

Masataro Asai (Doctoral Student)

1 Automated Planning

ロボットにいかに賢く自律行動させるか？ 結果を先読み(推論)して行動
行動列を求める汎用組み合わせ最適化問題



例:災害救助

T-52援竜 - テムザック(株)
現時点では人がラジコン操作
プランナが組みこまれば

目標の達成手順を自力で
思考できる救助ロボ

初期状態: 被災者が瓦礫の下敷きに!
ゴール: 患者の生存 かつ 患者の搬送
出血多量確認 → 布で縛る
→ 病院に電話 → カッターを起動
→ 鉄筋を切断 → 瓦礫を持ち上げる
→ 患者を助け出す → 救急隊に引き渡し

出力: 全てのゴールを達成する

アクション列 = プラン

ある程度長い具体的な命令列

≡ プログラム、レシピ、手順 を生成する

- × プラン ≠ 直後に実行する1ステップの行為
- × プラン ≠ 漠然とした方向性, TODOリスト
- × プラン ≠ ゴールを一つずつ達成すれば良い

状態遷移規則で様々な問題を表現

入力: 初期状態、ゴール、アクション
(状態遷移)

否定 bleeding(man), on(rock1, man), alive(man)
on(robot, road), ¬cutter_on() on(man, ambulance) stopbleeding(?X)
hold(robot, nothing) remove(?X), call(?X)
¬ambulance_coming() start_cutter(), cut(?X)

プランニング分野の目標:

