

Análisis de Deformación de Vehículos Siniestrados Mediante Proyección de Luz



Ramírez Saúl, Díaz Fernando, Zepeda Víctor

Rigoberto Juarez Salazar (asesor)

Proyecto Delfín

Centro de Investigación y Desarrollo de Tecnología Digital,
Instituto Politécnico Nacional, Baja California, Mexico.

2 de septiembre de 2024

Resumen: En este proyecto se implementó el método digitalización 3D por proyección de franjas para el análisis de deformación física de vehículos. Se emplearon vehículos de juguete idénticos como objetos de prueba. Uno de los vehículos se usó como referencia, y el otro fue sometido a deformaciones físicas simulando daño estructural debido a un accidente. Los dos vehículos fueron reconstruidos de forma precisa (3.6 millones de puntos por cada objeto) usando el método de proyección de franjas. Los daños en la estructura del vehículo deformado fueron detectados y cuantificados a partir de las reconstrucciones. Esta metodología facilita la evaluación de daños, recreación de accidentes, y verificación de seguridad automotriz. Este proyecto ofrece una herramienta accesible para fabricantes automotrices, talleres de reparación, y empresas de seguros. De esta forma, se está contribuyendo en la adaptación de la tecnología de digitalización 3D, actualmente disponible para marcas consolidadas como Volvo, Tesla y Ferrari. La democratización de la tecnología de digitalización 3D contribuirá a mejorar la seguridad vial y a reducir los costos asociados con los daños vehiculares, haciendo que la digitalización 3D sea accesible a un público más amplio y promoviendo la eficiencia en la industria automotriz.

Palabras clave: Siniestrado, Proyección de Franjas, Industria Automotriz, Carrocería, Digitalización 3D, Nube de Puntos, Calibración, Valuación, Triangulación.

Índice

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	2
2. Metodología	2
2.1. Materiales y método	2
2.2. Fundamentos	3
2.3. Procedimiento experimental	6
3. Resultados	8
4. Discusión de resultados	8
5. Conclusiones	9
Referencias	10

1 Introducción

Los accidentes automovilísticos constituyen una de las principales causas de muerte en México. Según el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), en promedio, 12 personas pierden la vida diariamente debido a estos incidentes. El informe más reciente del INEGI sobre Accidentes de Tránsito reveló que, en 2022, se registraron 377,231 siniestros en zonas urbanas y suburbanas.

En el marco del programa “Verano Delfín,” se abordó la digitalización tridimensional de objetos mediante proyección de franjas. Este método es conocido por su rapidez, versatilidad y precisión en las reconstrucciones. En este proyecto, se emplearon carros de juguete como modelos de prueba de un vehículo real. La fase inicial consistió en escanear el auto de fábrica (el carro sin alteraciones en la carrocería), generando una nube de puntos de 3.6 millones. Posteriormente, se com-

paró esta nube de puntos con otra de igual densidad, correspondiente al auto chocado (el carro modificado físicamente para simular tres de los choques más frecuentes), utilizando algoritmos desarrollados en MATLAB.

El modelo desarrollado ofrece una solución más económica y versátil, aplicable a una amplia variedad de sectores. La recopilación de datos ha permitido identificar diversas aplicaciones, como la reconstrucción de choques con fines forenses, regulación de normativas de seguridad vehicular, y el análisis estructural de los daños. Estos análisis facilitan a los ingenieros la mejora de la estructura de los vehículos y la evaluación de los materiales utilizados en su fabricación.

En este documento se presentará la teoría básica necesaria para comprender el funcionamiento del método, incluyendo conceptos fundamentales como ecuaciones homogéneas, matrices transpuestas, triangulación, homografías, matrices de rotación y traslación, así como métodos de calibración. También se describirán las condiciones esenciales para obtener resultados de alta precisión, se analizarán los resultados de las pruebas realizadas y se discutirán posibles mejoras y direcciones para futuras investigaciones derivadas de este trabajo.

1.1 Antecedentes

La digitalización 3D en la industria automotriz no es una novedad; sin embargo, sigue siendo una tecnología exclusiva debido a sus altos costos. Marcas de prestigio como Volvo, BMW, Ferrari y Tesla han innovado en sus centros de seguridad, realizando simulaciones de choques para verificar la seguridad de sus vehículos. Este enfoque representa un avance significativo desde 1950, cuando Samuel Alderson realizó el primer choque intencional para evaluar la seguridad de las bolsas de aire y la eyección de los asientos. Más tarde, su empresa, Humanetics, se convirtió en una de las líderes en la verificación de la seguridad automotriz.

Actualmente, estas pruebas han evolucionado de manera considerable. Gracias al desarrollo de tecnologías como la digitalización 3D, se ha creado un modelo de datos e información que permite simular estas pruebas con resultados impresionantes. Los datos obtenidos a través de esta digitalización y el software desarrollado pueden

determinar automáticamente la postura y movimiento del muñeco antes, durante y después del choque, como se muestra en la Fig. 1. Aunque existen factores difíciles de prever, los datos obtenidos son altamente precisos.

