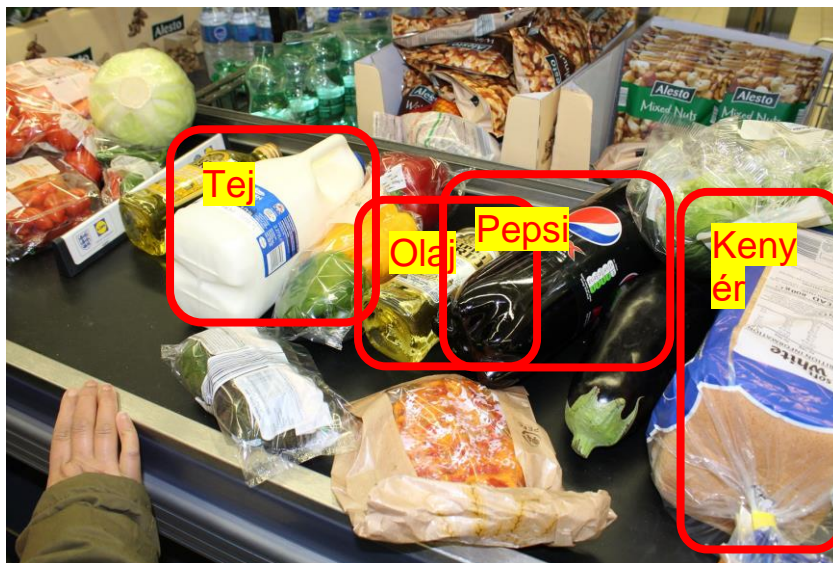


# Okos önkiszolgáló kassza

## 1. Feladat leírása

A kamera látóterében található, valamilyen módon előre definiált termékek felismerése, független a termék által felvett póztól. Valós példaként a kasszáknál történő kiszolgálást veszem alapul ahol különböző előre csomagolt termékeket vásárolunk. A termékeket QR-kóddal látják el amivel a termék beazonosítható. A beadandó keretében nem QR-kód alapján azonosítja be a gép a termékeket hanem egy kamera képe alapján. Ez a módszer hatékony kiegészítő módszer lehet ha a terméken lévő QR-kód megsérül, a nem valós vagy a beolvasó nem működik. Program feladata egy képi forrás alapján eldönteni hogy milyen termékek találhatóak rajta. Minimum 6 fajta termék felismerése a cél. Akár gyorsabb is lehet a tárgyak beolvasása mert a kamera képben több tárgy is elhelyezhető, míg a QR kódot általában egyesével olvassunk be.



1. ábra: Tárgyak felismerése a kasszánál

Egy kassza kezelő program létrehozása lehet a megoldás, ahol a felhasználó látja a kamera képét illetve kosarának tartalmát. Opcionálisan érdemes lehet implementálni egy forrás választó gombot, hogy több kamera képéből lehessen választani.

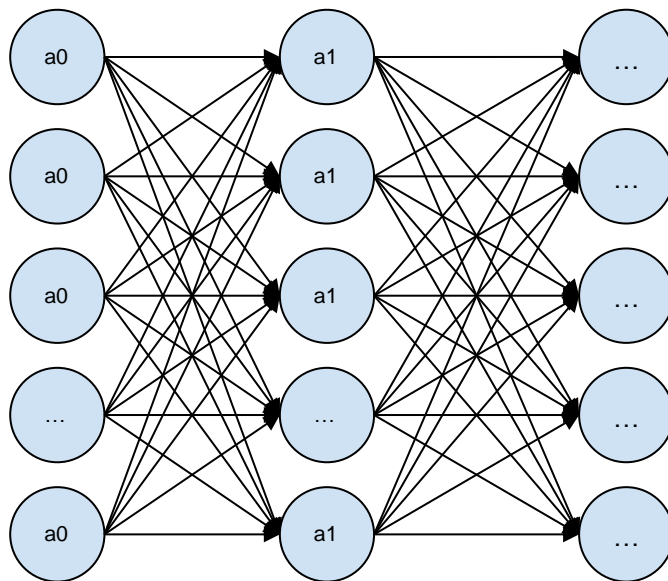
A termékeket a programbe előre le vannak tárolva, így csak a letárolt elemeket fogja felismerni