より複雑で大規模な問題を、汎用性を失わずに解きたい
整数計画、SATと類似の基礎的な枠組み

汎用性
ゆえに
様々な
応用例

プランニングの 応用実績



Deep Space 1
(Muscettola et al. '98)
宇宙船の自律航行

Mars Exploration Rover
(Bresina et al. '05)
火星探査ロボットの
自律行動システム



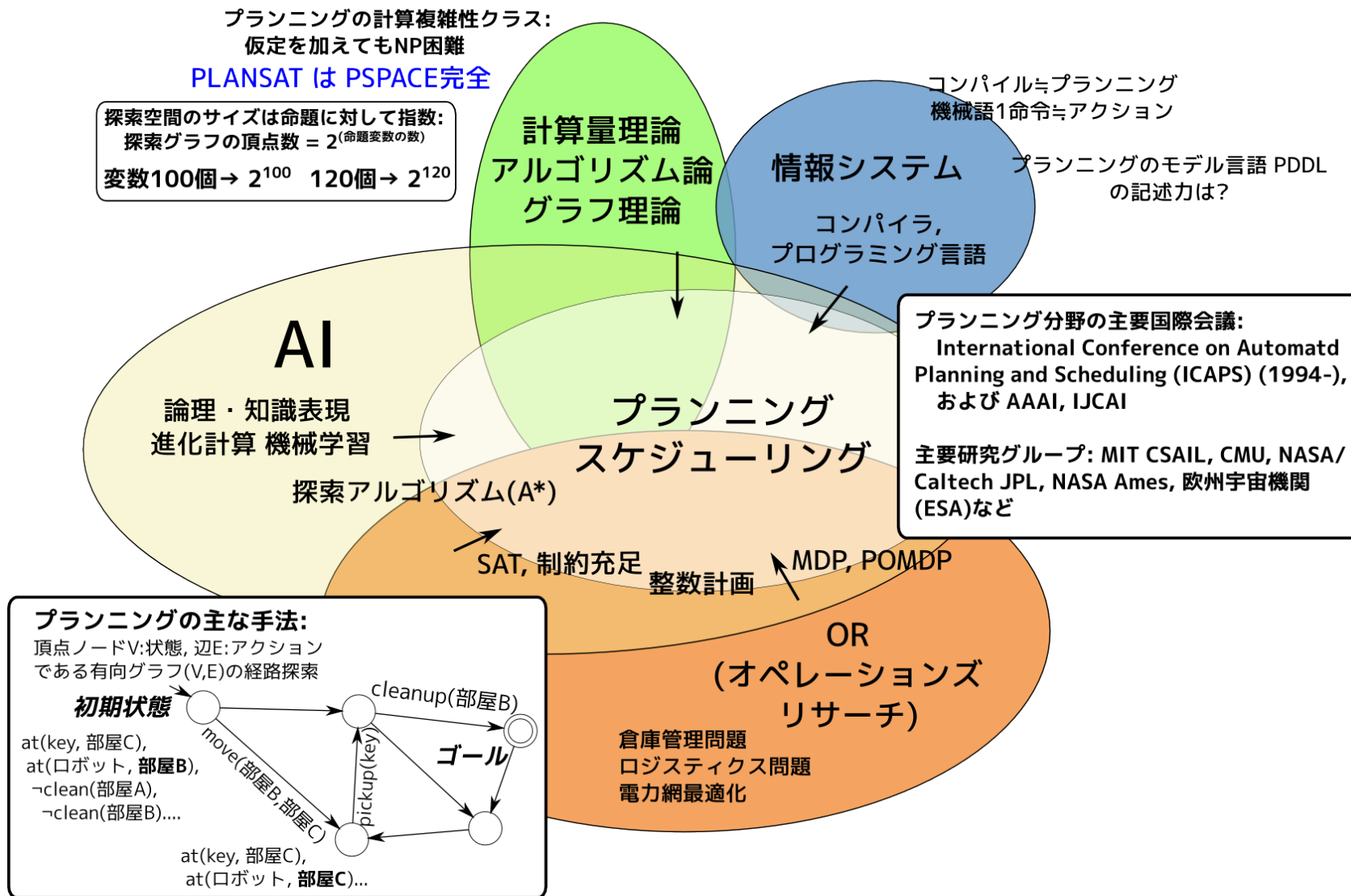
Xerox Parc Printer
大規模 商業印刷システムの
自律運用



Core Security (セキュリティ企業)

企業ネットワーク脆弱性の自動診断
攻撃プランの自動生成

2 プランニング(自動行動計画)分野の位置づけ



3 研究業績1：査読付き学会論文 ICAPS14

セル生産方式：工場生産方式の一種 (対義語:ライン生産)

ロボットアームなどを含む小規模セルが複数協調して製造

目的：並列の製造プランを自動計画 + 製作時間を最小化
一台の組み立て問題を解くのは ある程度複雑でも可能

研究の対象

✕アクチュエータの角度制御 (例: θ : 0deg→30deg, 1deg/sec)

◎行為の計画(例: 部品2をアーム1で塗装, ネジ3を締結 etc.)

問題点：扱う対象の数が増える場合 (製品が4個程度以上の時)

最適解を返すソルバで直接解く → ✕探索空間が広大で探索不可

1つ分の製造手順を複数つなげて後処理最適化 → ✕生産時間が長い
(makespan)

手法：問題の繰り返し構造を「工場, セル生産, 製品」など前提なしに

任意のプランニング問題の論理構造から自動検出

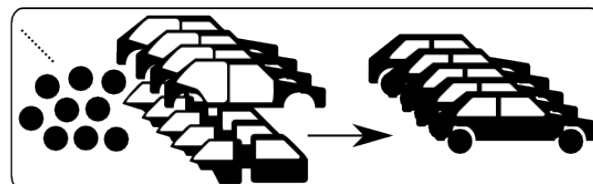
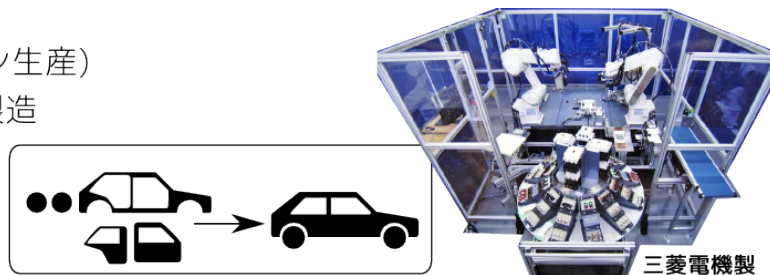
検出した繰り返し構造から効率よい (生産時間の短い) プランを生成

結果：1000台以上の製品を組み立てる問題を解けた
+ 生産時間を最大3割短縮(後処理最適化と比較)

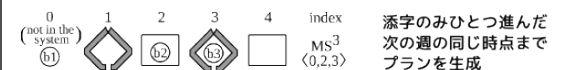
新規性: 繰り返し構造を自動で抽出するというアイデア+抽出技術

インパクト: 大きな高速化, プランニングの適用規模を広げた

株式会社IHIと共同研究(システムの先行評価として)



詳細: lock/owner述語の検出+定常状態モデルの構成



探索空間のサイズは指数: 2 (命題変数の数)

