

Jornadas de Automática

Planificación de trayectorias para robots blandos mediante grafos k-NN y simulación por elementos finitos

Gerson Lipa^{a,*}, Alberto Rodríguez^a, Luis Nagua^a, Cristina García^b, Sara García^b, Jorge Muñoz^a, Concepción A. Monje^a

^aRoboticsLab, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad Carlos III de Madrid, Avenida de la Universidad 30, 28911 Leganés, Madrid, España.

^bDepartamento de Fisioterapia, Terapia Ocupacional, Rehabilitación y Medicina Física, Facultad de Ciencias de la Salud, Universidad Rey Juan Carlos, Campus de Alcorcón, Madrid, España.

To cite this article: Lipa, G., Rodríguez, A., Nagua, L., García C., García, S., Muñoz, J., Monje, C.A. Trajectory planning for soft robots using k-NN graphs and finite-element simulation. *Jornadas de Automática*, 47. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2026.47.13757>

Resumen

Este trabajo presenta una metodología para analizar la planificación de trayectorias en un robot blando a partir de un workspace generado mediante simulación en SOFA. El conjunto de posiciones alcanzables del efector final se representa como un grafo de vecinos más cercanos, sobre el que se aplica el algoritmo de Dijkstra con un coste ponderado que combina distancia geométrica y coste de actuación. Mediante un barrido del parámetro α , se obtiene una familia de trayectorias entre dos puntos del workspace. Estas trayectorias se evalúan posteriormente en el plano longitud–coste de actuación, permitiendo identificar las soluciones no dominadas dentro del conjunto generado. Los resultados muestran que la trayectoria de menor longitud no coincide necesariamente con la de menor coste de actuación acumulado, lo que evidencia la utilidad de considerar ambos criterios durante la planificación.

Palabras clave: Robótica blanda, Planificación de trayectorias, Modelado y optimización de sistemas robóticos, Métodos numéricos de planificación.

Trajectory Planning for Soft Robots Using k-NN Graphs and Finite-Element Simulation

Abstract

This work presents a methodology to analyze trajectory planning for a soft robot using a workspace generated through SOFA simulation. The set of reachable end-effector positions is represented as a nearest-neighbor graph, where Dijkstra's algorithm is applied with a weighted cost combining geometric distance and actuation cost. By sweeping the weighting parameter α , a family of trajectories between two workspace points is obtained. These trajectories are then evaluated in the path length–actuation cost plane, allowing the identification of non-dominated solutions within the generated set. The results show that the shortest trajectory does not necessarily correspond to the trajectory with the lowest accumulated actuation cost, highlighting the relevance of considering both criteria during planning.

Keywords: Soft robotics, Trajectory and path planning, Modeling and optimization of robotic systems, Numerical methods for optimal control.

1. Introducción

La robótica blanda permite desarrollar sistemas capaces de adaptarse a entornos complejos gracias a la flexibilidad es-

tructural. Esta característica resulta especialmente útil en tareas donde la interacción segura y la adaptación geométrica son importantes. Sin embargo, la misma deformabilidad que

*Autor para correspondencia: glipa@ing.uc3m.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

aporta estas ventajas también dificulta el modelado, el control y la planificación, ya que la relación entre actuación, deformación y posición del efector final no suele ser sencilla (Rus and Tolley, 2015).

En este contexto, la simulación física constituye una herramienta útil para analizar el comportamiento del robot antes de su implementación final. Simuladores como SOFA Framework permiten representar sistemas deformables mediante modelos basados en el método de los elementos finitos, ampliamente utilizado para analizar el comportamiento mecánico de estructuras y materiales deformables (Faure et al., 2012). Además, herramientas específicas para robótica blanda, como el plugin SoftRobots, facilitan el modelado, la simulación y el control de este tipo de sistemas dentro del entorno SOFA (Coevoet et al., 2017). A partir de estas simulaciones es posible obtener un conjunto discreto de posiciones alcanzables del efector final, junto con información asociada a las fuerzas requeridas para alcanzar dichas posiciones.

