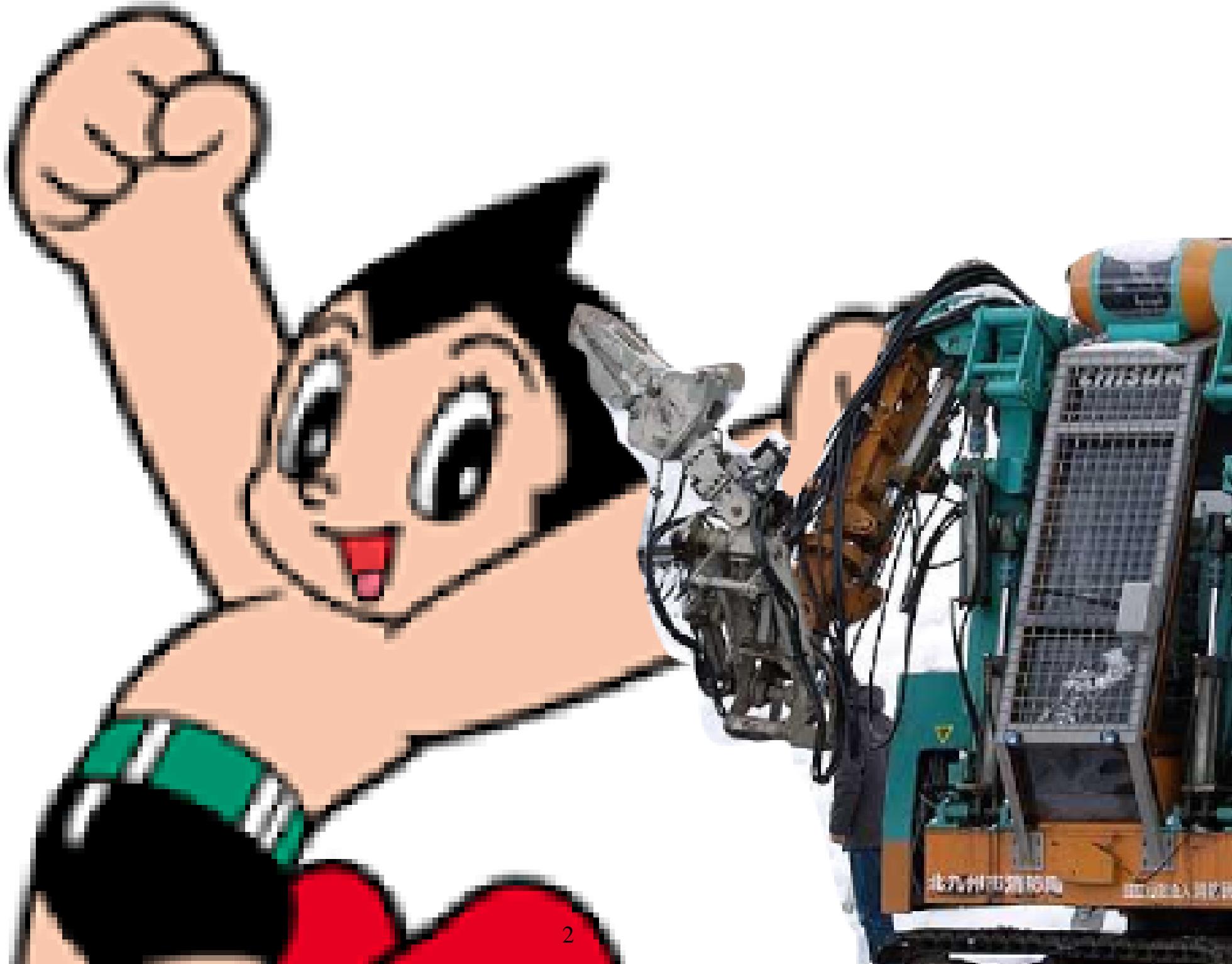
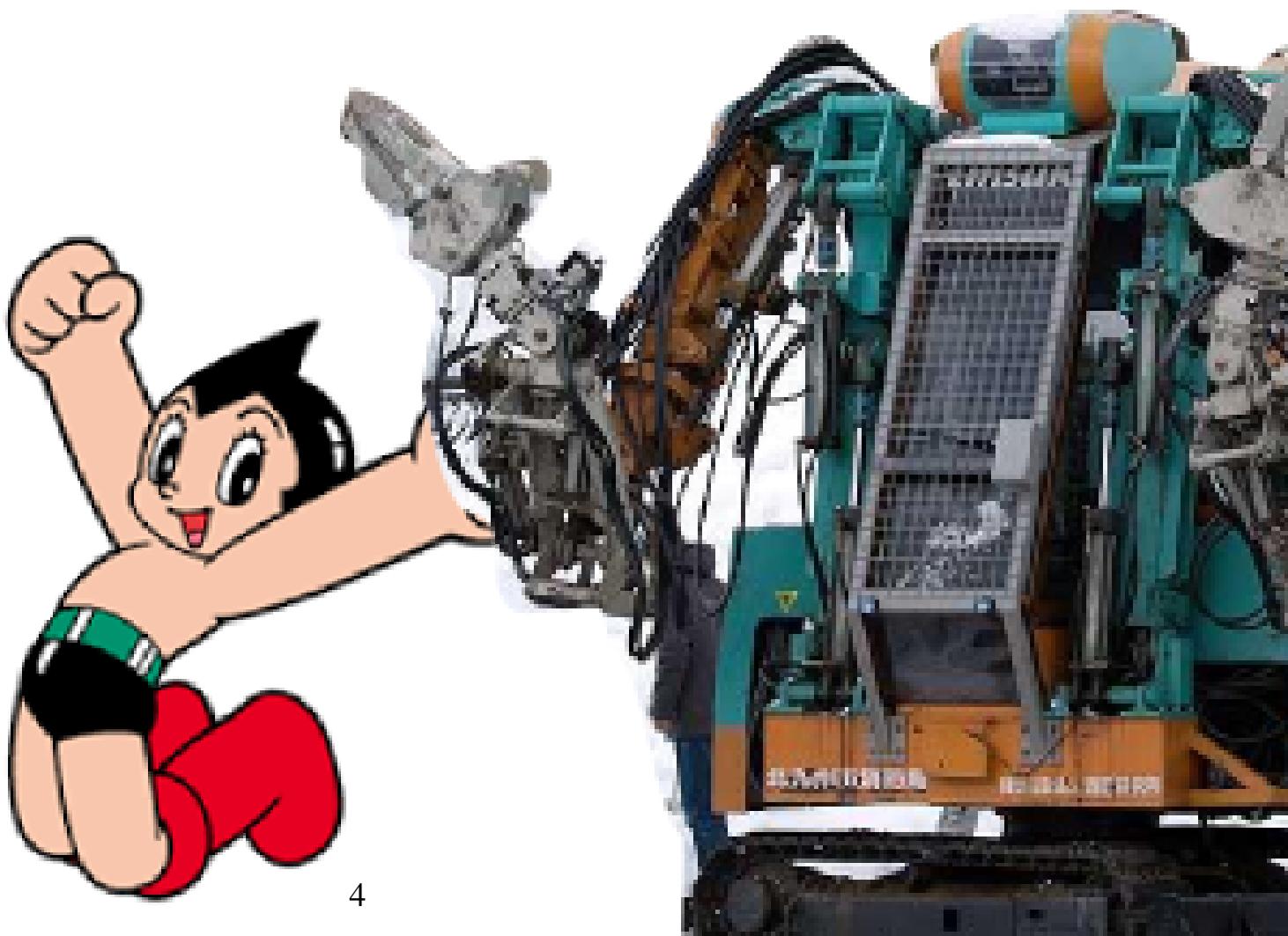


