

Tomasz GRZEJSZCZAK
Politechnika Śląska

PLANOWANIE TRAJEKTORII ROBOTA Z NIEHOLONOMICZNYMI OGRANICZENIAMI JAKO ASYSTENTA OSOBY NIEWIDOMEJ

Streszczenie.

W artykule przedstawiono algorytm planowania trajektorii dla pojazdu, którego zadaniem jest prowadzenie osoby niewidomej. Model kinematyczny jest używany do dokładnego odwzorowania struktury mechanicznej i możliwości ruchu platformy z ograniczeniami nieholonomicznymi. Następnie zastosowano algorytm heurystyczny do generowania wydajnych i optymalnych ścieżek dla różnych zadań. Algorytm został zaimplementowany w środowisku symulacyjnym i przetestowany dla różnych wariantów długości smyczy, odległości między punktami pośrednimi i możliwych działań robota.

TRAJECTORY PLANNING OF A ROBOT WITH NONHOLONOMIC LIMITATIONS AS A BLIND PERSON'S ASSISTANT

Summary. This paper presents trajectory planning algorithm for a vehicle whose task is to guide a blind person. The kinematic model is used to accurately represent the mechanical structure and motion capabilities of the platform with nonholonomic constraints. Then the heuristic algorithm is employed to generate efficient and optimal paths for various tasks. The algorithm is implemented in a simulation environment and tested for various variants of leash length, distance between intermediate points and robot possible actions.

1. Wstęp

Poruszanie się po świecie stanowi wyjątkowe wyzwanie dla osób z wadami wzroku. Podczas gdy technologie wspomagające oferują wiele zaawansowanych robotów, które oferują cenne wsparcie, wiele platform ma skomplikowaną, a zatem kosztowną strukturę kinematyczną. Najprostszym projektem jest czterokołowa platforma z układem kierowniczym Ackermanna, czyli zdalnie sterowany samochód. Niniejszy artykuł koncentruje się na kluczowym aspekcie planowania trajektorii robota dla nawigacji osoby niewidomej, kierowanej przez platformę z ograniczeniami nieholonomicznymi.

Nieholonomiczne ograniczenia, nieodłącznie związane z robotami kołowymi, ograniczają ruch robota do określonych kierunków i trajektorii, czyniąc planowanie ścieżki nietrywialnym zadaniem. Tradycyjne algorytmy planowania często mają trudności z generowaniem wykonalnych i wydajnych ścieżek w ramach tych ograniczeń.

W ramach badań utworzono środowisko symulacyjne w którym zaimplementowano kinematykę czterokołowej platformy z układem kierowniczym Ackermanna. Do-

datkowo w symulacji znajduje się obiekt symbolizujący człowieka który może poruszać się w dowolnym kierunku (x, y) . Obiekt ten jest połączony z pojazdem w taki sposób, że jeżeli odległość między osobą a pojazdem jest dłuższa niż założona długość smyczy łączącej ich, wtedy człowiek zbliża się do pojazdu, tak jakby był wodzony za smycz. Zakłada się, że osoba wodzona nie jest w stanie wpłynąć na pozycję pojazdu. Celem pracy jest sformułowanie optymalnej trajektorii pojazdu zgodnie z modelem matematycznym przedstawionym w rozdziale 2.2..

1.1. Przegląd literatury

Systemy nieholonomiczne to takie, których przestrzeń stanu nie może być opisana przez zbiór niezależnych współrzędnych, co oznacza, że ich ruch jest ograniczony. W przypadku kołowych robotów mobilnych nieholonomiczne ograniczenia wynikają z faktu, że kierunek ruchu zależy od aktualnej orientacji robota. To ograniczenie sprawia, że problem planowania jest bardziej złożony w porównaniu do systemów holonomicznych, w których ruch może odbywać się niezależnie w różnych wymiarach.

Oprócz określania trajektorii, często w literaturze poruszana jest też tematyka rozpoznawania środowiska, ludzi i dynamicznego planowania w przypadku pojawiających się przeszkód [4]. Jednak ze względu na złożoność problemu, obecnie dostępne roboty asystujące nie spełniają w pełni wymagań rynku [7].

