

Mejora de reconstrucción estéreo subacuática mediante caracterización de turbidez

Venero, G., Torre, C.^{a,*}, Llata, J.R.^a, Sainz, J.J.^a, Revestido, E.^a, Velasco, F. J.^a.

^a *Departamento de Tecnología Electrónica e Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Cantabria, Avda. Los Castros, s/n, 39005, Santander, España.*

To cite this article: Venero, G., Torre, C., Llata, J.R., Sanz, J.J., Revestido, E., Velasco, F.J. Improved underwater stereo reconstruction by turbidity characterization. XLIV Jornadas de Automática, 17-22. <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498609.017>

Resumen

Este trabajo se centra en realizar un completo análisis de imágenes de objetos característicos en entornos subacuáticos con diferentes grados de turbidez, con el objetivo de mejorar la calidad de las imágenes que faciliten el posterior reconocimiento de objetos y cálculo de su posición respecto al vehículo subacuático mediante técnicas de visión estereoscópica.

Para ello, se ha analizado el comportamiento de un conjunto de evaluadores de la calidad mediante una batería de imágenes tomadas con distintos niveles de turbidez para posteriormente poder determinar la influencia de las técnicas de filtrado en la correspondencia estéreo. De esta manera, se puede obtener una reconstrucción más densa de los objetos que permita determinar con mayor precisión la posición de estos con referencia al vehículo subacuático y servir tanto de ayuda al operador humano como para la generación de trayectorias de navegación autónoma.

Palabras clave: vehículos submarinos, visión estereoscópica, calidad de imagen, turbidez, filtrado de imagen

Improved underwater stereo reconstruction by turbidity characterization

Abstract

This work focuses on performing a complete image analysis of characteristic objects in underwater environments with different degrees of turbidity, with the aim of improving the quality of the images to facilitate the subsequent recognition of objects and calculation of their position with respect to the underwater vehicle using stereoscopic vision techniques.

For this purpose, the behavior of a set of quality evaluators has been analyzed using a battery of images taken with different levels of turbidity in order to determine the influence of filtering techniques on the stereo correspondence. In this way, a denser reconstruction of the objects can be obtained, allowing to determine their position with reference to the underwater vehicle with greater precision and to serve both as an aid to the human operator and for the generation of autonomous navigation trajectories.

Keywords: underwater vehicles, stereo vision, image quality, turbidity, image filtering

1. Introducción

Uno de los campos de investigación que ha suscitado un mayor interés en el ámbito de los vehículos subacuáticos no tripulados en los últimos años tiene como objetivo dotarlos de una mayor autonomía en tareas de inspección y mantenimiento de estructuras sumergidas, tales como tuberías o cables, o parcialmente sumergidas, como puentes o aerogeneradores off-shore (Sharma, 2021). Para ello, la navegación autónoma del vehículo se basa en la fusión de la información obtenida de

un conjunto de sensores, entre los que se incluyen las cámaras de visión artificial (Wu, 2019). Por lo tanto, es crucial que estas últimas sean capaces de proporcionar medidas fiables en las condiciones adversas que se dan en ese tipo de tareas subacuáticas (Bonin, 2011). Uno de los principales factores que influyen de manera negativa en la calidad final de las imágenes adquiridas por las cámaras, además de las corrientes de deriva y la escasa iluminación, es la turbidez del medio, debido a la presencia de partículas en suspensión.

Esto repercute directamente en los algoritmos de procesamiento de imágenes, de reconocimiento de objetos y de reconstrucción estéreo, pues son muy sensibles precisamente a las variaciones en la calidad de las imágenes (Lin, 2020).

Por esta razón, el conocimiento del grado de turbidez con el que se toman las imágenes, puede ser de gran utilidad para ajustar los parámetros de dichos algoritmos y así obtener una información más fiable del entorno en el que se mueve el vehículo subacuático.

2. Evaluadores de calidad de la imagen

En este trabajo se propone evaluar los métodos más relevantes de evaluación de la calidad para así obtener una medida fiable del nivel de turbidez del medio en el que se encuentren las cámaras.

Para ello, se han escogido una serie de evaluadores según su reconocimiento, fiabilidad y tiempo de procesado, y se han puesto a prueba con un conjunto de imágenes tomadas con las dos cámaras de un par estéreo para distintos niveles de turbidez.

