Járművek trajektóriáinak előrejelzése machine learning mode

PÉTER BENCE MÉRNÖKINFORMATIKA BSC 6. FÉLÉV*, Széchenyi István Egyetem, Hungary
DR. HORVÁTH ANDRÁS, Széchenyi István Egyetem, Hungary
AGG ÁRON PHD HALLGATÓ, Széchenyi István Egyetem, Hungary

Az ITS (intelligent transportation system) egyre nagyobb teret hódít napjainkban és rengeteg különböző területen alkalmazzák ezeket a rendszereket. A közlekedési csomópontok elemzése egy frekventált terület az ITS alkalmazásában. Célunk, gépi látás és gépi tanulás felhasználásával, közlekedési csomópontok elemzésének automatizálása és felgyorsítása. A kutatásban lefektetett alapgondolatokat, kifejlesztett keretrendszert és a felmerült problémák megoldását a gyakorlatban balesetek megelőzésére, szabálytalan viselkedések kiszűrésére és forgalomirányító rendszerek támogatására lehet használni. A kutatásban egy trajektória osztályozó módszert ismertetünk, amely objektumdetektálás és objektumkövetés segítségével elemezi a közlekedési csomópontokban elhaladó járművek mozgását. A mozgásuk alapján klaszterezi a trajektóriákat, majd gépi tanulás segítségével prediktálja újonnan belépő jármű kilépési pontját. A módszerhez 6 különböző közlekedési csomópontban készített saját videó adatbázisunkat használtuk fel. A tesztelt klaszterezési módszerek közül (OPTICS, BIRCH, KMeans, DBSCAN) az OPTICS algoritmus bizonyult legjobbnak trajektóriák klaszterezésére. Összehasonlítottunk több különböző klasszifikációs módszert a legpontosabb predikció eléréséhez, amelyek: KNN, SVM, GP, DT, GNB, MLP, SGD. A tanulmányban bemutatott eljárások közül az KNN adta atlagban a legpontosabb 90%-os eredményt.

Authors' addresses: Péter Bence Mérnökinformatika BSc 6. félév, Széchenyi István Egyetem, Győr, Hungary; Dr. Horváth András, Széchenyi István Egyetem, Győr, Hungary; Agg Áron PhD hallgató, Széchenyi István Egyetem, Győr, Hungary.

ACM Reference Format:
Péter Bence Mérnökinformatika BSc 6. félév, Dr. Horváth András, and Agg Áron PhD hallgató. 2023. Járművek trajektóriáinak előrejelzése machine learning modellekkel. 1, 1 (April 2023), 15 pages. https://doi.org/10.1145/nnnnnnn.nnnnnnn

