

Diseño inicial de rutas para robots colaborativos para el proceso de pintura de automóviles mediante técnicas de inteligencia artificial

Design of routes for collaborative robots for the automobile painting process using Heuristics Techniques

Lucero Ortiz-Aguilar^{1,*} , Francisco Carreon-Duran¹ ,
Martín Carpio²  y Marcela Palacios Ortega³ 

¹División de Ingeniería en Sistemas Automotrices. Tecnológico Nacional de México. ITS de Purísima del Rincón
36425, Purísima del Rincón, Guanajuato, México

²Tecnológico Nacional de México. Instituto Tecnológico de León
Priv. Tecnológico S/N, Industrial Julián de Obregón, 37290, León, Guanajuato, México

³División de Ingeniería en Industrial. Tecnológico Nacional de México. ITS de Purísima del Rincón
36425, Purísima del Rincón, Guanajuato, México

*lucero.oa@purisima.tecnm.mx

PALABRAS CLAVE: RESUMEN

IoT, Automatización,
Aplicaciones de la IA,
robots colaborativos,
Diseño de Rutas

En este trabajo se pretende proponer una metodología que permita el mejorar el proceso de pintura de automóviles, mediante técnicas de inteligencia artificial. Primero se plantea el generar un base de datos con diferentes automóviles, desglosados por piezas. En segunda parte, de acuerdo con el proceso de pintado de cada automóvil y el tipo proceso de pintura que requiera se designarán puntos de interés. Posteriormente, se diseñó las rutas o caminos factibles para cada robot y finalmente se diseñará una ruta que permita satisfacer todos los puntos y evitar las colisiones mediante técnicas de inteligencia Artificial.

KEYWORDS: ABSTRACT

IoT, Automation,
IA applications,
Collaborative Robots,
Routing Design

This paper's main contribution is to propose a methodology for improving the car painting process through artificial intelligence techniques. First, it generates a database with different cars; each car's parts must be modeled in CAD. In the second part, according to the painting process of each car and the type of painting process it requires, points of interest will be designated in the part's plan. Subsequently, the feasible routes or paths will be designated for each robot. Finally, a route will be designed to satisfy all the points and avoid collisions through Artificial Intelligence techniques.

• Recibido: 27 de agosto de 2023 • Aceptado: 5 de noviembre de 2023 • Publicado en línea: 1 de octubre de 2024

1. INTRODUCCIÓN

Hoy en día en la nueva era de la industria 4.0, se tienen diferentes procedimientos en el área de la manufactura flexible donde se involucran diferentes tipos de recursos como lo son el tiempo-maquina y el tiempo-hombre. En este sentido, las líneas de producción de vehículos automotrices requieren de la colaboración entre robots y otros actores. Desde la etapa del

armado hasta las pruebas existe la interacción de diferentes tipos de robots y siendo un factor importante todavía hoy en día la interacción en el ser humano.

En el área de la industria 4.0 automovilística existen diferentes tipos de problemas como lo son: Collaborative Robotic Problem, Car Sequencing, Car-Painting, entre otros. En los cuales se busca dar soluciones que puedan

satisfacer un conjunto de requerimientos, que de acuerdo con el tipo y modelo de automóvil van variando. De forma específica el problema de Car-Painting o Pintado de automóviles en español, es un problema que ha sido estudiado en el estado de arte de manera formal por [1][2][3].

En el problema de Car-Painting se tienen algunos escenarios, el primero donde la pieza es totalmente virgen, es decir, que se necesita pintar por completo; mientras que en un segundo caso y tal vez el más común de visualizar en la vida diaria es aquel donde se busca retocar una pieza.

De manera particular para el primer caso donde la necesidad radica en pintar una pieza o todo un vehículo de forma completa, intervienen diferentes robots para dicha tarea en un tiempo en específico. Además, de que el automóvil necesita seguir por la línea de producción, ya que dichas líneas no pueden ser interrumpidas, es sumamente importante el que estos robots que están colaborando en una tarea no colisionen. Debido a que el proceso de pintura de automóviles es lento, es necesario que las rutas que siguen los brazos robóticos estén optimizadas.

Siendo la problemática el poder diseñar las rutas que sigan estos robots colaborativos, de tal manera que se optimice el tiempo de recorrido de los brazos robóticos. Lo anterior, con base en modelar previamente el automóvil, identificando los puntos de interés y designando los caminos factibles para la pieza en cuestión. En este trabajo mostramos un prototipo de un modelo basado en Inteligencia Artificial y diseños CAD que permite diseñar rutas para robots colaborativos.

En primera instancia y como parte de este trabajo de investigación se crearon modelos CAD de los automóviles, para despiezarlos y tener un set de n piezas por cada modelo de automóvil. Una vez que se tienen las piezas, estas pasan por un mallado en el cual se designan puntos de interés que nos

generarán las matrices de puntos que son el insumo de los algoritmos. Cuando se tienen la matriz de puntos y se establece un costo de camino de cada uno de estos se pasan a los algoritmos heurísticos para dar solución a las rutas. Finalmente, los resultados se diseñarán una ruta para seguir con los robots colaborativos.

El artículo se organiza de la siguiente manera, en la sección 2 se describe el estado del arte de la investigación. En la sección 3, se describe el marco teórico y en la sección 4 la metodología. Finalmente, en la sección 5 se dan resultados y conclusiones del tema en la sección 6.

2. ESTADO DEL ARTE

El estado del arte de esta investigación está enfocado a los trabajos dedicados en el diseño de rutas y en automatización de robots colaborativos. El trabajo realizado por [4], muestran una investigación enfocada en automatizar el proceso de pintura de diferentes piezas. Dicho método utiliza una celda de detección para identificar la geometría de la pieza y asignar una rutina en específico para dicho objeto. Su objetivo al final fue el evitar las colisiones dentro del área de trabajo del robot. Además de que mostraron que su aplicación en la industria es factible y plausible.

