

Daniel WÓJTOWICZ, Adam GAŁUSZKA, Małgorzata KARDYŃSKA  
Politechnika Śląska

## IMPLEMENTACJA SZTUCZNEJ INTELIGENCJI W PLANOWANIU OPERACJI LOGISTYCZNYCH PORTU MORSKIEGO Z WYKORZYSTANIEM PROGRAMOWANIA LINIOWEGO ORAZ LOGIKI TRÓJWARTOŚCIOWEJ

**Streszczenie.** W artykule przedstawiono metodę transformacji planowania z wykorzystaniem języka Planning Domain Definition Language (PDDL) do programowania liniowego (LP) dla zautomatyzowanych terminali kontenerowych. Podejście wykorzystuje logikę trójwartościową Kleene i operatory sensoryczne do obsługi niepewności. Badania na modelu terminala w Szanghaju wykazały, że LP generuje plany w czasie od milisekund do sekund, osiągając lepszą efektywność obliczeniową i skalowalność niż PDDL.

## A LINEAR PROGRAMMING FRAMEWORK FOR AI-BASED PLANNING OF SEAPORT LOGISTIC OPERATIONS UNDER UNCERTAINTY

**Summary.** This paper presents a PDDL-to-Linear Programming (LP) planning framework for automated container terminals. It supports conditional planning under uncertainty using Kleene's three-valued logic and sensory operators. Tested on a Shanghai terminal model, LP generated plans from milliseconds to seconds with near-linear scalability, significantly outperforming classical PDDL approach.

### 1. Wprowadzenie

Planowanie jest jednym z podstawowych obszarów sztucznej inteligencji i polega na wyznaczeniu sekwencji działań prowadzących od stanu początkowego do stanu docelowego. Jednym z najpopularniejszych formalizmów służących do modelowania problemów planowania jest język PDDL (ang. *Planning Domain Definition Language*), umożliwiający definiowanie warunków, operatorów oraz ich efektów [3]. Równolegle rozwijane są metody transformacji planowania klasycznego, warunkowego oraz odpornego na niepewność do problemów programowania liniowego (LP), które często zapewniają lepszą skalowalność i krótsze czasy obliczeń dla dużych problemów [4, 17, 18].

Współczesne systemy planowania coraz częściej uwzględniają niepewność oraz częściową obserwowalność środowiska. W takim podejściu decyzje podejmowane są na podstawie informacji pozyskiwanych przez operatory sensoryczne, co umożliwia dynamiczne dostosowywanie planu do aktualnego stanu świata.

W logistyce portowej zagadnienia transportu, składowania i przeładunku kontenerów są często formułowane jako problemy planowania wspomagane metodami optymalizacji. W niniejszym artykule przedstawiono metodę transformacji planowania PDDL do programowania liniowego z uwzględnieniem niepewności. Badania przeprowadzono dla modelu zautomatyzowanego terminala kontenerowego inspirowanego portem Shanghai International Port, wykorzystującego suwnice ASC i ALC oraz autonomiczne pojazdy AGV do realizacji operacji transportowych. Głównym celem pracy jest przyspieszenie generowania planów oraz zwiększenie przewidywalności czasów obliczeń w warunkach występowania niepewności.

## 2. Wkład pracy

W pracy zaproponowano metodę planowania warunkowego dla zautomatyzowanego portu morskiego uwzględniającą niepewność informacji oraz jej transformację do postaci programowania liniowego. Opracowane podejście umożliwia bezkolizyjną koordynację pracy suwnic ASC w warunkach niepewności stanu początkowego.

Główne osiągnięcia pracy obejmują:

- opracowanie metody planowania warunkowego uwzględniającej niepewność położenia suwnic ASC,
- wprowadzenie operatorów sensorycznych umożliwiających bezpieczne planowanie ruchu i eliminację ryzyka kolizji,
- transformację problemu planowania pod niepewnością do modeli LP oraz MILP,
- ocenę skuteczności metody dla problemów o różnej liczbie kroków planu,
- porównanie efektywności obliczeniowej podejść PDDL, LP oraz MILP.