Contents

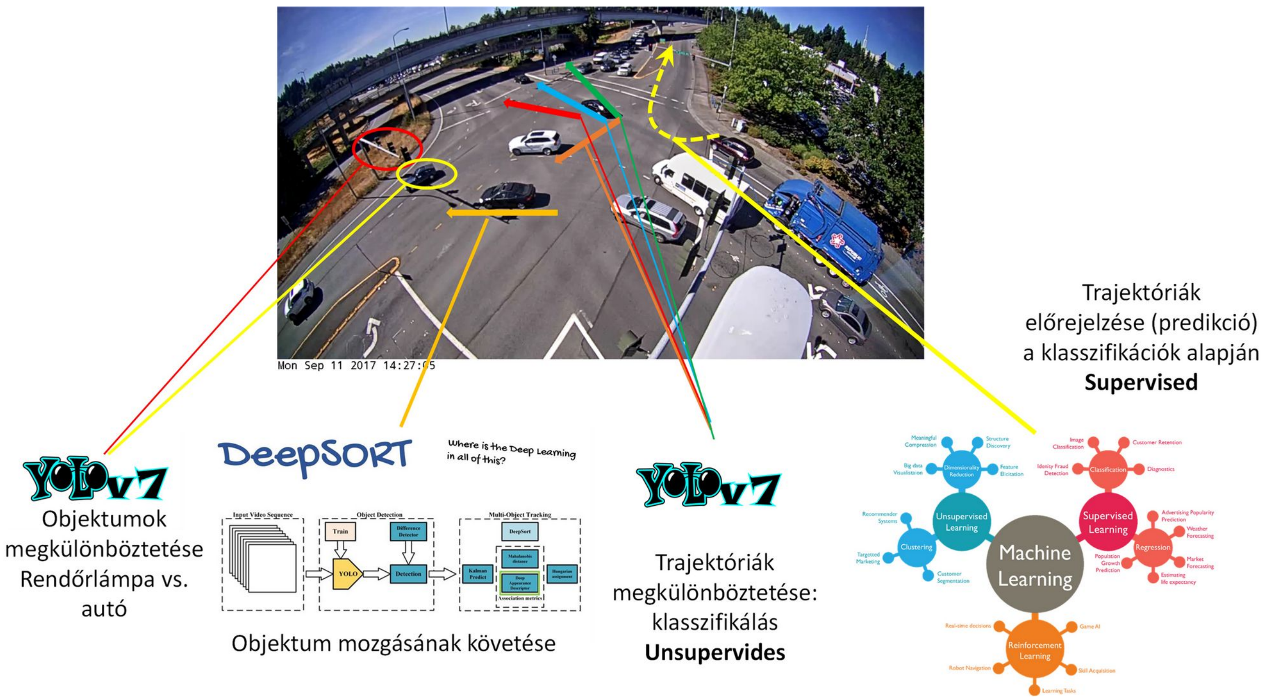
1 BEVEZETÉS

A városok növekedése egyre nagyobb forgalomhoz vezet, ami a balesetek, forgalmi dugók számát növeli és a levegő minősége is romlik.

Az ITS (intelligent transportation system). fejlesztése a városokban erre megoldást jelenthet. Ez magába foglalja az információs és kommunikációs technológiák, mint például szenzorok, kamerák, kommunikációs hálózatok és adat elemzés fejlesztés 5G hálózatokon keresztül, ezek a technológiák összeköthetők a közlekedési eszközökkel. Ehhez okos forgalomirányítási rendszerek kifejlesztésére van szükség, amik információval tudnak szolgálni a járművekbe szerelt informatikai rendszereknek. A legértékesebb információt a közlekedésben résztvevő jármű jelen és jövőbeli pozíciója jelenti. Pontos és gyors trajektória előrejelző rendszerek kifejlesztése egy nagy kihívás és egyre növekszik irántuk a kereslet. E kutatási terület kiforratlanságából eredően, kevés létező keretrendszer és adathalmaz található, így a tanító adathalmaz gyűjtése, adatok kinyerésének formátumának tervezése és mérőszámok kifejlesztése (amivel a tesztelni kívánt modellek pontosságát tudjuk mérni) is a kutatáshoz tartoznak. Ebben a kutatásban erre a problémára törekszünk egy módszertant és keretrendszert kifejleszteni, emellett klaszterezési és klasszifikációs gépi tanulási algoritmusokat tesztelni.