Najpopularniejszymi podejściami do planowania trajektorii robotów są modyfikacje algorytmów takich jak A^* [6] lub RRT [3]. Niektóre modyfikacje obejmują nawet ograniczenia nieholonomiczne, jednak niniejszy artykuł dotyczy planowania trajektorii osoby kierowanej przez robota. W literaturze najczęściej spotykane rozwiązania tego typu są implementowane na platformach holonomicznych, takich jak napęd różnicowy [8] lub czworonożny robot antropomorfizujący psa [1, 9]. W tych badaniach wprowadzono heurystyczny algorytm planowania [2], [5]. Globalna ścieżka jest obliczana za pomocą znanego algorytmu RRT i dzielona na kroki dla algorytmu heurystycznego.

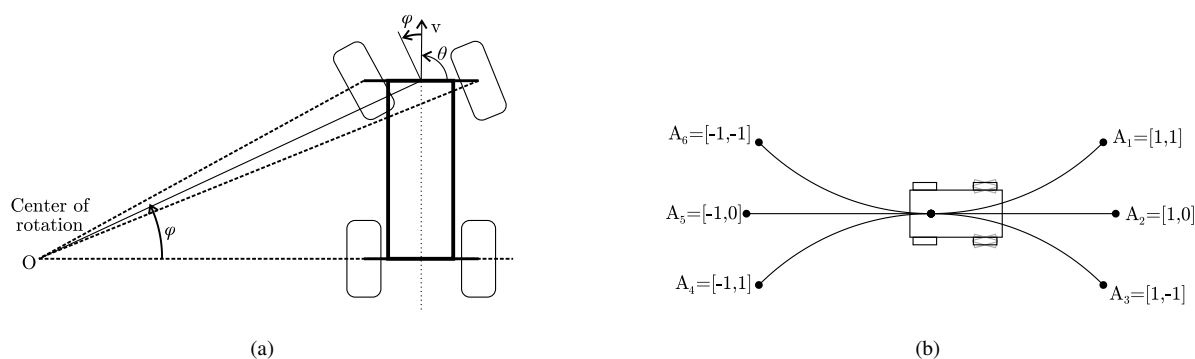
2. Metodologia

Modele kinematyczne są wykorzystywane do dokładnego odwzorowania struktury mechanicznej i możliwości ruchu platformy z ograniczeniami nieholonomicznymi. Następnie algorytm planowania jest wykorzystywany do generowania wydajnych i optymalnych ścieżek dla różnych zadań. W tej sekcji przedstawiono podstawy teoretyczne, ramy obliczeniowe i konfiguracje eksperymentalne zastosowane w celu zweryfikowania skuteczności planowania.

2.1. Kinematyka

W przypadku platformy kołowej z układem kierowniczym Ackermanna pozycja platformy zależy od kąta skrętu. Ograniczenie ruchu jest ograniczeniem nieholonomicznym, a równanie ograniczenia obejmuje pochodną współrzędnych w odniesieniu do czasu, której nie można zintegrować w postaci skończonej.

Stan pojazdu może być reprezentowany przez $X_n = (x, y, \theta)$, gdzie (x, y) to pozycja platformy, a θ to jej orientacja. Platformą można manewrować, zmieniając prędkość v i sterowanie ϕ (rys. 1a). Zmienia to stan o $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{\theta})$ poprzez obliczenie



Rys. 1. Geometria układu kierowniczego Ackermanna (a). Możliwe akcje platformy (b)

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \\ \dot{\theta} = v \cos \phi. \end{cases} \quad (1)$$

Ponieważ nieholonomiczna platforma nie może łatwo dotrzeć do dowolnego punktu, w algorytmach planowania należy zastosować specjalne podejście.

2.2. Planowanie

Planowanie jest realizowane przy użyciu algorytmu heurystycznego opartego na heurystycznej funkcji kosztu. Funkcja ta jest używana do oceny każdego możliwego kroku i w planie poprzez obliczenie funkcji kosztu zdefiniowanej jako

$$f(i) = g(i) + h(i), \quad (2)$$

gdzie $g(i)$ to koszt potrzebny do osiągnięcia obecnego kroku, a $h(i)$ to oczekiwany koszt pozostały do osiągnięcia celu. Koszt w $g(i)$ jest obliczany jako odległość przejechana przez samochód, a $h(i)$ jest szacowana jako odległość euklidesowa do miejsca docelowego.

