

# Trash Detection

## 1. Opis rzeczywistego problemu

**Temat:** Automatyzacja wstępnej segregacji odpadów komunalnych w oparciu o wizyjne systemy detekcji. Implementacja systemu tego typu pozwala na zastąpienie ludzi maszynami w pracy która nie jest zbyt atrakcyjna.

**Cel (Efekt):** Stworzenie modelu, który jest w stanie w czasie rzeczywistym zidentyfikować i zlokalizować odpady na obrazie wizyjnym, klasyfikując je do jednej z pięciu frakcji recyklingowych: Metal, Plastik, Szkło, Papier oraz Bio.

**Motywacja:** Ręczne sortowanie odpadów jest procesem nieefektywnym, kosztownym i obarczonym błędami ludzkimi oraz ryzykiem sanitarnym. Wprowadzenie automatyzacji opartej na wizji komputerowej pozwala na zwiększenie przepustowości linii sortowniczych oraz poprawę czystości odzyskanego surowca, co jest kluczowe w obliczu rosnących wymogów prawnych UE dotyczących poziomów recyklingu. Jest to realizacja konkretnego, rzeczywistego problemu optymalizacji procesu przemysłowego.

**Dane wejściowe:** Obrazy cyfrowe (klatki wideo) przedstawiające odpady w różnym stopniu zniekształcenia (zgniecenia, zabrudzenia). Mierzone będą: lokalizacja obiektu (współrzędne ramki) oraz pewność predykcji klasy.

**Powiązanie z AI:** Projekt dotyczy zagadnień *Computer Vision* (widzenie komputerowe), a w szczególności zadania *Object Detection* (detekcja obiektów), łączącego lokalizację z klasyfikacją.

## 2. State of the art (Przegląd znanych koncepcji)

W literaturze przedmiotu wyróżnia się trzy główne podejścia do problemu detekcji obiektów, różniące się architekturą i balansem między szybkością a precyzją:

### 1. Metody klasyczne (Sliding Window + HOG + SVM):

- *Opis:* Podejście bazujące na przesuwaniu okna po obrazie, ekstrakcji cech za pomocą histogramu zorientowanych gradientów (HOG) i klasyfikacji maszyną wektorów nośnych (SVM).
- *Mocne strony:* Działa na słabszym sprzęcie, nie wymaga GPU, wytlumaczalność matematyczna.
- *Ślabe strony:* Bardzo niska skuteczność przy obiektach zdeformowanych (zgniecone puszki), brak odporności na zmiany oświetlenia, powolne działanie przy dużej rozdzielczości.

### 2. Detektory dwustadialne (Two-stage detectors, np. Faster R-CNN):

- *Opis:* Sieci neuronowe, które najpierw generują propozycje regionów (Region Proposal Network), a dopiero potem klasyfikują zawartość każdego regionu.
- *Mocne strony:* Bardzo wysoka precyzja (mAP) i dokładność w lokalizacji małych obiektów.

- *Słabe strony*: Wysoka złożoność obliczeniowa i niska prędkość (często poniżej 5-10 FPS), co dyskwalifikuje je w zastosowaniach na szybkich taśmach sortowniczych.

### 3. Detektory jednostadialne (One-stage detectors, np. rodzina YOLO - You Only Look Once):

- *Opis*: Traktują detekcję jako problem regresji, przewidując ramki i prawdopodobieństwa klas dla całego obrazu w jednym przejściu sieci przez koder i dekoder.
- *Mocne strony*: Praca w czasie rzeczywistym (Real-time), łatwa implementacja na urządzeniach brzegowych (np. Jetson Nano), dobry balans między szybkością a precyzją.
- *Słabe strony*: Historycznie gorsze radzenie sobie z małymi obiektami w grupach (choć nowsze wersje jak v8/v11 niwelują ten problem).

## 3. Opis wybranej koncepcji

Jako rozwiązanie wybrano **architekturę YOLOv8** (You Only Look Once version 8), należącą do grupy detektorów jednostadialnych.

Dane i Inżynieria Cech:

Do wytrenowania modelu wykorzystano publicznie dostępny zbiór ProjectVerba (Roboflow Universe).