Por otra parte, en el trabajo realizado por Emmanuel A. et al. [5], presentan la aplicación de un algoritmo difuso genético para el problema de Trajectory Planning de dos robots colaborativos. Dichos robots tienen un área de trabajo en común, ambos tienen una manipulación o comportamiento desconocido, además de que tienen la misma prioridad. Las restricciones del problema que reportan en el artículo no son tan restrictivas, pero si existen valores deseados. Por el lado de los algoritmos proponen un GABTP el cual inicia con una población de soluciones que no considera ninguna restricción, posteriormente en cada una de las etapas del

algoritmo se van considerando los obstáculos con diferentes pesos. Finalmente, reportan que el algoritmo tomó un tiempo de entre 0.03 y 0.06 segundos para producir una actualización de trayectoria, lo cual lo hace competitivo para aplicaciones en tiempo real. De acuerdo con el estado del arte, el problema de Car Sequencing es el predece a diversos problemas de asignación u optimización para temas relacionados a vehículos. En este punto la Sociedad Francesa de Investigación de Operaciones y toma de decisiones, organiza diferentes concursos enfocados en solucionar diversos problemas de este tipo [6].

En 2011 H. Chen et al. [7], realizaron una investigación que basada en un banco de datos de diferentes modelos CAD y programas de robot, buscan asignar rutas a los robots que sean factibles. Si la pieza o el modelo en cuestión no se encuentra dentro de la base de datos, se genera un nuevo modelo el cual es guardado nuevamente en dicho repositorio. Los autores muestran en su experimentación la aplicación a la industria real para validar su metodología. En su trabajo futuro plantean mejorar la manera de identificar piezas que sean compatibles con las ya establecidas en la base de datos y enriquecer la base de datos que tenía.

Posteriormente en la investigación dirigida por [8], proponen un algoritmo de generación de rutas con MATLAB y Visual-Studio.Net. Los autores mencionan que su sistema automatizado de generación de rutas para el proceso trata de dar otra solución a un problema que es solucionado de forma manual. Dicho proceso tradicional involucra un operador que conduce un robot manualmente a través de un ciclo de pulverización el cual es muy costoso en tiempo. Una solución a ese problema es plantear una solución basada en CAD o de “adquisición-reconocimiento-comparación”.

Su metodología tiene como objetivo el evitar la necesidad de genera una programación manual. Los pasos de su trabajo se enfocan

primera mente en adquirir una imagen de la pieza u objeto, para luego dividirlo en conjunto de figuras primitivas, luego mediante el algoritmo de optimización se calcula la ruta optimizada.

En la investigación realizada por [9], presentan un algoritmo para controlar la forma o caminos de pintura en aerosol de una superficie en general. Su propuesta es para brazos robóticos que aprovechen el hecho de que el ángulo de dirección del rociado y la superficie no afecta a la calidad de pintura. Su algoritmo sigue un patrón de rociado deseado en la superficie de rociado con una distancia que sea constante entre la boquilla y la superficie. Ellos aseguran el que ángulo que forman dichos componentes no se exceda de un límite y que las direcciones sean siempre las adecuadas. Finalmente hacen una comparación con las técnicas tradicionales en la industria, concluyendo que las propuestas consumen menos energía para la misma velocidad de rociado. Otra ventaja es que requieren menos torsión en los giros y por lo tanto son aplicables a los robots.

La investigación dirigida por [10], proponen un algoritmo de construcción de caminos para trayectorias en robots industriales. El método que implementaron fue fácil y efectivo en su aplicación en el problema real, el cual funciona a partir de una parametrización de la trayectoria del efector final sobre el espacio de trabajo. Lo anterior es con el fin de garantizar una cobertura de pintura precisa, y la velocidad a la que va la pistola de pulverización se define con otro algoritmo para garantizar características de espesor y uniformidad. Su metodología fue probada en 6 d.o.f. GR 680 robots industriales de CMA Robotics, con dos diferentes escenarios para evaluar aquel que tenga mejor desempeño fue el que se eligió. Debido a las limitantes de velocidades tangenciales y las aceleraciones de las articulaciones su metodología es general para poder ser aplicada a otros problemas en la industria.

M. F. Syahputra et al., desarrollaron una investigación en [11], donde proponen un software de pintura automatizada enfocado al proceso de pintura de la carrocería del automóvil mediante robots. Dicho programa toma en cuenta la forma de la carrocería del automóvil. Hacen referencia a que su problema es perteneciente a la familia del Flow shop Scheduling, que de acuerdo con una línea de producción y cada uno tiene un tiempo determinado en cierta máquina. Para dar solución al problema de Scheduling usa el algoritmo de búsqueda de armonía que es un algoritmo de optimización basado en música, el cual tiene como objetivo encontrar la armonía perfecta. Gracias a esta técnica pudieron obtener una secuenciación óptima de autos con costos mínimos.

H. Zhang et al. [12] mencionan que, entre los métodos de optimización de rutas, el algoritmo de árbol aleatorio de exploración rápida (RRT) basado en el muestreo aleatorio se ha aplicado ampliamente para un manipulador robótico de alta dimensión debido a su desempeño. Sin embargo, especialmente en el escenario complejo, los algoritmos de planificación de RRT existentes todavía tienen una eficiencia de asignación baja y algunos caen fácilmente en un mínimo local. Para abordar estos problemas, este artículo propone un método de planificación de ruta autónomo para el manipulador robótico basado en un algoritmo RRT mejorado.

Como forma teórica y delimitada en [1] describen que el avance de la robótica colaborativa en el sector industrial implicará una estrecha interacción entre humanos y robots. Esto significa que el espacio de trabajo del robot se superpondrá con el espacio personal de las personas. Para garantizar una interacción segura y eficiente entre los operadores humanos y los robots, es importante considerar una tarea compleja que tenga en cuenta varios factores que afectan el rendimiento de la producción. La Industria 4.0 está transformando la estructura de los procesos productivos,

colocando al ser humano en el centro del sistema industrial. Con la aparición de condiciones favorables, los robots industriales colaborativos se volverán significativamente más inteligentes, mostrando las ventajas de una cooperación confiable y segura, y mejorando la productividad y la eficiencia de las tareas. La investigación posterior tiene como objetivo determinar el impacto positivo máximo de la interacción entre humanos y robots colaborativos dentro de un entorno de trabajo colaborativo.