## 2. Elméleti háttér

### 2.1. Fogalmak

- **Mesterséges intelligencia** (Artificial Intelligence): Bármilyen gép általi reakció ami emberi intelligenciát “utánozza”. Például számítógépes játékban a karakterek mozognak, mennek a beprogramozott helyükre.
- **Gépi tanulás** (Machine learning): Mesterséges intelligencia olyan megvalósítása ahol már tanulás után dinamikusan végzi a gép a feladatokat. Például: Válós emberek játékban történő útvonalai alapján a gépi karakterek a mások által bejárt utat fogja követni (ez lehet statisztika alapú is például átlagolás).
- **Mélytanulás** (Deep Learning): Gépi tanuláson belül olyan módszer ahol neuron alapú módszerrel tanul a program (akár az emberi agy). Például: Válós emberek játékban történő útvonalait neuron alapú hálózaton keresztül végig számítva a gépi karakterek a mások által bejárt utat fogja követni (ez lehet statisztika alapú is például átlagolás).

### 2.2. Neurális háló



2. ábra: Neurális háló vizuális ábrázolása

Neurális háló felépítése a következő:

- Neurális hálókban a neuron (pontok) egy értéket (számmal) jelentenek, mondhatni egyszerű változók.
- Első oszlop neuronjai lesznek a bemeneti adatok.
- Utolsó oszlop neuronjai lesznek a kimeneti adatok.

- Köztes oszlopokat rejtett rétegnek (hidden layer) nevezzük
- Az neuron oszlop értékeit a megelőző oszlop összes eleméből számoljuk ki (az első oszlop adott).

Neuron értékeinek számítása:

- $l$ : réteg
- $a_n^{(l-1)}$ : előző oszlop elemei (  $a_0^{(l-1)}$  első elem,  $a_1^{(l-1)}$  második elem, stb.)
- $a_m^{(l)}$ : számolandó oszlop elemei (  $a_0^{(l)}$  első elem,  $a_1^{(l)}$  második elem, stb.)
- $b_m^{(l)}$ : számolandó oszlop torzító (bias) elemei
- $w_{m,n}^{(l)}$ : súlyvektor megadja melyik él milyen súllyal bírjon a számolandó sorba (oszlop sora  $m$ )
- $\sigma = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ : szigmoid függvény, általában optimalizáció miatt lecserélik egy egyenirányító (ReLU) függvényre:  $ReLU(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & \text{különben} \end{cases}$

Röviden:

$$a^{(l)} = \sigma(w^{(l)} \cdot a^{(l-1)} + b^{(l)})$$

Vektorosan felírva

$$\sigma \left( \begin{bmatrix} w_{0,0}^{(l)} & w_{0,1}^{(l)} & \dots & w_{0,n}^{(l)} \\ w_{1,0}^{(l)} & w_{1,1}^{(l)} & \dots & w_{1,n}^{(l)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m,0}^{(l)} & w_{m,1}^{(l)} & \dots & w_{m,n}^{(l)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0^{(l-1)} \\ a_1^{(l-1)} \\ \vdots \\ a_n^{(l-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_0^{(l)} \\ b_1^{(l)} \\ \vdots \\ b_m^{(l)} \end{bmatrix} \right)$$

Egy neuronra felírva:

$$a_0^{(1)} = \sigma(w_{0,0}^{(1)} \cdot a_0^{(0)} + w_{0,1}^{(1)} \cdot a_1^{(0)} + \dots + w_{0,n}^{(1)} \cdot a_n^{(0)} + b_0^{(1)})$$

## 2.3. Tanítás folyamata

Neurális pontok kiszámítása adott az értékek változtatására a súlyokkal és torzító értékekkel van lehetőségünk. Ezeket a tapasztalások útján lehet meghatározni. A programnak meg kell adni bemenetet és az elvárt kimeneti értéket.