- *Preprocessing*: Oryginalny zbiór zawierał 42 klasy o skrajnym niezbalansowaniu (np. dominacja aluminium nad elektroniką). W ramach projektu przeprowadzono **agregację klas (remapping)** do 5 głównych frakcji sortowniczych (Metal, Plastik, Szkło, Papier, Bio), usuwając klasy niereprezentatywne (<50 próbek), co jest kluczowe dla stabilności treningu.
- *Dostępność*: Dane są publiczne, jednak wymagały autorskiego skryptu czyszczącego i mapującego etykiety.

Wyjście algorytmu:

Algorytm zwraca listę wykrytych obiektów, gdzie każdy obiekt opisany jest wektorem:

$$[x_{center}, y_{center}, width, height, class_{id}, confidence]$$

Wizualnie jest to ramka otaczająca odpad z etykietą frakcji.

Metoda działania:

YOLOv8 wykorzystuje głęboką splotową sieć neuronową (CNN). Obraz jest dzielony na siatkę (grid), a sieć predykuje ramki graniczne (bounding boxes) względem ustalonych kotwic (anchors) oraz prawdopodobieństwo przynależności do klasy. Wybrano wariant modelu Nano (yolov8n) ze względu na priorytet szybkości działania.

Wymagania realizacyjne (Rzeczywisty świat):

Do wdrożenia systemu potrzebna jest kamera przemysłowa umieszczona nad taśmociągiem, oświetlenie eliminujące cienie oraz jednostka obliczeniowa z akceleratorem GPU (np. NVIDIA Jetson) do inferencji w czasie rzeczywistym.

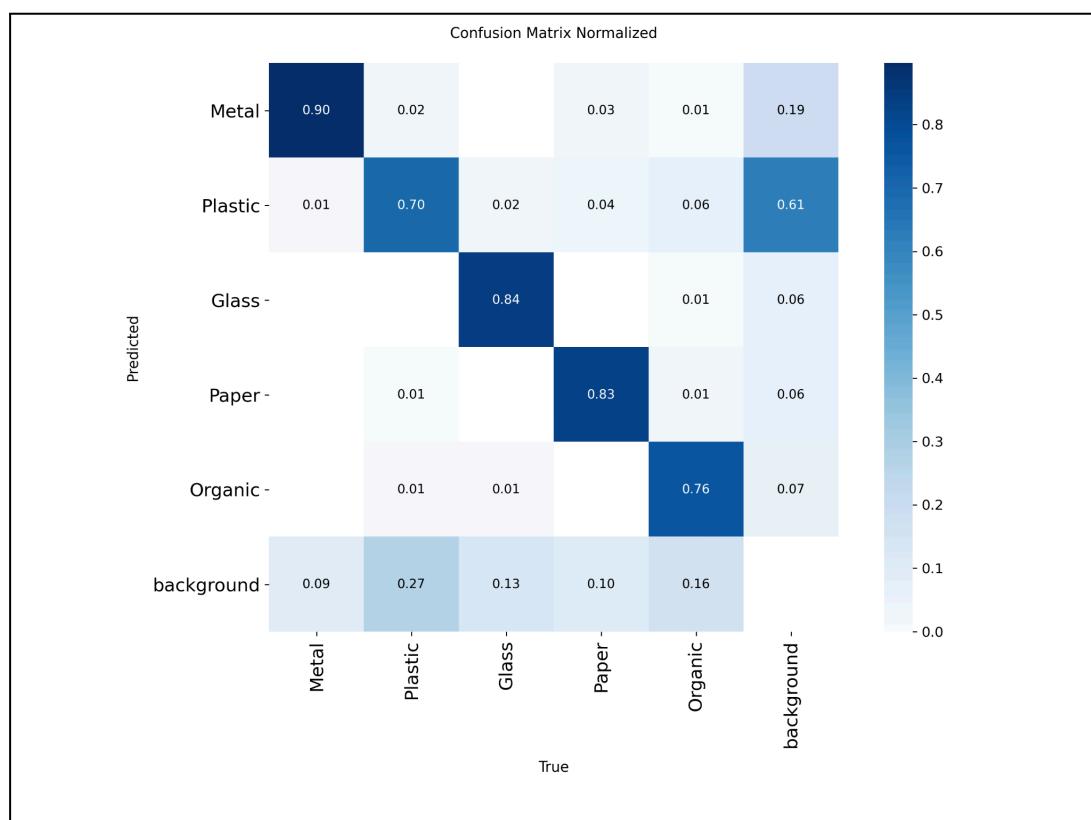
### Procedura testowania i problemy:

1. Podział zbioru na: Treningowy (70%), Walidacyjny (20%), Testowy (10%).
2. Główna metryka: **mAP@0.5** (Mean Average Precision przy progu IoU 0.5) oraz **Confusion Matrix** (Macierz Pomyłek) do weryfikacji, czy model nie myli np. szkła z plastikiem.
3. *Zidentyfikowane problemy:* Deformacja obiektów (zgniecone butelki wyglądają inaczej niż całe), zabrudzenia etykiet, nachodzenie na siebie obiektów (okluzja).