変数100個 → 2^{100} 120個 → 2^{120}

問題が少し大きくなるだけで百万倍難しくなる

→ しかも探索空間はその指数で増加
解ける探索空間のサイズ:

以前: 10^6 → 提案手法: 10^{274}

Asai, M. and Fukunaga, A. Fully Automated Cyclic Planning for Large-Scale Manufacturing Domains. In Proceedings of the 24th International Conference of Automated Planning and Scheduling(ICAPS), Portsmouth, NH, USA, June 21-26, 2014. (採択率33%)

4 研究業績2,3: 査読付き学会論文 KEPS14, ICAPS15

プランニング分野一般の目標:

汎用性を失わずに より複雑な問題を解く! → 高度なAI

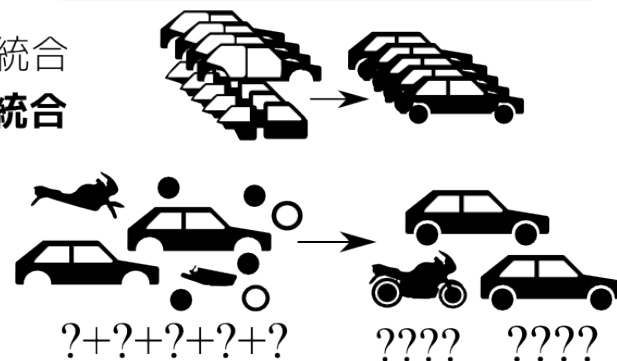
ICAPS14を一般化すればはるかに困難な問題が解けるはず

探索空間のサイズは指数: $2^{(\text{命題変数の数})}$
変数100個 → 2^{100} 120個 → 2^{120}
問題が少し大きくなるだけで百万倍難しくなる

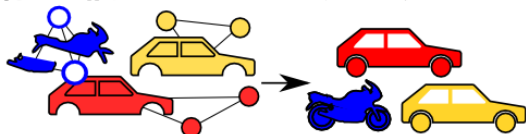
ICAPS14: 大規模な問題を同一種類の小問題に分割+処理+統合

目的: **大規模な問題を複数種類の小問題に分割+処理+統合**

課題: 1つの小問題の構成要素が不明: 自動で発見する能力が必要
分割/統合が本質的に不可能な問題でも動作する汎用性が必要
(問題分割を行うその他の既存研究は、その場合動作しない/想定していない)



手法: **問題の論理構造から小問題を発見する新手法**

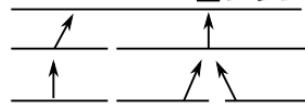


分割なしでは解けない問題
----- (探索失敗)

より柔軟な統合手法

既存手法

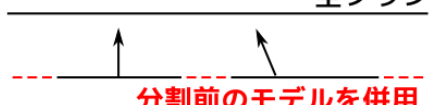
全プラン



分割結果のみからプラン生成
汎用性(低) 特定条件のみで動作

提案手法

全プラン



分割前のモデルを併用
統合が失敗するときも適用可能
使われなかった小問題

結果: **広い問題種別で**

3-4倍変数の多い問題を解けた
解ける探索空間のサイズ:

以前: $\sim 10^7$ 提案手法: $\sim 10^{28}$

新規性: 小問題の発見手法 / 柔軟な統合手法
インパクト: 高速化, 小問題分割の汎用性を実証

Asai, M. and Fukunaga, A. Applying Problem Decomposition to Extremely Large Planning Domains. In Proceedings of the 5th Workshop on Knowledge Engineering for Planning and Scheduling(KEPS), Portsmouth, NH, June 2014.

Asai, M. and Fukunaga, A. Solving Large-Scale Planning Problems by Decomposition and Macro Generation. In Proceedings of the 25th International Conference of Automated Planning and Scheduling(ICAPS), Jerusalem, Israel, June 2015. (採択率33%)

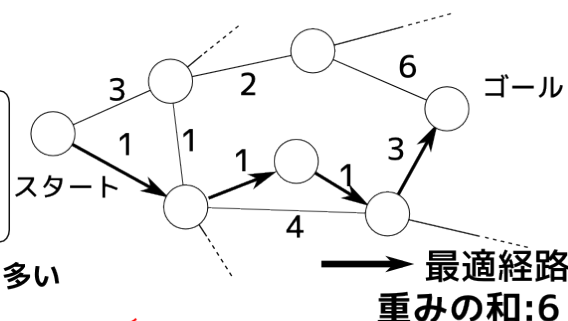
5 研究業績4：査読付き学会論文 AAAI16 (申請後に採択)