Según O'Connor, el objetivo de Humanetics es establecer un ecosistema de pruebas de seguridad integral e interconectado. Este ecosistema se alinea con las últimas tendencias tecnológicas, incluyendo la autonomía avanzada, vehículos conectados, sistemas avanzados de asistencia al conductor, y sistemas adaptativos como cinturones de seguridad inteligentes. Además, incluye modelos virtuales de humanos y muñecos, así como herramientas físicas de seguridad pasiva [1].

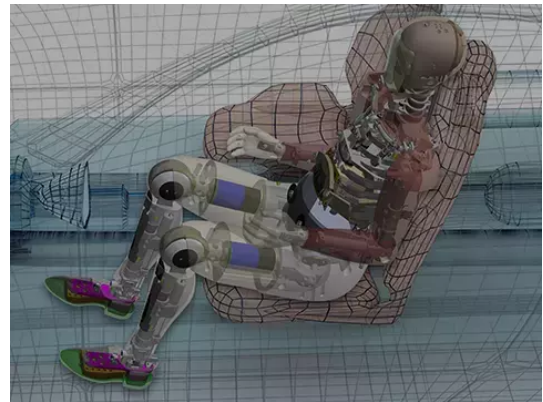


Figura 1: Simulación digitalizada de siniestro por la compañía Humanetics.

2 Metodología

2.1 Materiales y método

Se utilizó un sistema similar al sistema estéreo, pero con una variación clave: en lugar de dos cámaras, se reemplazó una de ellas por un proyector. Este enfoque innovador permitió captar la profundidad y los detalles del objeto de interés con mayor precisión. La Fig. 2 muestra el equipo empleado en este proyecto: una webcam Logitech C310 para la captura de imágenes, y un proyector Epson W39 para la proyección de patrones.

Para el procesamiento, análisis y visualización de las imágenes, se utilizó el software MATLAB, que facilitó la captura de datos, reconstrucción tridimensional, y alineación de reconstrucciones parciales. Este software ofreció herramientas avanzadas para la calibración del sistema, ajuste de parámetros, y la interpretación de los resulta-



Figura 2: Arreglo experimental del sistema de proyección de franjas. (a) Webcam Logitech C310. (b) Proyector Epson W39.

dos. Además, el uso combinado de la webcam y el proyector permitió una alta precisión en la reconstrucción de modelos tridimensionales, crucial para aplicaciones como la simulación de impactos y la evaluación de daños en objetos de estudio. La cámara ordinaria relaciona una escena en 3D con una imagen en 2D, para lo cual cada punto de la escena es considerado como un cono de luz.

2.2 Fundamentos

Para comprender la operación del sistema propuesto, la cámara y el proyector deben ser considerados *sensores de dirección*. Para este análisis, se puede emplear el modelo *pinhole*, que es una simplificación de las cámaras con lentes. En el modelo *pinhole*, la cámara es una caja negra con un único orificio de tamaño infinitesimal, en el cual un punto en la escena es capturado una única vez en el plano de imagen, como se muestra en la Fig. 3 [1]. Este modelo permite estimar los parámetros fundamentales de la cámara, tales como la distancia focal y el centro de la cámara, por medio de algoritmos simples. Sin embargo, surge un problema de inversión en el eje X y en el eje Y de la escena en el plano de imagen. Una solución consiste en reacomodar el plano imagen, de tal forma que la distancia focal se mantiene y la imagen capturada no resulta invertida.

Para fines del álgebra utilizada en reconstrucciones 3D, es conveniente comprender un nuevo espacio que mapea cualquier vector en N dimensiones a uno en N+1 dimensiones. Esto nos permite tratar con operaciones no lineales en el desarrollo como si fuesen lineales. Indagando más, en el espacio Euclidiano \mathbb{R}^n , una transformación

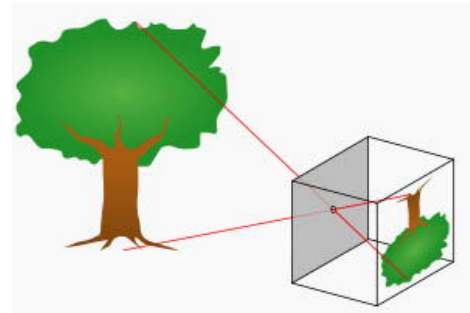


Figura 3: Modelo *pinhole* de formación de imagen.

lineal representada por la multiplicación de una matriz a un vector, conserva los puntos en el infinito.

Por otro lado, en el espacio Proyectivo, representado como \mathbb{P}^n , las coordenadas son aumentadas en una dimensión, en lo que se conoce como coordenadas homogéneas. En este espacio, cualquier transformación es una transformación lineal aplicada a las coordenadas homogéneas. Para ello, es necesaria la definición de los operadores de coordenadas homogéneas y de coordenadas homogéneas inversas. Estos son los operadores que nos permiten el mapeo del espacio de Euclidiano al espacio proyectivo y viceversa, como se muestra en la Fig. 4 [2].