Célunk hogy a számítógépnek megmondjuk hogy mennyit rontott és hogy melyik neuronon értékén mennyit kellene javítani a jobb eredményhez. Általában ezek a lokális minimum értékek. Végző eredmény az alábbi módon befolyásolhatjuk:

- Változtathatjuk a torzító (bias) értéket:  $b$
- Változtathatjuk a súly értékeket:  $w_i$ 
  - “Fire together, wire together” szabály : Ahol az erős neuronok (többiekhez képest magasétékűek) kapcsolódnak egy általunk növelni vagy csökkenteni való neutronhoz akkor a kisebb neutronokat kevésbé kell csökkentenünk, a nagyobb erősségű neutronok súlyaira kell összpontosítani
- Változtathatjuk az előző neuron értékét:  $a_i$ 
  - Növelhetjük az értéket ha: ahol neuron pozitív azokat növeljük, ahol negatív azokat csökkentjük (módosítandó neuronokat is az azokat megelőző súlyokkal tudjuk változtatni
  - Közvetlen nem tudjuk változtatni csak súly ( $w_i$ ) és torzító értékeket tudunk változtatni ( $b$ )

Végző veszteség/költség függvény pontosan megmondja hogy az algoritmus mennyit rontott. Ez önmagában nem ad sok információt, viszont különböző súly és torzító értékeket össze tudunk vetni, hogy melyik a jobb.

$L$ : utolsó réteg

$a_n^{(L)}$ : kimeneti eredmény

$y_n$ : elvárt eredmény

$$C = \sum_{i=1}^L (a_i^{(L)} - y_i)^2 = (a_1^{(L)} - y_1)^2 + (a_2^{(L)} - y_2)^2 + \dots + (a_n^{(L)} - y_n)^2$$

A súly és torzító értékek számoláshoz rengeteg módszer alkalmazható, a konkrét módszereket általában a feladathoz igazítják és optimalizálják. Lényege a számolásnak hogy a költség függvény legjobban közelítsen a nullához. Egy  $w + b$  elemszámú függvénynek kellene

keresni a nullához közeli értékét (általában elképzelhetetlenül sok, több ezer dimenzió)

$$C(w_n, \dots, w_n, b_0 \dots b_m) \approx 0.$$

Jelölések:

- Parciális deriválás, jele:  $\frac{\partial f}{\partial x}$
- Nabla operátor (a vektort különböző elemi mentén parciálisan deriváljuk), jele:  
 $\nabla$

Feladatunk általánosságba:

1. Kiszámolni  $\nabla C(\dots)$
2.  $-\nabla C(\dots)$  irányába lépni egy értékkel (tanulási rátával)

Tovább gyorsítható a folyamat ha:

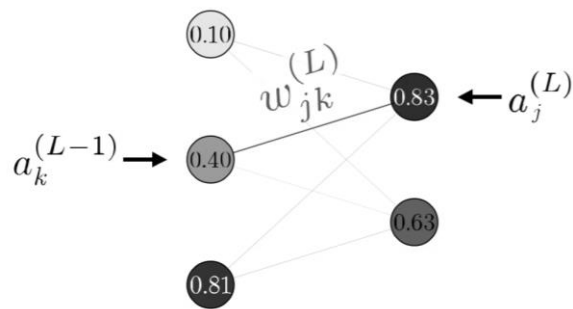
1. Több “kis köteg”-re (“mini batch”) számoljuk ki a  $\nabla C(\dots)$
2. Kiszámolt  $\nabla C$  értékeket átlagoljuk
3. Átlag  $-\nabla C$  értékkel lépünk a megfelelő irányba (tanulási rátával)

Gradiens vektor:

$$\nabla C = \begin{bmatrix} \frac{\partial C}{\partial w^{(1)}} & 0 & 0 \\ \frac{\partial C}{\partial b^{(1)}} & 0 & 0 \\ \vdots & & \\ \frac{\partial C}{\partial w^{(L)}} & j & k \\ \frac{\partial C}{\partial b^{(L)}} & l & m \end{bmatrix}$$

$k$ : előző oszlopban lévő neuron

$j$ : következő oszlopban lévő neuron



Külön  $z$ -vel jelöljük neuron értékét sigma függvény nélkül:

$$z_j^{(L)} = w_{j0}^{(L)} a_0^{(L-1)} + w_{j1}^{(L)} a_1^{(L-1)} + w_{j2}^{(L)} a_2^{(L-1)} + b_j^{(L)}$$

