 強化学習：具体化列の生成と設計AIの学習を繰り返す

1. 設計AIで具体化の列を生成





2. 具体化列で設計AIを学習

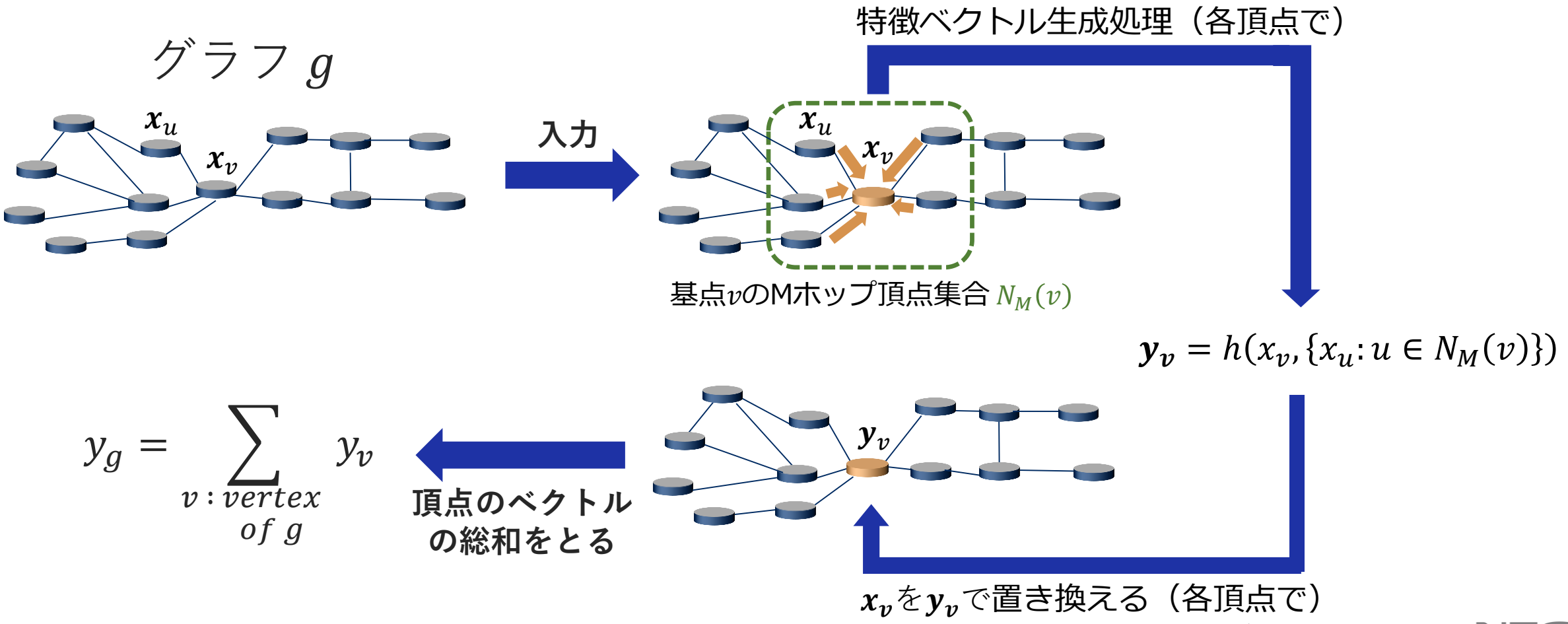


3. 学習した設計AIを次の具体化列の生成に利用

© NEC Corporation 2021

設計AIモデル：GNNモデル

頂点の特徴ベクトルを生成する処理と、頂点の特徴ベクトルからグラフ全体の特徴ベクトルを生成する処理からなる



© NEC Corporation 2021
\Orchestrating a brighter world NEC