No obstante, una nube de puntos del workspace no proporciona por sí misma una estructura adecuada para calcular trayectorias. Para planificar sobre este conjunto de muestras es necesario definir relaciones de vecindad entre configuraciones alcanzables. Esta idea está relacionada con los métodos de planificación basados en roadmaps, donde un conjunto de muestras se conecta mediante un grafo sobre el que se realiza posteriormente la búsqueda de posibles caminos (Kavraki et al., 1996). En este trabajo se sigue una estrategia de este tipo, representando el workspace simulado como un grafo de vecinos más cercanos (k-NN).

Una vez construido el grafo, la planificación puede formularse como un problema de camino mínimo. El algoritmo de Dijkstra permite obtener la trayectoria de menor coste entre dos nodos de un grafo cuando las aristas tienen pesos no negativos (Dijkstra, 1959). En el caso más simple, este coste puede definirse únicamente a partir de la distancia geométrica entre nodos. Sin embargo, en robots blandos esta elección puede ser insuficiente, ya que dos trayectorias de longitud similar pueden requerir niveles de actuación diferentes.

Por este motivo, resulta conveniente incorporar criterios adicionales en el coste de planificación. En problemas de planificación robótica multiobjetivo, una estrategia habitual consiste en combinar distintos criterios mediante una función escalar ponderada (Wilde et al., 2024). En el caso de robots blandos, trabajos recientes han mostrado el interés de construir grafos en espacios de formas o configuraciones y emplear costes relacionados con la distancia geométrica y el esfuerzo de actuación para planificar trayectorias (Veil et al., 2026). Esta idea resulta especialmente adecuada cuando se dispone de una representación discreta del workspace generada previamente mediante simulación.

El objetivo de este trabajo es estudiar cómo la ponderación entre distancia y coste de actuación afecta a las trayectorias calculadas sobre un workspace generado mediante SOFA. Para ello, el workspace simulado se representa como un grafo k-NN y se aplica el algoritmo de Dijkstra para distintos valores de un parámetro de ponderación α . Las trayectorias resultantes se evalúan posteriormente mediante su longitud y su coste de actuación acumulado. Sobre este conjunto discreto de soluciones se identifican las trayectorias no dominadas, siguiendo un análisis de tipo Pareto (Yi et al., 2015). Este análisis

permite comparar alternativas de planificación y seleccionar aquellas que representan compromisos relevantes entre ambos criterios.

2. Metodología

La metodología propuesta en este trabajo incluye cinco etapas principales. En primer lugar, se genera un workspace discreto a partir del gemelo digital implementado en SOFA, como se describe en la Sección 2.1. En segundo lugar, las posiciones alcanzables del efector final se representan mediante un grafo de k-NN, definido en la Sección 2.2. En tercer lugar, se asigna a cada arista un coste que combina distancia geométrica y coste de actuación, según se detalla en la Sección 2.3. En cuarto lugar, se aplica el algoritmo de Dijkstra para calcular trayectorias entre un nodo inicial y un nodo objetivo, como se explica en la Sección 2.4. Finalmente, se realiza un barrido del parámetro de ponderación α , y las trayectorias obtenidas se evalúan en el plano longitud–coste de actuación para identificar las soluciones no dominadas, de acuerdo con la Sección 2.5.

2.1. Generación del workspace con SOFA

El sistema considerado en este trabajo es una plataforma robótica blanda accionada por cables, presentada inicialmente en (Nagua et al., 2023). Su implementación FEM en SOFA y el ajuste de sus propiedades mecánicas fueron desarrollados posteriormente en (Rodríguez–Sanz et al., 2026). En el presente trabajo se emplea dicha implementación como gemelo digital para generar el workspace utilizado en la planificación. La Fig. 1 muestra la plataforma física y su representación simulada. La estructura deformable fue fabricada en filamento TPU con dureza Shore 82A, con una altura aproximada de 100 mm y un diámetro exterior aproximado de 40 mm. Su movimiento se obtiene mediante cables accionados por motores de corriente continua.