Súly értékének kiszámítása (láncszerűen épül fel az utolsó neuronig):

$$\nabla C \leftarrow \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial C}{\partial w_{jk}^{(l)}} = a_k^{(l-1)} \sigma'(z_j^{(l)}) \frac{\partial C}{\partial a_j^{(l)}} \\ \sum_{j=0}^{n_{l+1}-1} w_{jk}^{(l+1)} \sigma'(z_j^{(l+1)}) \frac{\partial C}{\partial a_j^{(l+1)}} \\ \text{or} \\ 2(a_j^{(L)} - y_j) \end{array} \right.$$

Torzító (bias) értékének kiszámítása (láncszerűen épül fel az utolsó neuronig):

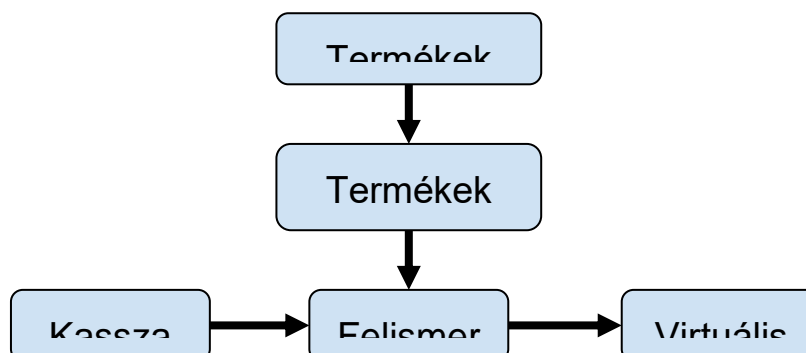
$$\nabla C \leftarrow \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial C}{\partial b_j^{(l)}} = \sigma'(z_j^{(l)}) \frac{\partial C}{\partial a_j^{(l)}} \\ \sum_{j=0}^{n_{l+1}-1} w_{jk}^{(l+1)} \sigma'(z_j^{(l+1)}) \frac{\partial C}{\partial a_j^{(l+1)}} \\ \text{or} \\ 2(a_j^{(L)} - y_j) \end{array} \right.$$

### 3. Megvalósítás

#### 3.1. Választott környezet

Programozási környezetnek JavaScript-et választottam nagy kompatibilitási és hordozhatósági képessége miatt. A program “Single Page” (egylapos) applikáció lesz.

Korábban szerzett összesített adatokkal el kezdjük elemezni a külső kamera képét és amelyik terméknél elég nagy egyezőséget tapasztalunk azt berakjuk a virtuális kosárba.



3. ábra: Programlogika folyamatábrája

#### 3.2. Tensorflow.js

A tárgyak felismerésére tensorflow keretrendszert használok. Keretrendszer függvényeket biztosít amik segítségével felépíthető saját modellünk. A tensorflow.js és kiegészítő algoritmusai külön szálon fognak futni. A fő program a képi adatokat szolgáltatja a model pedig a képeken található információkat adja vissza egy szöveges JSON adatszerkezetben.

### 3.3. YOLO

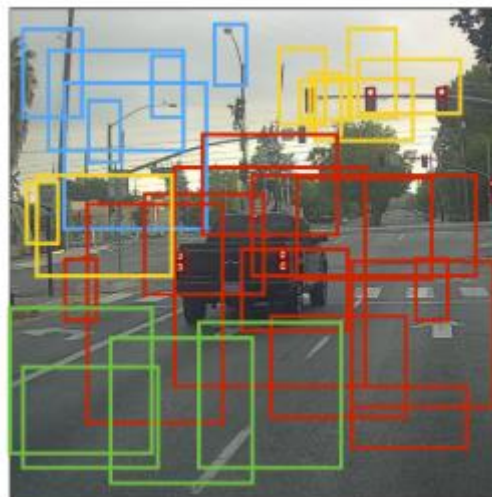
YOLO R-CCN logikáját fogja használni a képfelismerő. YOLO - You Only Look Once (egyszer nézheted meg) algoritmus egy adott képből (nem pedig képfolyamból) állapítja meg, hogy mit tartalmaz. R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network - Régió alapú Konvolúciós Neurális hálózat) egy mély konvolúciós hálózatot jelöl ami a képet részekre bontva elemzi és a találati helyeket közelíti egymáshoz.

kép felosztása:



4. ábra: YOLO módszer által felosztott és kategorizált kép

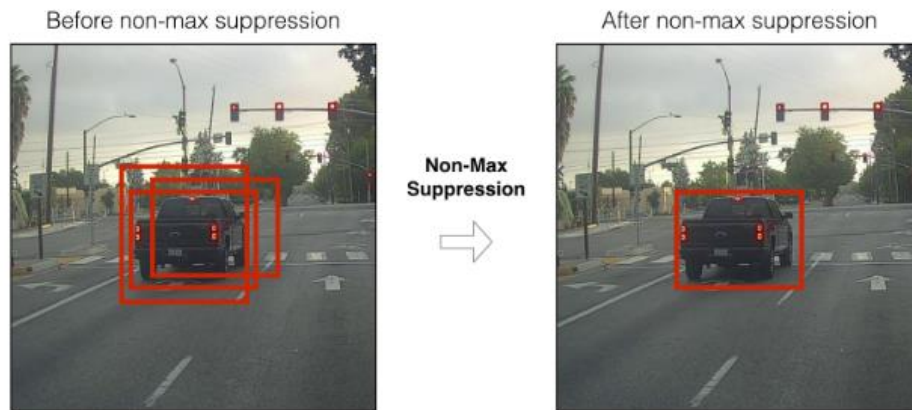
Felismert kategóriák általában fedik egymást:



5. ábra: YOLO által felismert kategóriák összevonás előtt

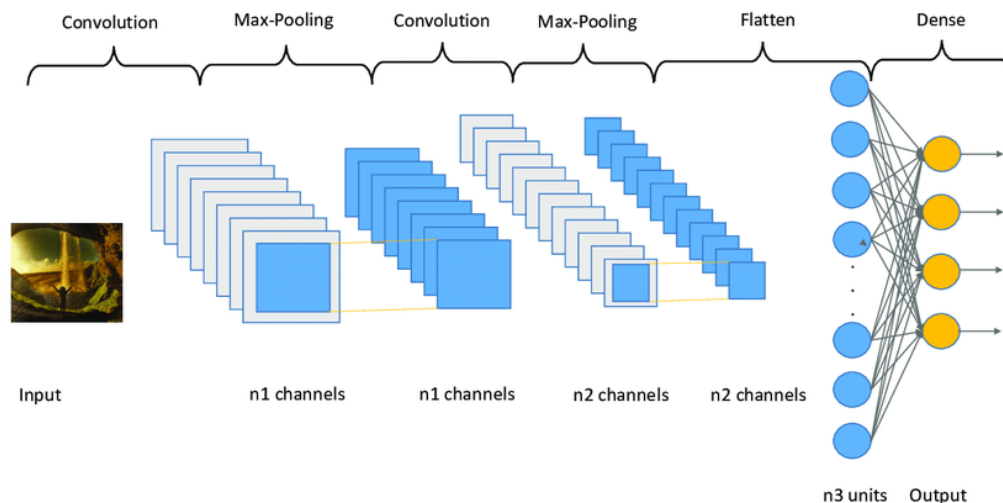
Az egymást fedő dobozok összeillesztésével megkapjuk a tárgyat körbekeretező téglalapot.





6. ábra: YOLO felismerés összevonás előtt és utáni

1. 3 színcsatornás 416 x 416 felbontású kép lesz a bemeneti adat.
2. Bemenet (kép) széleinek kiegészítése felül-alul 4, jobb-bal oldalon 2 értékkel (ne legyen túlfutás)
3. 3 x 3-as kernellel konvolúció végrehajtása különböző először 3 bemeneti csatornával 16 kimeneti csatornával. (LeakyRelu függvény alkalmazása a neutrális hálóban)
  - a. kétdimenziós tömbbé alakítás:  $[\text{filter\_height} * \text{filter\_width} * \text{in\_channels}, \text{output\_channels}]$
  - b. új virtuális 4D tömb létrehozása:  $[\text{batch}, \text{out\_height}, \text{out\_width}, \text{filter\_height} * \text{filter\_width} * \text{in\_channels}]$
  - c. virtuális tömb feltöltése NHWC módszerrel ( $\text{value}(n, c, h, w) = n * \text{CHW} + c * \text{HW} + h * \text{W} + w$ ).
4. MaxPool alkalmazása (legnagyobb érték kiválasztása a vizsgált területből) 1 x 2 x 2 x 1-es kernel-el
5. az 2. pont ismétlése és a 3. pontban a kimeneti csatornák duplájára növelése 1024-ig
6. Két konvolúció keretében 1024-ről 512-re majd 512-ről 64-re csökkentjük a csatornák számát
7. Megkapjuk az egyes képrészlet milyen tárgyat tartalmaz.  
Folyamatosan közelíteni fog a felismert tárgyakhoz.