## 3. Podstawowe zasady, definicje i metody

W pracy wykorzystano trzy podstawowe koncepcje: język PDDL do reprezentacji problemów planowania, programowanie liniowe (LP) do ich rozwiązywania oraz trójwartościową logikę Kleene do modelowania niepewności. Symulacje problemów planowania przeprowadzono w środowisku Allegro Common Lisp [1].

### 3.1. PDDL jako reprezentacja zadania planowania

Problem planowania w języku PDDL [12] można opisać jako:

$$\Pi = \{ C, O, I, G \} \quad (1)$$

gdzie:  $C$  oznacza zbiór warunków,  $O$  zbiór operatorów,  $I$  stan początkowy, a  $G$  stan docelowy [12].

Równanie (2) definiuje operator  $O$ , który odwzorowuje zbiór dodatnich i ujemnych warunków wstępnych na zbiór efektów dodatnich i ujemnych:

$$O : C_+, C_- \rightarrow C^+, C^-, \quad (2)$$

gdzie  $C_+$  i  $C_-$  oznaczają odpowiednio dodatnie i ujemne warunki wstępne, natomiast  $C^+$  i  $C^-$  dodatnie oraz ujemne efekty operatora.

### 3.2. Transformacja problemu planowania opisanego w języku PDDL do programowania liniowego

Podczas transformacji problemu PDDL do postaci programowania liniowego warunki i operatory odwzorowywane są na zmienne decyzyjne LP, które reprezentują zarówno warunki  $C$  jak i operatory  $O$  w każdym kroku planowania [6]. Warunki prawdziwe przyjmują wartość 1, warunki fałszywe wartość 0, natomiast wykonanie operatora w danym kroku planu reprezentowane jest przez wartość 1.

Liniowa funkcja celu LP osiąga wartość maksymalną, gdy są spełnione warunki stanu docelowego  $G$  problemu planowania:

$$\text{Maximize } f(x_{\{c_{\{i,+ \}}(l)\}}, x_{\{c_{\{i,- \}}(l)\}}) = \sum_{i=1}^n x_{\{c_{\{i,+ \}}\}}(l) + \sum_{i=1}^m (1 - x_{\{c_{\{i,- \}}\}}(l)) \quad (3)$$

gdzie  $n$  oznacza liczbę dodatnich warunków stanu docelowego,  $m$  liczbę warunków ujemnych, a  $l$  liczbę kroków planu [5,7].

### 3.3. Model niepewności oparty na trójwartościowej logice Kleene

W celu reprezentacji niepewności wykorzystano trójwartościową logikę Kleene, której wartościami są: prawda (T), fałsz (F) oraz nieznane (U). Podczas transformacji do modelu programowania liniowego stosowane jest odwzorowanie:

$$f(T, F, U) = \begin{cases} 1, & \text{dla } T, \\ 0, & \text{dla } F, \\ 0.5, & \text{dla } U. \end{cases} \quad (4)$$

Wartość 0,5 reprezentuje stan nieznany i umożliwia modelowanie niepewności występującej w procesie planowania [11].

## 4. Zautomatyzowany port morski Shanghai International Port, Szanghaj, Chiny

W badaniach wykorzystano model zautomatyzowanego terminala kontenerowego składającego się z bloków składowych obsługiwanych przez suwnice ASC (ang. *Automated Stacking Cranes*), autonomiczne pojazdy AGV (ang. *Automated Guided Vehicles*) oraz suwnice ALC odpowiedzialne za załadunek i rozładunek kontenerów. Kontenery transportowane są pomiędzy placem składowym, strefami buforowymi oraz stanowiskami obsługi pojazdów ciężarowych z wykorzystaniem zautomatyzowanych środków transportu [10].

W celu zwiększenia wykorzystania przestrzeni składowej w obrębie pojedynczego bloku pracują dwie suwnice ASC poruszające się po wspólnym torze. Wymaga to odpowiedniej koordynacji ruchu oraz eliminacji ryzyka kolizji, co stanowi główny problem planowania analizowany w niniejszej pracy.