グラフ探索一般に適用できる高速化手法の開発

グラフ探索: スタートからゴールまでの経路を探す
+ 通る辺の重みの和を最小化する

身近な例: **カーナビ** 但し、本研究の対象はメモリには収まらない規模のグラフを扱う
例: **アミノ酸の多重配列問題(MSA)** など
プランニング問題もグラフ探索で解く

著名なグラフ探索アルゴリズム:
Dijkstra法 (1959), **A*(1968)**

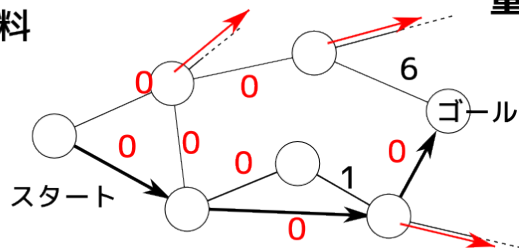


複雑/実用的な探索問題には重み0の辺が大量にある 大量=指数的に多い

例: トラックの配達計画 (燃料を最小化) 辺=行為, 重み=燃料

→ 荷物の積み替えには燃料を使わない

問題点: 重み0の辺が大量にある場合、
重みの和が同じノードが大量に存在し
探索を進める方向を見失う



オリジナリティ: A*(見積もり値を用いた最良優先探索(最良分枝限定法))にて

1. 重み和が同じノードの扱い方に関する**70年代からの定説を覆した**

2. 重み和が同じノードを更に分類する新手法を提案し性能向上

(A*のTiebreakingには
ゴールまでの距離の見積もり値 h を
流用すべきだとされてきた)

結果: 解ける問題規模が拡大 (ベンチマーク1104問:814問 → 867問 (+53問))

解ける問題の探索空間サイズ(例):

(企業ネットワーク脆弱性の診断問題にて) 以前: 10^6 提案手法: 10^{88}

今後のインパクト: 重み0の辺を持つ広範なグラフ探索問題に対して性能向上

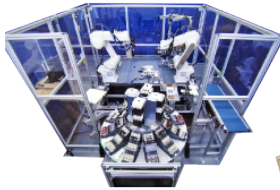
Asai, M. and Fukunaga, A. Tiebreaking Strategies for Classical Planning Using A* Search. In Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence, Phoenix, Arizona, February 2016. (採択率26%)

6 今後の研究計画

目的: より大規模な問題を解く

大量生産問題

群体ロボットによる高速な自動建築



建築資材を自分で運び
足場を作って構造物を建築
不要な足場は後に回収
MIT TERMES

課題:非対称な問題 手法:問題分割

課題:問題分割と処理に時間がかかりすぎてしまう

手法:ポートフォリオ戦略

課題:問題によっては分割が困難

手法:本質的な構造は変えずに、

分割しやすい論理構造に変換

個別の
改善

課題:分割して解いた結果を
再統合できない場合がある

手法:解いた結果の正しさを保ったまま

再統合を妨げる要素を削除

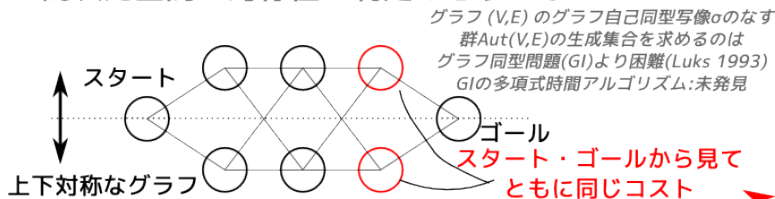
課題:探索空間の対称性

- ・問題を著しく困難にする
- ・対称性は探索空間の指数増大を招く
- ・高次元空間の対称性の判定はむずかしい

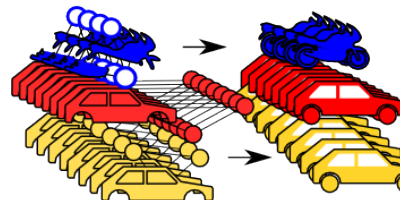
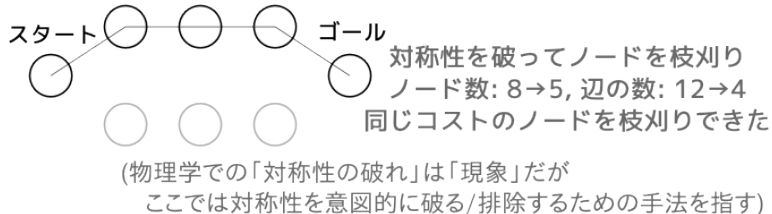
個別の
改善