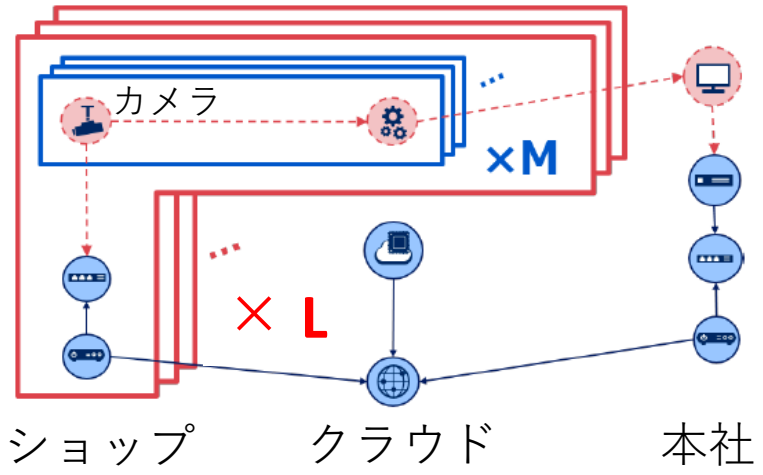
技術課題

観察：これまでに得られた結果と仮説

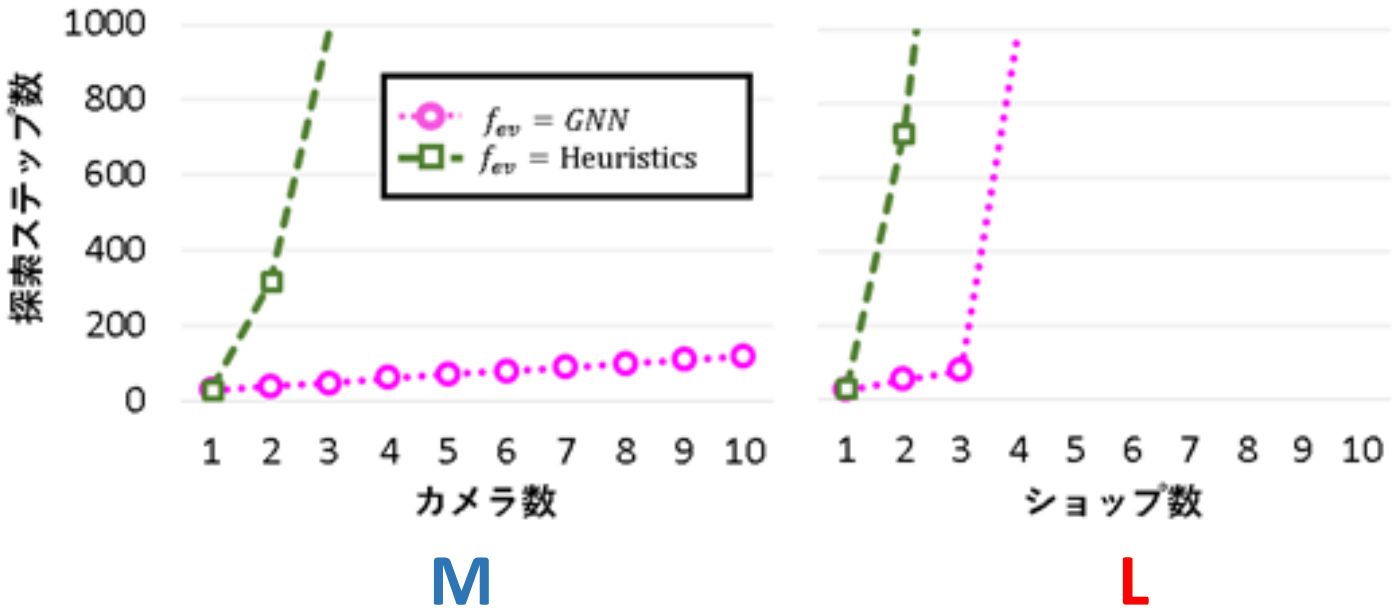
◆ 仮説：大域的な構造変化に弱い

■ カメラ数の変化よりも店舗数の変化による構造変化の方が大きい

学習に用いたNW要件



NW構成に至るまでに必要とした探索ステップ数

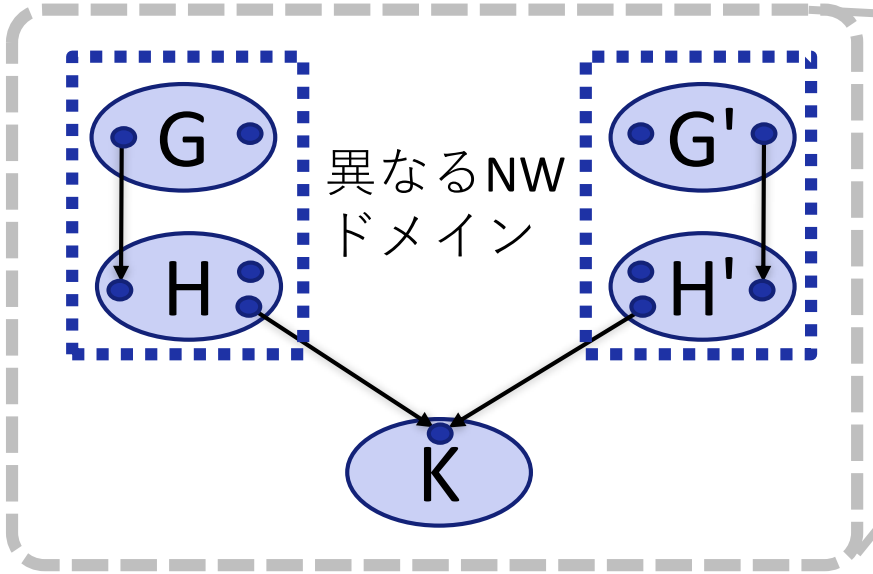


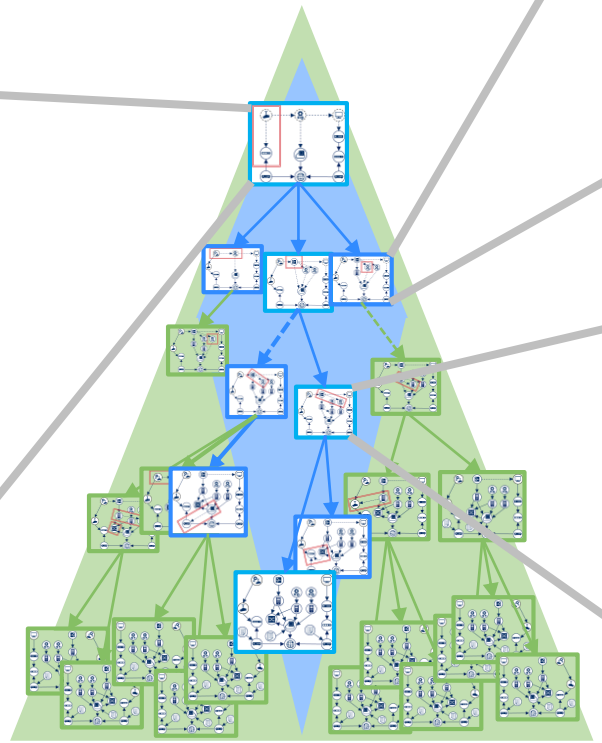
※ 黒田貴之 他, “ICTシステムの設計に関する知識の機械学習による獲得”, 信学会論文誌和文B