Los operadores descritos tienen ciertas propiedades de gran importancia. Una de ellas es el elemento extra que se les agrega, conocido como la escala, la cual puede ser cualquier número real. A esta generalmente se le asigna el valor de s , de tal forma que la relación entre los operadores descri-

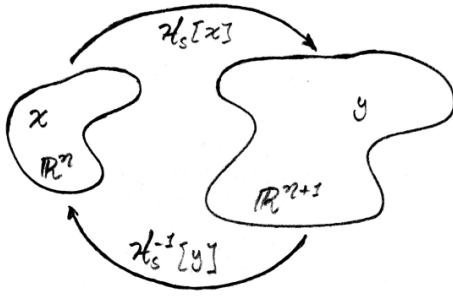


Figura 4: Mapeo entre el espacio Euclidiano y el espacio proyectivo.

tos es

$$\mathcal{H}_s^{-1}[y] = \frac{s}{S[y]} \mathcal{H}_s[y], \quad (1)$$

donde $S[.]$ es un operador que devuelve el último término de un vector.

De manera general, cualquier punto en un espacio de N dimensiones será mapeado en una línea en el espacio de $N+1$ dimensiones, como se muestra en la Fig. 5(a) [2]. Esto corrobora la propiedad de invarianza de escala en las coordenadas homogéneas, ya que, independientemente del factor por el cual se multipliquen las coordenadas homogéneas, seguirán representando la misma línea.

Esto nos permitirá obtener los parámetros importantes para la cámara y el proyector desde la perspectiva de los dispositivos. Para ello, es necesario considerar un eje de referencia global, donde se tiene un vector p_c , que escapa desde el dispositivo, atraviesa el plano imagen y culmina en un punto de la escena capturada ρ , como se muestra en la Fig. 5(b) [3].

Como se menciona en [4], el vector p_c está dado por

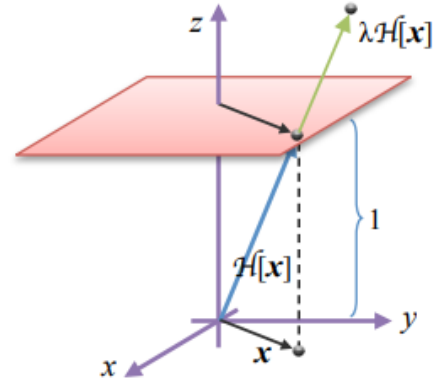
$$p_c = R^T(p - t), \quad (2)$$

donde R es una matriz 3×3 que representa la rotación de la cámara respecto a los ejes de referencia globales, y t es el vector de traslación que describe la posición del dispositivo. Una siguiente simplificación es posible, haciendo uso de las coordenadas homogéneas, tal que

$$p_c = L\mathcal{H}[\rho]. \quad (3)$$

Notar que para esta última, se define la matriz de parámetros extrínsecos $L = [R^T, -R^T t]$. En este punto, es crucial la discretización del plano de

(a)



(b)

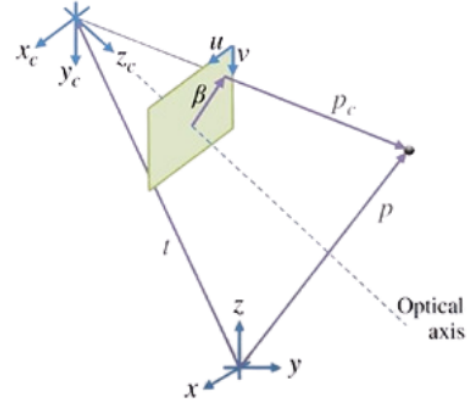


Figura 5: (a) Coordenadas homogéneas del punto x . (b) Perspectiva de cámara.

imagen para su almacenamiento, procesamiento y visualización en dispositivos electrónicos. Con este fin, se discretiza el plano de imagen en un arreglo de píxeles. Dada la discretización del plano imagen, consideramos ahora las coordenadas pixel $\mu = (\alpha, \beta)$, que se relacionarán con el vector ρ_c de la siguiente forma

$$\mu = \mathcal{H}^{-1}[S\Xi_s\rho_c], \quad (4)$$

donde se le agrega una matriz de escala Ξ_s , la cual se define de la siguiente forma

$$\Xi_s = \begin{bmatrix} s & & & \\ & s & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

donde s es la distancia focal. Más allá, esta matriz tiene la función de cambiar la escala del objeto

en todas las direcciones, de tal forma que al operar con coordenadas homogéneas podemos utilizar operadores con escala 1.

Por otro lado, en Ec. (4) también se agrega la matriz de muestreo S , la cual es de tamaño 3×3 y especifica el tamaño del píxel y el skew, siendo este último una distorsión geométrica que ocurre cuando la cámara no está perfectamente alineada con el plano del objeto que se está capturando. Se puede simplificar 4 sustituyendo por lo obtenido en 3 y definiendo la matriz de parámetros intrínsecos K como

$$\mu = \mathcal{H}^{-1}[C\mathcal{H}[\rho]], \quad (6)$$

donde

$$C = K[R^T, -R^T t] \quad (7)$$

es una matriz 3×4 conocida como *matriz de dispositivo* [5].

Hasta el momento se han tratado con transformaciones en el espacio proyectivo tal que $\mathbb{P}^2 \rightarrow \mathbb{P}^3$. Sin embargo, para llegar a conocer las matrices de parámetros intrínsecos y extrínsecos, será necesario considerar una transformación especial llamada homografía. Esta se define en [6], como aquel mapeo de $\mathbb{P}^2 \rightarrow \mathbb{P}^2$ si y solo si existe una matriz 3×3 no singular denominada H , en donde se cumple que $h(x) = Hx$, donde $x \in \mathbb{P}^2$.