2.1 Mean Squared Error (MSE)

El error cuadrático medio es la medida de calidad de imagen más utilizada.

No solo es empleado en el procesamiento de imágenes, sino también en un contexto matemático como optimizador ya que mide el promedio del cuadrado de los errores.

El objetivo de esta medida es comparar dos imágenes, devolviendo una puntuación cuantitativa del grado de similitud o el nivel de distorsión o error entre las dos imágenes.

2.2 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

El método PSNR es la relación entre la señal de referencia y la señal de distorsión en una imagen, dado en decibelios. Cuanto mayor sea el PSNR, más cerca está la imagen distorsionada de la original. En general, un valor PSNR superior debe corresponderse con una imagen de mayor calidad, pero las pruebas han demostrado que este no es siempre el caso. Sin embargo, el PSNR es una métrica de calidad de gran popularidad porque su cálculo es sencillo y con un coste computacional muy bajo.

2.3 Signal to Noise Ratio (SNR)

La relación de señal/ruido en este caso se define como la proporción que existe entre la imagen referencia y la imagen con ruido. Se calcula exactamente como el PSNR a diferencia que se utiliza el valor cuadrático medio de la imagen en vez del valor máximo.

La ventaja de estos casos, tanto PSNR como SNR es la independencia al rango dinámico de datos de entrada. Si se comparan dos imágenes idénticas, su valor es infinito. Estas medidas se utilizan en la evaluación de señales por su bajo coste computacional.

2.4 Structural SIMilarity index (SSIM)

Por otra parte, en (Wang, 2004) se propone un nuevo método de trabajo para el diseño de evaluadores de calidad de imagen llamado índice de similitud estructural.

El índice SSIM es una métrica de referencia completa, que en otras palabras significa que la medición de la calidad de una imagen distorsionada se realiza basándose en una imagen sin comprimir o libre de distorsión inicial como referencia.

La métrica SSIM se calcula en varias ventanas de una imagen.

Aunque el SSIM considera la degradación de la imagen como un cambio percibido en la información estructural, algunos trabajos de investigación como (Dosselmann, 2009) muestran que el SSIM no es realmente tan preciso y que proporciona puntuaciones de calidad que, al igual que el MSE, no presentan afinidad con la percepción humana.

2.5 Multi-scale SSIM index (MSSIM)

El índice de similitud estructural multi-escala se basa en el SSIM. El algoritmo calcula varios valores SSIM en múltiples escalas de imagen o resoluciones.

Mediante la ejecución del algoritmo en diferentes tamaños, la calidad de la imagen se evalúa para diferentes distancias de visión. Finalmente, el índice MSSIM se obtiene mediante la media del SSIM.

A diferencia del SSIM, este método pone menos énfasis en el componente de iluminancia en comparación con los componentes de contraste y estructura. Según (Wang, 2003), utilizando el índice MSSIM se llega a demostrar que aumenta la afinidad con las pruebas subjetivas de calidad. Sin embargo, el tiempo de ejecución del algoritmo es mucho superior al que se utiliza para calcular el SSIM.

2.6 Universal Quality Index (UQI)

Este método que se propone en (Egiazarian, 2006) se basa en la idea de aproximar la medida de distorsión estructural, a la distorsión percibida en una imagen por el sistema visual humano. Es diseñado para modelar cualquier distorsión como una combinación de tres factores. Estos son la pérdida de correlación, la distorsión media de los valores de pixel y la distorsión del contraste.

Este método se aplica en regiones de la imagen locales utilizando ventanas deslizantes. Para obtener el índice de calidad universal general, se calcula el valor promedio de los índices locales.

2.7 Noise Quality Measure (NQM)

En la medida de calidad del ruido, Noise Quality Measure (NQM), (Damera-Venkata, 2000), una imagen degradada se modela como una imagen original que ha sido sometida a una distorsión lineal en frecuencia y a inyección de ruido. Estas dos fuentes de degradación se consideran independientes y se separan en dos medidas de calidad: una medida de la distorsión (DM) como resultado del efecto de distorsión de frecuencia, y una medida de la calidad de ruido (NQM) por la acción del ruido añadido. El NQM, que es lo que al final se va a evaluar, tiene en cuenta lo siguiente:

1. La variación en la sensibilidad del contraste con la distancia, las dimensiones de la imagen y la frecuencia espacial.
2. La variación media del brillo local.
3. La interacción del contraste entre frecuencias espaciales.