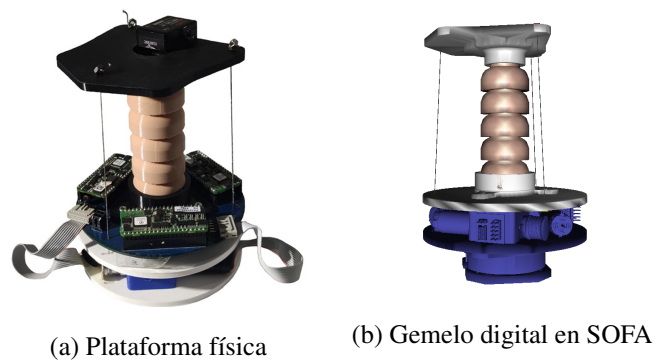


Figura 1: Plataforma robótica blanda considerada en este trabajo. La plataforma física se emplea como referencia del sistema (a), mientras que el gemelo digital en SOFA se utiliza para generar el workspace empleado en la planificación (b).

El workspace se obtiene a partir de simulaciones sobre el gemelo digital en SOFA. Se generaron 30000 muestras mediante Latin Hypercube Sampling en el espacio de actuación, con tres tensiones de cable en el intervalo $[0, 30]$ N. Para cada muestra se almacena la posición del efector final y las fuerzas

de actuación asociadas. Al no ser una rejilla cartesiana uniforme, la resolución efectiva depende de la densidad de muestras y de la conectividad del grafo k-NN.

Sea $p_i \in \mathbb{R}^3$ la posición cartesiana asociada a la muestra i , y sea $f_i \in \mathbb{R}^3$ el vector de fuerzas de actuación asociado a la tensión de los cables en el modelo simulado. A partir de la norma euclídea de este vector se define un índice escalar de coste de actuación local mediante la ecuación (1).

$$a_i = \log(1 + \|f_i\|_2^2) \quad (1)$$

El término a_i de la ecuación (1) no representa una energía física consumida, sino un índice relativo de coste de actuación. La forma cuadrática penaliza muestras que requieren mayores fuerzas, mientras que el logaritmo reduce el efecto de valores extremos. Por ello, el índice permite comparar trayectorias dentro del workspace simulado, aunque otras métricas de actuación podrían modificar los caminos obtenidos.

2.2. Construcción del grafo

El conjunto discreto de muestras del workspace se representa mediante un grafo no dirigido $\mathcal{G}$, definido en la ecuación (2). Cada nodo $v_i \in \mathcal{V}$ corresponde a una posición alcanzable p_i , mientras que las aristas $(i, j) \in \mathcal{E}$ conectan cada nodo con sus k vecinos más cercanos en el espacio cartesiano.

$$\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}), \quad \mathcal{V} = \{v_i\}_{i=1}^N \quad (2)$$

La distancia geométrica asociada a una arista se calcula mediante la norma euclídea entre las posiciones de sus nodos extremos, como se indica en la ecuación (3).

$$d_{ij} = \|p_i - p_j\|_2 \quad (3)$$

El parámetro k controla la conectividad del grafo. Valores pequeños reducen el número de aristas y el coste computacional de la búsqueda, aunque pueden limitar las trayectorias disponibles. Valores mayores aumentan la conectividad y pueden mejorar la calidad de las trayectorias, pero incrementan el tiempo de búsqueda. En este trabajo se emplea $k = 14$ como compromiso entre conectividad, calidad de trayectoria y coste computacional. La construcción del grafo se considera una etapa offline.

2.3. Coste de arista

El coste de cada arista combina un término de distancia y un término de coste de actuación. Para evitar que una magnitud domine a la otra por diferencias de escala, ambos términos se normalizan antes de aplicar la ponderación.

El término de distancia normalizado se define en la ecuación (4), donde d_{typ} representa una distancia típica entre vecinos del grafo.

$$\tilde{d}_{ij} = \frac{d_{ij}}{d_{\text{typ}}} \quad (4)$$

El término de actuación de una arista ($\tilde{a}_{ij}$) se obtiene a partir del promedio del coste de actuación local de sus nodos extremos, según la ecuación (5).

$$\tilde{a}_{ij} = \frac{a_i + a_j}{2} \quad (5)$$

Posteriormente, este valor se normaliza mediante percentiles para reducir la influencia de valores extremos. El término normalizado de actuación se define en la ecuación (6), donde a_5 y a_{95} son los percentiles 5 y 95 del coste de actuación local en el workspace, $\text{clip}_{[0,1]}$ limita el resultado al intervalo $[0, 1]$, y γ permite ajustar la influencia relativa del término de actuación.