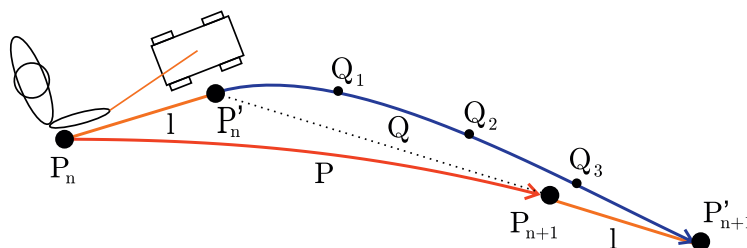
Kolejne ograniczenie w algorytmie planowania wynika z nieholonomicznego założenia platformy. Ścieżka platformy jest dyskretyzowana w danym kroku. Do celów planowania zakłada się, że samochód może jechać z $v = v_{max}$ (określane jako $v = 1$) i skręcać z maksymalną wartością skrętu $\phi = \phi_{max}$ (określane jako $\phi = 1$). Dla mniejszych wartości, takich jak $v = 0.5v_{max}$, dokładnie ta sama pozycja platformy zostanie osiągnięta w $i = 2$ krokach, stąd założenie tylko skrajnych wartości. Platforma może również zawrócić i skręcić w lewo lub w prawo. Każdy krok symulacji jest opisany przez akcję $A = [v, \phi]$. Wszystkie możliwe działania są przedstawione na rysunku 1b i mogą być reprezentowane jako

$$A = \{[1, 1], [1, 0], [1, -1], [-1, 1], [-1, 0], [-1, -1]\}. \quad (3)$$

Ostatnie ograniczenie wynika z faktu, że samochód prowadzi osobę niewidomą za pomocą smyczy. Problemem planowania samochodu jest znalezienie takiej ścieżki Q , aby osoba prowadzona podążała swoją własną ścieżką P . Smycz o długości l jest zwijana. Jeśli odległość między pozycją samochodu a osobą jest większa niż l , osoba jest ciągnięta w kierunku samochodu. Aby osoba dotarła do określonego punktu P_{n+1} , samochód musi być prowadzony do punktu P'_{n+1} , czyli

$$P'_{n+1} = P_N - l \frac{(P_n - P_{n+1})}{|P_n P_{n+1}|}. \quad (4)$$

Wizualizacja wzoru (4) przedstawiona jest na rysunku 2.

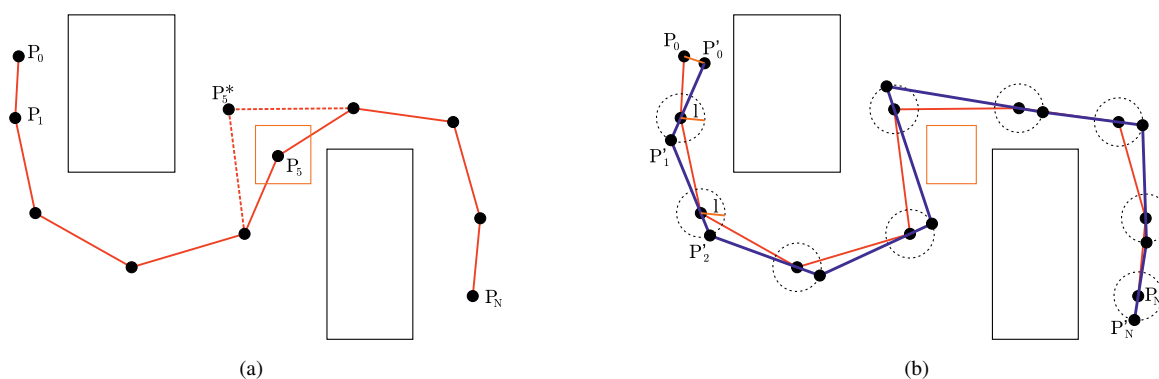


Rys. 2. Różnice między celami ścieżki P i Q

Globalna ścieżka osoby kierowanej P może być ustalona na przykład na podstawie GPS (rys. 3a). Ponieważ GPS bywa obarczone dużą niepewnością, a ścieżka może nie zawsze być możliwa do wykonania z powodu lokalnych przeszkód, trasa jest dyskretyzowana i przedstawiana jako zbiór punktów pośrednich $P_i = P_0, P_1, P_2, \dots, P_N$. Samochód może być wyposażony przykładowo w LIDAR i mógłby wykrywać lokalne przeszkody (pomarańczowe) oraz różnice w stosunku do mapy globalnej. W przykładzie przedstawionym na rysunku 3a, węzeł P_5 nie może zostać osiągnięty, ponieważ pojawiła się nieznana wcześniej przeszkoda. W tym przypadku nowy węzeł P_5^* jest wyznaczany.

