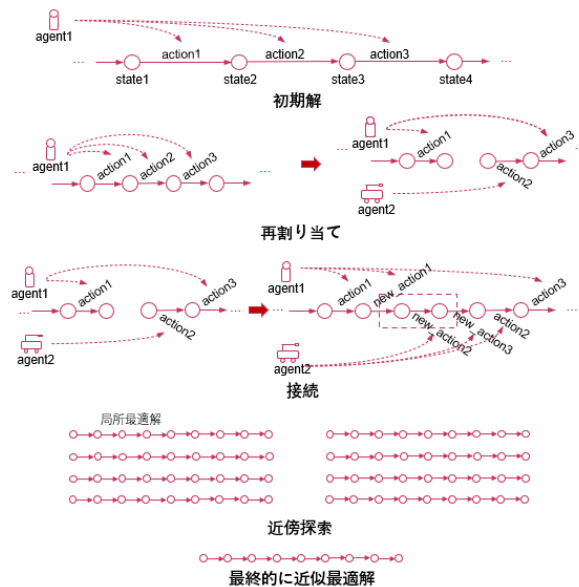


## 段階的な大規模マルチエージェントタスク計画の近傍探索を使用した計画方法

マルチエージェントタスクプランニングは、システム全体のパフォーマンスを最大化することで、エージェントのグループを使用して目標を達成できる解決策を得ることを目指します。これは、ロボティクス、交通、物流、製造など様々な分野で共通の基本問題です。ドメイン記述に関しては、世界を真または偽のステートメントである述語を使用して記述できる STRIPS スタイルの言語[1]がよく利用されます。この言語は、より多くの状態とアクションを追加することで、高度に複雑な問題を解決するためのスケールングを容易にしますが、述語の数に応じて解を見つけるための探索空間は指数関数的に増大します。Bylander[2]は、そのような計画問題が PSPACE 完全であり、NP 完全問題と比較して解くのがより困難であると報告しています。我々は、現実的な時間枠内で大規模な STRIPS スタイルの問題をプランニングドメイン定義言語 (PDDL) [3]で記述されたマルチエージェントタスクプランニング問題を解決するための段階的な方法を提案します。既存のプランナー[4, 5]は少数のエージェントのみを含む問題を迅速に解決できますが、大規模な問題を効率的に対処することは依然として課題です。我々の方法は、最小数のエージェントを使用して与えられた問題の目標を最初に達成し、その後、アクションを他のエージェントに再割り当てして部分的に再配置することで解決策を反復的に洗練することでこの問題を解決します。局所的な洗練プロセス中に、再配置と再割り当ては隣接するアクション間の元の論理的な接続を崩す可能性があります。提案された方法は最適な接続をプラングラフを使用して探索することでそれらを再接続します。隣接するアクションの接続を使用して新しい解決策を得るための時間複雑性は、解決策の長さに比例しており、複雑性を多項式レベルに削減します。最適解を実現する追求は、最適性を実現するためのスケールラブルで迅速なアルゴリズムの開発が現実的ではないため、放棄されます。洗練プロセスは、再割り当てされた解決策と再配置された解決策を近隣として扱う近傍探索アプローチを採用します。さらに、タブー探索を使用して局所最適解から反復的に脱出し、最終的に近似最適解を得るために用いられます。



[1] R. E. Fikes and N. J. Nilsson, "STRIPS: A new approach to the application of theorem proving to problem solving," *Artif. Intell.*, vol. 2, no. 3/4, pp. 189–208, 1971.

[2] T. Bylander, "The computational complexity of propositional strips planning," *Artif. Intell.*, vol. 69, no. 1/2, pp. 165–204, 1994.

[3] M. Fox and D. Long, "PDDL21: An extension to PDDL for expressing temporal planning domains," *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 20, pp. 61–124, 2003.

[4] D. Shi, Y. Tong, Z. Zhou, K. Xu, W. Tan, and H. Li, "Adaptive task planning for large-scale robotized warehouses," in *Proc. IEEE 38th Int. Conf. Data Eng.*, 2022, pp. 3327–3339.

[5] Z. Liu, H. Wei, H. Wang, H. Li, and H. Wang, "Integrated task allocation and path coordination for large-scale robot networks with uncertainties," *IEEE Trans. Automat. Sci. Eng.*, vol. 19, no. 4, pp. 2750–2761, Oct. 2021.