$$\tilde{c}_{ij} = \left[\text{clip}_{[0,1]} \left(\frac{\tilde{a}_{ij} - a_5}{a_{95} - a_5} \right) \right]^\gamma \quad (6)$$

A partir de los términos normalizados de las ecuaciones (4) y (6), el coste final de la arista se define mediante la ecuación (7).

$$w_{ij}(\alpha) = \alpha \tilde{d}_{ij} + (1 - \alpha) \tilde{c}_{ij} \quad (7)$$

El parámetro α controla el compromiso entre distancia y coste de actuación: valores próximos a 1 priorizan caminos cortos, mientras que valores próximos a 0 priorizan regiones de menor coste de actuación. El parámetro γ solo modifica la sensibilidad del término de actuación normalizado. En este trabajo se fija $\gamma = 1$, por lo que el análisis se centra en el efecto de α .

2.4. Planificación con Dijkstra

Una vez construido el grafo, la planificación se formula como una búsqueda de camino mínimo entre un nodo inicial v_s y un nodo objetivo v_g . Para cada valor de α , el algoritmo de Dijkstra obtiene la trayectoria que minimiza la suma de los costes de arista definidos en la ecuación (7).

La trayectoria calculada para un valor dado de α se representa como una secuencia ordenada de nodos, según la ecuación (8).

$$\pi_\alpha = (v_{i_0}, v_{i_1}, \dots, v_{i_{n_\alpha}}), \quad i_0 = s, \quad i_{n_\alpha} = g \quad (8)$$

La notación de la ecuación (8) indica que la trayectoria no contiene todos los nodos del workspace, sino únicamente los nodos seleccionados por Dijkstra entre el inicio y el objetivo.

2.5. Barrido de pesos y análisis de no dominancia

El análisis se realiza mediante un barrido del parámetro α . Para cada valor considerado se calcula una trayectoria con Dijkstra. Después, cada trayectoria se evalúa mediante dos métricas independientes: la longitud total recorrida y el coste de actuación acumulado.

La longitud total de una trayectoria π_α se calcula como la suma de las distancias euclídeas entre nodos consecutivos de la trayectoria, según la ecuación (9).

$$L(\pi_\alpha) = \sum_{r=0}^{n_\alpha-1} \|p_{i_{r+1}} - p_{i_r}\|_2 \quad (9)$$

El coste de actuación acumulado se calcula como la suma del coste de actuación local de los nodos que forman la trayectoria, de acuerdo con la ecuación (10).

$$A(\pi_\alpha) = \sum_{r=0}^{n_\alpha} a_{i_r} \quad (10)$$

Las métricas de las ecuaciones (9) y (10) se utilizan para evaluar las trayectorias una vez calculadas. Por tanto, no deben confundirse con el coste interno empleado por Dijkstra en

la ecuación (7). El coste de Dijkstra selecciona el camino sobre el grafo, mientras que la longitud y el coste de actuación acumulado permiten comparar las trayectorias obtenidas.

Finalmente, se identifican las soluciones no dominadas dentro del conjunto discreto de trayectorias generadas. Una trayectoria π_a domina a otra trayectoria π_b si no es peor en ninguna de las dos métricas y es estrictamente mejor en al menos una de ellas. Esta condición se expresa en la ecuación (11).

$$\pi_a < \pi_b \iff L(\pi_a) \leq L(\pi_b), \quad A(\pi_a) \leq A(\pi_b), \quad [L(\pi_a) < L(\pi_b) \vee A(\pi_a) < A(\pi_b)] \quad (11)$$

El conjunto de soluciones no dominadas representa las trayectorias que ofrecen compromisos relevantes entre longitud y coste de actuación dentro del conjunto generado por el barrido de α . Este análisis no busca obtener un frente Pareto continuo del workspace, sino seleccionar las trayectorias no dominadas entre las soluciones discretas calculadas sobre el grafo.

3. Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos al aplicar la metodología descrita en la Sección 2. El análisis se realizó sobre el workspace generado con SOFA, utilizando un grafo de vecinos más cercanos con $k = 14$. Para el coste de arista definido en la ecuación (7), se evaluaron nueve valores de α uniformemente distribuidos en el intervalo $[0, 1]$. Los nodos inicial y objetivo se mantuvieron fijos durante todo el barrido.