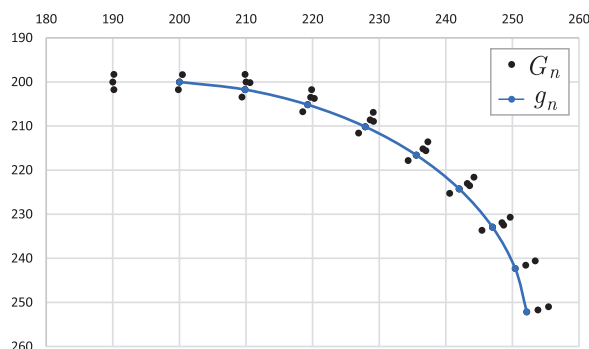
Ścieżka P jest używana do nawigacji samochodu z jednego węzła do drugiego. Dla $n = 0, 1, \dots, N - 1$, heurystyczne planowanie ścieżki z nieholonomicznym ograniczeniem jest używane do znalezienia ścieżki samochodu z punktu P'_n do P'_{n+1} , gdzie P'_0 jest pozycją początkową samochodu, a P'_{n+1} jest obliczane na podstawie (4). Dokładne osiągnięcie pozycji docelowej nie jest wymagane. Wystarczy, że osoba jest prowadzona w pobliżu P_{n+1} . Wszystkie lokalne ścieżki i globalne punkty P'_n są wizualizowane na rysunku 3.

Wynikiem algorytmu planowania jest zbiór N ścieżek Q_n . Podobnie jak w przypadku [3], testy porównują całkowitą liczbę węzłów G_n i całkowitą liczbę efektywnych



Rys. 3. Globalne planowanie ścieżki (czarne przeszkody) i reakcja na nieznane przeszkody (pomarańczowe) (a). Planowanie lokalne (b)

węzłów g_n . Algorytm planowania analizuje wiele możliwości ruchu pojazdu. Całkowita liczba przeanalizowanych pozycji platformy to całkowita liczba węzłów G_n . Spośród tych węzłów wybierane są węzły efektywne tworzące g_n zapewniające najkrótszą trajektorię. Podsumowując, ostateczna trajektoria Q składa się z N segmentów, gdzie każdy segment składa się z g_n efektywnych węzłów. Rysunek 4 przedstawia jeden segment Q ze wszystkimi węzłami G_n i węzłami efektywnymi g_n .



Rys. 4. Planowanie ścieżki z ograniczeniami nieholonomicznymi (wycinek obrazu z symulacji - wartości na osiach w pikselach)

3. Testy

Aby zweryfikować skuteczność proponowanej metodologii i jej wkład w istniejącą literaturę, przeprowadzono kompleksowy zestaw testów. Testy zostały zaprojektowane w celu oceny wydajności metodologii w różnych scenariuszach. Spośród wielu testów poniżej przedstawiono te, które dostarczają cennych wniosków.

W zależności od długości smyczy l , osoba prowadzona znajduje się bliżej lub dalej od pojazdu prowadzącego. Zgodnie z tabelą 1 nie ma większej różnicy między długościami smyczy. Istnieją jednak pewne punkty, w których algorytm planowania napotkał problem. Analiza ścieżek Q_0 , Q_2 , Q_4 w niektórych konfiguracjach skutkuje kilkoma tysiącami węzłów powodując zamrożenie symulacji na mniej niż sekundę, co jest akceptowalne, ale warte odnotowania. Zazwyczaj taka sytuacja jest spowodowana utknięciem samochodu i koniecznością zawrócenia. W przypadku $n = 0$, orientacja początkowa samochodu wynosi $\theta = 0$, ale aby dotrzeć do P'_1 , musi on drastycznie zmienić swoją orientację o -90° . Rysunek 5 przedstawia testy pokazane w tabeli 1. W opisanych segmentach można zauważyć poszarpanie niebieskiej ścieżki w miejscach, w których samochód zawrócił.

Następnie test został powtórzony dla mniejszej liczby punktów, co skutkowało większymi odległościami między kolejnymi P'_n . Wyniki testu zostały przedstawione w tabeli 2 i pokazane na rys. 6.

