

## PROTOTIPO DE UN CONTENEDOR CLASIFICADOR DE RESIDUOS SÓLIDOS URBANOS CON REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES

**D.B Roman-Padilla, M. Castro-Bello, C. Morales-Morales, C.V Marmolejo-Vega, A. Bárcenas-Nava, A. Luna-Álvarez**

Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de Chilpancingo

Av. José Francisco Ruiz Massieu, No. 5, Fracc. Villa Moderna, C.P. 39090, Chilpancingo de los Bravo, Guerrero.

\*mg23520624@chilpancingo.tecnm.mx, mirna.cb@chilpancingo.tecnm.mx, cornelio.mm@chilpancingo.tecnm.mx, carlos.mv@chilpancingo.tecnm.mx, are-li.bn@chilpancingo.tecnm.mx, jesus.luna18ce@cenidet.edu.mx

### 1. PROBLEMÁTICA

El crecimiento de la población mundial ha sido constante, lo que implica un aumento en la urbanización que trae consigo una excesiva generación de Residuos Sólidos Urbanos (RSU) difícil de tratar. En la última década la eliminación diaria de RSU por persona pasó de 0.5 kg a 1.7 kg, su gestión inadecuada provoca graves problemas ambientales, como la contaminación de aguas subterráneas, zonas de vertederos clandestinos, contaminación del aire, así como el deterioro estético de los paisajes naturales, urbanos y rurales (Rondón- Toro et al., 2016). En México se generan diariamente 102,895 toneladas de RSU, de los cuales se recolecta 83.93%, se remite a sitios de disposición final 78.54%, y se recicla únicamente el 9.63%. La recolección y clasificación es muy baja comparada con otros países, los RSU llegan a rellenos sanitarios mal administrados, provocando contaminación que afecta al subsuelo y generación de gases de efecto invernadero que afecta al aire (SEMARNAT, 2017).

En la actualidad, se han alcanzado avances notables en modelos de aprendizaje profundo livianos, los cuales destacan por su tamaño reducido y mayor velocidad, sin sacrificar la precisión. Estos avances proporcionan un respaldo teórico y técnico, orientado a dispositivos integrados, para lograr niveles superiores de eficiencia en la clasificación de RSU. La aplicación de grandes modelos de redes en tareas de visión por computadora son notables, como AlexNet (Krizhevsky et al., 2012), GoogLeNet (Szegedy et al., 2015) y ResNet (He et al., 2016).

Los métodos de clasificación actuales dependen demasiado de la participación manual, que se ve fácilmente afectada por la calidad personal, la atención, el sentido de responsabilidad, etc. La tecnología de clasificación automática eficiente y confiable es extremadamente importante y será la tendencia inevitable del desarrollo social. El uso de tecnología de Inteligencia Artificial (IA) en la clasificación de RSU puede mejorar su eficiencia y reducir los costos laborales (Chen et al., 2022).

En el campo de la detección de objetos, YOLO es un algoritmo típico basado en el aprendizaje profundo, es un ámbito receptivo global, división de cuadrícula, coincidencia de marcos de anclaje y mecanismo de detección de fusión multisemántica (Redmon et al., 2016). En comparación con los métodos tradicionales de detección de objetos, el modelo YOLO predice directamente el cuadro delimitador y la probabilidad de los objetos de la imagen a través de Redes Neuronales Convolucionales (RNC), para mejorar efectivamente la precisión de la detección (Chuang & Fan, 2021).

### 2. JUSTIFICACIÓN

Esta propuesta pretende implementar una mejor gestión de los RSU promoviendo y facilitando el uso de la tecnología IA, para fomentar una cultura de separación y reciclaje en la sociedad. Por otra parte, se contribuye al objetivo 13: acción por el clima de la agenda 2030.