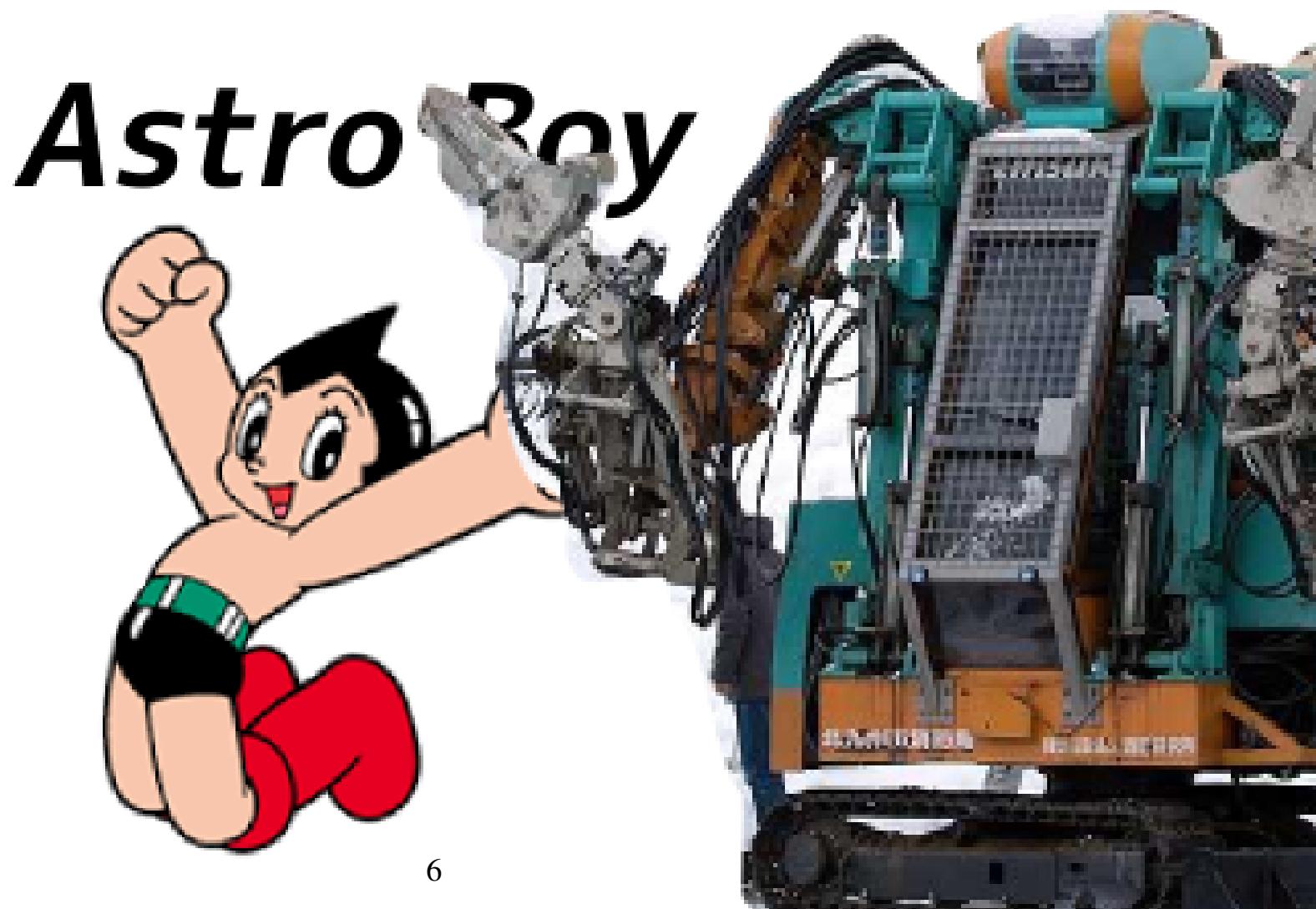
Masataro Asai (Doctoral Student)