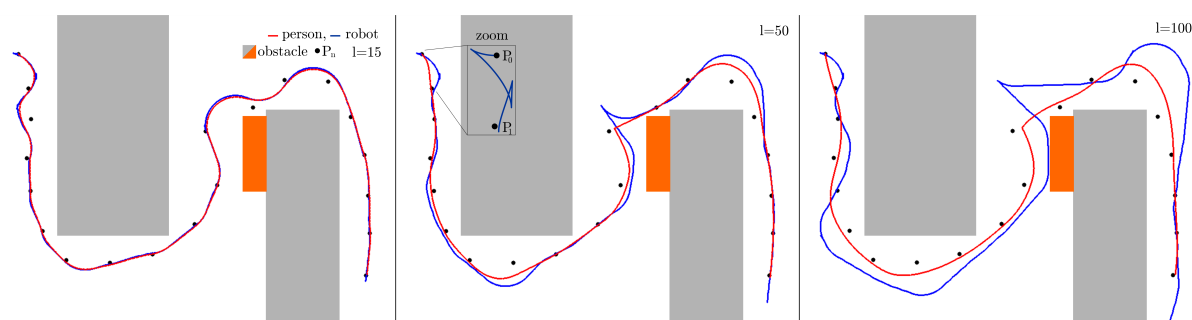
Przeprowadzono jeden dodatkowy test. Początkowo założenie $\phi = \phi_{max}$ skutkowało 6 możliwymi akcjami w każdym kroku (równanie (3)). Ostatni test wprowadził możliwość obrotu tylko o 50% ($\phi = 0.5\phi_{max}$) w lewo lub w prawo, zapewniając tym samym cztery dodatkowe możliwe akcje $A' = \{A, [1, 0.5], [1, -0.5], [-1, 0.5], [-1, -0.5]\}$. Wyniki tych modyfikacji można zauważyć w ostatnich kolumnach tabeli 2 i są pokazane na rys. 6.

Tabela 1
Łączna liczba węzłów G_n i efektywna liczba węzłów g_n dla
 $N = 10$ i dla różnych l

n	$l=50$		$l=15$		$l=100$	
	G_n	g_n	G_n	g_n	G_n	g_n
0	2917	12	2917	12	2917	12
1	31	5	13	2	61	10
2	37	6	6007	11	37	6
3	49	7	43	7	55	9
4	43	7	43	6	2035	9
5	55	8	55	8	67	11
6	49	8	49	8	49	8
7	73	12	55	9	79	13
8	55	8	55	8	61	9
9	67	10	67	10	67	11
10	61	10	61	9	61	10
11	79	13	67	11	91	15
12	103	16	175	15	127	21
13	55	9	49	8	49	8
14	73	12	61	10	175	15
15	73	12	55	9	109	18
16	49	7	49	8	49	8
17	49	8	49	8	49	7
18	49	7	43	7	49	8
19	55	9	49	8	49	8

$\bar{G}; \bar{g}$ 58.2* 9.3 57.7* 8.7 71.3* 10.8

* Segmenty w których algorytm utknął nie zostały ujęte w średniej



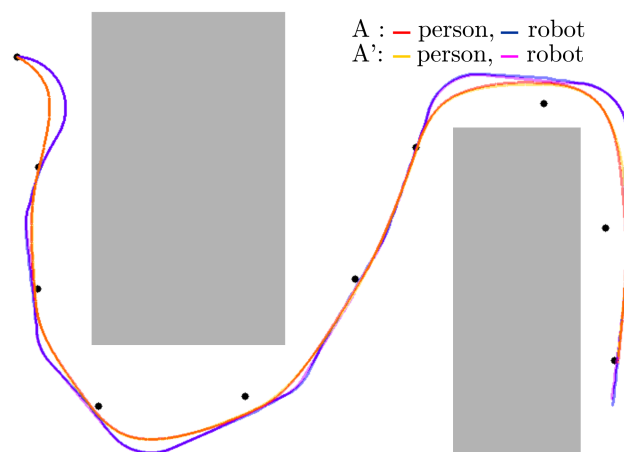
Rys. 5. Trajektoria samochodu prowadzącego i osoby prowadzonej dla testów z tabeli 1

Warto zauważyć, że wprowadzenie dodatkowych akcji nie przynosi żadnych korzyści w algorytmie planowania. Test ten potwierdza tezę postawioną we wstępie o braniu pod uwagę jedynie maksymalnych wartości v i ϕ . Dodanie pośrednich wartości sterowania zwiększyło jedynie złożoność obliczeniową i liczbę analizowanych węzłów G bez znaczącej zmiany wyznaczonej trajektorii i efektywnej liczby węzłów g . Trajektorie na rys. 6 pokrywają się.