### 3. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un prototipo de contenedor clasificador de RSU con RNC.

### 4. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Conformar el conjunto de datos (Datasets) de RSU.
- Analizar los algoritmos avanzados para la detección de objetos con RNC.
- Aplicar el modelo de RNC para detectar RSU.
- Diseñar la estructura prototipo.
- Construir el sistema mecánico del prototipo.
- Elaborar el prototipo.
- Implementar la RNC en el prototipo del contenedor.

### 5. PROPUESTA DE SOLUCIÓN

La contribución de esta propuesta es el diseño de un prototipo contenedor clasificador de RSU con un costo aproximado de \$ 6,700.00 (MXN), permitirá optimizar el método de recolección, clasificación y reciclaje, Figura 1.

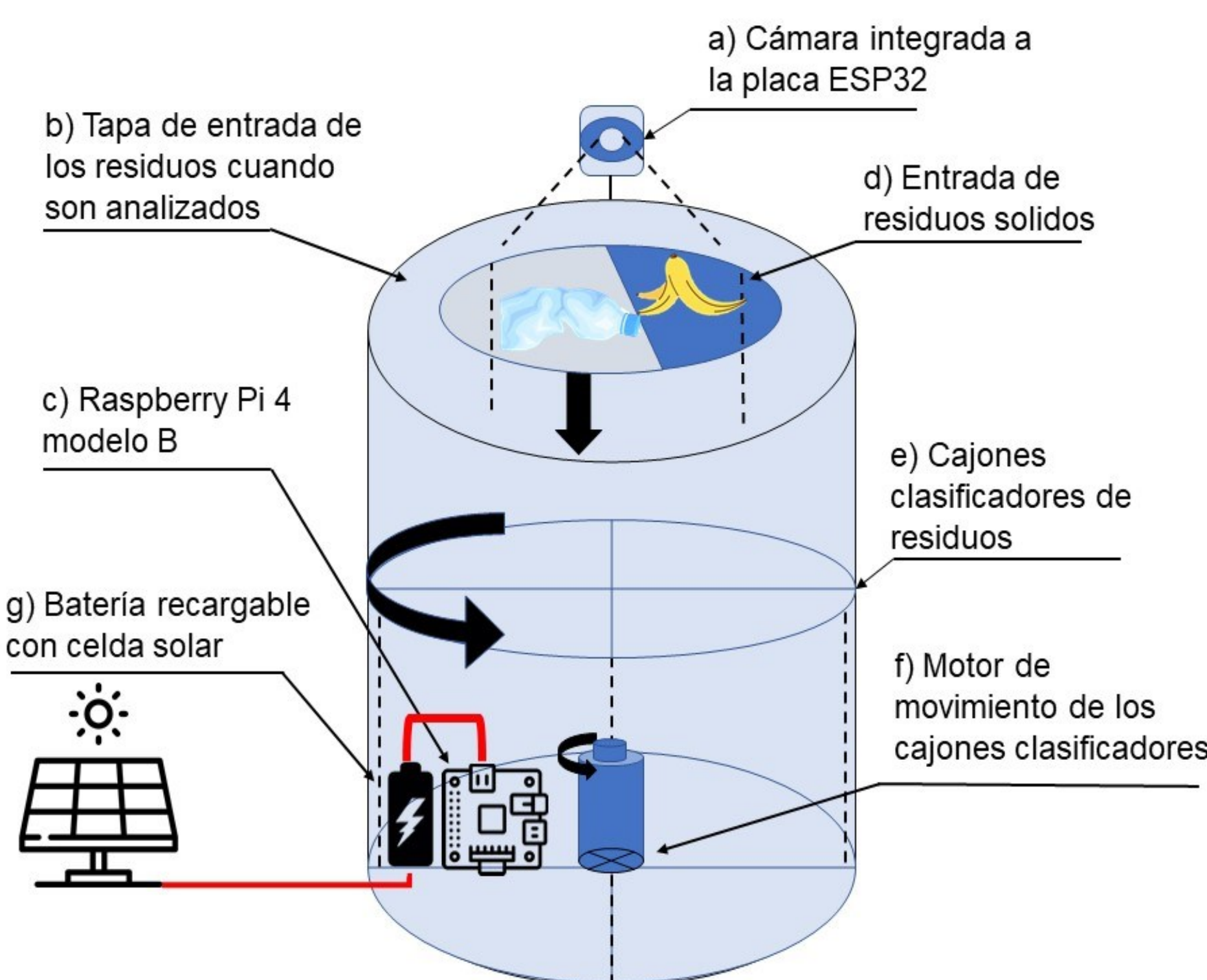


Figura 1: Propuesta de un prototipo contenedor clasificador de RSU.