## 4.Wyniki eksperymentu i demonstracja działania

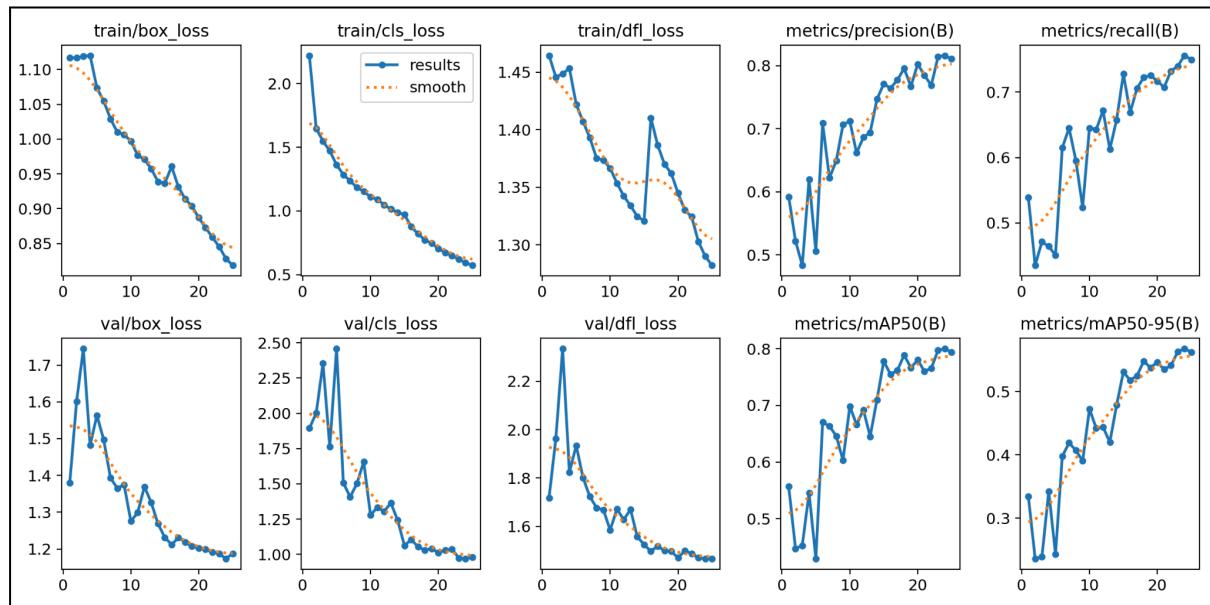
**Metryki uczenia:** Proces uczenia przeprowadzono na 25 epokach. Finalna skuteczność modelu (mAP@0.5) dla wszystkich klas wyniosła **0.80**. Szczegółowa analiza skuteczności per klasa wykazała istotne różnice w detekcji materiałów:

- Papier: 0.895 (Najwyższa skuteczność – obiekty o wyraźnej teksturze).
- Metal: 0.865
- Szkło: 0.808
- Bio: 0.793
- Plastik: 0.639 (Najniższa skuteczność).



**Wnioski z analizy błędów:** Niższy wynik dla klasy Plastic wynika z fizycznej charakterystyki odpadów – przezroczystości butelek oraz dużej wariancji kształtów (zgniecenia). Jest to typowe wyzwanie w wizyjnych systemach sortowania, które w warunkach przemysłowych rozwiązuje się poprzez zastosowanie czujników NIR (podczerwieni), a nie tylko kamery RGB.

**Opis Demo:** Przygotowano skrypt w języku Python wykorzystujący bibliotekę ultralytics. System pobiera obraz wejściowy, przeprowadza inferencję i nanosi ramki detekcji (Bounding Boxes) wraz z etykietą klasy i poziomem pewności.



Rys. 1. Przebieg funkcji straty (Loss) i precyzji (mAP) w trakcie 25 epok



Rys. 2. Przykładowa detekcja obiektu klasy 'Plastic' .