課題:対称性検知と問題分割の両立

対称性の検知 + 小問題に分割する



手法: 対称性の検知



将来のインパクト:

→ 巨大問題を求解可能に
→ 大規模な産業利用

注: 巨大問題だけが重要だとは主張しない
小規模な問題を高速に解く技術には
ロボティクスなどからの需要がある

現在の研究状況

AAAI-16: 重みゼロの辺で隣接する

同じコストのノードを効率的に探索した

→ 対称性を部分的に破っている?(今後の研究)

ICAPS-16 (査読中):

同種の小問題を検知して対称性を破壊

7 まとめ

1. これまでの研究業績：査読付き学会論文

- (a) 難関国際会議 Asai, M. and Fukunaga, A. Fully Automated Cyclic Planning for Large-Scale Manufacturing Domains. In *Proceedings of the 24th International Conference of Automated Planning and Scheduling(ICAPS)*, June 2014. 採択率 **33%**
 - i. 任意の問題から 1 種類の繰り返し構造を自動で検出
 - ii. 工場での製造スケジューリング (**x1000** 高速化, 探索空間 $10^6 \rightarrow 10^{274}$)
- (b) 査読付きワークショップ Asai, M. and Fukunaga, A. Applying Problem Decomposition to Extremely Large Planning Domains. In *Proceedings of the 5th Workshop on Knowledge Engineering for Planning and Scheduling(KEPS)*, June 2014.
 - i. 複数種類の繰り返し構造の検出
- (c) 難関国際会議 Asai, M. and Fukunaga, A. Solving Large-Scale Planning Problems by Decomposition and Macro Generation. In *Proceedings of the 25th International Conference of Automated Planning and Scheduling(ICAPS)*, June 2015. 採択率 **33%**
 - i. 複数の繰り返し構造をより柔軟・汎用に組み合わせる手法
 - ii. ベンチマークセット全体で高速化 (**x3-4** 高速化, 探索空間 $10^7 \rightarrow 10^{28}$)
- (d) 難関国際会議 Asai, M. and Fukunaga, A. Tiebreaking Strategies for Classical Planning Using A* Search. In *Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence(AAAI)*, February 2016. 採択率 **26%**
 - i. コストゼロの辺がグラフ探索に引き起こす問題を解決
 - ii. コストゼロの辺を含むグラフ探索全てに影響 (探索空間 $10^6 \rightarrow 10^{88}$)

2. 今後の研究計画

- (a) 探索グラフの対称性の検知技術と、小問題分割技術の融合

8 付録 古典プランニング問題とは (定義)

アクション集合 A , オブジェクト集合 O , 初期状態 I , ゴール G

状態 s := 真である命題の集合

アクション $a \in A$: $\{ \text{pre}(a), \text{add}(a), \text{del}(a), \text{cost}(a) \}$

ただし、 $\text{pre}(a)$: 前提条件, $\text{add}(a)$: 追加効果, $\text{del}(a)$: 削除効果, $\text{cost}(a)$: アクションの適用コスト

状態 s に対するアクション a の適用: $\text{pre}(a) \subseteq s$ の時に適用可能で、

$$a(s) = (s \cup \text{add}(a)) \setminus \text{del}(a)$$

終了判定: $s \supseteq G$ ならば ゴール達成

9 付録 古典プランニングを研究する意義は？

"古典"プランニングを研究する意義は？

古典プランニングは

様々な拡張のベースとなる **最小限** のフレームワーク

実験は 古典プランニングでやった というただそれだけ

← 古典プランニングでは評価がやりやすい

- ・ 単純なモデル
- ・ 詳細が調べつくされている
- ・ 何が性能向上の理由なのか切り分けやすい(差分が取りやすい)