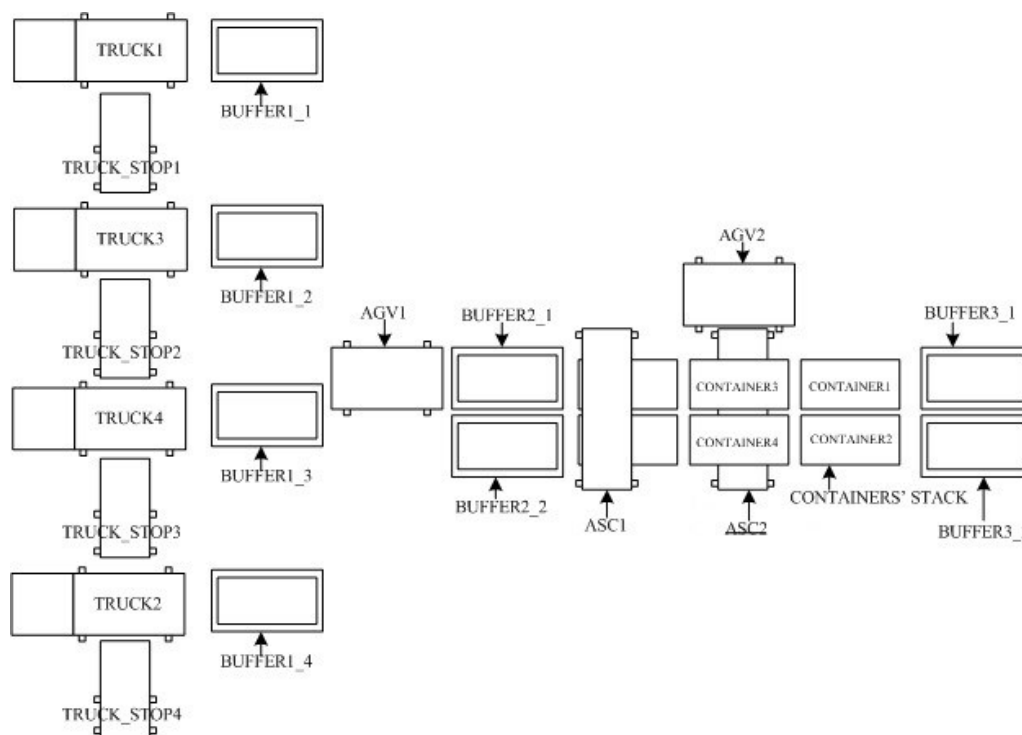
## 5. Problemy planowania w zautomatyzowanym porcie morskim w warunkach niepewności

Rysunek 1 przedstawia domenę planowania uwzględniającą niepewność z dwóch różnych perspektyw. Ten rysunek przedstawia widok domeny planowania z góry. Na rysunku uwzględniono dodatkową suwnicę ASC2.

Ponieważ suwnice ASC1 i ASC2 obsługują kontenery składowane w tym samym rzędzie stosów kontenerowych, występuje ryzyko kolizji pomiędzy tymi urządzeniami. Źródłem niepewności jest możliwość zastosowania operatora:

$$DRIVE - CRANE(crane, from - location, to - location, io - buffer) \quad (5)$$

przez suwnicę ASC1 lub ASC2 bez spowodowania kolizji. Innymi słowy, przed wykonaniem operacji przejazdu nie jest pewne czy aktualne położenie drugiej suwnicy pozwala na bezpieczne wykonanie planowanego ruchu.