Machine Learning. A gépi tanulásnak számos különböző típusa létezik, például a felügyelt tanulás, a felügyelet nélküli tanulás és a megerősítő tanulás. A felügyelt tanulásban a modell az adatokon keresztül próbál megtanulni egy adott feladatot. A modellnek az adatok mellett ismert kimeneti értékekre van szüksége, amelyek segítik a modell tanulását és az előrejelzéseket. A felügyelet nélküli tanulásban a modellnek az adatokból kell megtalálnia a mintákat és összefüggéseket anélkül, hogy előzetesen ismert kimeneti értékekre támaszkodna. A megerősítő tanulásban a modell az adatokon és a rendszeren keresztül próbál megtanulni, és visszajelzést kap a teljesítményéről. A gépi tanulás nagyon széles körben alkalmazható, például az automatikus beszédfelismerésben, képfelismerésben, a termékajánlásokban, pénzügyi előrejelzésekben, egészségügyben és az üzleti elemzésekben. Az adatok rendelkezésre állása miatt az iparágak és a kutatási területek számos területen használják a gépi tanulást az előrejelzések és a döntéshozatal támogatása érdekében. Munkánkban forgalomban résztvevő objektumok trajektóriájának osztályozásához használjuk ezeket a gépi tanulási algoritmusokat. A forgalomban fellelhető szabályosságokat, unsupervised tanulási módszerrel, úgynevezett klaszterezéssel határozzuk meg. Erre a feladatra KMeans, BIRCH [Zhang et al. 1996] és DBSCAN [Ester et al. 1996][Schubert et al. 2017], OPTICS [Ankerst et al. 1999] algoritmusokat teszteltük. A klaszterezéshez az objektumok be- és kimeneti pontjai szolgálnak bemenetként az algoritmusoknak, az algoritmusok által meghatározott trajektória klaszterek lesznek a klasszifikáció tanítására használt osztályok. A klaszterezési lépés felgyorsítja a klasszifikációs modellek tanítását, mivel a trajektóriák osztályokba sorolását kézzel is el lehetne végezni, ami nagy adathalmazok esetén nagyon hosszú idő lenne. A klasszifikáció egy supervised tanulási módszer, amihez mi bináris klasszifikációs modelleket kombinálunk, ami magas osztályszámnál, ami a mi esetünkben átlagosan 10-15 között volt, hatékony. Minden bináris modellnél, egy osztály az összes többivel szemben van betanítva. A modellek pontosságának kiértékeléséhez 3 mérőszámot alkalmaztunk, amik az *Accuracy Score*, *Balanced Accuracy Score* [Brodersen et al. 2010] és *Top-k Accuracy Score*. Mindegyik mérőszám kiszámolásához *K-Fold Cross-Validation* [Anguita et al. 2012] metódust alkalmaztunk, ahol $K = 5$.

A tanító adatok. előállításához, objektumok detektálására a YOLOv7 [Wang et al. 2022] konvolúciós neurális hálót használtuk, ez a konvolúciósl neurális háló architektúra nem csak nagy pontosságot hanem sebességet is nyújt nekünk. Emellett képkockáról képkockára követni is kell tudni a detektált objektumokat. Erre is sok megoldás található manapság, erre a feladatra a DeepSORT [Wojke and Bewley 2018] nevezetű algoritmust használtuk, ez kálmán filtert és konvolúciós neurális hálót használ az objektumok követésére. A tanító adatok 5 különböző helyszín forgalmát tartalmazzák. Minden helyszín más tulajdonságokkal bír, ezért nem lehet generalizálni a tanítási folyamatot, nem lehet egy univerzális



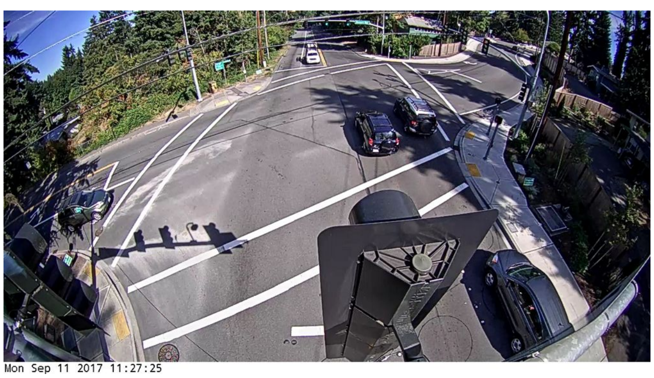


Fig. 1. Bellevue Newport kereszteződés

Fig. 2. Bellevue Eastgate kereszteződés

modellt betanítani ami minden közlekedési helyszínre lmazható egyaránt. 4 videót Bellevue város github olda gyűjtöttük, amiknek az elérhetőségét egy mellékletként csatoljuk, a kereszteződések 1. 2. 3. 4. képeken láthatók, az ötödik videó La Grange-ből származik lásd 5. A videók pontos elérhetőségét a mellékletben található *urls.txt* -ben adtuk meg.