3.1. Workspace y coste de actuación

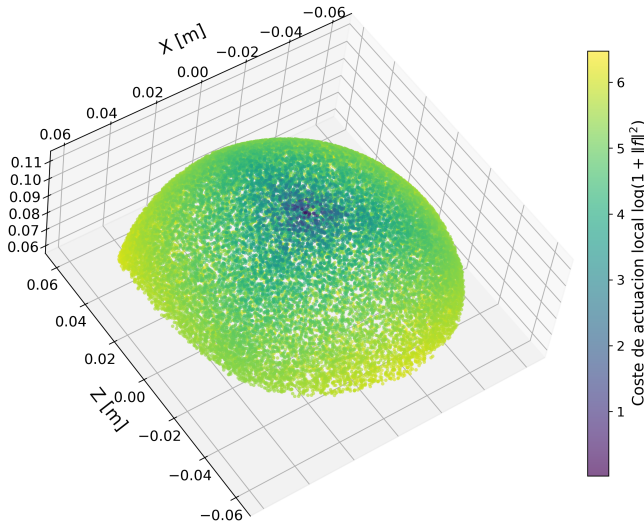


Figura 2: Workspace generado a partir de las simulaciones en SOFA. Los puntos representan posiciones alcanzables del efector final y el color indica el coste de actuación local asociado a cada muestra.

La Fig. 2 muestra el workspace obtenido a partir de las simulaciones en SOFA. Cada punto representa una posición alcanzable del efector final, mientras que el color indica el coste de actuación local definido en la ecuación (1). La distribución

espacial del coste no es uniforme, lo que justifica la inclusión de un término de actuación en el coste de planificación.

La variación del coste de actuación en el workspace indica que dos trayectorias de longitud similar pueden requerir niveles de actuación diferentes. Por este motivo, una planificación basada únicamente en distancia puede seleccionar caminos geoméricamente cortos, pero desfavorables desde el punto de vista del coste de actuación.

3.2. Trayectorias obtenidas al variar α

La Fig. 3 muestra las trayectorias obtenidas al modificar el parámetro α del coste de arista. Todas las trayectorias conectan el mismo nodo inicial con el mismo nodo objetivo, pero el camino seleccionado por Dijkstra cambia al variar la ponderación entre distancia y coste de actuación.

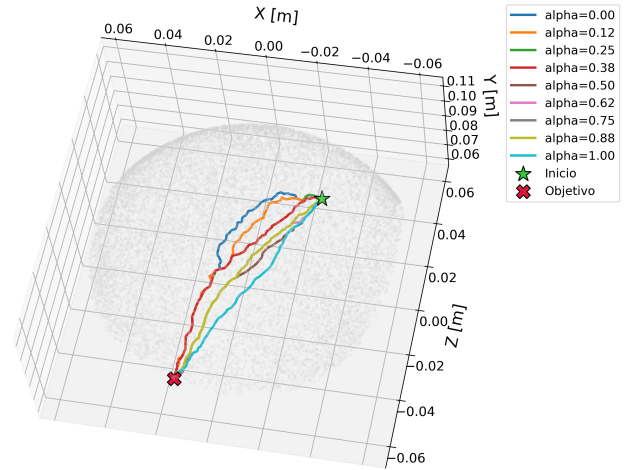


Figura 3: Trayectorias obtenidas sobre el grafo para distintos valores de α . El punto inicial y el objetivo se mantienen fijos, mientras que la ponderación distancia-actuación modifica el camino seleccionado por Dijkstra.

El barrido generó nueve trayectorias válidas, una para cada valor de α . Aunque todas las trayectorias son factibles sobre el grafo, no todas representan alternativas igualmente relevantes. En particular, algunas trayectorias presentan simultáneamente mayor longitud y mayor coste de actuación acumulado que otras soluciones del mismo barrido. Esta comparación se analiza de forma cuantitativa en la Sección 3.3.

3.3. Análisis de la longitud y coste de actuación

Cada trayectoria se evaluó mediante la longitud total definida en la ecuación (9) y el coste de actuación acumulado definido en la ecuación (10). La Fig. 4 representa estas dos métricas para las trayectorias obtenidas en el barrido de α . Cada punto corresponde a una trayectoria calculada con Dijkstra para un valor distinto de α .