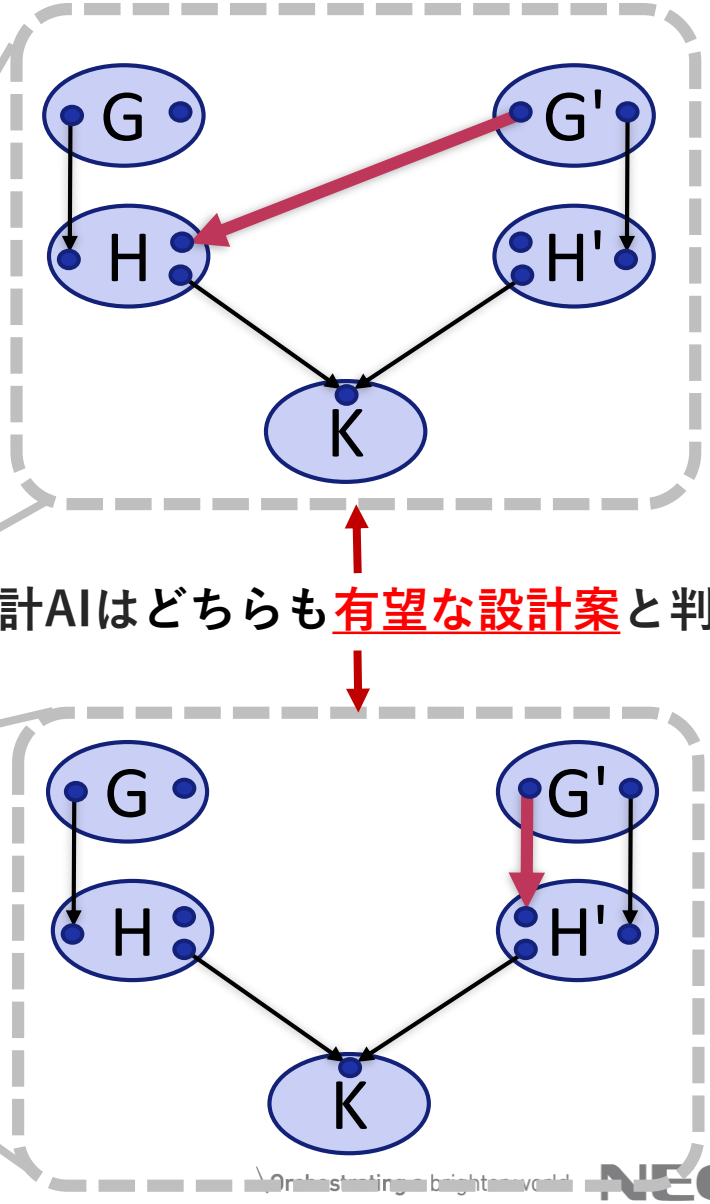
© NEC Corporation 2021

観察：探索ステップ数の増加の原因

- NW構成が存在しえない設計案を選択
  - 同一のNWドメインへの接続と異なるNWドメインへの接続とを設計AIが区別できていない







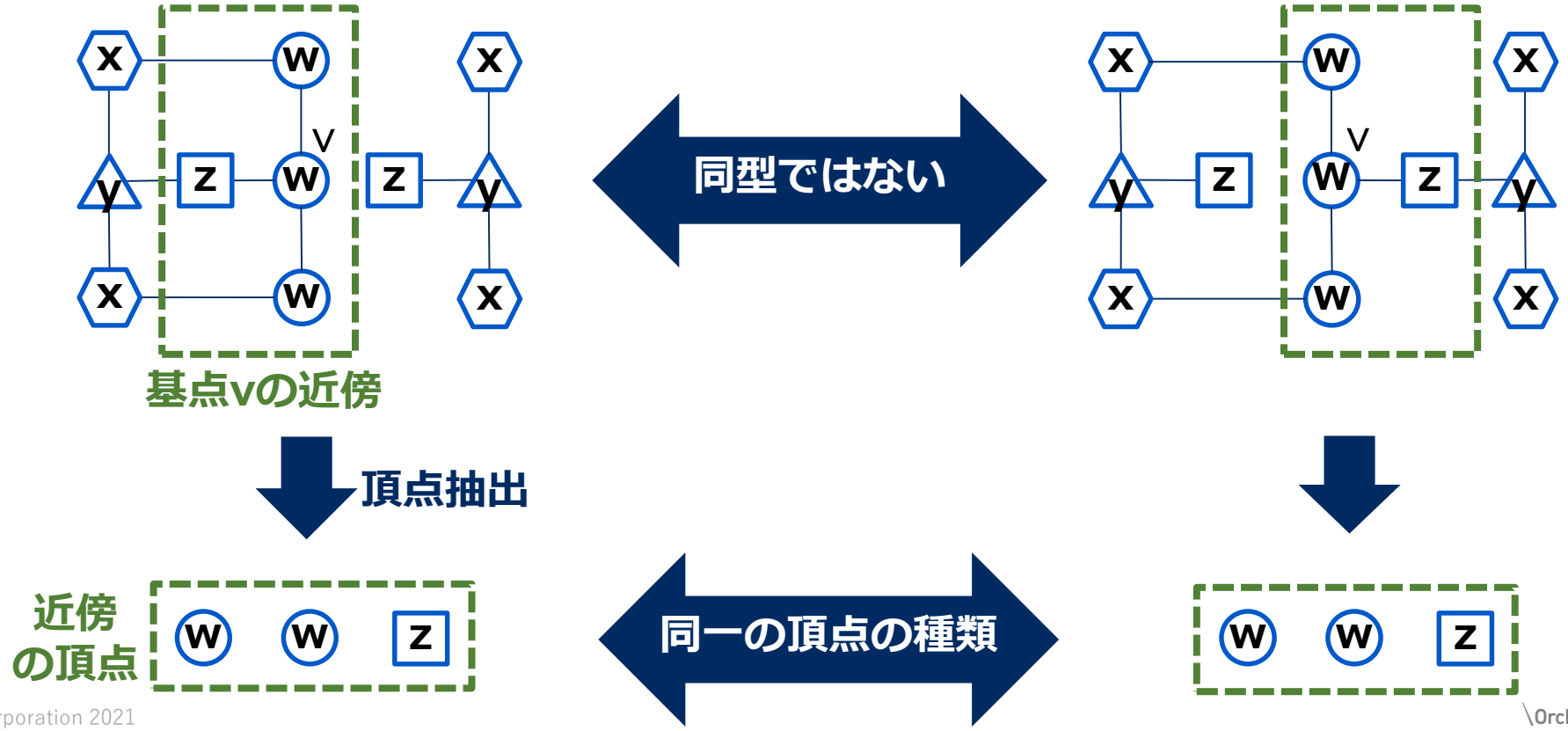
* G, G’, H, H’, K : 抽象化したグラフ

© NEC Corporation 2021

課題：設計AIの技術課題

◆ 近傍構造を利用した特徴抽出では、大域的な構造変化の捕捉が難しい

- 構造の異なる（非同型な）グラフであっても、それぞれのグラフの頂点で頂点集約を行って得られるベクトルが一致することがある
- 頂点集約の結果が一致すると、グラフの特徴ベクトルではグラフの区別ができない