Rys. 1. Domena planowania z niepewnością – widok z góry. Źródło własne

### 5.1. Problem planowania w zautomatyzowanym porcie morskim z niepewnością w języku PDDL

Domena planowania uwzględnia niepewność związaną z możliwością wystąpienia kolizji pomiędzy suwnicami ASC1 i ASC2 współdzielącymi ten sam obszar pracy. Niepewność ta wynika z nieznanego położenia jednej z suwnic w chwili rozpoczęcia planowania i wpływa na możliwość bezpiecznego wykonania operatora:

$$BAY-AVAILABILITY-S(crane) \quad (6)$$

Operator sensoryczny umożliwia określenie dostępności obszaru roboczego (*bay*) przed wykonaniem operacji transportowych. Pozyskana informacja pozwala na aktualizację stanu świata oraz wybór bezpiecznej sekwencji działań eliminującej ryzyko kolizji. W modelu wykorzystano operatory ruchu suwnic, manipulacji kontenerami oraz transportu AGV, które wspólnie realizują proces logistyczny w warunkach niepewności.

## 5.2. Transformacja problemu planowania z niepewnością w zautomatyzowanym porcie morskim z języka PDDL do programowania liniowego

Wprowadzenie operatorów sensorycznych wymaga dodania dodatkowych ograniczeń do modelu programowania liniowego. Wagi  $+0,5$  i  $-0,5$  umożliwiają zmianę wartości warunku niepewnego ( $0,5$ ) odpowiednio na wartość prawdziwą ( $1$ ) lub fałszywą ( $0$ ). Ograniczenia te aktualizują dostępność obszaru roboczego (*bay*) na podstawie informacji sensorycznych oraz zapewniają, że ruch suwnicy może zostać wykonany wyłącznie po potwierdzeniu bezpieczeństwa operacji. Pozwala to uwzględnić niepewność stanu początkowego oraz wyeliminować ryzyko kolizji pomiędzy suwnicami ASC.