De forma más reciente Zhi Feng en [13], describen que el objetivo de la manipulación robótica es fusionar la adaptabilidad y flexibilidad de las plataformas de robots móviles con las capacidades de manipulación de los manipuladores de robots. Este trabajo de revisión de estado de arte examina a fondo los avances actuales en la manipulación robótica colaborativa, centrándose en el modelado, el control y la optimización. Los hallazgos recientes en este campo se pueden clasificar en tres categorías: coordinación de múltiples manipuladores fijos, robots y manipuladores móviles. El documento proporciona una clasificación y comparación de diferentes enfoques. Por último, una breve sección de discusión concluye resumiendo la investigación existente e identificando varias direcciones potenciales para futuras investigaciones.

Por último, en el trabajo de investigación realizado por [2], explora el tema de la pintura de automóviles robótica colaborativa, donde se utiliza un equipo de manipuladores industriales con características variables. El objetivo es generar de manera eficiente trayectorias conjuntas para cada robot, considerando su modelo CAD, posiciones de base fijas y la necesidad de pintar la carrocería del automóvil utilizando boquillas adjuntas mientras se evitan colisiones. Para abordar este problema de planificación de ruta de cobertura colaborativa, y su enfoque se centra en separar la prevención de colisiones de la planificación de ruta de

cobertura aprovechando la naturaleza bidimensional inherente del problema. Específicamente, su propuesta de algoritmo consiste en dividir el espacio alcanzable de los antebrazos robóticos, proyectar los volúmenes de intersección resultantes en los costados y la parte superior de la carrocería y realizar una planificación de cobertura basada en estos volúmenes proyectados. A través de simulaciones que involucran múltiples brazos industriales pintando en colaboración un camión F-150 de Ford Motor Company, validaron la efectividad de su solución propuesta.

3. MARCO TEÓRICO

El marco Teórico en el cual se basará esta investigación se lista a continuación.

3.1. Collaborative Robotic Problem

El enfoque de robots colaborativo tiene al menos tres enfoques, el primero dirigido a los robots industrial el cual involucra a aquellos que son reprogramables y multitareas que se requieren ser programados en tres o más grados de libertad [1]. El segundo enfoque, es aquel en que se considera que los robots trabajan de forma conjunta con humanos, además de que estas máquinas están equipadas con un conjunto de sensores para mejorar su funcionamiento [14]. Finalmente, el tercer enfoque está dirigido a los robots de servicios que pueden ser autónomos o no, cabe mencionar que estos no se usan para procesos de tareas industriales [15].

3.2. Problema de Car Sequencing

Es un problema perteneciente al Scheduling, el cual fue formulado por Parello et al. En [16]. El problema consiste en armar un automóvil en una línea de ensamblaje de tal manera que se respeten los tiempos de instalación de cada uno de los elementos [6]. De manera formal el problema de Car Sequencing puede ser definido como: v un conjunto de automóviles que necesitan ser producidos, un

conjunto C de componentes; un conjunto p de restricciones de capacidad asociadas a cada uno de los componentes asociados a un determinado número q de vehículos subsecuentes y dado un conjunto r de elementos que necesitan ser instalados en cada uno de los vehículos v .

3.3. Car-Painting Problem

En el proceso de pintura de automóviles se requieren utilizar diferentes rutas en los robots (el cual denominaremos máquina), esto debido a las variaciones de forma de cada una de las partes de este. Por lo tanto, esto puede verse como un problema de asignación de tareas, es decir, si cada robot tiene por objetivo el pintar una forma de automóvil específica, se necesitan de varias rutas o trayectorias para lograr el cubrir totalmente un automóvil. De manera general una óptima solución será aquella que logre de manera eficaz y eficiente el asignar la secuencia de procesos para el pintado de automóviles. Este problema es similar al de Flow Shop Scheduling, en el cual un producto pasa por una máquina y posteriormente sigue su recorrido a otra para ser terminado.

3.4. Collaborative Robotic Car- Painting Problem (CRCP)

Este problema está definido por K. Zbiss et al. En [2] como dado un modelo CAD de un automóvil, un conjunto de brazos robóticos articulados, un conjunto de puntos sobre cada una de las piezas del modelo del automóvil y un conjunto de posiciones validas de cada uno de los brazos. El problema consiste en elaborar una ruta o rutas de tal forma que el automóvil este pintado y evitando que los brazos robóticos colisionen.

3.5. Heurísticas de construcción

Para este problema nosotros tomaremos que se asemeja al problema de Vehicle Routing Problem el cual maneja un conjunto de puntos y lo particiona para asignárselo a un número determinado de Trucks. Tomando en

cuenta lo anterior, definiremos algunas heurísticas de construcción que usaron en este trabajo. De acuerdo con [17], existen dos técnicas principales para la construcción de soluciones VRP: la unión de rutas existentes utilizando algún criterio y la asignación gradual de vértices a las rutas de vehículos utilizando un costo de asignación.

3.5.1. Algoritmos ahorrativos

Estos se componen de varios pasos los cuales son:

- Calcular los ahorros entre todos los nodos. Cree n rutas de vehículos dividiéndolos en todos los nodos. Ordenar las rutas de acuerdo con su ahorro.
- Si dos o más rutas son compatibles estas se unirán para formar una tercera factible.

3.5.2. Algoritmos no Deterministas

En este trabajo utilizaremos como base la metodología propuesta por [18], donde hace uso de diferentes estructuras para el manejo de problemas de CSP. En este sentido, las soluciones se pueden ver como vectores de tamaño n , donde se le asigna a cada punto un número específico de truck o grupo en el que debe de ser asignado.

4. METODOLOGÍA

La metodología que se llevó a cabo en este trabajo es la siguiente:

1 Definición y limitación del problema. En esta etapa se escogerán y diseñarán en boceto CAD los diferentes automóviles. En este sentido, se delimitarán que tipo de automóvil y número de partes contará cada boceto. Posteriormente, todos los diseños que sean realizados con éxito se cotejaran para formar una base de datos. Este representaría el paso 1 y 2 que se muestran en la Fig. 1, de acuerdo con una base de datos de automóviles se seleccionan aquellos que se puedan dividir en piezas.