- Cámara integrada a un controlador ESP32 que detectara cuando ingrese el RSU y captará su imagen; b) Tapa de entrada móvil para el depósito del RSU, la cual mediante sensores y actuadores se abrirá; b) Minicomputador Raspberry PI 4 modelo B que tendrá el centro de procesamiento y la RNC para controlar los

- circuitos del contenedor; d) Entrada de RSU; e) Cajones móviles, que según tipo de RSU se seleccionaran para su almacenamiento; f) Motores A Pasos para la rotación de los cajones; g) Batería recargable mediante un panel solar, suministrando energía a los circuitos integrados.

### 6. ALCANCES

El alcance de esta investigación, es un prototipo contenedor clasificador de RSU aplicando RNC y un algoritmo Yolo v5, con capacidad de 135 litros equivalente a aceptar aproximadamente 100 kg de RSU.

### 7. CONCLUSIÓN

La integración de IA con la aplicación de RNC, permitirá la creación de un contenedor clasificador de RSU eficiente. Además de contribuir una cultura de reciclaje y disminuir el impacto ambiental relacionado con la contaminación atmosférica, de aguas superficiales, subterráneas, mares, la contaminación del suelo y el impacto sobre el paisaje.

### BIBLIOGRAFÍA

- Chen, Z., Yang, J., Chen, L., Jiao, H., 2022. Garbage classification system based on improved ShuffleNet v2. Resour. Conserv. Recycl. 178, 106090. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.106090>
- Chuang, C.W., Fan, C.P., 2021. Deep-learning based joint iris and sclera recognition with yolo network for identity identification. J. Adv. Inf. Technol. 12, 60–65. <https://doi.org/10.12720/JAIT.12.1.60-65>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition, in: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Presented at the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770–778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2017. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Commun. ACM 60, 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- Ma, N., Zhang, X., Zheng, H.-T., Sun, J., 2018. ShuffleNet V2: Practical Guidelines for Efficient CNN Architecture Design, in: Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C., Weiss, Y. (Eds.), Computer Vision – ECCV 2018. Springer International Publishing, Cham, pp. 122–138.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A., 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, in: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Presented at the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 779–788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Rondón Toro, E., Szantó Narea, M., Pacheco, J.F., Contreras, E., Gálvez, A., 2016. Guía general para la gestión de residuos sólidos domiciliarios.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., Chen, L.-C., 2018. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks, in: 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Presented at the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 4510–4520. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>
- SEMARNAT, 2017. Residuos Sólidos Urbanos (RSU) [WWW Document]. SEMARNAT. URL <http://www.gob.mx/semarnat/acciones-y-programas/residuos-solidos-urbanos-rsu> (accessed 11.1.23).
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., Rabinovich, A., 2015. Going deeper with convolutions, in: 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Presented at the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1–9. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>
- Yap, M.H., Hachiuma, R., Alavi, A., Brüngel, R., Cassidy, B., Goyal, M., Zhu, H., Rückert, J., Olshansky, M., Huang, X., Saito, H., Hassanpour, S., Friedrich, C.M., Ascher, D.B., Song, A., Kajita, H., Gillespie, D., Reeves, N.D., Pappachan, J.M., O'Shea, C., Frank, E., 2021. Deep learning in diabetic foot ulcers detection: A comprehensive evaluation. Comput. Biol. Med. 135, 104596. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104596>