1 Who are they?

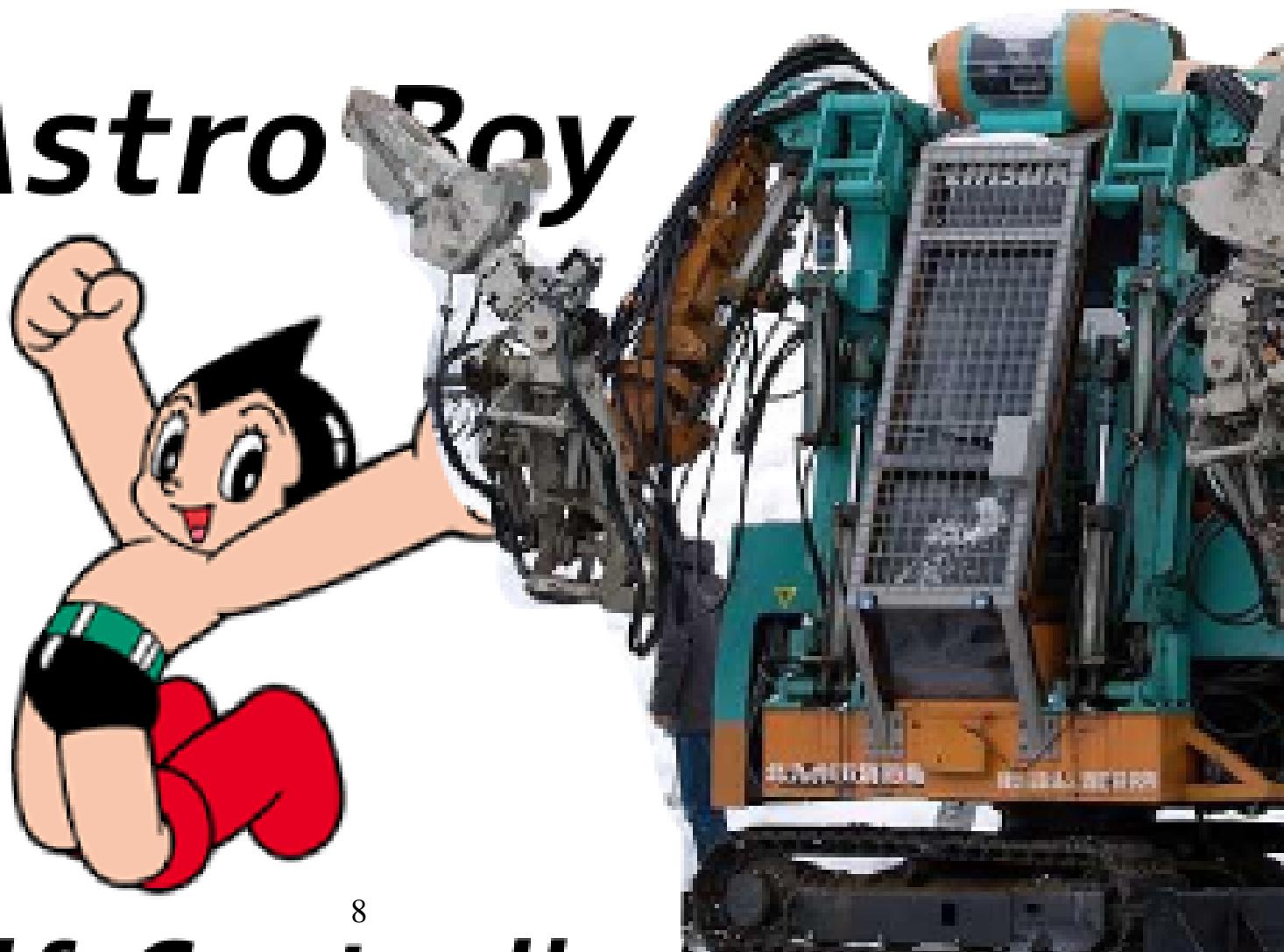


1.1 Who is he?



1.2 Who is he?

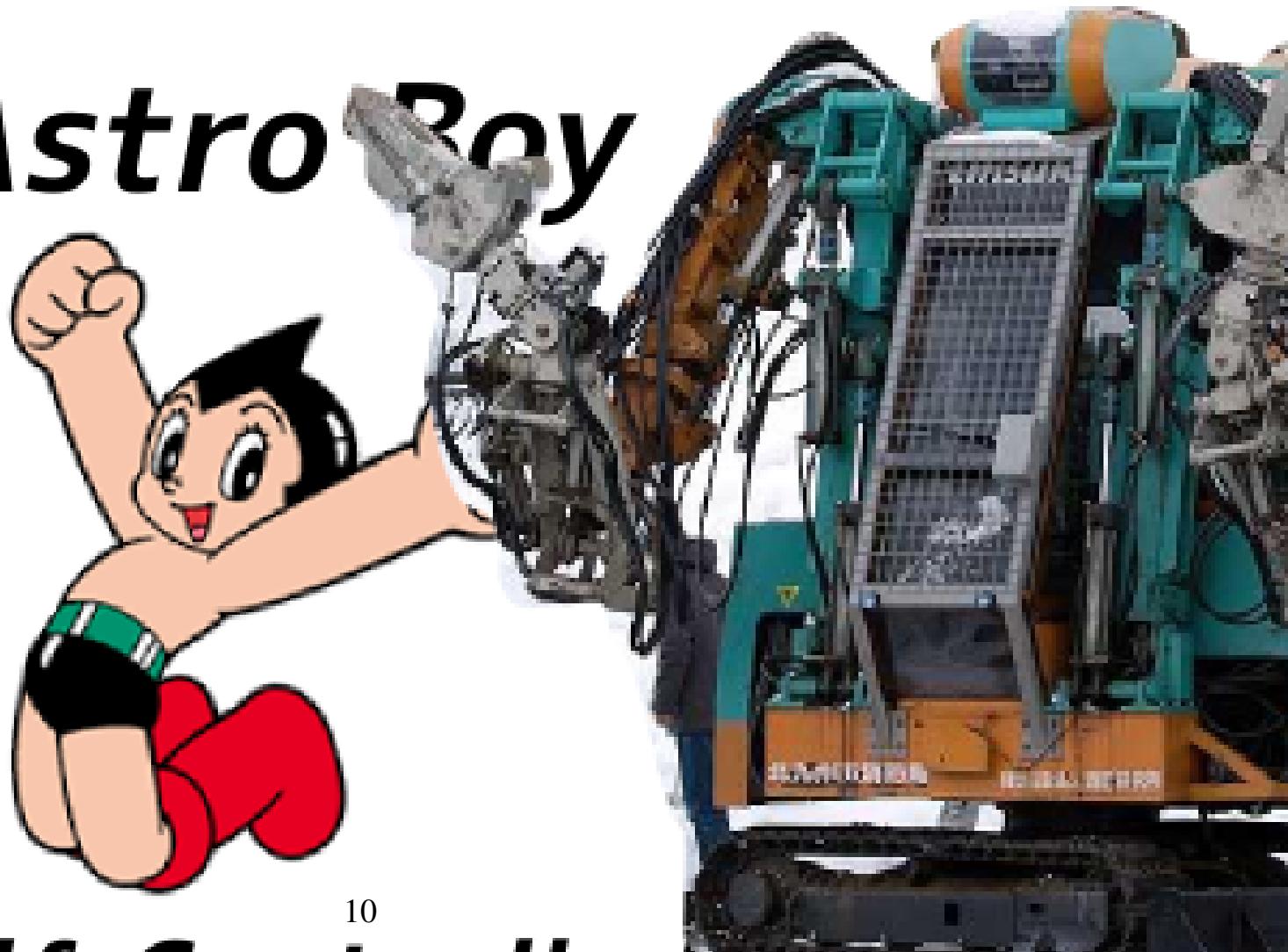
Astro Boy



1.3 Who is he?

T-52 援童 @
Rescue

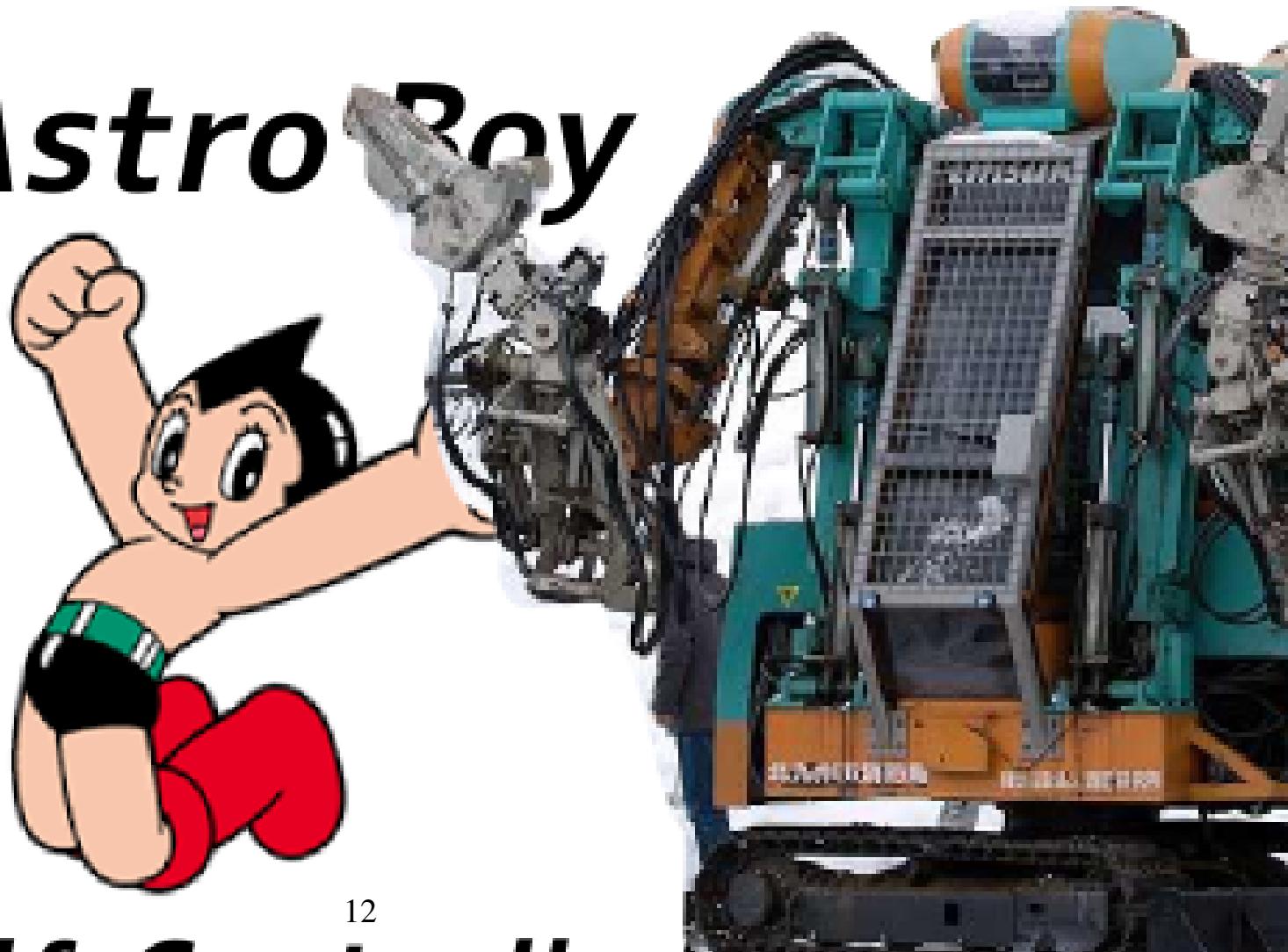
Astro Boy



1.4 Who is he?

T-52 援童 @
Rescue

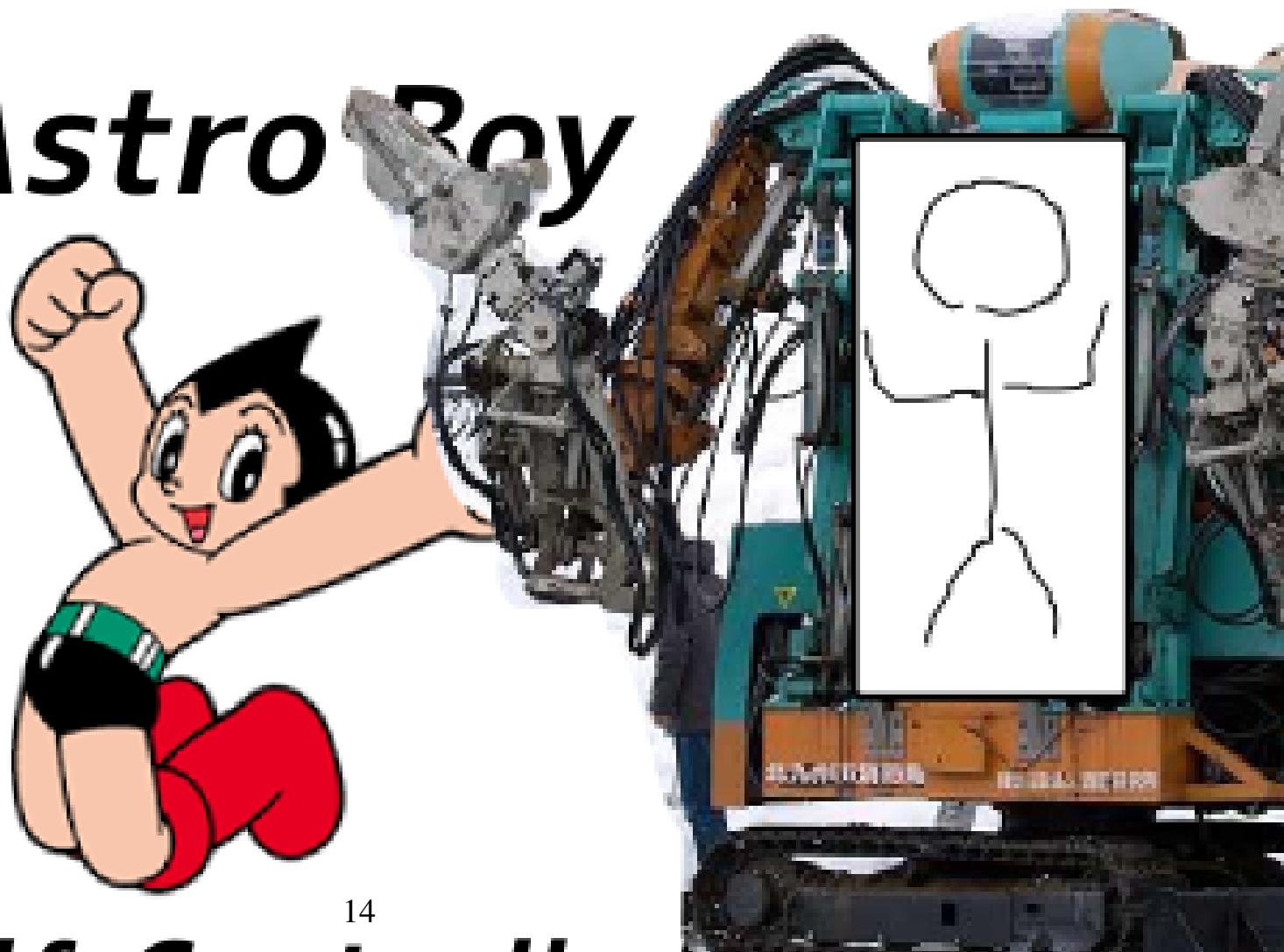
Astro Boy



1.5 Who is he?

T-52 援童 @
Rescue

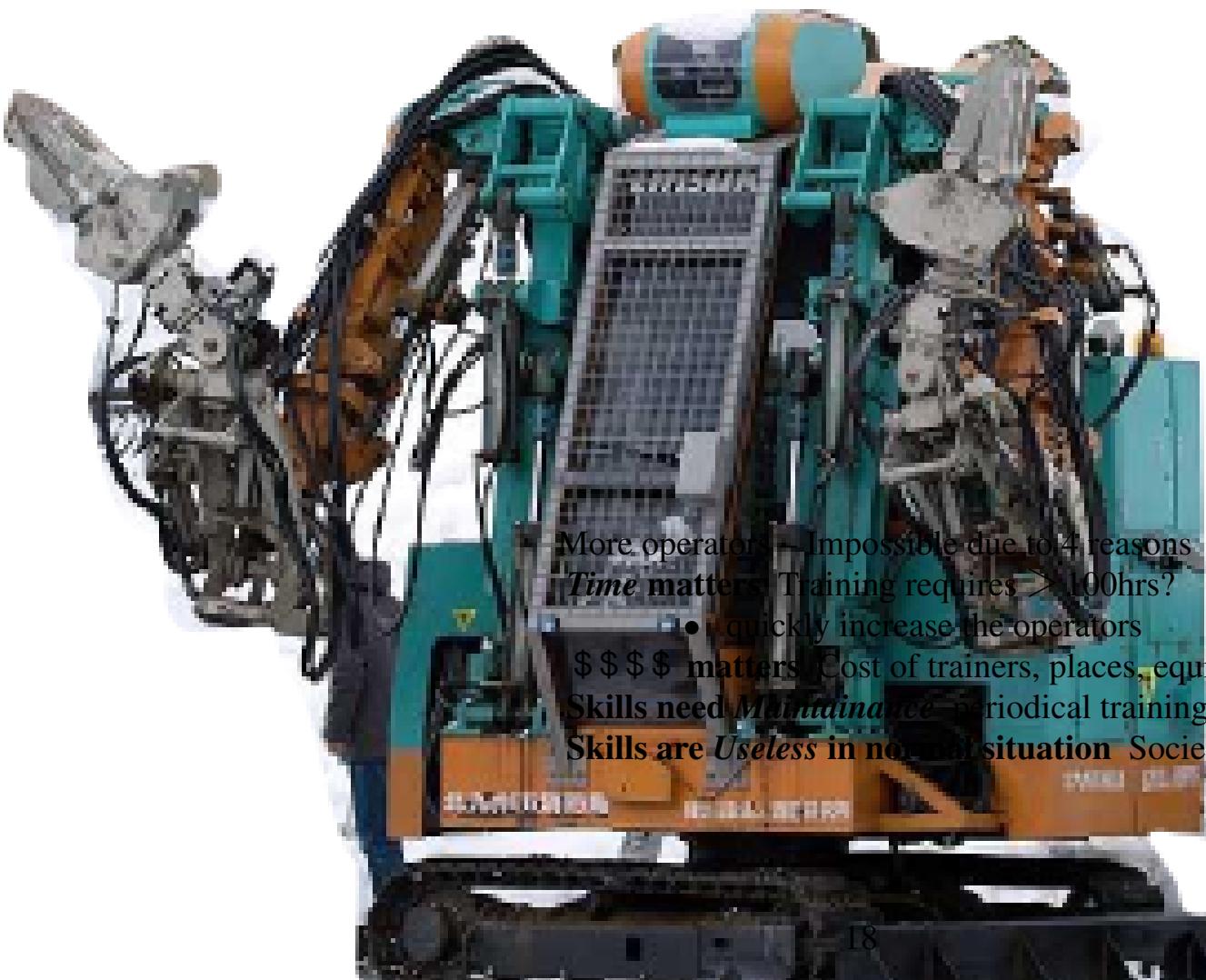
Astro Boy



2 Impractical



2.1 Human Resource and Training



More operators - Impossible due to 4 reasons

Time matters: Training requires $> 100\text{hrs}$?