- 2 Análisis de requerimientos. En la Fig. 1, paso 3 y 4, se refieren al despiece de los autos en sus diferentes vistas. Una vez que se tienen cada una de las instancias de los automóviles se pasará a asignar los puntos de interés, es decir, aquellos por los cuales deben pasar los brazos robóticos para pintar cada una de las piezas. Con esta información se hará una base de datos (paso 5), que posteriormente se hará una caracterización de instancias (paso 6).
- 3 Diseño. En la fase de diseño mediante técnicas heurísticas de construcción, se diseñarán las rutas para los brazos robóticos, de tal forma que se respeten todas las restricciones planteadas en la fase de limitación del problema.
- 4 Implementación. Una vez diseñadas las rutas se validará cuáles de ellas son factibles para ser aplicadas en una simulación (ver Fig. 1, en el paso 7 y paso 8). Se hará una comparación estadística de las rutas construidas.
- 5 Pruebas. En esta fase se pasa a la fase de aplicarlas ya sea en una simulación o en un prototipo físico. Además, se harán todas las pruebas y correcciones en cuanto a la ruta de los brazos robóticos, ya sea en físico o mediante simulación.

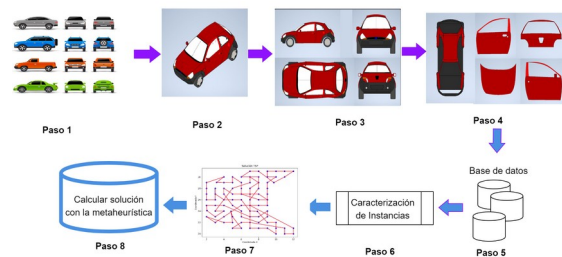


Figura 1. Metodología de diseño de rutas para robots colaborativos en pintura de automóviles. Fuente: Elaboración propia.

5. RESULTADOS

5.1. Resultados del modelado de Automóviles

De acuerdo con la definición vista en la sección 3, el problema necesita que se diseñe un insumo para que sea manejado por las heurísticas de construcción.

Se diseñaron diferentes modelos 3D de vehículos en el software de diseño mecánico por computadora Inventor 3D (Fig. 2). Al inicio se obtuvieron un total de 150 diseños CAD, y de acuerdo con diversas

características se decidieron agrupar los carros de acuerdo con la cantidad de piezas que se contaban. Se modelaron un total de 50 carros los cuales se describen en la Tabla 1.

Tabla 1. Descripción de los automóviles utilizados para el modelado 3D.
Fuente: Elaboración propia, extensión de la tabla reportada en [19].

No	Marca	Nombre	Año	Modelo	Color	Tamaño mm
1	JEEP	WILLYS CJ-2A	1940	Vehículo todo terreno	Gris	3008
2	FERRARI	375 PLUS	1954	Carreras	Rojo	793
3	FORD	F100	1956	Pick up	Amarillo	624
4	FORD	F100	1956	Pick up	Negro	602
5	FORD	MUSTANG	1965	Muscle car	Blanco	1203
6	FORD	FORD GT40 MKIV	1965	Deportivo carreras	Blanco con azul	2341
7	FORD	MUSTANG	1965	Muscle car	Blanco	4343
8	FORD	MUSTANG	1967	Muscle car	Blanco con rojo y azul	4298
9	CHEVROLET	CAMARO	1969	Muscle car	Rojo con negro	1014
10	CHEVROLET	CAMARO Z28	1969	Muscle car	Vino con negro	923
11	DODGE	CHARGER	1969	Muscle car	Rojo	1752
12	FORD	MUSTANG	1969	Muscle car	Azul fuerte	580
13	TOYOTA	MINI BUS	1969	Bus	Amarillo	4531
14	RENAULT	RENAULT 5	1970	Hatchback	Amarillo	798
15	DATSUN	DATSUN 1500	1975	Pick up	Blanco con rojo	1175
16	TOYOTA	AE86 TRUENO	1986	Deportivo compacto	Amarillo	857
17	TOYOTA	COROLLA	1986	Deportivo compacto	Azul	179
18	FORD	FIESTA MK3	2006	Hatchback	Azul claro	638
19	MERCEDES BENS	CLASE E	2006	Sedan	Gris	4756
20	VOLKSWAGGEN	JETTA	2006	Sedan	Azul	4182
21	TOYOTA	YARIS	2008	Sedan	Azul	595
22	AUDI	R88	2009	Deportivo	Azul con negro	4214
23	NISSAN	TITAN	2010	Pick up	Blanco	4881
24	BUGATTI	VEYRON	2010	Deportivo	Verde	4361
25	MERCEDES BENS	BENS G WAGON	2010	Crossover	Amarillo	197
26	MERCEDES BENS	CLASE G	2012	Jeep modificado tipo pick up	Café con negro	2920
27	BUGATTI	CHIRON	2012	Deportivo	Rojo con negro	4269
28	CHEVROLET	AVEO	2015	Sedan	Rojo	4087
29	CHEVROLET	CAMARO	2015	Deportivo	Azul	2036
30	MAZDA	RX-VISION GT3	2015	Deportivo	Negro con rojo	1032
31	MAZDA	MX 5	2015	Cabriolet	Negro	676
32	MAZDA	MAZDA 6	2016	Sedan	Gris	4769
33	NISSAN	NISSAN 350Z	2016	Coupe	Azul con rosa	4241
34	VOLKSWAGGEN	BETTLE DUNE	2017	Clasico escarabajo	Morado	305
35	TOYOTA	HILUX	2017	Pick up	Rojo con blanco	3431
36	PEUGEOT	504	2017	Hatchback	Amarillo	426
37	MERCEDES BENS	BENS SLS GT3	2018	Deportivo	Rojo	748
38	ACURA	NSX '18 Aimgain GT	2018	Deportivo	Blanco con gris	675
39	PORSCHE	PORSCHE 911 GT RS	2018	Coupe	Rojo con azul	4207
40	TOYOTA	FORTUNER	2018	Suv	Blanco	713
41	TOYOTA	GT86	2019	Deportivo compacto	Amarillo	101785
42	FORD	F150 RAPTOR	2019	Pick up	Naranja con negro	6295
43	MINI COOPER	MINI HATCH	2019	Monovolumen	Rojo con gris	954
44	TESLA	CYBERTRUCK	2020	Pickup	Blanco con gris	246
45	PORSCHE	PORSCHE 918 SPYDER	2020	Cabriolet	Negro	790
46	TOYOTA	YARIS	2021	Suv	Azul	578
47	TESLA	CYBERTRUCK	2021	Pick up	Gris	242
48	CADILLAC	ELR	2022	Sedan	Gris metalico	480
49	MAZDA	MAZDA 3	2023	Coupe	Rojo	4452
50	MCLAREN	MCLAREN SENNA GTR	2023	Deportivo	Negro	782

Dentro de este mismo software se realizó la separación por autopartes de nuestros vehículos, entre ellos capo, puertas laterales y traseras. Un ejemplo de esta separación se puede observar en la Fig. 3.