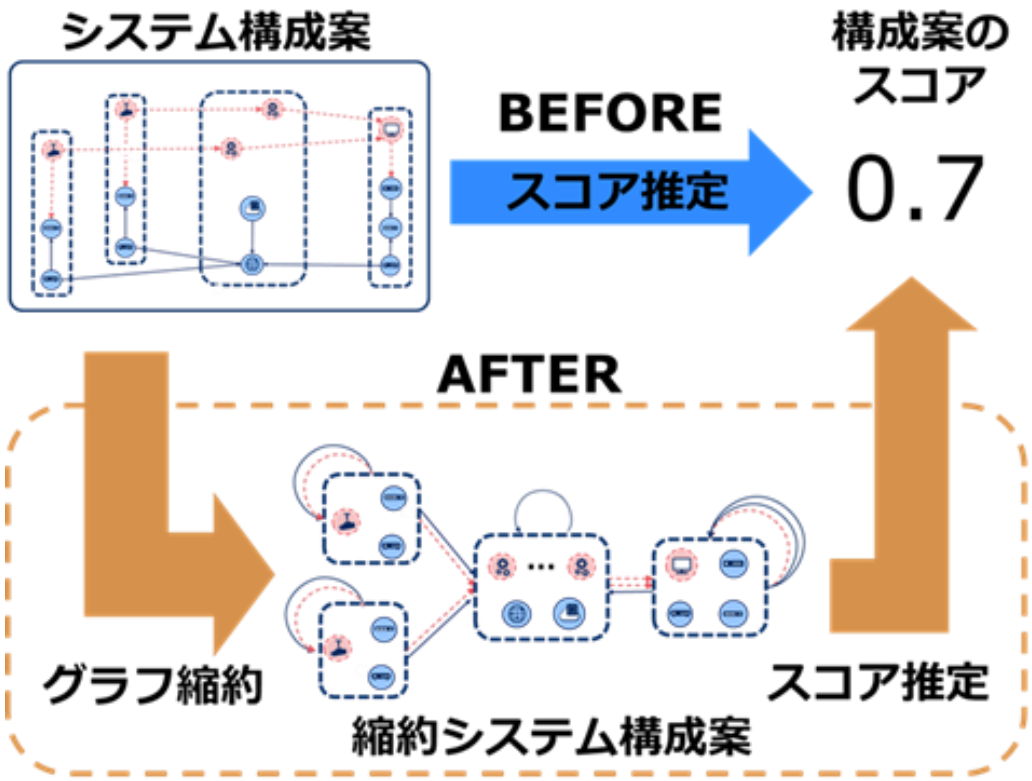
© NEC Corporation 2021
\Orchestrating a brighter world NEC

提案手法と評価

提案手法

設計AI（GNN）の処理過程にグラフの縮約処理を組み込む

◆ グラフの巨視的な構造を扱えることを可能とし，もともと遠い位置にあった頂点を近い位置にいるようGNNに認識させる



© NEC Corporation 2021
\Orchestrating a brighter world NEC

提案手法の処理の流れ

- ステップ１：縮約後のクラスタとして、複数の頂点をグラフから選択
  - 物理レイヤに対応する頂点を選択
- ステップ２：グラフの各頂点に対し、その縮約先のクラスタを決定
  - 頂点からの距離の近さで決定し、頂点の縮約先を表現する行列を生成

$$S^{(i,j)} = \begin{cases} 1, & d_{geo}(i,j) \leq d_{geo}(k,j), \quad \forall k：\text{縮約先クラスタ}, \\ 0, & \text{otherwise}. \end{cases}$$

- ステップ３：縮約処理を行う
  - ステップ２で得られた行列と元のグラフの隣接行列から縮約後のグラフのトポロジを計算

行と列の入れ換え(転置)