El algoritmo NQM trabaja en dos pasos. En el primero, la imagen original se pasa a través de un algoritmo de restauración para obtener un modelo de imagen restaurada. En el segundo paso, ambas imágenes son procesadas por separado a través de técnicas de contrastes. Este algoritmo reduce el coste computacional al ignorar la sensibilidad en orientación.

3. Análisis de evaluadores de calidad de la imagen

3.1. Adquisición de las imágenes

Para recrear las condiciones requeridas en los experimentos, se ha construido un tanque de metacrilato opacado, de dimensiones 1000x500x600 mm, al que se ha llenado con 160 litros de agua (ver Figura 1).

Para emular la turbidez del medio, se fueron añadiendo cantidades de leche semidesnatada, tal y como se ha realizado en otros estudios (García, 2011; Hsu, 2020), pues permite simular prácticamente todo el rango de dispersión, ya que las moléculas de leche poseen un rango de medidas de 10 a 600nm.

En nuestro caso, la leche se ha ido añadiendo gradualmente en 5ml a partir de 0 ml hasta los 40ml, en los que ya no se consigue apreciar ningún objeto dentro del campo de visión.

Para la adquisición de las imágenes se ha utilizado un par estéreo formado por dos cámaras Sony FCB-H11 encapsuladas en una carcasa plástica cilíndrica IP68.

Por último, para recrear las condiciones de iluminación, solo se utilizaron unos focos LED MVF-2 III de aluminio anodizado. Tanto las cámaras como los focos están diseñados para alcanzar profundidades de hasta 300 metros.



Figura 1: Tanque de pruebas con sistema estéreo e iluminación para caracterización de la turbidez.

3.2. Resultados obtenidos

Las imágenes obtenidas en el tanque de prueba que se han seleccionado para medir su calidad, son las de una placa de pruebas de 50x48 mm variando tanto su distancia a las cámaras como la turbidez. Para ello, se ha desarrollado un programa que carga estas imágenes y aplica los algoritmos de evaluación en cada caso. Como se explicó en la sección 2, estos descriptores necesitan de una imagen patrón ideal en la que basarse. En nuestro caso, se ha usado una imagen con agua limpia.

Las imágenes que se muestran en la Figura 2 son un ejemplo de dicha placa a dos distancias diferentes (580 mm y 320mm)

en los que se aprecia la variación de turbidez (desde 0ml a 40ml).

Destacar que las medidas que nos devuelven los descriptores son en decibelios en diferentes escalas. Así que, para mostrar los datos, ha sido necesario normalizar todos los valores.

Este set de capturas son las que se han evaluado y han dado como resultado las gráficas que se muestran en las Figuras 3 y 4 donde se observa la evolución de los descriptores de calidad al variar el nivel.

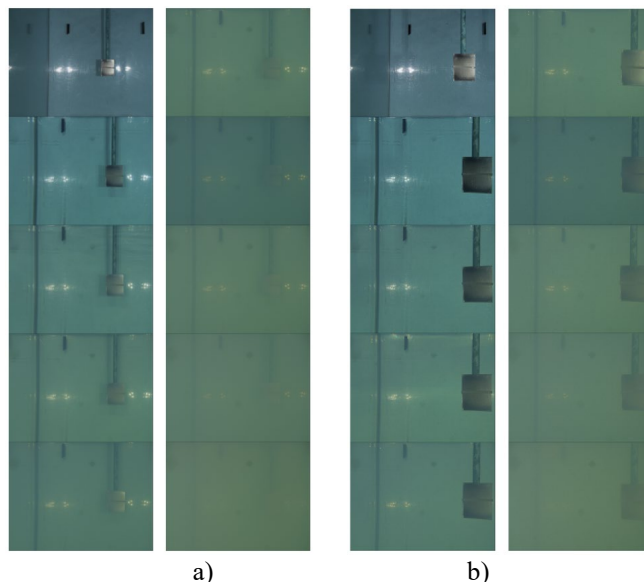


Figura 2: Evolución de la turbidez (desde 0ml a 40ml) a diferentes distancias para la cámara izquierda: a) 580 mm b) 320 mm