Continuado con la metodología planteada, una vez nuestros diseños cumplan con los requisitos, estos se importaron a AutoCAD para trabajar en un formato 2D. Esto debido a que, si cada una de las piezas tiene que ser pintada por un brazo en específico, se necesita

que esta está en un plano dos dimensional para saber la coordenada (x,y) donde se ubicará el brazo robótico.

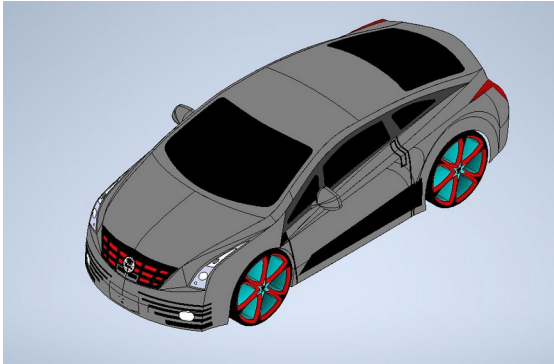


Figura 2. Modelo 3D de Vehículo.
Fuente: Elaboración propia

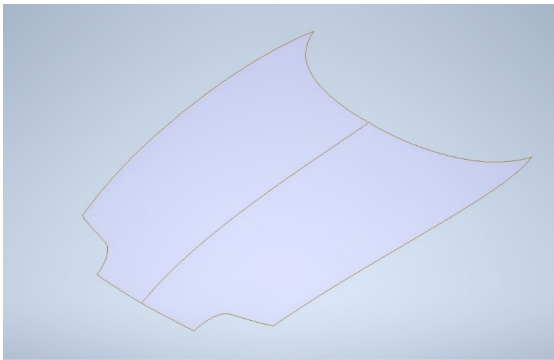


Figura 3. Capó de un vehículo.
Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente se trazará una malla de 10x10 en donde trazaremos los contornos de nuestra pieza para generar las coordenadas de trayectorias. Estas coordenadas nos ayudarán a determinar qué puntos son de interés y cuales deben quedar dentro para que la pieza sea pintada en su totalidad. Un ejemplo de mallado se encuentra en la Fig. 4.

En la Fig. 4 se muestra de color amarillo el capó de nuestro vehículo, mientras de color rojo representa el contorno que establece los límites por donde nuestro algoritmo trazará las trayectorias que realizaran el recorrido cubriendo el capó.

Con la ayuda de nuestra aplicación de coordenadas cartesianas para AutoCAD cargado desde el comando AP, colocaremos los puntos que serán nuestras coordenadas

en X y Y, las cuales se exportarán directamente a un archivo en Excel (ver Fig. 5). Dicho archivo en .csv funcionó como base para determinar nuestros recorridos y generar una matriz para programar nuestro algoritmo.

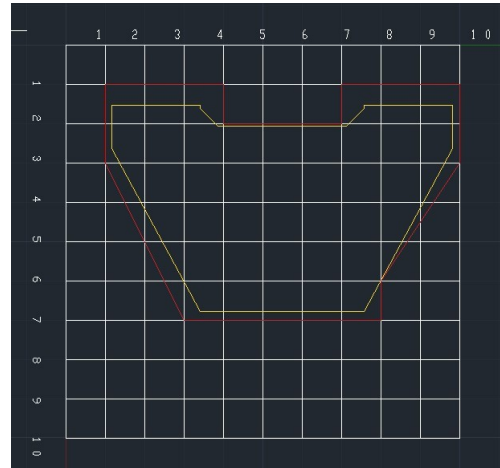


Figura 4. Capó 3D de vehículo con malla
(Fuente: Elaboración propia)

	A	B	C	D
1	Coordinates from C:\Users\gama2\Desktop\RESIDEN			
2	X	Y	Z	
3	1.00100903	1	0	
4	2.00100903	1	0	
5	3.00100903	1	0	
6	7.00100903	3	0	
7	7.00100903	8	0	
8	6.00100903	8	0	
9	3.00100903	10	0	
10	1.00100903	10	0	
11	1.00100903	7	0	
12	2.00100903	7	0	
13	2.00100903	4	0	
14	1.00100903	4	0	
15	1.00100903	1	0	
16				

Figura 5. Sistema de coordenadas X y Y del recorrido del contorno (Fuente: Elaboración propia).

5.2. Resultados de las Heurísticas de construcción

En esta sección En esta sección se describe nuestra experimentación de forma detallada para las 50 instancias que se modelaron de los diferentes carros. Se describirá la configuración de parámetros para cada una de las heurísticas de construcción. Finalmente, nosotros describiremos las

pruebas estadísticas que se usaron para comparar los experimentos.

En esta sección se describe nuestra experimentación de forma detallada para las 50 instancias que se modelaron de los diferentes carros. Se describirá la configuración de parámetros para cada una de las heurísticas de construcción. Finalmente, nosotros describiremos las pruebas estadísticas que se usaron para comparar los experimentos.

Nuestro enfoque fue implementado en lenguaje Python y los experimentos fueron ejecutados en una computadora con procesador Intel® Core™ i3-1005G1 CPU @ 1.20GHz 1.20GHz, con una RAM de 8 GB y un sistema operativo Windows 11 a 64 bits. Las pruebas mostradas fueron ejecutadas en una computadora portátil, con un solo procesador; lo anterior muestra la efectividad de la metodología mostrada. Para cada heurística un límite de 100,000 llamadas a función fue dada para cada una de las instancias. Para el análisis estadístico, primero se realizó la prueba estadística de Shapiro-Wilks fue aplicada para revisar que los datos tuviesen o no una distribución normal, para considerar al mejor representante estadístico (media o mediana). Si el comportamiento de los datos fuese normal como representante estadístico la media en otro caso se tomará la mediana.