$$H_{G'} = S^{\mathrm{T}} H_G, \qquad A_{G'} = S^{\mathrm{T}} A_G S$$

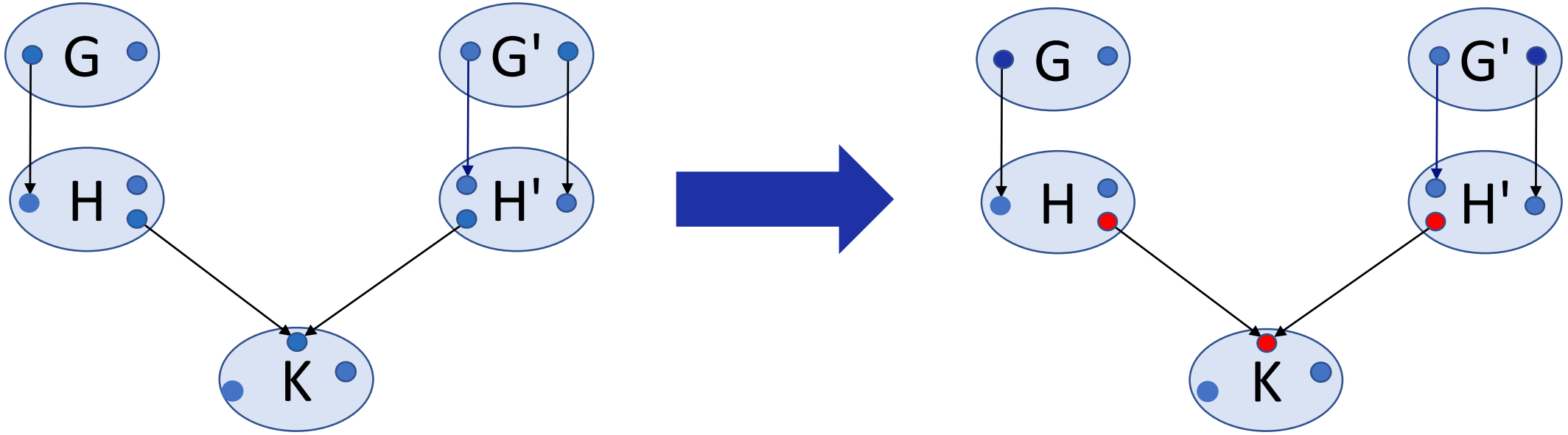
グラフGの各頂点のベクトルを並べた行列

(i,j)成分は、頂点iとjの間に辺が存在すれば1, そうでなければ0

© NEC Corporation 2021
\Orchestrating a brighter world NEC

処理の流れ：ステップ１

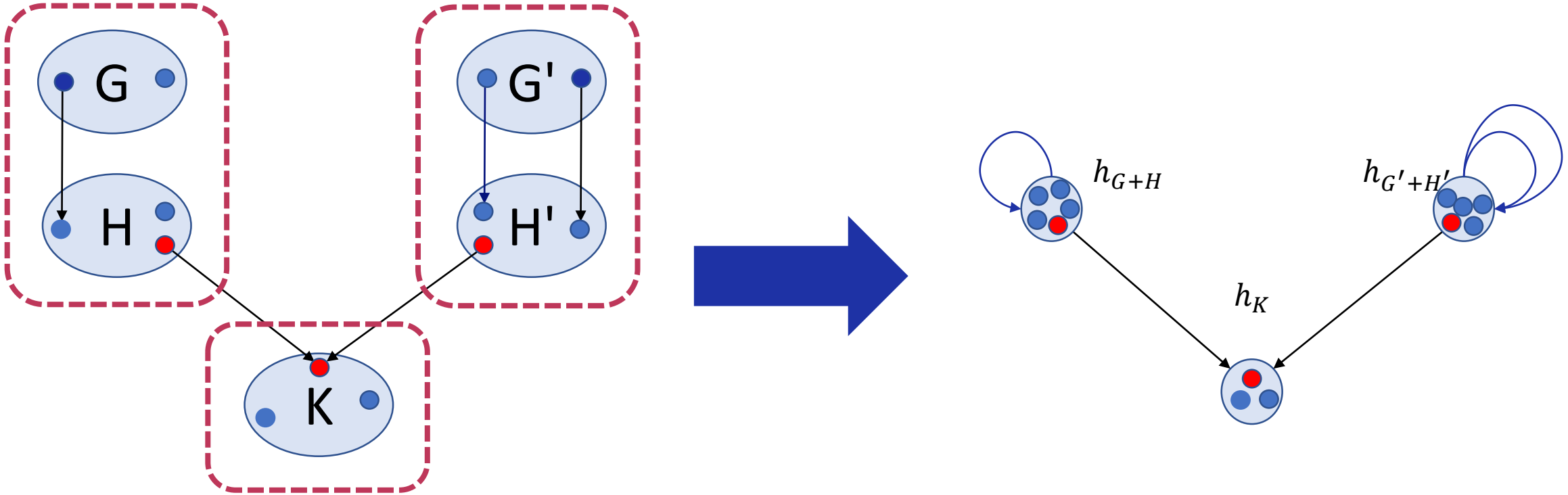
◆ 頂点を選択



© NEC Corporation 2021
\Orchestrating a brighter world NEC

処理の流れ：ステップ２及び３

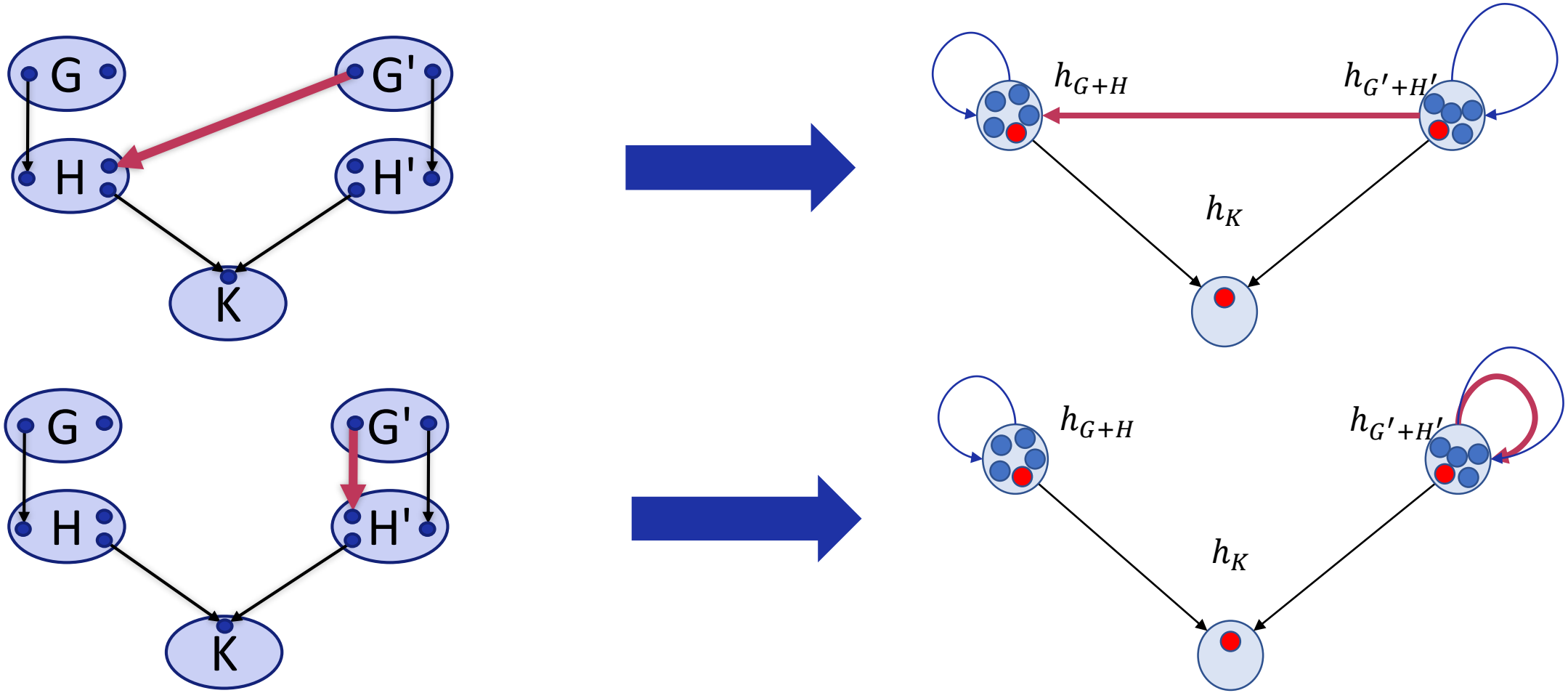
◆ 縮約を行う



© NEC Corporation 2021