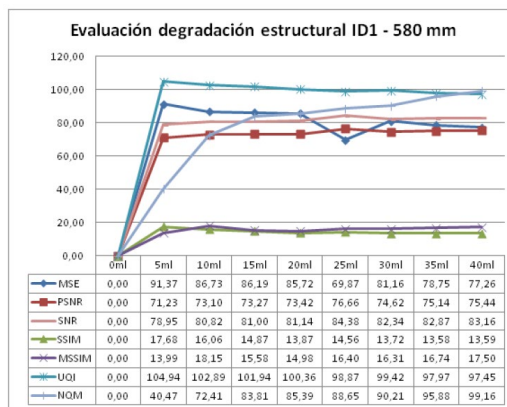


Figura 3: Resultado evaluadores para la cámara izquierda y distancia 580mm.

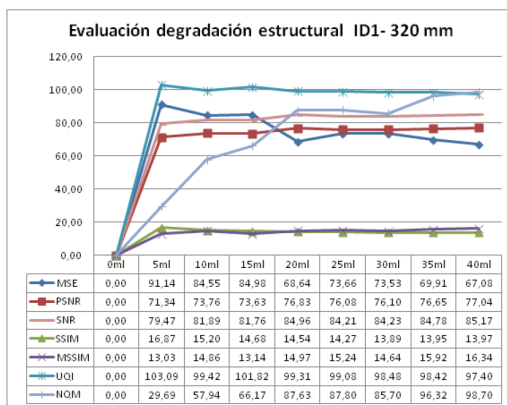


Figura 4: Resultado evaluadores para la cámara izquierda y distancia 320mm.

El objetivo principal de la evaluación de los medidores de calidad, como ya se comentó previamente, es la de encontrar una relación entre estos y los distintos niveles de turbidez.

Observando la gráfica correspondiente a la cámara izquierda y a una distancia de 580 mm, contemplamos que los resultados de la mayoría de los evaluadores no evolucionan de acuerdo a lo esperado, salvo el descriptor de la medida de calidad del ruido (NQM). Mientras los demás no tienen cambios de pendientes, el NQM tiende a crecer a medida que se aumenta la turbidez.

En la gráfica correspondiente a distancia de 320mm para la cámara izquierda, observamos unos resultados similares al anterior. Mientras que para descriptores como UQI, SSIM, MSSIM, PSNR o SNR los datos no presentan apenas variación, sí que se observa para el MSE y NQM. Y de entre estos dos el NQM vuelve a ser el que tiene una pendiente más pronunciada y del que se puede obtener un mayor rango de valores.

Este mismo análisis se realizó para la otra cámara designada como derecha (ID2), arrojando resultados muy similares a los mostrados en las Figuras 3 y 4.

3.3. Parametrización y ecuación de la curva

Teniendo en cuenta lo anterior, se procedió a realizar una tabla en la que se relacionaron los valores del NQM (Noise Quality Measurement) de todas las imágenes a distintas distancias con los niveles de turbidez (Figuras 5 y 6). Después, se calculó la mediana de cada nivel y, con estos datos, se ajustó la ecuación de la curva que se muestra en la Figura 7. Dicha ecuación permite obtener una estimación del valor NQM a partir del volumen añadido V_a :

$$NQM = 42.7491 * \ln(V_a) + 8,2358 \quad (1)$$

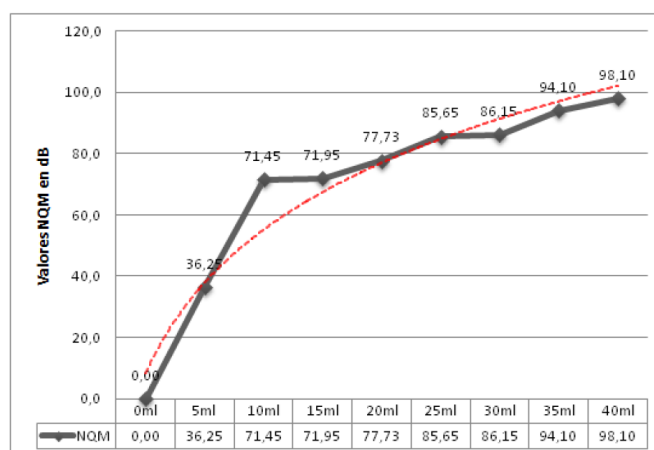


Figura 7: Curva aproximada NQM

Por lo tanto, si se calcula el valor de este descriptor y se despeja V_a de la expresión anterior, se puede tener un conocimiento aproximado de la materia en suspensión existente en el medio en el que se ha tomado la imagen.