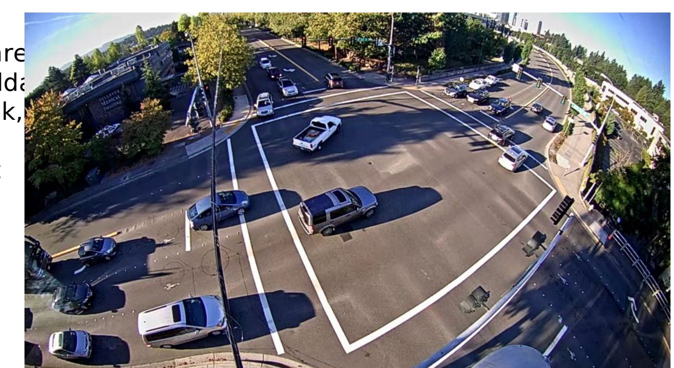


Fig. 3. Bellevue NE kereszteződés

2 KAPCSOLÓDÓ KUTATÁSOK

Sok ITS-el kapcsolatos kutatásban tárgyalják a forgalom folyás (traffic flow) előrejelzését. [Paul et al. 2017] összehasonlítja az eddig kutatott és használt modellek, mint például Kalman Filtering, k-nearest neighbor (k-NN), mesterséges neurális hálók, stb., pontosságát és sebességét, ezen modellek továbbkutatását, mivel egyre növekednek a különböző szenzorok által begyűjtött traffic flow adatok, így

Fig. 4. Bellevue SE kereszteződés

Fig. 5. La Grange KY North

ez a terület belépett a *Big Data* korszakába [Rossi et al. 2021] is a traffic flow előrejelzését és elemzését tárgyalja, Floating Car Data (FCD) adathalmazokon betanított, Hosszú-Rövid-Távú memóriájú és Generatív versengő hálókkal.

2.1 YOLO

YOLO (You Only Look Once) egy nagyon hatékony objektumdetektáló algoritmus, amely képes nagyon gyorsan észlelni és besorolni az objektumokat egy képen vagy videón. Az YOLO algoritmus működése a következő lépésekből áll:

(1) Bemeneti kép előkészítése: A kép előkészítése magában foglalja a normalizálást és a méretarányhoz való igazítást annak érdekében, hogy az YOLO algoritmus hatékonyan dolgozhasson a képpel.
(2) Vektor előállítása: Az YOLO algoritmus a bemeneti képet a vektorizálás segítségével elemzi, amelynek eredménye egy tensor lesz, amely az objektumok lokalizációjához és azok osztályozásához szükséges információkat tartalmazza.
(3) Konvolúciós hálózat alkalmazása: Az YOLO algoritmus egy kiterjedt konvolúciós hálózatot alkalmaz a vektorra, amelynek célja az objektumok lokalizálása és azok osztályozása.
(4) Konvolúciós hálózat alkalmazása: Az YOLO algoritmus egy kiterjedt konvolúciós hálózatot alkalmaz a vektorra, amelynek célja az objektumok lokalizálása és azok osztályozása.
(5) Objektum lokalizálása és osztályozása: Az YOLO algoritmus az általa előállított tenzoron keresztül az objektumok lokalizálását és azok osztályozását. A algoritmus meghatározza az objektumok koordinátáit és a hozzájuk tartozó osztályt.

Az YOLO algoritmus előnye, hogy nagyon gyors és hatékonyan kezeli az objektumok lokalizálását és azok osztályozását. A algoritmus gyakran jobb teljesítményt nyújt, mint a hasonló módszerek, és a különböző objektumokat a bemeneti képen gyorsan és hatékonyan azonosítja. Azonban az YOLO algoritmus hibázhat, ha az objektumok nagyon hasonlóak egymáshoz vagy a háttérhez, nagyobb hibát eredményezhet, ha az objektumok nagyon kicsik a képen. Legfrissebb változata a Yolov7 felülmúlja sebességben és pontosságban a modern konvolúciós hálókat (lásd 6. ábra) beágyazott rendszerekben és videókártya-kon is egyaránt jó a teljesítménye, ezért az területen alkalmazható.