Esta transformación se consigue si todos los puntos de la escena capturada se encuentran en el mismo plano, es decir que sea coplanar, como se muestra en la Fig. 6 [7]. En este caso, la relación entre las coordenadas físicas y coordenadas pixel esta expresada como

$$\mu = \mathcal{H}^{-1}[G\mathcal{H}[\rho]], \quad (8)$$

donde G es la matriz que consigue una transformación homografía, la cual esta definida como

$$G = K[\bar{r}_1, \bar{r}_2, -R^T t]. \quad (9)$$

Observe que la definición de la homografía se basa en suprimir la componente z de un punto observado; es decir, la 3ra fila de la matriz de rotación es omitida. La matriz homografía es no-singular, lo que implica que es invertible. Esto es especialmente conveniente, ya que (6) se podría expresar de la siguiente forma

$$\rho = \mathcal{H}^{-1}[G^{-1}\mathcal{H}[\mu]]. \quad (10)$$

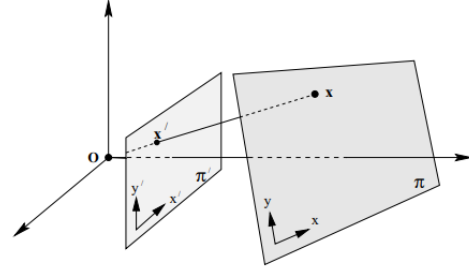


Figura 6: Transformación homografía.

Tal y como es mencionado en [8], mediante el método de transformación lineal directa es posible hacer una estimación de una homografía dado que tengamos correspondencias entre los puntos ρ y μ . Siendo que la matriz homografía esta dada por

$$G = \begin{bmatrix} g_{1,1} & g_{1,2} & g_{1,3} \\ g_{2,1} & g_{2,2} & g_{2,3} \\ g_{3,1} & g_{3,2} & g_{3,3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{g}_1^T \\ \bar{g}_2^T \\ \bar{g}_3^T \end{bmatrix}, \quad (11)$$

donde se considera la partición en filas de la matriz. También se tiene la particularidad que el término $g_{3,3}$ tiene el valor de la escala. Tomando en cuenta la definición en (1) aplicada en (8) tenemos

$$\mu = \frac{1}{S[G\mathcal{H}[\rho]]} \begin{bmatrix} \bar{g}_1^T \\ \bar{g}_2^T \end{bmatrix} \mathcal{H}[\rho], \quad (12)$$

al reacomodar y desarrollar obtenemos

$$\bar{g}_3^T \mathcal{H}[\rho] \mu = \begin{bmatrix} \bar{g}_1^T \mathcal{H}[\rho] \\ \bar{g}_2^T \mathcal{H}[\rho] \end{bmatrix}. \quad (13)$$

Esta ecuación se puede reacomodar de forma tal que se le puede aplicar la resolución por mínimos cuadrados, de la forma $A\bar{g} = 0_{2m}$. Es importante notar que m representa el número de correspondencias utilizadas para la estimación y \bar{g} es una matriz 9×1 . La matriz A se construye de la siguiente forma

$$A = \begin{bmatrix} \mathcal{H}[\rho_1]^T & 0_3^T & -\mu_{x1}\mathcal{H}[\rho_1]^T \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathcal{H}[\rho_m]^T & 0_3^T & -\mu_{xm}\mathcal{H}[\rho_m]^T \\ 0_3^T & \mathcal{H}[\rho_1]^T & -\mu_{y1}\mathcal{H}[\rho_1]^T \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0_3^T & \mathcal{H}[\rho_m]^T & -\mu_{ym}\mathcal{H}[\rho_m]^T \end{bmatrix}. \quad (14)$$

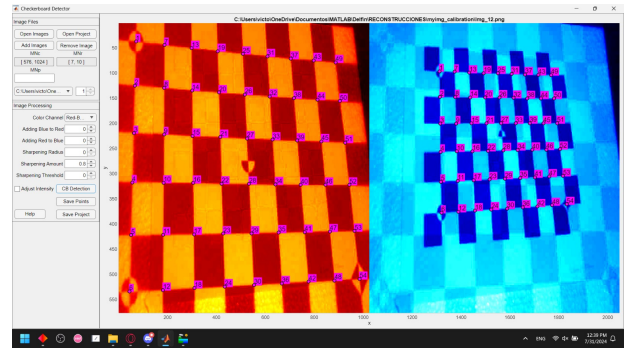
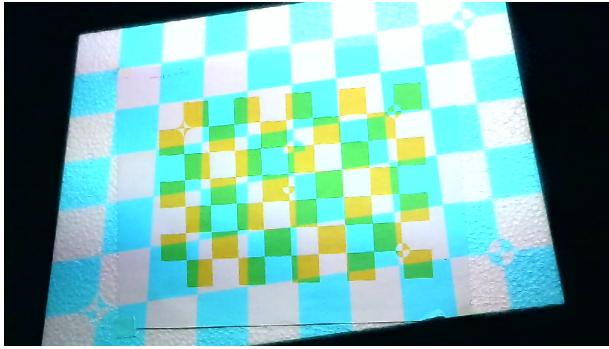


Figura 7: (Izq.) Patrón de calibración amarillo impreso colocado sobre un plano de referencia, y patrón cian proyectado con el proyector del sistema. (Dcha.) Aplicación Checkerboard Detector.