4. Evaluación del filtrado según descriptor de calidad

4.1. Filtrado de imágenes subacuáticas

Mediante la aplicación de técnicas de mejora del contraste en imágenes subacuáticas, se puede obtener una mejora en la identificación de objetos en dicho entorno, ya que, en él, estos se vuelven borrosos debido a las condiciones de visibilidad y efectos como la absorción de luz, dispersión de luz, reflejos y a la densidad del medio. Estos factores son los principales que provocan la degradación de las imágenes subacuáticas.

A pesar de que existen otros métodos que permiten mejorar la calidad de las imágenes a partir de la modificación del contraste, tales como Contrast Stretching (Estiramiento del contraste) o Histogram Equalization (Ecuación del histograma), según (Singh, 2011), la ecuación del histograma adaptativo limitado por contraste (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization "CLAHE"), permite un incremento mayor de la visibilidad en imágenes subacuáticas. Además, demuestra, según una serie de procedimientos, que ciertos métodos de evaluación de calidad como el SNR, anteriormente descrito, mejoran de manera más positiva con este método que con otros.

El algoritmo CLAHE fue desarrollado por (Zuiderveld, 1994) para prevenir la sobre amplificación de ruido que se tiene en la ecuación de histograma adaptativo. Consiste en realizar divisiones de las imágenes en regiones y aplicar la ecuación del histograma para cada una. Esto iguala la distribución de los valores de gris usados y por lo tanto oculta características de la imagen más visible. El espectro de gris se utiliza completamente para expresar la imagen.

Este método se diferencia de la ecuación del histograma simple en los límites que utiliza para el contraste. El procedimiento de limitar el contraste se aplica a cada zona de la que se deriva una función de transformación.

Aunque el método CLAHE fue desarrollado originalmente para el tratamiento de imágenes médicas, se ha aplicado con éxito en la mejora de imágenes con bajos contraste.

VALORES NQM CÁMARA IZQUIERDA

	NQM 580	NQM 550	NQM 500	NQM 450	NQM 400	NQM 350	NQM 320
0ml	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
5ml	40,47	45,91	36,40	33,28	24,25	14,38	29,69
10ml	72,41	74,37	74,97	75,53	71,38	59,16	57,94
15ml	83,81	83,45	78,35	77,09	73,09	72,54	66,17
20ml	85,39	84,20	83,56	83,57	81,15	82,99	87,63
25ml	88,65	88,48	93,16	89,12	89,19	90,06	87,80
30ml	90,21	89,64	89,92	91,06	91,02	88,29	85,70
35ml	95,88	95,73	95,62	96,09	96,21	96,24	96,32
40ml	99,16	99,09	99,07	99,18	99,34	99,73	98,70

Figura 5: Resultados del evaluador NQM para cámara izquierda

VALORES NQM CÁMARA DERECHA

	NQM 580	NQM 550	NQM 500	NQM 450	NQM 400	NQM 350	NQM 320
0ml	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
5ml	31,38	40,68	52,19	49,94	65,06	57,00	23,58
10ml	73,32	75,49	78,72	82,10	79,72	73,90	57,52
15ml	67,83	66,44	76,59	74,64	78,98	78,80	41,95
20ml	65,42	64,79	76,49	75,82	73,91	69,45	78,58
25ml	80,87	81,34	86,43	86,44	84,84	84,80	70,41
30ml	82,29	81,20	90,13	88,06	91,23	84,24	66,71
35ml	91,27	91,66	96,26	95,46	94,72	95,41	81,72
40ml	96,77	96,76	99,20	99,29	99,21	99,35	89,11

Figura 6: Resultados del evaluador NQM para cámara derecha

4.2. Resultados obtenidos

Según las pruebas realizadas y los artículos relacionados con este apartado, hemos optado por utilizar el filtrado CLAHE para mejorar las imágenes subacuáticas (ver Figura 8).