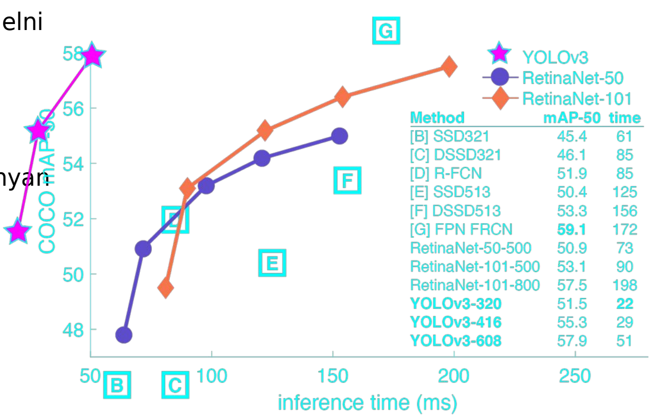


Fig. 6. YOLOv3 Performance

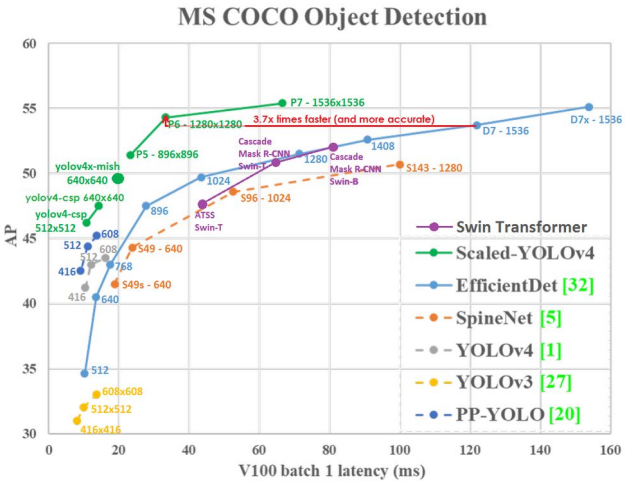


Fig. 7. YOLOv4 Performance

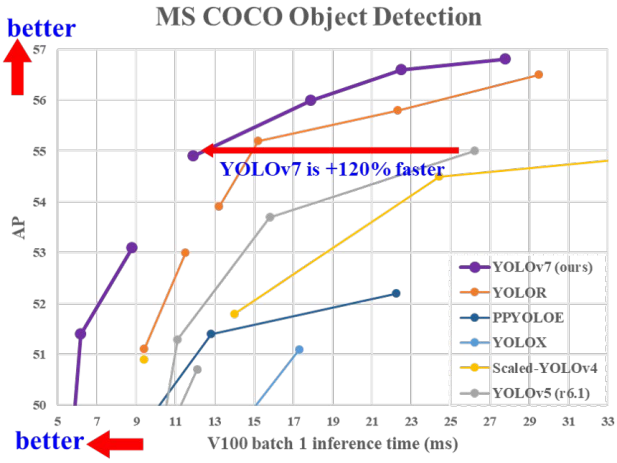


Fig. 8. YOLOv7 Performance

2.2 DeepSORT

Az YOLO algoritmus előnye, hogy nagyon gyors és hatékonyan kezeli az objektumok lokalizálását és azok osztályozását. Az algoritmus gyakran jobb teljesítményt nyújt, mint a hasonló módszerek, és alkalmas objektumokat a bemeneti képen gyorsan és hatékonyan azonosítja. Azonban az YOLO algoritmus hibázhat, ha az objektumok nagyon hasonlóak egymáshoz, vagy a háttérhez, nagyobb hibát eredményezhet, objektumok nagyon kicsik a képen. A DeepSORT algoritmus működése a következő lépésekből áll:

(1) Objektumdetektálás: Az algoritmus először objektumdetektálást végez, azonosítja az összes objektumot a videofelvételen, például a YOLO objektumdetektáló algoritmust használva.