Dado que \bar{g} tiene 8 variables desconocidas y que cada correspondencia te otorga dos ecuaciones, necesitamos al menos 4 correspondencias para obtener la homografía deseada. Esta estimación nos funcionará para la calibración del sistema.

2.3 Procedimiento experimental

2.3.1 Calibración

La parte experimental, donde se comenzó a trabajar de manera más práctica y menos teórica, inició con el proceso de calibración. Este proceso marcó un punto de inflexión entre la teoría y la aplicación de los métodos estudiados desde el inicio de la estancia. Para la calibración, nos basamos en un sistema estéreo, pero en lugar de utilizar dos cámaras, una de ellas fue reemplazada por un proyector. Para este proceso, se optó por una calibración simultánea de la cámara y el proyector, siguiendo la metodología expuesta en [9]. Para ello, se situaron los dispositivos de manera que se obtuviera una vista superior de un patrón de calibración, con una distancia aproximada de 10 cm entre ellos, tomando como referencia el plano z . La cámara se colocó a aproximadamente 120 grados, y el proyector a 70 grados del mismo plano, lo que proporcionó un amplio espectro de visión para la cámara, permitiéndole capturar gran parte del objeto.

Para el patrón de calibración, utilizamos un formato impreso sobre una tablilla de unicel, similar al patrón de un tablero de ajedrez de 7x10 de color amarillo. Posteriormente, se proyectó sobre el mismo un patrón igual pero de color cian con diferente proporción, como se muestra en la Fig. 7(Izda).

Una vez colocado nuestro patrón de calibración, es importante desactivar las configuraciones automáticas de la cámara, ya que parámetros como brillo, contraste, saturación y enfoque serán ajustados manualmente utilizando la aplicación Image Acquisition de MATLAB.

Después de ajustar manualmente estos parámetros y asegurarnos de que tenemos una buena visualización del patrón de calibración, comenzamos a tomar fotografías del mismo desde varias perspectivas. Es crucial no mover ni la cámara ni el proyector; solo se debe mover el tablero de calibración, agregando algunas inclinaciones y variaciones de altura y posición para lograr una correcta calibración. Se recomienda que la última fotografía capture la posición final del tablero, que es donde se colocará el objeto para la digitalización. En nuestro caso, el tablero se colocó sobre una superficie plana y se fijó con cinta adhesiva a la mesa para evitar movimientos que pudieran descalibrar el sistema.

Después de tomar 13 fotografías para la calibración de nuestro sistema, utilizamos la aplicación de MATLAB Checkerboard Detector para encontrar los parámetros intrínsecos y extrínsecos, ver Fig. 7(Dcha). Estas funciones desarrolladas nos permitieron determinar la posición tanto de la cámara como del proyector respecto al plano de referencia. Aunque no logramos obtener la precisión deseada en todas las mediciones, el proceso permitió ajustar y refinar la configuración para mejorar los resultados.

Mediante el uso de estas herramientas y técnicas, se pudo avanzar significativamente en la calibración del sistema, asegurando que la digitalización tridimensional fuera lo más precisa posible.

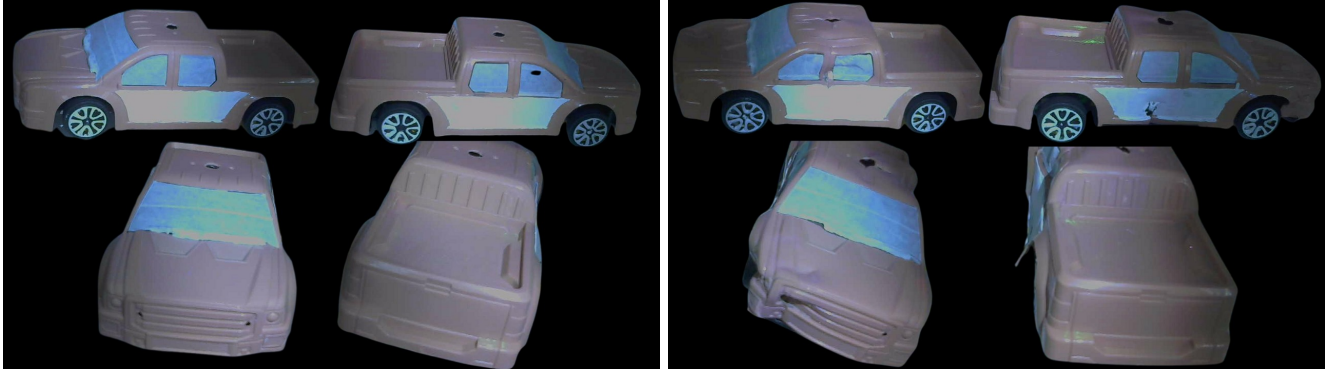


Figura 8: (Izda.) Vistas del carro original. (Dcha.) Vista del carro chocado.