\Orchestrating a brighter world NEC

参考：提案手法による設計案の構造変化

◆ 従来の設計AIで区別不能であった巨視的な構造を簡約化



© NEC Corporation 2021
\Orchestrating a brighter world NEC

評価

GNNモデルを収束効率と汎化能力の２観点で評価

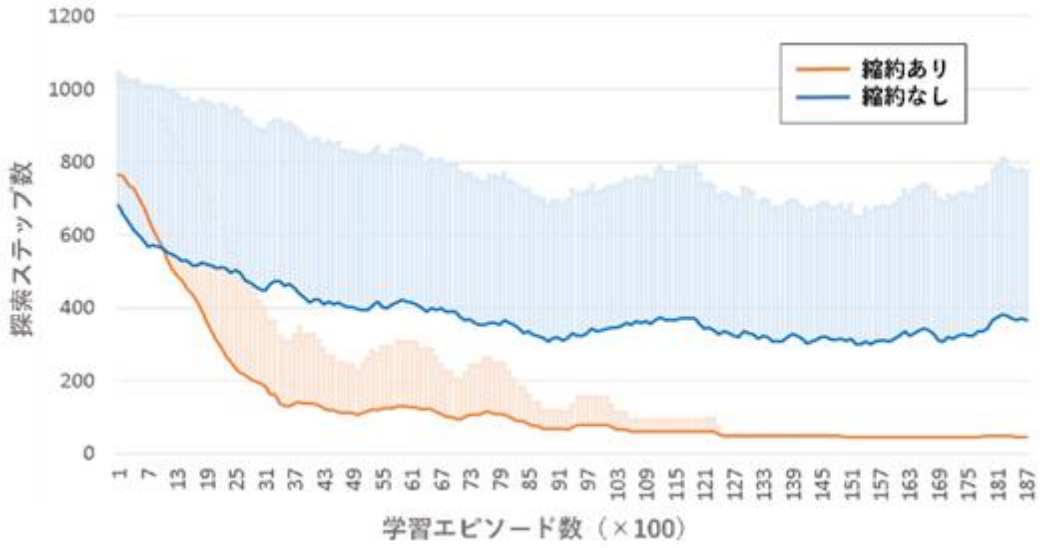
- 収束効率
  - 強化学習アルゴリズム下で、従来の設計AIでは学習を収束させられなかったサービス要件(M,L)=(1,2)を基に評価
  - 評価基準は、設計AIの学習回数に対する、設計AIによる探索にかかるステップ数
- 汎化能力
  - 汎化能力の評価は、ショップ数の増減に対する設計AIによる探索ステップ数の変化を比較
  - 設計AIの訓練では、(M,L)=(1,1)、(1,2)、(1,3)を利用
  - ショップ数Lの増減に対してどれほど頑健な探索ができるようになるか評価