Se hicieron un total de 31 corridas para dos heurísticas de construcción H_1 y H_2 . Donde la primera heurística realiza una ruta de manera aleatoria, sin considerar si es viable o no dicho camino para el robot. La segunda heurística denominada como H_2 es un ajuste al algoritmo de Greedy el cual se encarga de generar una ruta acercando los puntos más cercanos a la inicial. Los resultados completos se pueden ver en la Tabla 2. Mientras que los resultados de la prueba de Shapiro Wilks están en Tabla 3. Con dichos resultados deducimos que la H_1 tiene un comportamiento normal, mientras que H_2 no es normal.

Por último, se aplicó una prueba de suma de rangos con signo de Wilcoxon, donde compramos las columnas de los puntos asignados de las dos heurísticas y las columnas de los no asignados respectivamente. El resultado de comprar Puntos asignados de H_1 y H_2 fue $W = 929.5$, $p\text{-value}=0.02736$, lo que nos indica que no existen diferencias significativas entre la asignación de los puntos. Mientras que para los puntos no asignados fue $W = 1764.5$, $p\text{-value}=0.000394$, teniendo como mejor heurística a H_2 .

CONCLUSIONES

A manera de conclusión, podemos comenzar mencionando que es importante generar nuevas herramientas que puedan ser aplicadas a problemas reales donde el impacto es más social y en este caso directamente a factor salud [20][21][22][23]. Un proceso muy común dentro de la industria como lo es el pintado de objetos o artículos tiene diferentes impactos sobre la salud. Por otra parte, ya existen metodologías que permite resolver diferentes problemas tradiciones de optimización combinatoria como lo son el problema del agente viajero están presentes en la vida real.

Es importante mencionar que nuestra investigación se basó en hacer los planos dos dimensional debido a que posteriormente se traba en aplicar dichas rutas a un prototipo físico que permita seguirlas. Debido a que a medida que se requieren mayores grados de libertad o rutas en 3 dimensiones el prototipo tendrá que ajustarse a estas, esto tendría un mayor costo para su implementación. Por lo tanto, se decidido plantear una solución que con pocos grados de libertad pueda ser aplicable para la vida real y con ajustes mínimos para diferentes piezas.

Lo valioso de nuestra propuesta la generación de la base de datos y caracterización de esta, así como probar la efectividad de las metodologías propuestas

Tabla 2. Resultados de corridas de instancias para las Heurísticas. Donde tenemos que Tiempo Ejecución (TE), Total Puntos (TP), Puntos Asignados (PA) y Puntos Sin Asignar (PSA).

No	Instancia	TE	Piezas	TP	H ₁		H ₂	
					PS	PSA	PS	PSA
1	ACURA NSX '18 Aimgain GT 2018	357	3	369	300	69	349	20
2	AUDI R8 2009	310	4	488	476	12	487	1
3	BUGATTI VEYRON 2010	572	6	792	588	204	589	203
4	BUGATTI CHIRON 2012	352	4	644	472	172	618	26
5	CADILLAC ELR 2022	322	5	625	465	160	537	88
6	CHEVROLET CAMARO 1969	241	5	595	565	30	571	24
7	CHEVROLET CAMARO Z28 1969	245	3	408	258	150	307	101
8	CHEVROLET AVEO 2015	560	4	444	376	68	406	38
9	CHEVROLET CAMARO 2015	532	3	363	354	9	358	5
10	DATSUN DATSUN 1500 1975	405	4	596	472	124	537	59
11	DODGE CHARGER 1969	252	3	399	354	45	370	29
12	FERRARI 375 PLUS 1954	321	4	488	400	88	477	11
13	FORD F100 1956	84	6	582	534	48	536	46
14	FORD F100 1956	120	6	690	618	72	648	42
15	FORD MUSTANG 1965	317	4	628	444	184	542	86
16	FORD FORD GT40 MKIV 1965	217	4	492	468	24	474	18
17	FORD MUSTANG 1965	251	4	600	468	132	515	85
18	FORD MUSTANG 1967	234	4	420	328	92	332	88
19	FORD MUSTANG 1969	97	3	444	324	120	444	0
20	FORD FIESTA MK3 2006	471	4	464	416	48	452	12
21	FORD F150 RAPTOR 2019	203	4	580	480	100	528	52
22	JEEP WILLYS CJ-2A 1940	304	6	738	534	204	723	15
23	MAZDA RX-VISION GT3 2015	591	3	411	336	75	389	22
24	MAZDA MAZDA 6 2016	60	3	390	255	135	332	58
25	MAZDA MX 5 2015	73	4	456	364	92	415	41
26	MAZDA MAZDA 3 2023	507	4	364	344	20	361	3
27	MCLAREN MCLAREN SENNA GTR 2023	396	4	472	324	148	335	137
28	MERCEDES BENS CLASE E 2006	400	6	990	720	270	750	240
29	MERCEDESS BENS CLASE G 2012	499	4	528	420	108	437	91
30	MERCEDESS BENS BENS SLS GT3 2018	211	7	994	721	273	900	94
31	MERCEDEZ BENS BENS G WAGON 2010	420	5	585	545	40	571	14
32	MINI COOPER MINI HATCH 2019	180	4	560	368	192	512	48
33	NISSAN TITAN 2010	455	3	357	309	48	323	34
34	NISSAN NISSAN 350Z 2016	387	5	570	400	170	403	167
35	PEUGEOT 504 2017	524	4	620	428	192	509	111
36	PORSCHE PORSCHE 911 GT RS 2018	182	5	675	435	240	570	105
37	PORSCHE PORSCHE 918 SPYDER 2020	413	4	452	424	28	452	0
38	RENAULT RENAULT 5 1970	285	5	495	430	65	470	25
39	TESLA CYBERTRUCK 2020	442	5	520	440	80	444	76
40	TESLA CYBERTRUCK 2021	290	7	903	728	175	777	126
41	TOYOTA MINI BUS 1969	587	5	415	405	10	410	5
42	TOYOTA AE86 TRUENO 1986	161	4	480	464	16	478	2
43	TOYOTA COROLLA 1986	209	4	480	468	12	468	12
44	TOYOTA YARIS 2008	563	5	545	515	30	537	8
45	TOYOTA HILUX 2017	248	3	450	303	147	339	111
46	TOYOTA FORTUNER 2018	159	5	445	445	0	445	0
47	TOYOTA GT86 2019	90	5	600	475	125	537	63
48	TOYOTA YARIS 2021	278	5	505	465	40	489	16
49	VOLKSWAGGEN JETTA 2006	105	4	496	400	96	481	15
50	VOLKSWAGGEN BETTLE DUNE 2017	420	4	468	376	92	420	48

anteriormente [24]. Como trabajo futuro, está en ampliar la cantidad de variables a medir. Es importante señalar que estamos en una etapa de proceso de armado y recolección de datos, por lo cual dicha experimentación esta por complementarse.