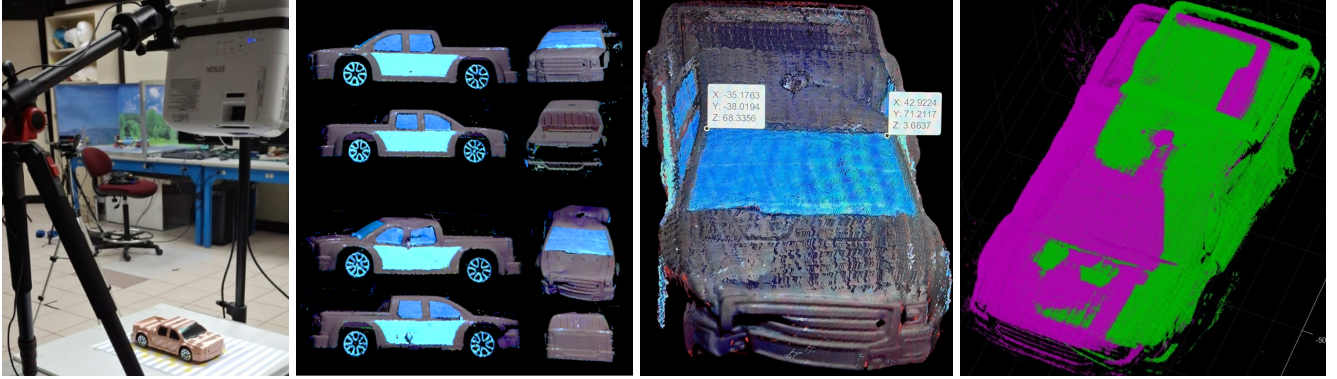


Figura 9: (a) Sistema experimental de proyección de franjas calibrado. (b) Caras digitalizadas de los objetos de prueba. (c) Selección manual de puntos para la unión de vistas. (d) Unión de nube de puntos.

Este procedimiento es fundamental para garantizar la exactitud de las mediciones y la calidad de los datos obtenidos durante el proceso de digitalización.

2.3.2 Proyección de Franjas

Una vez calibrado nuestro sistema, comenzamos a practicar con la reconstrucción de múltiples objetos. Al principio, practicamos la digitalización con diferentes objetos con textura y de diferente forma para perfeccionar la técnica. Nos dimos cuenta de que era importante no generar ninguna interferencia en nuestro sistema cámara-proyector.

Para lograr una reconstrucción completa y detallada, tomamos cuatro vistas principales del objeto y dos vistas auxiliares, ver Fig. 8. Estas vistas adicionales nos ayudaron a conectar los puntos y asegurar una representación precisa de todas las perspectivas del objeto.

La proyección de franjas se realizó considerando un corrimiento de fase de $L = 4$ y un incremento de rejillas de $N.S = 24$, lo que resultó

en un total de 192 fotografías, ver Fig. 9(a). Este enfoque nos permitió obtener una perspectiva del objeto de excelente calidad, asegurando que todos los detalles fueran capturados con precisión.

Habiendo obtenido la fase desenvuelta, es posible hacer una triangulación. Este es un método geométrico y matemático empleado para calcular las posiciones 3D de un punto en el espacio utilizando sus proyecciones en dos o más imágenes planas. Para este método existen varios enfoques, en este caso en particular usamos el método de intersección línea a línea [4]. Para dos puntos de observación, un punto de la escena 3D está dado por

$$p_i = t_i + \lambda_i d_i, \quad (15)$$

donde $d_i = R_i K_i^{-1} \mathcal{H}[\mu_i]$, dado $i = 1, 2$ debido a la única presencia de una cámara y un proyector, después se igualan los puntos. Lo que se busca obtener son las constantes λ , para ello resolvemos un sistema de ecuaciones, de la forma

$$L = A^\dagger(t_2 - t_1), \quad (16)$$

donde L contiene las constantes λ , y $[\cdot]^\dagger$ refiere a la inversa de Moore-Penrose, de esta forma asegurando que se obtiene la mejor aproximación posible a la solución del sistema de ecuaciones.

Por último paso, obtenemos la nube de puntos para la vista deseada, usando el siguiente modelo matemático:

$$p = \frac{t_1 + t_2 + \lambda_1 d_1 + \lambda_2 d_2}{2}. \quad (17)$$

El resultado obtenido fueron las nubes de puntos que representan las reconstrucciones 3D de los objetos, como se muestra en la Fig. 9(b).

2.3.3 Unión de Vistas

Después de obtener reconstrucciones parciales, se debe obtener correspondencias puntuales entre las nubes de puntos. Se debe tomar en cuenta que todo movimiento de un cuerpo rígido está dado por una matriz de rotación y un vector de traslación, por lo cual es cuestión de encontrar estos parámetros. En este proyecto se utilizó un algoritmo de optimización al cual se le introdujeron 20 puntos seleccionados manualmente por vista, ver Fig. 9(c). El proceso de ajuste entregó como resultado la matriz de rotación y el vector de traslación necesario para unir las nubes de puntos, ver Fig. 9(d). Este mismo proceso se realizó para la reconstrucción del carro chocado y del original.