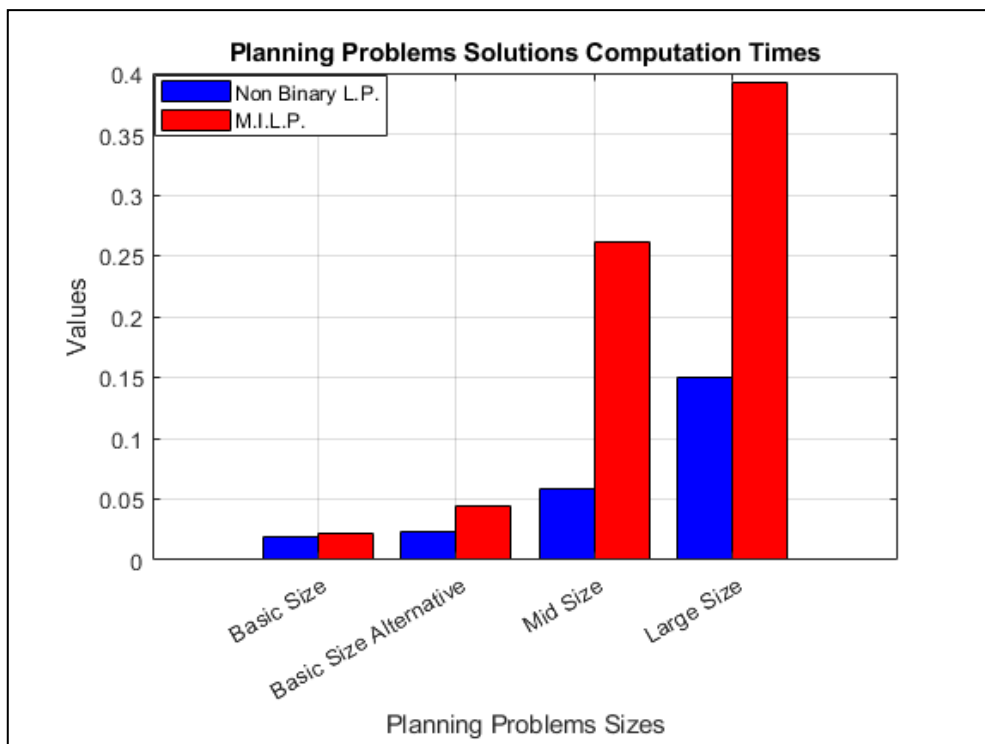
## 6. Wyniki badań symulacyjnych

W niniejszym rozdziale przedstawiono wyniki symulacji uzyskane po transformacji problemów planowania do postaci problemów programowania liniowego. Analizie poddano skuteczność proponowanego podejścia dla problemów planowania uwzględniających niepewność. W badaniach wykorzystano dwa warianty modelu: klasyczne programowanie liniowe (LP) oraz mieszane programowanie liniowe całkowitoliczbowe (MILP). Uzyskane wyniki wskazują, że metoda LP charakteryzuje się lepszą skalowalnością i krótszymi czasami obliczeń niż MILP wraz ze wzrostem liczby kroków planu.

W analizowanych eksperymentach zbiór zmiennych modelu podzielono na warunki i operatory. Całkowita liczba zmiennych zależy od liczby kroków planu oraz liczby warunków występujących w modelu. W przypadku problemów z niepewnością funkcja celu maksymalizuje spełnienie warunków stanu docelowego, umożliwiając wyznaczenie planu prowadzącego do osiągnięcia zdefiniowanego celu.

Celem badań było również porównanie czasów obliczeń symulacji. Na rysunku 2 przedstawiono porównanie czasów obliczeń dla programowania liniowego (LP) oraz mieszanego programowania liniowego całkowitoliczbowego (MILP) w problemach planowania z niepewnością. Wraz ze wzrostem rozmiaru problemu metoda LP wykazuje niemal liniowy wzrost czasu obliczeń, podczas gdy dla MILP obserwowany jest znacznie szybszy wzrost kosztu obliczeniowego.

Klasyczne planowanie oparte na języku PDDL wymagało czasów obliczeń rzędu kilku minut, dlatego nie zostało uwzględnione na wykresie. Uzyskane wyniki wskazują, że podejście oparte na programowaniu liniowym zapewnia lepszą skalowalność oraz krótsze czasy obliczeń niż MILP dla analizowanych problemów planowania pod niepewnością [13, 15].



Rys. 2. Porównanie czasów obliczeń proponowanej metody wykorzystującej mieszane programowanie liniowe całkowitoliczbowe (MILP) oraz programowanie liniowe (LP) dla problemów planowania z niepewnością.

Przedstawione wyniki potwierdzają możliwość efektywnego modelowania problemów planowania z niepewnością przy wykorzystaniu programowania liniowego oraz operatorów sensorycznych, zachowując jednocześnie akceptowalny czas obliczeń dla złożonych scenariuszy logistycznych.

## 7. Wnioski

W artykule przedstawiono metodę transformacji problemów planowania opisanych w języku PDDL do postaci programowania liniowego z uwzględnieniem niepewności. Badania przeprowadzone dla zautomatyzowanego terminala kontenerowego wykazały, że podejście LP umożliwia uzyskiwanie rozwiązań w czasie od milisekund do sekund, podczas gdy klasyczne planowanie PDDL wymaga znacznie dłuższych czasów obliczeń.

Uzyskane wyniki wskazują, że programowanie liniowe charakteryzuje się lepszą skalowalnością niż mieszane programowanie liniowe całkowitoliczbowe (MILP). Dla analizowanych problemów czas obliczeń LP wzrasta w przybliżeniu liniowo wraz ze wzrostem liczby kroków planu, natomiast w przypadku MILP obserwowany jest znacznie szybszy wzrost złożoności obliczeniowej.

W celu obsługi niepewności zastosowano planowanie warunkowe wykorzystujące operatory sensoryczne oraz trójwartościową logikę Kleene. Pozwoliło to na uwzględnienie nieznanego stanu początkowego oraz generowanie bezpiecznych planów realizacji operacji logistycznych.

Przyszłe badania będą koncentrować się na uwzględnieniu wielu źródeł niepewności oraz automatyzacji procesu generowania modeli programowania liniowego. Dotychczasowe wyniki eksperymentalne wskazują, że proponowane podejście zachowuje korzystne właściwości skalowalności, stanowiąc obiecującą metodę planowania dla złożonych systemów logistycznych [2, 8, 9, 14, 16].