Tabla 2. Resultados de la prueba de Shapiro Wilks.

W	H ₁		H ₂	
	PS	PSA	PS	PSA
<i>P_{value}</i>	0.009244	0.02142	0.002679	2.06E-05

Agradecimientos

Agradecemos al Consejo Nacional de humanidades, ciencias y Tecnología

(CONAHCYT) y al Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico Superior de Purísima del Rincón - División de Sistemas Automotrices por su tiempo y apoyo para el desarrollo de esta investigación.

REFERENCIAS

- [1] Galin R, Meshcheryakov R. Automation and robotics in the context of Industry 4.0: the shift to collaborative robots, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 32073. doi: [10.1088/1757-899X/537/3/032073](https://doi.org/10.1088/1757-899X/537/3/032073).
- [2] Zbiss K, Kacem A, Santillo M, Mohammadi A. Automatic Collision-Free Trajectory Generation for Collaborative Robotic Car-Painting, IEEE Access. 2022, 10, 9950-9959. doi: [10.1109/ACCESS.2022.3144631](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3144631).

- [3] Feucht P, Zirclaff T, Leisin O, Berns K, Neu-Str y H. Online-process diagnosis exemplarily shown at a car painting plant, 2000.
- [4] Biegelbauer G, Pichler A, Vincze M, Nielsen CL, Andersen HJ, Häusler K. The inverse approach of flexpaint [robotic spray painting], IEEE Robotics & Automation Magazine, 2005, 12(3), 24-34. doi: [10.1109/MRA.2005.1511866](https://doi.org/10.1109/MRA.2005.1511866).
- [5] Merchán-Cruz EA, Morris AS. Fuzzy-GA-based trajectory planner for robot manipulators sharing a common workspace, IEEE Transactions on Robotics, 2006, 22(4), 613-624. doi: [10.1109/TRO.2006.878789](https://doi.org/10.1109/TRO.2006.878789).
- [6] Solnon C, Dat Cung V, Nguyen A, Artigues C, y others, The car sequencing problem: Overview of state-of-the-art methods and industrial case-study of the ROADEF'2005 challenge problem, European Journal of Operational Research, 2008, 191(3), 912-927. doi: [10.1016/j.ejor.2007.04.033](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.04.033).
- [7] Chen H, Shengy W. Transformative CAD based industrial robot program generation, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2011, 27(5), 942-948. doi: [10.1016/j.rcim.2011.03.006](https://doi.org/10.1016/j.rcim.2011.03.006).
- [8] Gasparetto A, Vidoni R, Pillan D, Saccavini E. Automatic path and trajectory planning for robotic spray painting, en ROBOTIK 2012; 7th German Conf. on Robotics, 2012, 1-6.
- [9] Moe S, Gravdahl JT, Pettersen KY, Set-based control for autonomous spray painting, IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018, 15(4), 1785-1796. doi: [10.1109/TASE.2018.2801382](https://doi.org/10.1109/TASE.2018.2801382).
- [10] Trigatti G, Boscaroli P, Scalera L, Pillan D, Gasparetto A. A new path-constrained trajectory planning strategy for spray painting robots-rev. 1, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2018, 98, 2287-2296. doi: [10.1007/s00170-018-2382-2](https://doi.org/10.1007/s00170-018-2382-2).
- [11] Syahputra MF, Maiyasya A, Purnamawati S, Abdullah D, Albra W, Heikal M, Abdurrahman A, Khaddafi M. Car painting process scheduling with harmony search algorithm, en IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 12044. doi: [10.1088/1757-899X/308/1/012044](https://doi.org/10.1088/1757-899X/308/1/012044).
- [12] Zhang H, Wang Y, Zheng J, Yu J. Path planning of industrial robot based on improved RRT algorithm in complex environments. IEEE Access, 2018, 6, 53296-53306. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2871222](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2871222).
- [13] Feng Z, Hu G, Sun Y, Soon J. An overview of collaborative robotic manipulation in multi-robot systems, Annual Reviews in Control. 2020, 49, 113-127. doi: [10.1016/j.arcontrol.2020.02.002](https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2020.02.002).
- [14] Liu H. Creating cooperative robots with intelligence capabilities, Industrial Robot: An International Journal, 2008, 35(1). doi: [10.1108/ir.2008.04935aaa.002](https://doi.org/10.1108/ir.2008.04935aaa.002).
- [15] Purisaca PAA, Control De Robots móviles autónomos En formación Usando El Esquema lider-Seguidor. Lima: Pontificia Universidad Católica del Perú, 2021, 81 p.
- [16] Parrello BD, Kabat WC, Wos L. Job-shop scheduling using automated reasoning: A case study of the car-sequencing problem, Journal of Automated Reasoning, 1986, 2, 1-42. doi: [10.1007/BF00246021](https://doi.org/10.1007/BF00246021).
- [17] Laporte G, Semet F. Classical heuristics for the capacitated VRP, The vehicle routing problem, SIAM, 2002, 109-128. doi: [10.1137/1.9780898718515.ch5](https://doi.org/10.1137/1.9780898718515.ch5).
- [18] Ortiz-Aguilar L, Yeovanna HA, Benitez M, Rodriguez-Miranda S, Mendoza-Vazquez F. A Comparison Between Selection Operators Heuristics of Perturbation in CSP, en Hybrid Intelligent Systems Based on Extensions of Fuzzy Logic, Neural Networks and Metaheuristics, Springer, 2023, 365-377. doi: [10.1007/978-3-031-28999-6_23](https://doi.org/10.1007/978-3-031-28999-6_23).
- [19] Ortiz-Aguilar LM, Echeveste-Ramírez S, Torres-Reyes SM. Esquematización de elementos para un diseño de laboratorio virtual de Sistemas Automotrices en el ITSPR, Reaxion, 2023, 1.
- [20] Shih H-T, Yu C-L, Wu M-T, et al. Subclinical abnormalities in workers with continuous low-level toluene exposure. Toxicology and Industrial Health. 2011, 27(8), 691-699. doi: [10.1177/0748233710395348](https://doi.org/10.1177/0748233710395348).
- [21] Wong O, Fu H. Exposure to benzene and non-Hodgkin lymphoma, an epidemiologic overview and an ongoing case-control study in Shanghai, Chemico-Biological Interactions, 2005, 153, 33-41. doi: [10.1016/j.cbi.2005.03.008](https://doi.org/10.1016/j.cbi.2005.03.008).
- [22] Zhu CQ, Lam TH, Jiang CQ. Lymphocyte DNA damage in bus manufacturing workers, Mutation Research/Genetic Toxicology and Environmental Mutagenesis, 2001, 491(1-2), 173-181. doi: [10.1016/S1383-5718\(01\)00141-3](https://doi.org/10.1016/S1383-5718(01)00141-3).
- [23] Guo J, Kauppinen T, Kyyrönen P, Heikkilä P, Lindbohm ML, Pukkala E. Risk of esophageal, ovarian, testicular, kidney and bladder cancers and leukemia among Finnish workers exposed to diesel or gasoline engine exhaust, International Journal of Cancer, 2004, 111(2), 286-292. doi: [10.1002/ijc.20263](https://doi.org/10.1002/ijc.20263).
- [24] Ortiz-Aguilar L, Yeovanna HA, Benitez M, Rodriguez-Miranda S, Mendoza-Vazquez F. A Comparison Between Selection Operators Heuristics of Perturbation in CSP, en Hybrid Intelligent Systems Based on Extensions of Fuzzy Logic, Neural Networks and Metaheuristics, Springer, 2023, 365-377. doi: [10.1007/978-3-031-28999-6_23](https://doi.org/10.1007/978-3-031-28999-6_23).