2.3.4 Diseño de muestreo

El tamaño de muestra de 192 fotos por vista, resultó en un total de 1152 fotografías al capturar seis vistas. Este enfoque detallado permitió capturar hasta el más mínimo detalle del vehículo. La intención es que, al escalar esta metodología a un automóvil real, se puedan apreciar incluso los detalles más pequeños, como los golpes al abrir la puerta, los impactos de pequeñas piedras en la carretera y las ligeras abolladuras provocadas por el granizo. Esto proporciona una perspectiva completa y precisa del automóvil, asegurando que cada detalle se registre con gran fidelidad.

3 Resultados

La Figura 10(Izda) muestra el sistema de digitalización capturando una vista del carro de referencia. Observamos que el ángulo y la posición de la cámara y el proyector eran cruciales. La digitalización completa de cada objeto se obtuvo uniando las reconstrucciones parciales em-

parejando puntos clave de correspondencia con el procedimiento descrito anteriormente. La Fig. 10(Izda) muestra las reconstrucciones completas del carro de referencia y el carro chocado.

Para finalizar la comparación de la nube de puntos, utilizamos nuestro algoritmo basado en el método Iterative Closest Point (ICP). Comparando punto por punto entre los 3.6 millones de puntos obtenidos. La Fig. 11 muestra el mapa de deformación obtenido. Esta visualización facilita la identificación de las zonas de impacto y la magnitud del daño. En particular, los puntos rojos indican deformaciones significativas, mientras que los puntos azules confirman las áreas que permanecieron intactas.

El análisis detallado de la deformación nos proporciona información valiosa para entender mejor la magnitud del impacto y las zonas más afectadas del vehículo. Este tipo de modelado y comparación es crucial para la evaluación de daños en vehículos siniestrados, ya que ofrece una visualización precisa y detallada del estado del vehículo tras un accidente.

4 Discusión de resultados

El análisis de deformación de vehículos siniestrados mediante la proyección en la evaluación de daños vehiculares resultó ser grato para su uso. La digitalización 3D del vehículo utilizando un carro de control remoto nos permitió capturar una representación digital del vehículo. La técnica de proyección de franjas proporcionó datos precisos sobre las deformaciones y daños en la estructura del vehículo. Con 3.6 millones de puntos en cada nube de puntos, logramos una resolución en el modelo para detectar incluso las deformaciones más pequeñas.

La implementación del algoritmo ICP (Iterative Closest Point) permitió comparar las nubes de puntos del vehículo siniestrado con las del vehículo en su estado original. Esta comparación punto por punto permitió visualizar claramente las áreas dañadas (marcadas en rojo) y las áreas no afectadas (marcadas en azul). La precisión en la correspondencia de puntos entre las nubes fue crucial para identificar las deformaciones.

Esta aplicación es sustancial para múltiples usos, incluyendo la evaluación de seguros, reparaciones y estudios de seguridad vehicular. La capacidad de detectar y medir daños con alta pre-

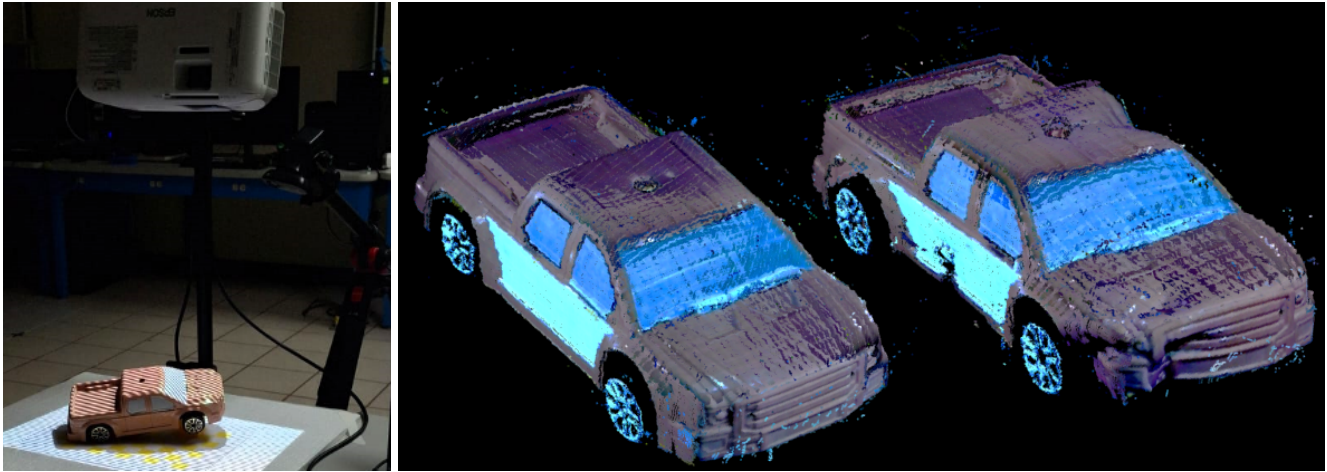


Figura 10: (Izda.) Sistema de digitalización de los objetos. (Dcha.) Digitalización de los carros de referencia y chocado.