直接の実用的な
意義もある



Deep Space 1
(Muscettola et al. '98)
宇宙船の自律航行

Mars Exploration Rover
(Bresina et al. '05)
火星探査ロボットの
自律行動システム



Xerox Parc Printer
大規模 商業印刷システムの
自律運用

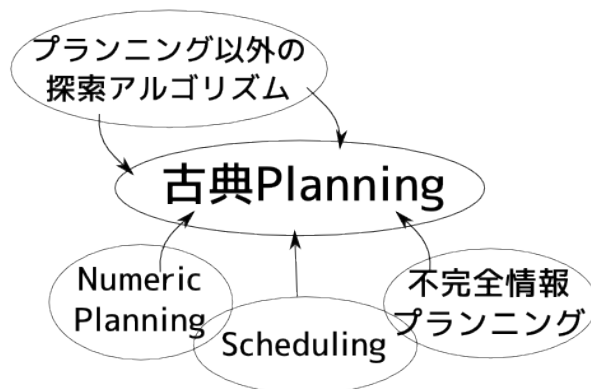


Core Security (サービス企業)
企業ネットワーク脆弱性の自動診断
攻撃プランの自動生成

様々な拡張の「基礎」となる基盤技術

古典プランニングで成功した技術は

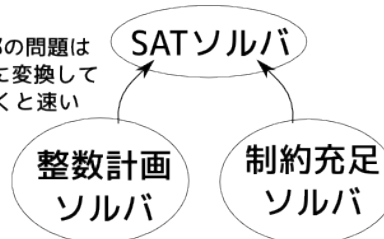
他の問題にも使える！



類似のシナリオ: SATソルバ

同じく基礎的なモデル

一部の問題は
SATに変換して
解くと速い



10 付録 AIの倫理について

- 研究内容は 漠然とした「AI」のうち グラフ探索 の研究
- 善悪の判断はそれ自体は行わない
- 価値判断は与えられる入力の中にある = 使用者の価値観を反映する
- 悪用の問題はある。しかし、自分としては、災害救助ロボットなど、人道的な応用を目指している

11 付録 ディープラーニングとどう違うのか

- 機械学習を埋め込むことは可能だ
- が、求められる推論の複雑さが根本的に違う → 独立した分野

ニューラルネット, DL, 強化学習

- 入力: 現在のデータ、過去の履歴、報酬 etc..
- 出力:
 - 次の1ステップのアクション選択ポリシー (強化学習)
 - 固定長の分類結果 (画像認識)
 - ある意味 状況に応じて脊髄反射 なエージェント

ただしプランニングに学習機を埋め込むことは 可能 (実例複数あり)

DL から見て、プランニングは アプリケーション

プランニングから見て、DL は ツール

両者の組み合わせは機会があればやってみたい

プランニング出力:

- 10 ステップ, 100 ステップ先の未来を 先読みした行動計画
- ICAPS14,15 の手法を使えば 数千ステップ先の未来まで先読みすることが出来る

11.1 付録 ディープラーニング関連

趣味の一環で、Common Lisp から直接使える GPGPU のライブラリを作成中 (DL を作ってみるため)

- OpenCL ベース
- Lisp の文法を直接 OpenCL C に変換し実行するトランスレータ
- OpenCL のメモリ管理を Lisp GC に埋め込み

12 付録 第五世代コンピュータとの違いは？

第五世代コンピュータ：並列推論機械 (Prolog ベース, ハードウェア, OS)

根本的なソフトウェア技術、探索技術 が未発達だった

第五世代	現在
後方全探索+バックトラック	前方ヒューリスティック探索
Prolog ベース	C/C++で高度に最適化されたプログラム State packing, 決定木, mutex...

今はベンチマーク問題 **1104** 問 のうち 5 分で **800** 問 前後解ける

仮に 当時のソフトウェア を 現在のハードウェア で動かしたとしても、 **100** 問も解けないだろう

13 付録 Explicit Graph と Implicit Graph との違い

カーナビ、ソーシャルグラフなど :
Explicit Graph Search

グラフ全体がメモリ (～数ペタバイト)
または二次記憶 (～数ゼタバイト)
に収まる

参考: 2012 年の全世界のデジタル
データ: 数ゼタバイト (1ZB = 10^{21}
バイト)

AI and Web の分野など

プランニングにおける探索グラフ : Implicit Graph Search

地球に存在する全計算資源を集めても二次記憶に入らない
グラフのノード数は状態変数に対して 指数的に増加

動的に必要な量のみメモリ確保をしないと問題が解けない
探索空間サイズの例:

3x3x3 のルービックキューブ: $4.32 \times 10^{19} = 4$ エクサバイト

4x4x4 のルービックキューブ: 7.40×10^{45} ; 10^{24} ゼタバイト

5x5x5 のルービックキューブ: 2.83×10^{74}

14 付録 似たような研究は誰がやっていますか どこでやられていますか
国内ですか、国外ですか？

YES NO

15 付録 プランニングはマイナーで大したことのない分野?