- quickly increase the operators

\$ \$ \$ \$ matters: Cost of trainers, places, equipments

Skills need *Maintainance* - periodical training

Skills are Useless in normal situation - Society cannot tolerate the extra cost!

3 Automated Planning

Programs which operates a robot by itself

General purpose Combinatorial Optimization with Reasoning on Actions

Given Goals and Initial State,
compute a Plan to achieve them

=action sequence



4 Automated Planning

Programs which operates a robot by itself

General purpose Combinatorial Optimization with Reasoning on Actions

Given **Goals** and **Initial State**,
compute a **Plan** to achieve them

=action sequence



Initial State:

wood on man,
block on wood,
box on floor,
need-help man,
is-free right-arm,
is-free left-arm

Goal:

$\neg(\text{need-help man})$

Action:

pickup(X,ARM)

pick up X with a free ARM

move(X,Y) ...

move from position X to Y

5 Automated Planning

Programs which operates a robot by itself

General purpose Combinatorial Optimization with Reasoning on Actions

Given **Goals** and **Initial State**,
compute a **Plan** to achieve them
=action sequence



Initial State:

wood on man,
block on wood,
box on floor,
need-help man,
is-free right-arm,
is-free left-arm

Goal:

$\neg(\text{need-help man})$

Action:

pickup(X,ARM)

pick up X with a free ARM

move(X,Y) ...

move from position X to Y

General Purpose = many applications

Practical Applications of Automated Planning



NASA Deep Space 1
(Muscettola et al. '98)
Automated Navigation Agent



Mars Exploration Rover
(Bresina et al. '05)



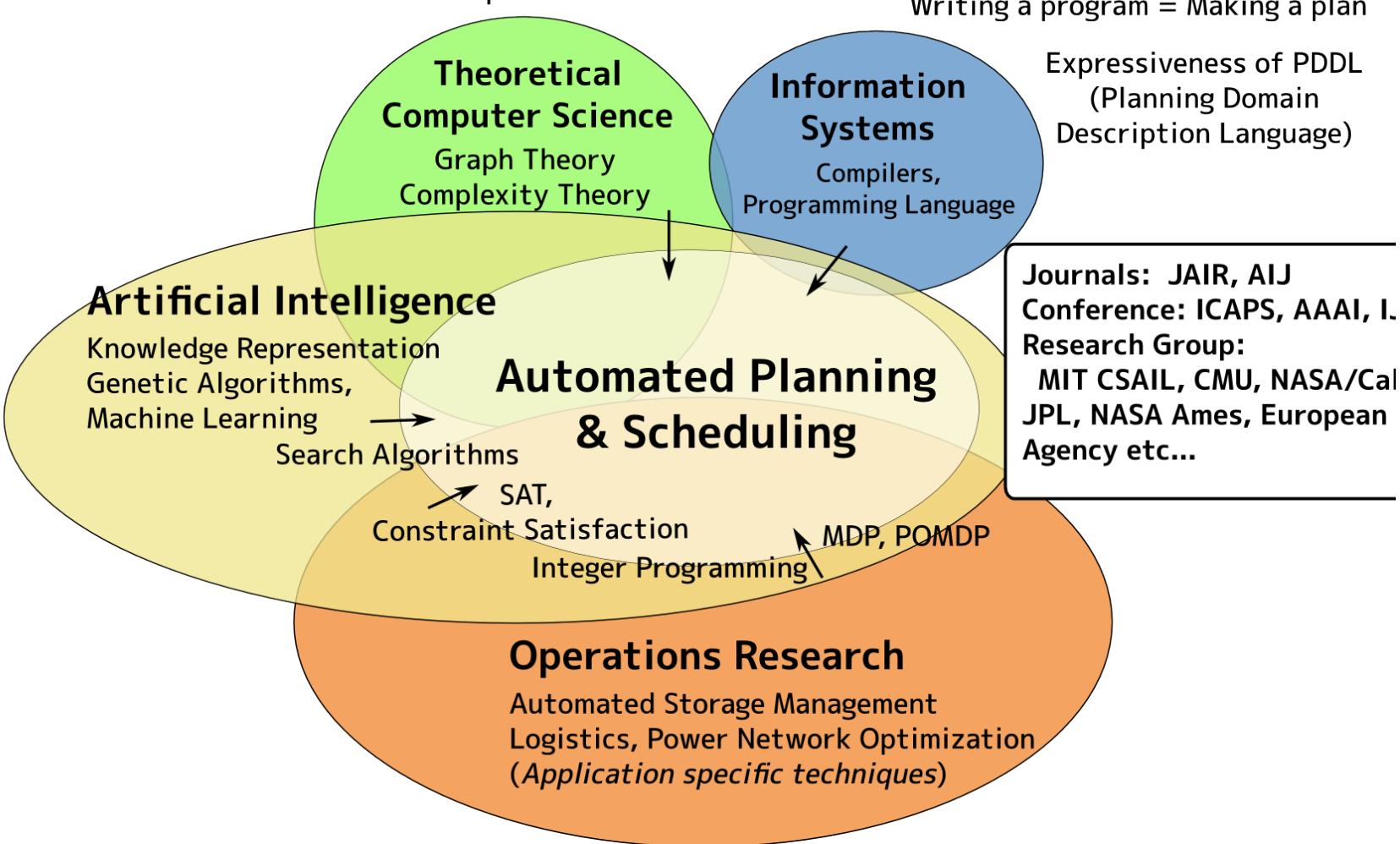
Xerox Parc Printer
Automated Large-scale
industrial parallel printer