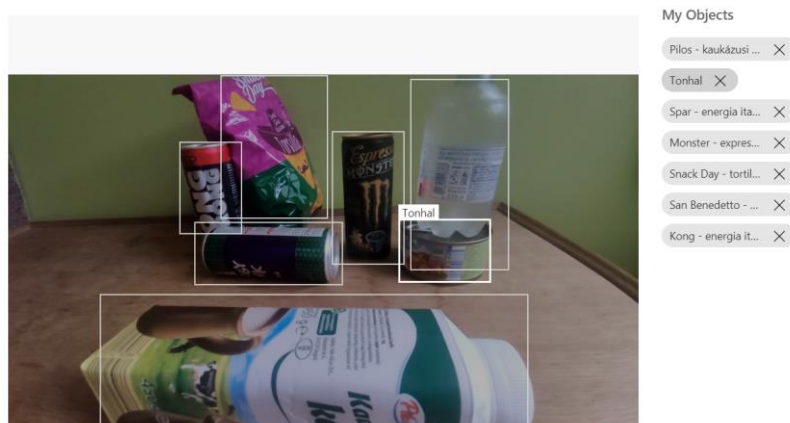


7. ábra: YOLO felismerés folyamata

### 3.4. Azure: Custom Vision

A tárgyról sok különböző kép kell készíteni. Minél változatosabbak a képek annál többféle szituációban lesz képes felismerni a program a termékeket. Fontos, hogy különböző napszakokban, helyen, pozícióban és környezetben is szerepeljenek a képek. A képek mennyiségére igaz, hogy minél több annál jobb de minimálisan legalább érdemes 50-60 képet egy tárgyról. Tanításhoz a Microsoft Custom Vision szolgáltatását használom, ez tanításhoz szükséges erőforrásokat és szoftvereket is biztosítja.

A tanításhoz nem csak a képeket kell biztosítanunk, hanem meg kell adni, hogy a képen milyen objektum és hol szerepel.



7. ábra: kép kategorizálás felület a Custom Vision-ben

Ha megvan egy kritikus szint (20-30 kép), akkor már a tanítás elkezdhető. A kezdeti tanítással a további képfelvitel sebessége növelhető mert a rendszer előre fel fogja ismerni a tárgyak egy részét.

Custom Vision-be maximális tanulásra szánt processzoridőt adhatjuk meg. A tanulás hatékonysága logaritmikus szerűen egyre csökken így nem feltétlenül fogja a program a megadott időt teljesen felhasználni (nem lenne érdemi javulás).

Tanítás végeztével a modell beállítások és a súly fájlok letölthetőek és beilleszthetőek a tensorflow.js keretrendszerbe. A következő fájlok kerülnek letöltésre:

- **cvexport.manifest**: exportálás körülményeit, adatait, ellenőrző összegét tartalmazza.
- **labels.txt**: betanított címkéket tartalmazza
- **LICENCE**: mellékelt licenz leírás
- **metadata\_properties.json**: A használt módszer beállításának leírása.
- **model.json**: A tensorflow által biztosított környezet beállításait tartalmazza. Ez alapján fogja a tensorflow létrehozni a rétegeket, neuronokat, súlyokat, bemenő rétegeket, kimenő rétegeket.
- **weights.bin**: A model.json-ban hivatkozott súlyokat és torzító elemeket tartalmazza.