日本にプランニングの研究室がない ≠ 世界で研究室がない

ICAPS, SoCS : 例年 150 人-200 人の参加者を集めており大変盛況,

AAAI, IJCAI : プランニングに関する論文は例年数十本採択 **Proceedings** の一つの章をなす

JAIR, AIJ : 論文誌でもプランニングの論文は多い (**JAIR Volume 54**: 12 本中 2 本 がプランニング論文)

主な研究室:

MIT CSAIL (Brian Williams), Carnegie-Mellon,

NASA (NASA Ames および NASA/Caltech JPL のそれぞれに 20 名以上の研究者), 欧州宇宙機関 (ESA)

指導教員は NASA JPL AI Lab の元メンバー

16 付録 汎用性を失わずに解く？

No Free Lunch 定理: 最適化アルゴリズムの性能は 全問題の平均を取れば 全て同じ

Q. NFL 定理のもとで「汎用性を失わずに高速に解く」というのは不可能？

A. NFL 定理は確かにそのように主張するが、プランニング分野の意味する「汎用性」は人間にとって有意義な問題の集合 における汎用性である。

全プランニング問題の集合 \supset 人間にとって有意義な問題の集合
従って、 全問題の平均を取れば という前提が成り立たない。

17 付録 その研究は...

	重要度	評価	オリジナリティ	過去のインパクト	未来のインパクト
ACP		発表した 難関学会	ループの概念を検出	はるかに巨大な問題	産業応用 大規模問題
CAP		難関学会 発表した いくつか質問された メールやり取り	問題分割手法 柔軟な統合手法	大規模な問題 それまでの分割系の手法より 広範囲に分割	産業応用 混ざった問題
AAAI16		三人中 二人の査読者に絶賛された	同コストのノードの分類	70年代からの定説を覆す 通常と異なる方法で性能改善 コスト0は実応用によく使われる	広範なグラフ 基礎技術
<hr/>					
過去全体					
未来全体					
過去未来					
対称性		どちらも underinvestigated, もっとしらべるべき とされている			産業応用
問題分割					
融合					

17.1 国内で誰が似たようなことをやっているか

この専門分野をやっている人は少ないんですが、少し離れているが最も似ている研究というと

SAT ソルバの研究の人はいる – 田中先生

推論系 – logic and reasoning

Lemma Reusing for SAT based Planning and Scheduling ICAPS 10 年ぐらい前 NII の井上勝海 CSP でプランニング

神戸大学田沼先生 SAT

九大 横尾誠先生 AAMAS マルチエージェント CSP

自分の指導教官がアメリカから飛んできた研究者なので、もともと日本にいなかった研究者だった

スライド2を見せる

ERATO の人は同じくグラフ探索をやっていますが、explicit/implicit の違いがあります。瓦林先生秋葉さん

Katsutoshi Hirayama, Kobe university (constraint optimization, CSP, distributed CSP)

Toru Ishida (Kyoto U. stopped working in search a long time ago, but for a while, he was the leader in A*-related search methods in Japan; coauthored some papers with Korf).

18 付録 学会論文の位置づけ

19 HTN と ICAPS-15 の違い

HTN は人間が問題分割を行う人件費を考えると非常にコストパフォーマンスが悪い→ 自動で問題分割

20 付録 Q&A

- Q. 探索空間の比較について、なぜ「以前」の数字がスライドによって変わるの？
- A. 論文の中で使った実験設定が異なるからです。

21 付録 今後のキャリアパスは？

研究者押しで押しまくる大学あるいは企業の研究者迷うことなくパッと答える

22 付録 今後の研究計画が、インパクトの少ない今までの延長のように見えるんだけど …

23 付録 アドホックな解法に見えるんだけど …

24 付録 失敗しそうなんだけど …

25 付録?? とにかくまとはずれな質問

引き出しを探るタイプの質問

上席研究員主任研究員

senior engineer

4段階

下 associate XX senior principal 上

PI principal investigator

time sink