Attack-Plan Generation for
Network Security Diagnostics

6 Where Automated P&S resides?

Between **Theory** and **Practice**



7 Q. What's the difference between Deep Learning?

A. Possible, but **different layer**

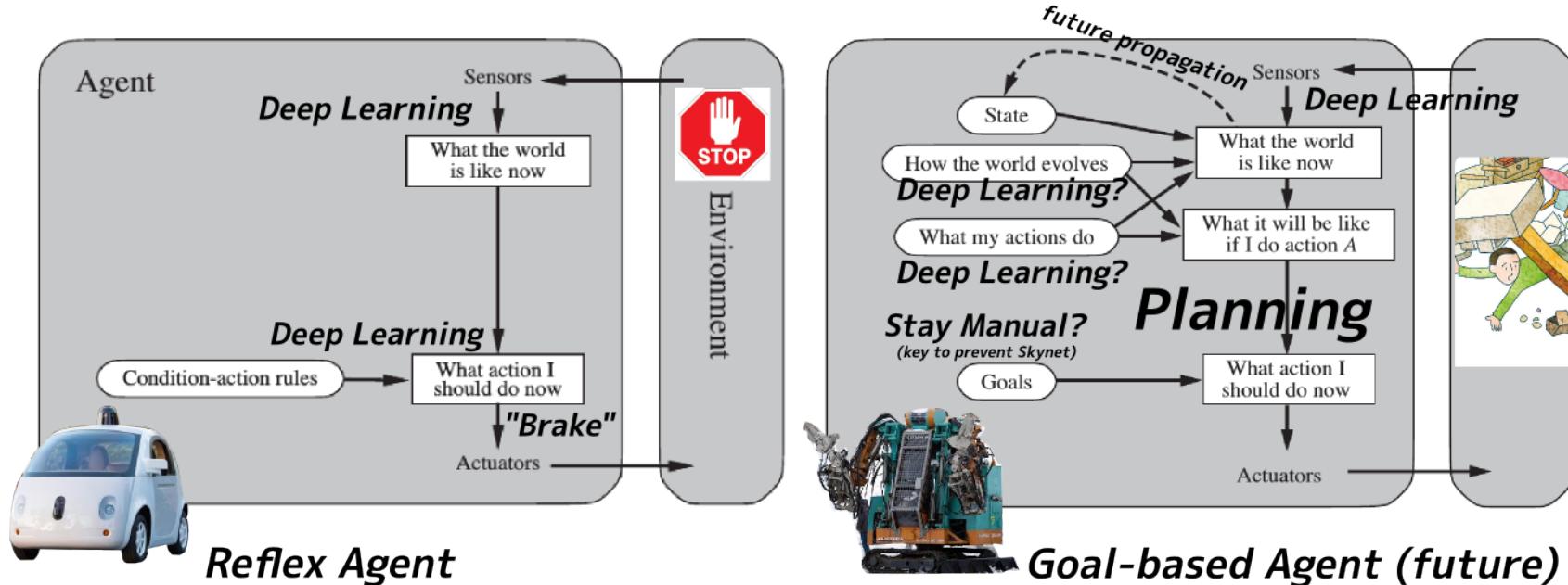
Deep Learning, Machine Learning

- **Subsymbolic Input**
 - images, voice, random text...
- **1-step Action Policy / Reflex agent**
 - Pavlov's dog, self-driving cars
 - red light → stop.
 - Pedestrian → stop.
 - Curves → brake.

Planning

- **Symbolic Input/Output**
 - logic, objects, rules
- **Reasoning about 1000 step future**
 - Rescue Robots solve puzzles under complex environment

8 Reflex Agent vs Goal-based Agents



AI's Ethics? — subject to the "users"

9 ICAPS14 paper

Cell-Assembly System: <-> line assembly

Small cells of cooperative Robotic arms

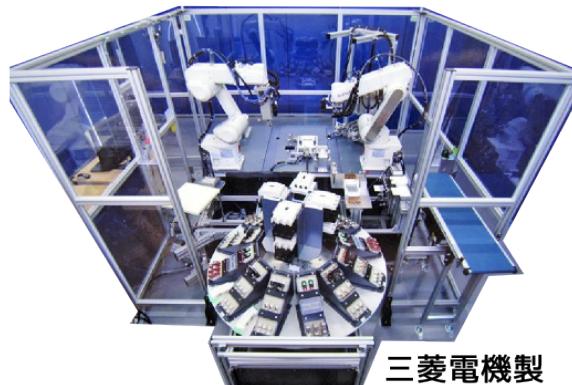
Purpose: Efficient + Agile automation

Single product is easy; Repetitive product: hard

Target

✗ Degree, Speed, Actuator... (e.g. θ : $0\text{deg} \rightarrow 30\text{deg}$, 1deg/sec)

◎ Meta-level action sequence(e.g. : Assemble part 1)



三菱電機製

Issues:

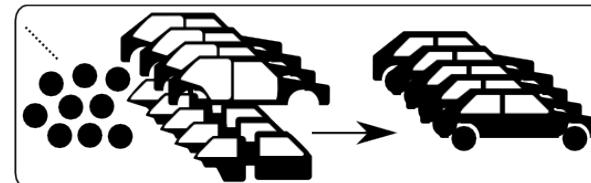
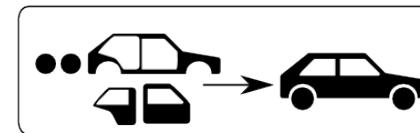
Repetitiveness confuses the planner