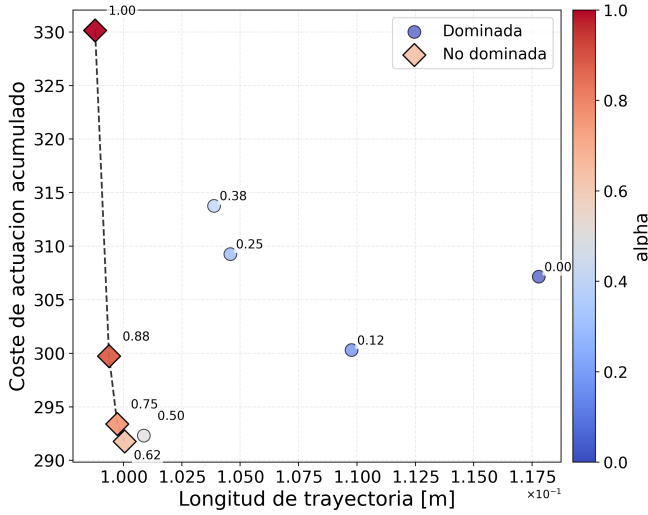


Figura 4: Evaluación de las trayectorias obtenidas en el plano longitud–coste de actuación. Los puntos no dominados representan los compromisos más relevantes entre ambos criterios dentro del conjunto discreto generado por el barrido de α .

La Tabla 1 muestra los resultados numéricos para todos los valores de α considerados en el barrido. Se incluyen tanto las soluciones dominadas como las no dominadas para mostrar el conjunto completo de trayectorias generado por la ponderación distancia–actuación.

Tabla 1: Resultados del barrido de α .

α	Long. [m]	Coste actuación	Nodos	No dominada
0.000	0.1178	307.14	74	No
0.125	0.1098	300.29	68	No
0.250	0.1046	309.24	67	No
0.375	0.1039	313.75	67	No
0.500	0.1009	292.30	64	No
0.625	0.1001	291.75	64	Sí
0.750	0.0997	293.38	64	Sí
0.875	0.0994	299.72	65	Sí
1.000	0.0988	330.13	67	Sí

De las nueve trayectorias calculadas, cuatro resultan no dominadas en el plano longitud–coste de actuación. Estas corresponden a $\alpha = 0.625$, $\alpha = 0.750$, $\alpha = 0.875$ y $\alpha = 1.000$, como se observa en la Fig. 4 y en la Tabla 1.

La trayectoria con $\alpha = 0.625$ incrementa la longitud en aproximadamente 1.3 mm, equivalente a un 1.3 % respecto a la trayectoria de menor longitud, pero reduce el coste de actuación acumulado de 330.13 a 291.75, lo que supone una reducción relativa del 11.6 %. Los valores bajos de α no pertenecen al conjunto de soluciones no dominadas para este par inicio–objetivo. En particular, $\alpha = 0.000$ genera una trayectoria de 0.1178 m y un coste de actuación de 307.14, por lo que queda dominada por otras trayectorias del barrido con menor longitud y menor coste acumulado.

4. Discusión

Los resultados obtenidos muestran que la ponderación entre distancia y coste de actuación tiene un efecto directo sobre

las trayectorias calculadas en el grafo. Como se observa en la Fig. 3, modificar el parámetro α cambia el camino seleccionado por Dijkstra entre el mismo nodo inicial y el mismo nodo objetivo. Este comportamiento confirma que el coste definido en la ecuación (7) permite explorar distintas soluciones dentro del workspace generado.

La Fig. 4 y la Tabla 1 muestran que la trayectoria de menor longitud no coincide con la trayectoria de menor coste de actuación acumulado. En particular, $\alpha = 1.000$ produce la trayectoria más corta, mientras que $\alpha = 0.625$ produce la trayectoria con menor coste de actuación acumulado dentro del barrido realizado. Esto muestra la utilidad práctica de ajustar α : en el caso analizado, aceptar un aumento del 1.3 % en longitud reduce el coste acumulado un 11.6 %, permitiendo escoger entre trayectorias directas o de menor demanda de actuación.