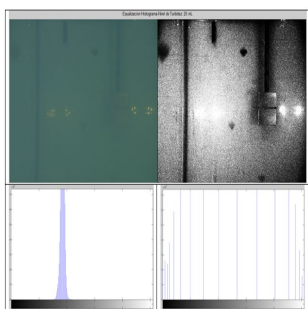


Figura 8: Imagen original con turbidez (25 ml) e histograma en escala de grises (izquierda). Imagen filtrada mediante CLAHE e histograma resultante (derecha).

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la evaluación de descriptores, se desea cuantificar la mejora en la calidad de las imágenes al aplicar el filtrado. Para ello se va a utilizar el descriptor NQM (Noise Quality Measurement) sobre las imágenes mostradas en el punto anterior, a las que se ha aplicado el filtrado CLAHE para obtener una mejora visual de sus características.

En la Figura 9 se muestra cómo evolucionan los valores del descriptor NQM con el nivel de turbidez, utilizando respectivamente para su evaluación la imagen original y la imagen filtrada. Ambos valores se representan en una misma gráfica para que la diferencia que existe entre ambos sea más apreciable.

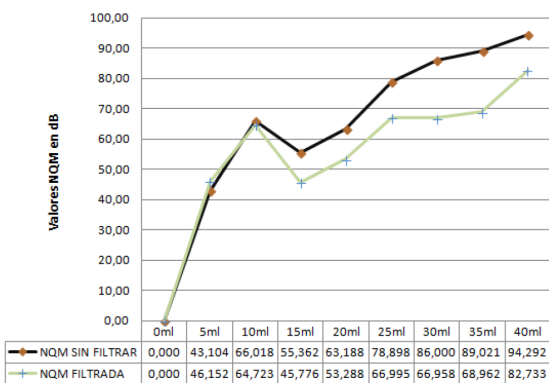


Figura 9: Resultados comparativos del descriptor NQM con imagen filtrada y sin filtrar.

En primer lugar, se puede observar que ambas curvas evolucionan de forma similar. Para niveles bajos de mililitros de leche y que corresponden con alta visibilidad, los valores de ruido que mide el NQM son bajos y, a medida que aumentan los niveles, aumenta el valor del descriptor. Si bien se observa que, hasta los 10 ml, el valor NQM es similar, a partir de ahí, las imágenes a las que se les ha aplicado el filtrado consiguen resultados NQM menores que las imágenes sin filtrar. Aunque la tendencia de ambas es similar, las filtradas siempre tienen un valor inferior.

Este mismo análisis se ha llevado a cabo con otros dos objetos, obteniendo resultados muy similares.

Hay que destacar que las imágenes sin filtrar y filtradas tienen valores similares hasta los 10-15 ml y que a partir de los 20-25 ml, en el que la visibilidad empieza ya a verse afectada notablemente, es donde el efecto del filtrado empieza a surtir efecto, disminuyendo el valor NQM y que corresponde al ruido en la imagen.

5. Reconstrucción estereoscópica

5.1. Introducción

En los sistemas de visión estereoscópica se toman las imágenes mediante dos cámaras y se buscan las correspondencias entre puntos homólogos. De esta forma, puede obtenerse información de profundidad a partir de las imágenes.

Como resultado del proceso de búsqueda de correspondencias se obtiene un mapa de disparidad en la que se representan los puntos para los que se ha encontrado correspondencia en la otra imagen. Si se representa como una imagen en escala de grises, la intensidad del pixel en el mapa de disparidades depende del grado de disparidad que presenta el punto.

Algunos métodos buscan puntos de interés, o puntos salientes en las imágenes, y por tanto generan mapas de disparidades únicamente para esos puntos (emparejamiento discreto).

Otros sistemas buscan correspondencias para todos los puntos de la imagen, y por tanto obtienen mapas de disparidad de toda la imagen. Se dice que estos sistemas generan emparejamientos densos. Sin duda el primer método es más rápido, pero para algunas aplicaciones la información que genera no es suficiente, por lo que deben usarse algoritmos de emparejamiento denso.

Dado que la disparidad depende de la distancia a la que se encuentra el punto del sistema estereo, se puede obtener por triangulación la profundidad del punto 3D correspondiente a un par de pixeles homólogos, a partir de dicha disparidad y de los resultados obtenidos de la calibración de las cámaras.