Tabela 2

Łączna liczba węzłów G_n i efektywna liczba węzłów g_n dla $N = 10$ i dla różnych l i zbiorów możliwych akcji

n	$l = 100, A$		$l = 50, A$		$l = 50, A'$	
	G_n	g_n	G_n	g_n	G_n	g_n
0	97	16	97	16	171	16
1	61	10	31	5	51	5
2	85	14	85	14	141	14
3	103	16	97	15	161	15
4	157	26	127	21	211	21
5	133	22	121	20	201	20
6	103	17	103	16	171	16
7	139	23	115	19	191	19
8	175	29	139	23	231	23
9	103	16	97	16	161	15
$\bar{G}; \bar{g}$	115.6	18.9	101.2	16.5	169.0	16.4



Rys. 6. Porównanie trajektorii dla rozszerzonego algorytmu planowania A' robota prowadzącego i osoby prowadzonej dla $N = 10, l = 50$

4. Wnioski

W artykule omówiono heurystyczny algorytm planowania trajektorii pojazdu, którego zadaniem jest prowadzenie osoby niewidomej. Osoba ta jest ciągnięta przez pojazd za pomocą zwijanej smyczy. Trajektorium wyliczana jest tak, aby pieszy poruszał się po wyznaczonej globalnej trasie i ewentualnie omijał lokalne przeszkody. Algorytm został zaimplementowany w środowisku symulacyjnym i przetestowany dla różnych wariantów długości smyczy, odległości między punktami pośrednimi i możliwych działań robota.

Algorytm ma porównywalny stosunek całkowitej liczby węzłów do efektywnych węzłów do wyników literaturowych, a jednocześnie jest prostszy w implementacji niż proponowane w literaturze modyfikacje RRT. Oczywiście nie można pominąć sytuacji,

w których algorytm utknie analizując kilka tysięcy węzłów, jednak dogłębna analiza tego zjawiska i modyfikacja funkcji heurystycznej będzie przedmiotem dalszych prac.

5. Finansowanie

Praca została zrealizowana przy wsparciu finansowym Politechniki Śląskiej w ramach dotacji na utrzymanie i rozwój potencjału badawczego w roku 2024: 02/060/BK_24/0059.

LITERATURA

1. Cai S., Ram A., Gou Z., Shaikh M. A. W., Chen Y.-A., Wan Y., Hara K., Zhao S., Hsu D.: Navigating real-world challenges: A quadruped robot guiding system for visually impaired people in diverse environments, In *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2024, p. 1–18.
2. Galuszka A., Swierniak A.: Planning in multi-agent environment using strips representation and non-cooperative equilibrium strategy, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2010, vol. 58 p. 239–251.
3. Gan Y., Zhang B., Ke C., Zhu X., He W., Ihara T.: Research on robot motion planning based on rrt algorithm with nonholonomic constraints, *Neural Processing Letters*, 2021, vol. 53 p. 3011–3029.
4. Kayukawa S., Ishihara T., Takagi H., Morishima S., Asakawa C.: Guiding blind pedestrians in public spaces by understanding walking behavior of nearby pedestrians, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, vol. 4(3) p. 1–22.
5. Kędziora O., Grzejszczak T., Probiez E., Bartosiak N., Wojnar M., Skowroński K., Gałuszka A.: Active speed and cruise control of the mobile robot based on the analysis of the position of the preceding vehicle, In *2022 26th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR)*. IEEE, 2022, p. 181–186.
6. Schäfle T. R., Uchiyama N.: Probabilistic robust path planning for nonholonomic arbitrary-shaped mobile robots using a hybrid a* algorithm, *IEEE access*, 2021, vol. 9 p. 93466–93479.
7. Thiagarajan K., Kodagoda S., Luu M., Duggan-Harper T., Ritchie D., Prentice K., Martin J.: Intelligent guide robots for people who are blind or have low vision: A review, *Vision Rehabilitation International*, 2022, vol. 13(1) p. 1–15.
8. Wang L., Zhao J., Zhang L.: Navdog: robotic navigation guide dog via model predictive control and human-robot modeling, In *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on Applied Computing*, 2021, p. 815–818.
9. Xiao A., Tong W., Yang L., Zeng J., Li Z., Sreenath K.: Robotic guide dog: Leading a human with leash-guided hybrid physical interaction, In *2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2021, p. 11470–11476.