También se observa que los valores bajos de α no generan soluciones no dominadas para el caso estudiado. Aunque estos valores aumentan el peso del término de actuación en el coste de arista, las trayectorias resultantes pueden ser más largas y atravesar un mayor número de nodos. Por este motivo, el coste de actuación acumulado definido en la ecuación (10) puede aumentar incluso cuando el coste interno de Dijkstra da mayor importancia al término de actuación. Esta diferencia se debe a que Dijkstra minimiza el coste ponderado de aristas, mientras que la comparación final se realiza mediante métricas acumuladas de trayectoria.

El análisis de no dominancia permite separar las trayectorias que aportan compromisos relevantes de aquellas que quedan dominadas por otras soluciones del mismo barrido. En este trabajo no se obtiene un frente Pareto continuo del workspace, sino un conjunto discreto de trayectorias no dominadas generado a partir de distintos valores de α . Esta distinción es importante, ya que el resultado depende del conjunto de valores evaluados y de la representación discreta del workspace mediante el grafo.

El análisis presentado corresponde a un caso de estudio con un nodo inicial y un nodo objetivo fijados. Por tanto, los valores de α que resultan dominados o no dominados no deben interpretarse como una regla general para todo el workspace, sino como el resultado de este par inicio–objetivo concreto. La metodología, sin embargo, es directamente aplicable a otros pares de puntos, lo que permitiría estudiar la variación de los compromisos longitud–coste de actuación en distintas regiones del workspace.

Tabla 2: Efecto del número de vecinos k sobre el tiempo medio de planificación por valor de α y las métricas mínimas obtenidas.

k	t_D [s/ α]	Long. mín. [m]	Coste mín.
6	0.0519	0.1068	453.50
10	0.0772	0.1009	348.03
14	0.1004	0.0988	291.75
20	0.1454	0.0971	237.46
30	0.1995	0.0958	202.43

El parámetro k del grafo de vecinos más cercanos también influye en las trayectorias obtenidas. Un valor mayor de k aumenta la conectividad del grafo y puede proporcionar más alternativas de búsqueda, aunque también incrementa el número

de aristas y el coste computacional. Para justificar la configuración empleada, se realizó un análisis auxiliar de sensibilidad con distintos valores de k , manteniendo fijos el nodo inicial, el nodo objetivo y el barrido de α . La Tabla 2 recoge varios valores representativos de este análisis.

Como se observa en la Tabla 2, el incremento de k reduce la longitud mínima y el coste mínimo de actuación, pero aumenta el tiempo medio de planificación sobre el grafo pre-computado. En este trabajo se fija $k = 14$ como una configuración intermedia, ya que mantiene todas las trayectorias válidas del barrido y limita el tiempo medio de búsqueda a aproximadamente 0.1 s por valor de α . Por tanto, los resultados deben interpretarse respecto a esta representación concreta del workspace.

Otra limitación del análisis es que el coste de actuación empleado es un índice escalar derivado de la magnitud de las fuerzas, como se definió en la ecuación (1). Este índice permite comparar regiones del workspace y penalizar zonas de mayor demanda de actuación, pero no representa directamente una energía física consumida ni sustituye a una validación experimental sobre los actuadores reales. Por ello, los resultados deben interpretarse como una comparación relativa entre trayectorias, no como una estimación absoluta de consumo energético.

En conjunto, los resultados indican que la representación del workspace como grafo permite estudiar de forma controlada el efecto de la ponderación distancia y actuación en la planificación. La metodología propuesta no solo genera una trayectoria entre dos puntos, sino que permite comparar varias alternativas y seleccionar aquellas que presentan un compromiso entre longitud y coste de actuación acumulado.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha presentado una metodología para analizar la planificación de trayectorias sobre un workspace de robot blando generado mediante simulación en SOFA. El workspace se ha representado como un grafo de vecinos más cercanos, y la planificación se ha formulado como una búsqueda de camino mínimo mediante Dijkstra con un coste ponderado entre distancia geométrica y coste de actuación.

El barrido del parámetro α ha permitido obtener una familia de trayectorias factibles entre un mismo nodo inicial y un mismo nodo objetivo. Los resultados muestran que la trayectoria de menor longitud no coincide necesariamente con la trayectoria de menor coste de actuación acumulado. En el caso estudiado, la trayectoria puramente geométrica, correspondiente a $\alpha = 1.000$, alcanza la menor longitud, mientras que una solución con $\alpha = 0.625$ obtiene el menor coste de actuación acumulado dentro del barrido.