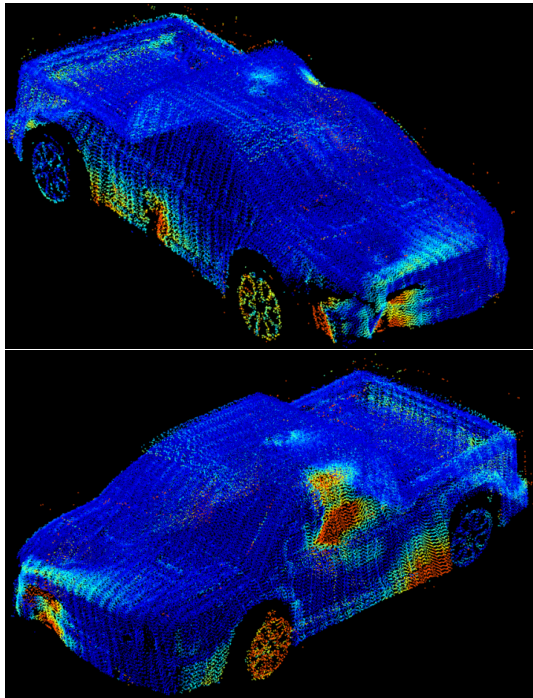


Figura 11: Vistas del mapa de diferencia entre el carro de referencia y el carro chocado.

cisión puede mejorar significativamente la toma de decisiones en estos campos. Además, la metodología desarrollada puede adaptarse para hacer accesible esta tecnología a un mercado más amplio y económico. Esto puede promover una mejor evaluación y reconstrucción de accidentes, contribuyendo a mejorar la seguridad vial y reducir los costos asociados con los daños vehiculares.

Existen algunas limitaciones que deben ser con-

sideradas. La precisión del modelado depende en gran medida de la calibración del equipo y de las condiciones de captura (iluminación, ángulos, resolución, etc.). Además, el algoritmo ICP puede beneficiarse de mejoras en términos de velocidad y precisión en la correspondencia de puntos.

Para futuras investigaciones, se recomienda explorar técnicas adicionales de procesamiento de imágenes y modelado 3D que puedan complementar el uso de homografías y proyección de luz. Asimismo, la integración de inteligencia artificial y aprendizaje automático podría optimizar el proceso de comparación de nubes de puntos, haciendo el análisis más rápido y preciso.

5 Conclusiones

Durante la estancia del verano de investigación del programa Delfin en el CITEDI-IPN, se adquirieron conocimientos teóricos y prácticos sobre la digitalización 3D. La técnica de proyección de franjas es una herramienta eficaz para la evaluación de daños vehiculares, proporcionando reconstrucciones detalladas y precisas.

La implementación de esta tecnología a un modelo más accesible y económico es un gran resultado. El desarrollo de una herramienta para fabricantes de automóviles, talleres de reparación y empresas de seguros mejorará la evaluación y reparación de daños vehiculares, promoviendo la tecnología de digitalización 3D. De esta manera, se puede procesar la evaluación de un vehículo siniestrado y hacer más precisos los presupuestos de costos de reparación.

En resumen, este proyecto ha demostrado la viabilidad de adaptar tecnologías avanzadas para un uso más amplio. También ha sentado las bases para el campo de la digitalización 3D en la industria automotriz. Adicionalmente, el proyecto facilita la detección de fallas estructurales potenciales. Esto significa que, además de realizar pruebas en vehículos siniestrados, se podría evaluar de manera rutinaria y a bajo costo cualquier vehículo para identificar fallas potenciales antes de que ocurran. Así, este proyecto podría contribuir a la mejora de la seguridad vial y a la reducción de los costos asociados con la reparación de daños vehiculares cuando estos ya han ocurrido.

Referencias

- [1] Mellish, B. How a pinhole camera works. [Accedido: 17-ago-2024], <https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/3/3b/Pinhole-camera.svg>.
- [2] Juarez-Salazar, R.; Díaz-Ramírez, V. H. Operator-based homogeneous coordinates: application in camera document scanning. *Optical Engineering* **2017**, 56, 070801.
- [3] Juarez-Salazar, R. Luz estructurada y visión computacional 3D. Accedido: 18-Ago-2024, https://youtu.be/3KtZI2s963w?si=6m9aJT6Aeq0_NzHz.
- [4] Juarez-Salazar, R.; Rodriguez-Reveles, G. A.; Esquivel-Hernandez, S.; Diaz-Ramirez, V. H. Three-dimensional spatial point computation in fringe projection profilometry. *Optics and Lasers in Engineering* **2023**, 164, 107482.
- [5] Juarez-Salazar, R.; Zheng, J.; Giron, A.; Diaz-Ramirez, V. H. In *Optics and Photonics for Information Processing XIII*, ed. by Iftekharuddin, K. M.; Awwal, A. A. S.; Diaz-Ramirez, V. H.; Márquez, A., SPIE: **2019**; 11136, 111360D.
- [6] R. Hartley, A. Z., Multiple View geometry, 2nd ed.; Cambridge University Press: new York, **2004**.
- [7] Corporation, I.; Inc., W. G. Homography. Accedido: 18-Ago-2024, <https://opencv.org/>.
- [8] Juarez-Salazar, R.; Esquivel-Hernandez, S.; Diaz-Ramirez, V. H. Are camera, projector, and camera-projector calibrations different? *Appl. Opt.* **2023**, 62, 5999–6006.
- [9] Juarez-Salazar, R.; Diaz-Ramirez, V. H. Flexible camera-projector calibration using superposed color checkerboards. *Optics and Lasers in Engineering* **2019**, 120, 59–65.