**Podziękowania.** Niniejszy rozdział został przygotowany na podstawie artykułu przyjętego do druku w czasopiśmie *Przegląd Elektrotechniczny* pt.: „Implementation of artificial intelligence planning for seaport logistic operations using linear programming and three-valued logic system”. Praca Adama Gałuszki została częściowo sfinansowana ze środków badawczych Politechniki Śląskiej. Praca Daniela Wójtowicza została częściowo sfinansowana przez Politechnikę Śląską w ramach subwencji na utrzymanie i rozwój potencjału badawczego przeznaczonej dla młodych naukowców w roku 2026. Badania były również wspierane przez Górnośląskie Centrum Obliczeniowe GeCONiI w ramach projektu finansowanego przez Narodowe Centrum Badań i Rozwoju (NCBiR) na podstawie umowy nr POIG.02.03.01-24-099/13.

## LITERATURA

1. Allegro Common Lisp, Franz Inc., Online resource, accessed 20240205.
2. Bernhard A.T., et al.: Leverage Asset Administration Shells to Support Artificial Intelligence Planning (AAS $\leftrightarrow$ PDDL), DFKI/SmartFactoryKL, 2022, Online.
3. Bylander T.: The computational complexity of propositional STRIPS planning, *Artificial Intelligence*, 69 (1994), p.161–204.
4. Bylander T.: A Linear Programming Heuristic for Optimal Planning, 1997, Apr.
5. Dobkin D.P., Reiss S.P.: The complexity of linear programming, *Theoretical Computer Science*, 11 (1980), No. 1, p.1–18, doi:10.1016/03043975(80)900316.
6. Gałuszka A., Probierz E.: On transformation of conditional, conformant, and parallel planning to linear programming, *Archives of Control Sciences*, 31 (2021), No. 2, p.1230–2384, doi:10.24425/acs.2021.137423.
7. Hillier F.S., Lieberman G.J.: *Operations Research*, HoldenDay, 1974, 800 pp.
8. Hoffmann J., Weber I., Kraft F.M.: SAP Speaks PDDL: Exploiting a Software Engineering Model for Planning in BPM, *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2012.
9. Hossfeld M., Wortmann A.: A Universal Framework for Skill Based CPPS, *Journal of Manufacturing and Materials Processing (JMMP)*, 2024.
10. Hu Z.H., Sheu J.B., Luo J.: Sequencing twin automated stacking cranes in a block at automated container terminal, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 69 (2016), p.208–227, doi:10.1016/j.trc.2016.06.004.
11. Kleene S.C.: *Introduction to Metamathematics*, NorthHolland Publishing Co., Amsterdam–Groningen, 1952.
12. McDermott D.: PDDL: The Planning Domain Definition Language Version 1.2, 1998, Oct.
13. Mixed Integer Linear Programming (MILP) — MATLAB intlinprog, MathWorks.

14. Percassi F., Scala E., Vallati M.: A Practical Approach to Discretized PDDL+ Problems by Translation to Numeric Planning, *Journal of Artificial Intelligence Research*, 76 (2023), p.115–162, doi:10.1613/jair.1.13904.
15. Solve Linear Programming Problems — MATLAB linprog, MathWorks.
16. Vyskočil J., Douda P., Novák P., Wally B.: A Digital TwinBased Distributed MES for Industry 4.0 with AIPowered OnTheFly Replanning, *Sustainability*, 2023.
17. Wójtowicz D., Puszyński K., Gałuszka A.: Seaport container terminal logistic operations as a linear programming problem with variables representing degrees of truth, in: Balon B. (ed.), *Interdyscyplinarne badania młodych naukowców*, Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, 2024, p.588–603, Online.
18. Wójtowicz D., Puszyński K., Gałuszka A.: PDDL optimal planning as the Linear Programming Problem in a seaport container terminal, *Proc. 28th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR)*, IEEE, 2024, p.76–81, doi:10.1109/MMAR62187.2024.10680834.