Require shorter plans **w/o human intervention**

Method:

Proposed a general-purpose loop detection technique

Scaled up to **>x1000** larger problems



lock/owner detection + steady-states



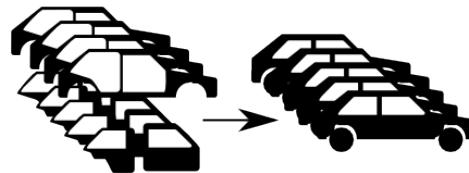
Funded by IHI Technologies

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%)

10 KEPS14, ICAPS15 paper

More generality == More sophisticated AI

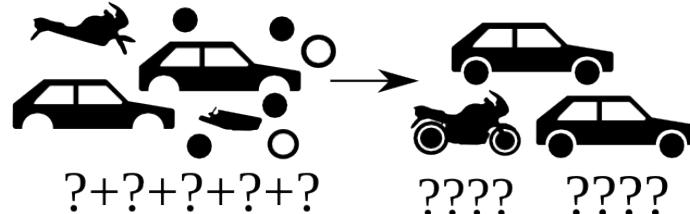
ICAPS14: Large-scale homogenous repetitive problems



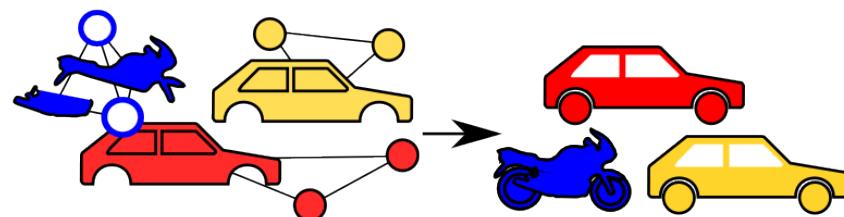
Purpose: Large-scale heterogenous repetitive problems

Issues:

What is a **structure** which forms various types of loops?



Method: Automated discovery of object structure from the logical connections



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%)

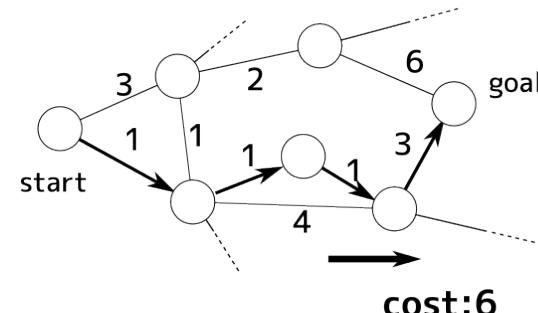
11 AAAI16 paper

Breaking the myth from 70s

Graph Search: Find a shortest path from the start to the goal

Application: Car Navigation,
Multiple Sequence Alignment (MSA)
Genome Edit Distance
Planning Problem

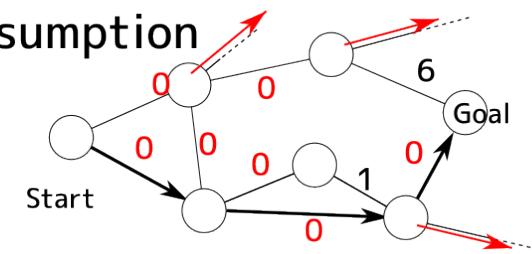
Major Algorithms:
Dijkstra(1959), A*(1968)



Practical Applications contain 0-cost actions

Example: Logistics problems minimizing fuel consumption

- Loading/Unloading packages == 0 cost
- Confuses the algorithm



Method: Improve the tiebreaking strategy for A*

Big change from "ancient" but major algorithm

More problems become solvable:

(1104 Benchmark problems: 814 → 867 (+53))

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. (Accept Ratio 26%)

12 Future career plan?

APPLY TO THE INTERNSHIP PROGRAMS: Google, Amazon, IBM, ...

Good opportunity follow **good papers**

Submission Deadline for IJCAI-2016: **1/27**

13 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 := 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、

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

終了判定: $s \supseteq G$ ならば ゴール達成

14 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



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



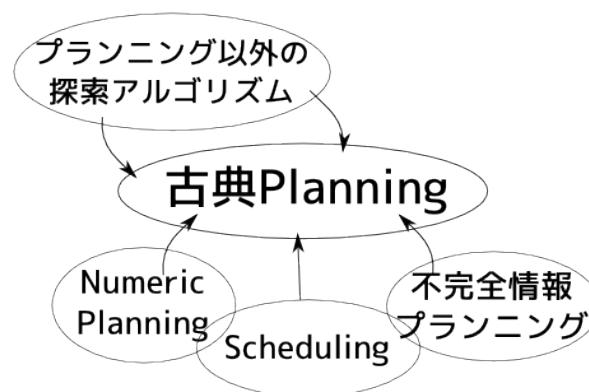
Xerox Parc Printer
大規模 商業印刷システムの
自律運用



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

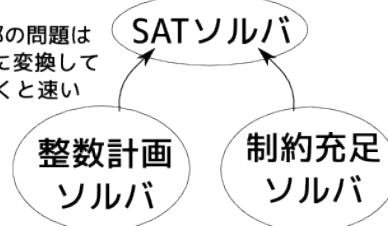
古典プランニングで成功した技術は
他の問題にも使える!



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



15 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

16 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 ($1\text{ZB} = 10^{21}$ 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:

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

$4 \times 4 \times 4$ のルービックキューブ: $7.40 \times 10^{45} \sim 10^{24}$ ゼタバイト

$5 \times 5 \times 5$ のルービックキューブ: 2.83×10^{74}

17 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

18 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が多い (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

19 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 \supseteq 人間にと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。

20 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
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

過去全体

未来全体

過去未来

対称性
問題分割

どちらも
underinvestigated,
もっとしらべるべき
とされている

産業応用

融合

20.1 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).

21 付録 学会論文の位置づけ

22 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

23 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。

24 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ツと答える

25 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…

26 付録 アドホックな解法に見えるんだけど…

27 付録 失敗しそうなんだけど …

28 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