Por consiguiente, mediante el mapa de disparidades, se puede generar una nube de puntos 3D.

Cabe aclarar que solo se podrá calcular la profundidad en aquellos puntos en los que hayamos identificado la correspondencia, y por tanto tengamos un valor de disparidad.

5.2. Resultados de reconstrucción estereo

La reconstrucción estereo del objeto de prueba mostrada en la Figura 10 se ha llevado a cabo con el algoritmo de emparejamiento denso ‘Semiglobal Block Matching’ (Hirschmuller, 2005).

La aplicación desarrollada nos devuelve como resultado la nube de puntos del objeto reconstruido a partir del mapa de disparidad de las imágenes estereo y de los parámetros de calibración de las cámaras. Estos puntos se representan en una gráfica 3D dándonos la idea de la proporción y orientación del objeto en referencia a las cámaras. Además, se calcula un vector que parte perpendicularmente del centro del objeto en cuestión y proporciona una referencia de dónde se encuentran las cámaras, o el vehículo subacuático, en relación al elemento reconstruido. De esta manera, se podría llevar a cabo una aproximación manual por parte del operario o automática mediante navegación autónoma. También y como ayuda a lo anterior, se representa la distancia en milímetros que existe

desde el eje de referencia de las cámaras hasta centro del objeto, y que coincide con el módulo del vector en el momento en que cámaras y objeto este orientados paralelamente.

En las Figuras 11 y 12 se muestran los resultados de la reconstrucción de las imágenes originales y las mejoradas mediante la técnica de filtrado. Estas se evalúan según el tamaño de la nube de puntos. Cuantos más puntos se encuentren, mejor será la reconstrucción y más se asemejará al objeto de test.

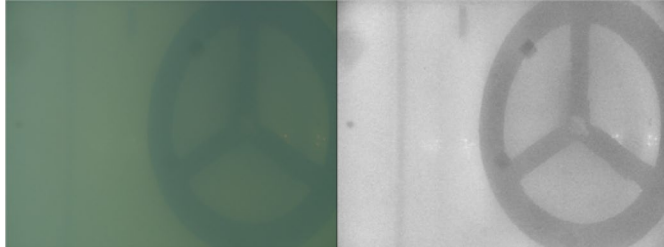


Figura 10: Imagen del objeto de test desde la cámara izquierda para 40ml: sin filtrar (izquierda) y filtrada (derecha).

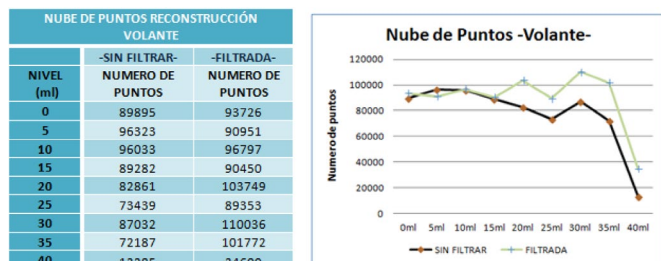


Figura 11: Número de puntos encontrados para el objeto de test.

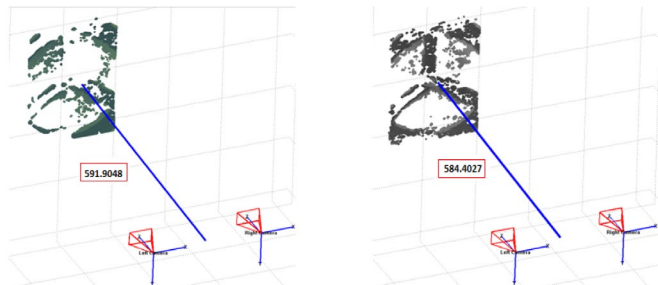


Figura 12: Reconstrucción del objeto sin filtro (izquierda) y con filtro (derecha) para 20 ml

Para el objeto de test, se muestra en la tabla de la Figura 11 el tamaño de la nube de puntos que se obtiene con la imagen real y la imagen filtrada y en la gráfica adyacente la evolución de estos con el aumento de niveles de turbidez. Se puede observar que el procesamiento previo de la imagen mejora la detección de puntos homólogos y, por tanto, consigue que la nube de puntos sea mayor. Igualmente, se puede observar que, a medida que se aumenta la turbidez, el número de puntos detectados disminuye en ambos casos, aunque es más acusado en las imágenes sin filtrar. En la Figura 12, se muestra un ejemplo de las nubes de puntos obtenidas sin filtro y con filtro.