## 3.5. Program API

### 3.5.1. Kosár függvények:

- **setProduct(name, count, price, unit)**: Termék beállítása a kosárban
  - name : string - A termék neve
  - count : integer - a termék darabszáma
  - price : integer - a termék ára (opcionális)
  - unit : string - egység (db, kg stb.) (opcionális)
  - Visszatérési érték: Ha sikerült a végrehajtás akkor igaz különben hamis
- **addProduct(name, count)** : Termékszám módosítása a kosárba
  - name : string - A termék neve
  - count : integer - a hozzáadandó darabszám
  - Visszatérési érték: Ha sikerült a végrehajtás akkor igaz különben hamis

### 3.5.2. Videó függvények:

- **VIDEO**: videó HTML objektum elérés
- **async listVideo()**: Kilistázza a videóforrásokat

- Visszatérési érték: Promise objektumot ad vissza, utána igaz ha sikeres a listázás különben hamis
- `async setVideo(index)`: beállítja a megadott videó forrást, listázás után elérhető
  - `index` : integer - videó forrás indexe
  - Visszatérési érték: Promise objektumot ad vissza, utána igaz ha sikeres a beállítás különben hamis
- `async setVideoFile()`: betölt egy kiválasztott videó fájlt és beállítja forrásként.
  - Visszatérési érték: Promise objektumot ad vissza, utána igaz ha végzett a metódus
- `removeVideo()`: eltávolítja az aktuális videóforrást és felszabadítja a lefoglalt memóriát
- `async startVideo()`: Videó első indítása (inicializálása), ellenőrzi a támogatást, betölti a függőségeket, kilistázza a videókat és a legutolsó forrásra állítja
  - Visszatérési érték: Promise objektumot ad vissza, igaz ha sikeres a betöltés különben hamis
- `drawCanvas(name, x, y, width, height)`: Kirajzol egy dobozt az objektum nevével
  - `name`: string - Objektum neve
  - `x`:integer - X koordináta (bal felső)
  - `y`: integer - Y koordináta (bal felső)
  - `width`: integer - objektum szélessége
  - `height`: integer - objektum magassága
- `clearCanvas()`: törli az összes kijelzett objektumot

### 3.5.3. Objektum detektálás:

- `async loadWorker()`: tárgyfelismerés betöltése
  - Visszatérési érték: Promise objektumot ad vissza, igaz ha sikeres a betöltés különben hamis
- `async detect()`: tárgyfelismerés, a VIEWCART objektum feltöltése a látott tárgyakkal
  - Visszatérési érték: Promise objektumot ad vissza
- `startDetection()`: detektálás elindítása
- `stopDetection()`: detektálás leállítása

## 4. Tesztelés

Videó forrás kiválasztása után betölthetővé válik egy előre felvett teszt videó. Videón interaktívan, éles környezethez hasonló módon lehet tesztelni. A tanítás során a termékekhez

minőségi mutatókat is lehet rendelni, ezzel megmondhatjuk a tanítás minőségét az adott termékre:

$K$ : képek száma

$T(t)$  Termék összes megjelenése (t: termék)

$COT(t, k)$  Helyes találat és kategorizálás (t: termékre, k:képnél)

$CO(t, k)$  Helyes találat (t: termékre, k: képnél)

$F(t, k)$  Találat (t: termékre, k: képnél)

- Recall (újrakérzés): Az összes találatból hány százalékot talál el a modell helyesen:

$$R(t) = \frac{\sum_{k=K}^{k=0} COT(t, k)}{T(t)} \times 100$$

- Precision (precizitás): Ha megtalálta helyesen objektumot a modell az mennyi esetben kategorizálta be helyesen:

$$R(t) = \frac{\sum_{k=K}^{k=0} COT(t, k)}{\sum_{k=K}^{k=0} CO(t, k)} \times 100$$

- Mean average precision (átlagos precizitás): Az objektum detektálás pontosságát méri:

$$P(t) = \frac{\sum_{k=K}^{k=0} CO(t, k)}{\sum_{k=K}^{k=0} F(t, k)} \times 100$$

Az azonos mutatószámok átlagolásával az egész modellre is kifejezhetjük a pontosságot.