ACERCA DE LOS AUTORES



La Dra. Lucero de Montserrat Ortiz Aguilar es Ingeniero en Sistemas Computacionales y Maestra en Ciencias de la Computación, por el IT-León. Obtuvo el grado de Doctor en ciencias de la computación por el Instituto Tecnológico de Tijuana B.C. La Dra. Ortiz-Aguilar es miembro del Sistema Nacional de Investigadores como candidato. Tiene trabajos publicados en el área de metaheurísticas, heurísticas e Hiperheurísticas, así como en problemas de

optimización combinatoria y satisfacción de restricciones. Actualmente se desempeña como PTC en el ITSPR, apoyando al departamento de Sistemas Automotrices. Sus áreas de interés son: Técnicas de optimización, Metaheurísticas, Hiperheurísticas, Industria 4.0, IoT y Computer Vision.



El Dr. Juan Martín Carpio Valadez, Se graduó de Licenciado en Matemáticas, egresado de la Universidad Autónoma de Nuevo León, en 1985. Obtuvo su grado de Maestría en Óptica, egresado del Centro de Investigaciones en óptica, A.C., (CIO), obteniendo el título por parte de la Universidad de Guanajuato en 1987. Obtuvo el grado de Doctor en Ciencias (Óptica), egresado del CIO, obteniendo el título por parte de la Universidad de Guanajuato en 1995. Su experiencia profesional incluye el CIO, ITESM campus León, Universidad Iberoamericana plantel León, y desde 1994 a la fecha el Instituto Tecnológico de León, en donde ocupó el cargo de Jefe del Depto. de Sistemas y Computación de noviembre de 1999 a febrero de 2004, el cargo de Jefe de la División de Estudios de Posgrado e Investigación (DEPI) de marzo de 2004 a Septiembre de 2006, encargado de la DEPI de mayo de 2022 a mayo de 2023.



Francisco Javier Carreón Durán nació en León Guanajuato México a mediados del año 2000. Sus estudios profesionales los realizó entre 2018 y 2023 en el Instituto Tecnológico Superior De Purísima del Rincón, en la que obtiene el Título de Licenciado en Ingeniería en Sistemas Automotrices. Entre el año 2021 se desempeñó en el proyecto de Detección de semáforos por visión por computadora en cual llegó a un prototipo funcional. Participo en Innova TecNM 2023 en la etapa nacional con el proyecto Robot humanoide llamado

“Mechanoid” en el cual trabajo como modelar de piezas CAD y electrónico en sistemas automatizados. Realizo su tesis en el año 2023 con el nombre de “Diseño e implementación de trayectorias en un brazo robótico para el problema de pintura de automóviles con IoT” en el cual diseño y fabrico un brazo robótico en el cual se trasladaba utilizando trayectorias.



Marcela Palacios Ortega es maestra en Ciencias de la ingeniería por el Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de León, con Ingeniería industrial por el Instituto Tecnológico de León. Docente dentro de la Academia de Ingeniería Industrial, miembro del Cuerpo Académico: Innovación, calidad y productividad en el Instituto Tecnológico Superior de Purísima del Rincón. Colabora como Profesor de tiempo completo en el Tecnológico Superior de Purísima del Rincón, en cursos de investigación de operaciones, estadística, logística, calidad, gestión empresarial. Tiene más de 7 años de experiencia docencia, en carreras como: Ingeniería industrial, Sistemas computacionales, Gestión empresarial, Logística e Informática y más de 6 años en la industria manufacturera de calzado, trabajando en implementaciones y mejora de procesos, colaboró en la certificación del programa de Mexican Shoes en la empresa Comercializadora Coloso, logrando la certificación en Fase I y fase II, en el departamento de Ingeniería de procesos y en el departamento de Calidad. Línea de investigación Procesamiento Digital de Imágenes, reconocimiento de patrones y Visión artificial.