6. Conclusiones

En este trabajo se ha evaluado la mejora en la densidad de la reconstrucción 3D obtenida mediante imágenes filtradas y sin filtrar en condiciones de turbidez del medio en base al aumento

de puntos homólogos encontrados. Y cabe destacar que, aunque sí que existe una mejora notable, se consigue una mayor nube de puntos cuando los niveles de turbidez son intermedios.

A la vista de las pruebas realizadas y de los resultados obtenidos, se pueden plantear diversas mejoras en la generación trayectorias automáticas de aproximación o evitación de obstáculos, ya que los vectores de posición que se obtienen a partir de la reconstrucción 3D, así como la medida de la distancia hasta el objeto u obstáculo, están afectados directamente por la turbidez del medio.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el proyecto Monitorización Evolutiva Con Vehículos Submarinos No Tripulados Para El Mantenimiento de la Obra Viva Anclajes de Parques Eólicos Marinos TED2021-132158B-I00 financiado por MCIN/ AEI /10.13039/501100011033 Unión Europea NextGeneration y a través del proyecto Control de Vehículos Subacuáticos No Tripulados para Supervisión de Estructuras para Obras Marítimas Fondeadas. Controladores Avanzados e Inteligentes y Supervisión 3d (Convocatoria Financiada Contrato Programa Gob Cantabria -UC).

Referencias

- Bonin, F., Burguera, A. and Oliver, G., 2011, Imaging systems for advanced underwater vehicles, *Journal of Maritime Research* 8(1), 65-86.
- Damera-Venkata, N., Kite, T. D., Geisler, W. S., Evans, B. L. and Bovik, A. C., 2000, Image quality assessment based on a degradation model, *Image Processing, IEEE Transactions on* 9(4), 636-650.
- Dosselmann, R. and Yang, X. D., 2009, An empirical assessment of the structural similarity index, *Electrical and Computer Engineering, 2009. CCECE/09. Canadian Conference on*, IEEE, pp. 112-116.
- Egiazarian, K., Astola, J., Ponomarenko, N., Lukin, V., Battisti, F. and Carli, M., 2006, New full-reference quality metrics based on hvs, *Proceedings of the second international workshop on video processing*.
- Hirschmuller, H., 2005, Accurate and Efficient Stereo Processing by Semi-Global Matching and Mutual Information, *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.
- García, R. and Gracías, N., 2011, Detection of interest points in turbid underwater images, *OCEANS, 2011 IEEE-Spain*, IEEE, pp. 1-9
- Hsu, HY., Toda, Y., Watanabe, K. et al., 2020, Visibility improvement in relation to turbidity and distance, and application to docking, *Artif Life Robotics* 25, 453-465.
- Lin, H., Zhang, H., Li, Y., Wang, H., Li, J., Wang, S., 2020, 3D point cloud capture method for underwater structures in turbid environment, *Measurement Science and Technology*, Vol. 32, No. 2, IOP Publishing, p. 025106
- Sharma, V.B., Singh, et al., 2021, Review of Structural Health Monitoring Techniques in Pipeline and Wind Turbine Industries. *Applied System Innovation*, 4, 59.
- Singh, B., Mishra, R. S. and Gour, P., 2011, Analysis of contrast enhancement techniques for underwater image, *International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering* 1(2), 190-194.
- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R. and Simoncelli, E. P., 2004, Image quality assessment: from error visibility to structural similarity, *Image Processing, IEEE Transactions on* 13(4), 600-612.
- Wang, Z., Simoncelli, E. P. and Bovik, A. C., 2003, Multiscale structural similarity for image quality assessment, in *Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on*, Vol. 2, IEEE, pp. 1398-1402.
- Wu, Y., Ta, X., Xiao, R., Wei, Y., An, D., Li, D., 2019, Survey of underwater robot positioning navigation. *Applied Ocean Research*, Vol. 90, p. 101845
- Zuiderveld, K., 1994, Contrast limited adaptive histogram equalization, *Graphics gems IV*, Academic Press Professional, Inc., pp. 474-485.