El análisis de no dominancia ha permitido identificar las trayectorias que representan compromisos relevantes entre longitud y coste de actuación. De las nueve trayectorias evaluadas, cuatro resultaron no dominadas. Esto confirma que el barrido de pesos no solo permite modificar la trayectoria obtenida, sino también seleccionar soluciones que ofrecen distintos compromisos entre ambos criterios.

Como trabajo futuro, se plantea ampliar el análisis a distintos pares inicio-objetivo dentro del workspace, estudiar con

mayor detalle la influencia del parámetro k en la construcción del grafo, e incorporar criterios adicionales relacionados con restricciones dinámicas o suavidad de trayectoria. También se considera relevante validar experimentalmente las trayectorias obtenidas sobre la plataforma robótica física, comparando el coste estimado con magnitudes medibles en los actuadores, como la corriente consumida.

Agradecimientos

Estos resultados de investigación se enmarcan dentro de los siguientes proyectos: ADAPTA, con referencia PLEC2023-010218, financiado por MICIU-AEI-10.13039-501100011033; SIROCO, con referencia PID2023-147343OB-I00, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y FEDER, UE; Proyecto del programa de Ayudas para la Actividad Investigadora de los Jóvenes Doctores del Programa Propio de Investigación de la UC3M, con referencia 2025/00764/001, concedido por la Universidad Carlos III de Madrid. Asimismo, se agradece el apoyo del programa de actividades de I+D con referencia TEC-2024/TEC-62 y acrónimo iRoboCity2030-CM, concedido por la Comunidad de Madrid a través de la Dirección General de Investigación e Innovación Tecnológica mediante la Orden 5696/2024.

Referencias

- Coevoet, E., Morales-Bieze, T., Largilliere, F., Zhang, Z., Thieffry, M., Sanz-Lopez, M., Carrez, B., Marchal, D., Goury, O., Dequidt, J., Duriez, C., 2017. Software toolkit for modeling, simulation, and control of soft robots. *Advanced Robotics* 31 (22), 1208–1224.
DOI: 10.1080/01691864.2017.1395362
- Dijkstra, E. W., Dec. 1959. A note on two problems in connexion with graphs. *Numer. Math.* 1 (1), 269–271.
DOI: 10.1007/BF01386390
- Faure, F., Duriez, C., Delingette, H., Allard, J., Gilles, B., Marchesseau, S., Talbot, H., Courtecuisse, H., Bousquet, G., Peterlik, I., Cotin, S., 2012. SOFA: A Multi-Model Framework for Interactive Physical Simulation. *Springer Berlin Heidelberg*, Berlin, Heidelberg, pp. 283–321.
DOI: 10.1007/978-3-642-21212-5
- Kavraki, L., Svestka, P., Latombe, J., Overmars, M., 09 1996. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on* 12, 566 – 580.
DOI: 10.1109/70.508439
- Nagua, L., Monje, C., Continelli, N., Balaguer, C., 08 2023. A new approach for direct kinematic solution of a soft robotic neck. pp. 697–701.
DOI: 10.17979/spudc.9788497498609.697
- Rodríguez-Sanz, A., Lipa, G., Rouquette, B., Muñoz, J., Monje, C. A., 2026. Fem-based optimization of the mechanical properties of a soft robotic neck. In: 2026 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). pp. 1380–1385.
DOI: 10.1109/SII64115.2026.11404582
- Rus, D., Tolley, M. T., may 2015. Design, fabrication and control of soft robots. *Nature* 521 (7553), 467–475, PMID: 26017446.
DOI: 10.1038/nature14543
- Veil, C., Flaschel, M., Kuhl, E., 2026. Shape-space graphs: Fast and collision-free path planning for soft robots. *IEEE Robotics and Automation Letters*.
DOI: 10.1109/LRA.2026.3674004
- Wilde, N., Smith, S. L., Alonso-Mora, J., 2024. Scalarizing multi-objective robot planning problems using weighted maximization. *IEEE Robotics and Automation Letters* 9 (3), 2503–2510.
DOI: 10.1109/LRA.2024.3357313
- Yi, D., Goodrich, M., Seppi, K., 06 2015. MORRF*: Sampling-based multi-objective motion planning. In: *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. pp. 1733–1739.