© NEC Corporation 2021

結果

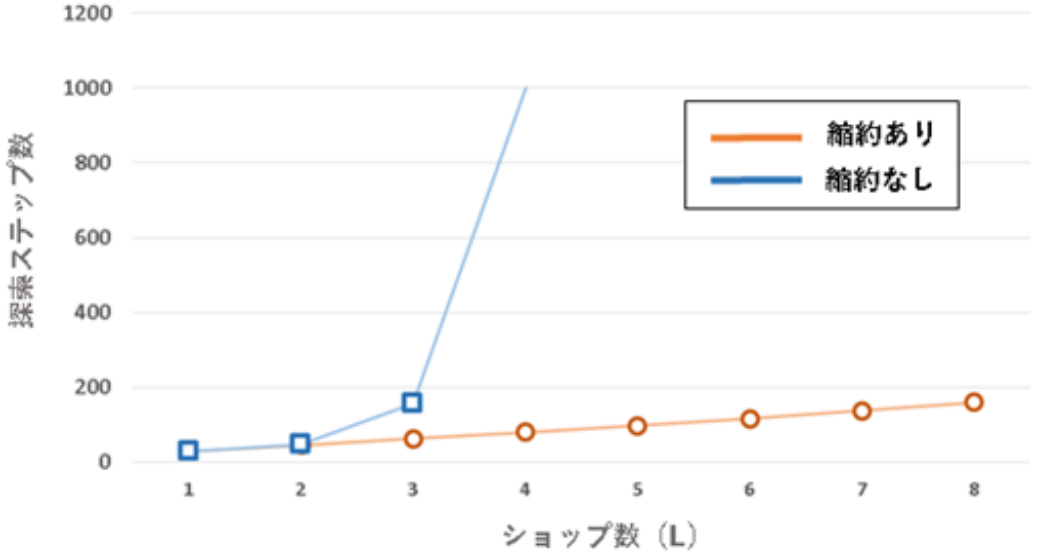
◆ 収束効率

- 提案モデルでは学習回数が増えるにつれ探索ステップ数の平均及び分散が減少することを確認



◆ 汎化能力

- 提案モデルでは、L≥4 以降でも探索ステップ数が十分に、そして線形に抑えられることを確認



© NEC Corporation 2021

まとめ

- アジャイル型のICTシステム提供手法の必要性
- アジャイル型システム提供手法としての自動設計AI
  - 設計案の生成と良案の選択を行う探索機能/AI/MLの組合せ
- 自動設計AIの技術課題
  - 大域的な構造変化を補足することが困難
- 縮約処理を組み込んだ自動設計AI
  - グラフの巨視的構造を捕捉
  - 収束効率・汎化能力の両観点で、従来手法を上回る結果

© NEC Corporation 2021

\Orchestrating a brighter world

NEC