1. táblázat: Model által elért eredmények a feltöltött képek alapján

Termék	Precizitás	Újrakérzés	Átlagos Precizitás
Kong - energia ital (piros)	100.0%	86.7%	100.0%
Monster - espresso	100.0%	86.7%	100.0%
Pilos - kaukázusi kefir	91.7%	91.7%	98.8%
San Benedetto - ásványvíz	100.0%	75.0%	100.0%
Snack Day - tortilla (BBQ)	100.0%	63.6%	88.5%

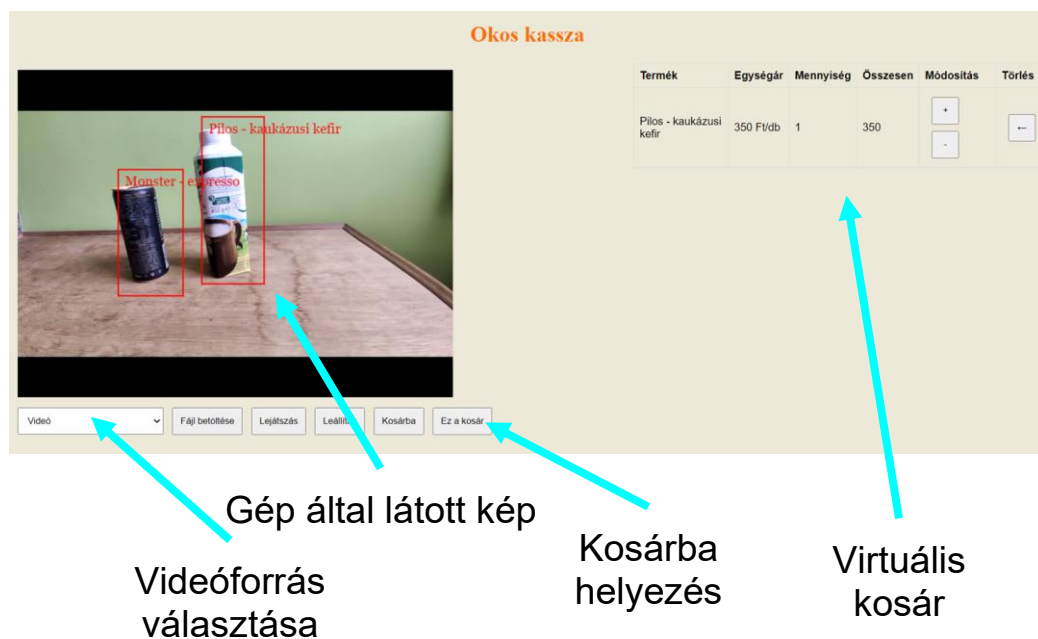
Termék	Precizitás	Újrahívás	Átlagos Precizitás
Snack Day - tortilla (édes chili)	100.0%	100.0%	100.0%
Spar - energia ital (lila)	100.0%	91.7%	97.5%
Tonhal	100.0%	92.3%	100.0%
Összesen	98.8%	86.7%	98.1%

## 5. Felhasználói dokumentáció

A program betöltése után a felhasználó a kamera képét és mellette vagy alatta a kosár tartalmát láthatja. Kamera képe alatt egy legördülő menüből lehet kiválasztani a program által fogadott kép forrását.

A kép forrásból folyamatosan próbálja a program felismerni a tárgyakat (ez a gép sebességétől függően 2-6 másodperc). Az aktuálisan látott objektumokat a bekeretezve és feliratozva mutatja

A “Kosárba” gomb megnyomásával a termékeket a virtuális kosarunkhoz adjuk, “Ez a kosár” gombbal pedig csak a látható termékek lesznek a kosárba.



8. ábra: Elkészített program működés közben



# Irodalomjegyzék

- Képek: <https://pixabay.com/hu/>
- YOLO: <https://towardsdatascience.com/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e>
- <https://towardsdatascience.com/yolo-you-only-look-once-3dbdbb608ec4>
- Neutrális hálózat: <https://www.3blue1brown.com/lessons/neural-networks>,  
<https://www.3blue1brown.com/lessons/gradient-descent>,  
<https://www.3blue1brown.com/lessons/neural-network-analysis>,  
<https://www.3blue1brown.com/lessons/backpropagation>,  
<https://www.3blue1brown.com/lessons/backpropagation-calculus>
- W3 School példa: [https://www.w3schools.com/ai/ai\\_training.asp](https://www.w3schools.com/ai/ai_training.asp)
- Tensorflow playground: <https://playground.tensorflow.org/>
- Tensorflow.js: <https://www.tensorflow.org/js/models>
- Custom vision: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/cognitive-services/Custom-Vision-Service/overview>