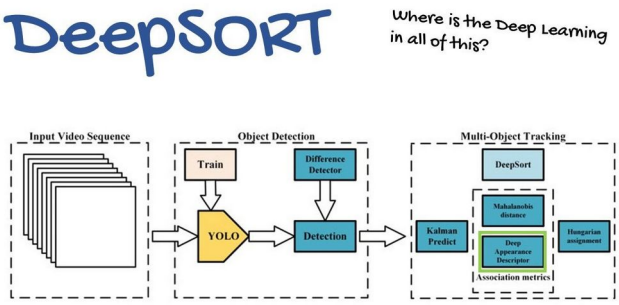


Fig. 9. Objektum követés

(2) Jellemzők kinyerése: A DeepSORT az objektumok jellemzőit (pl. mérete, sebessége, szín) kinyeri, hogy a következő lépésben követhesse az objektumot azonosítani tudja.
(3) Objektumazonosítás: Az algoritmus használ egy "tracklet" nevű algoritmust, hogy azonosítsa és követhesse az objektumokat az időben. A "tracklet" az objektum jellemzőit használja, hogy azonosítsa az adott objektumot a videofelvétel többi részein.
(4) Címkézés: Az objektumokat azonosítják egyedi azonosítókkal, hogy az algoritmus megkülönböztethesse azokat az egyes videofelvételeken.
(5) Korszakosítás: A DeepSORT algoritmus általánosan a Kalman-szűrőt használja, amely folyamatosan frissíti az objektumok helyzetének becslését. A Kalman-szűrő az algoritmusnak megjósolja az objektumok következő helyzetét a videofelvételen.

A DeepSORT algoritmus előnye, hogy nagyon stabil és pontos objektumkövetést biztosít akkor is, ha az objektumok átmennek más objektumok mögött vagy ha azok mozgása bonyolult. Az algoritmus nagyobb pontosságot nyújt, mint a hagyományos objektumkövetési algoritmusokhoz képest, és képes megbirkózni a nagy sebességű objektumok követésével is. Azonban az algoritmus nagyobb számítási erőforrásokat igényel, és magasabb számítási költséget igényel az implementáláshoz.

3 ADATHALMAZOK KIALAKÍTÁSA

A kutatás során saját adathalmazok kialakítására volt szükség. Az adatok begyűjtésére és eltárolására saját alkalmazást és keretrendszert fejlesztettünk ki. A szoftver keretrendszert python nyelven írtuk meg, forráskód ezen a linken megtalálható: http://github.com/Pecneb/computer_vision_research. A fejlesztés során a következő programkönyvtárakat használtuk OpenCV [Bradski 2000], Numpy [Harris et al. 2020], Pandas [pandas development team 2020], Scikit-Learn [Pedregosa et al. 2011], Matplotlib [Hunter 2007], SQLite [Hipp 2020], Joblib [Joblib Development Team 2020]. Az adathalmazokat SQLite adatbázisban és joblib fájlokban

tároltuk el. Azért döntöttünk így, hogy két féle módon is eltároljuk az adathalmazokat, mert az SQL adatbázist univerzálisan bármilyen adatbáziskezelővel, vagy más programozási nyelvvel be lehet olvasni, viszont a joblib fájlokat sokkal gyorsabban be lehet tölteni pythonnal.

3.1 Adatstruktúra

Az adatstruktúrát SQL schema-ként, és python osztályként is definiáltuk.

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS objects (
        objID INTEGER PRIMARY KEY NOT NULL,
        label TEXT NOT NULL
    );
CREATE TABLE IF NOT EXISTS detections (
        objID INTEGER NOT NULL,
        frameNum INTEGER NOT NULL,
        confidence REAL NOT NULL,
        x REAL NOT NULL,
        y REAL NOT NULL,
        width REAL NOT NULL,
        height REAL NOT NULL,
        vx REAL NOT NULL,
        vy REAL NOT NULL,
        ax REAL NOT NULL,
        ay REAL NOT NULL,
        vx_c REAL NOT NULL,
        vy_c REAL NOT NULL,
        ax_c REAL NOT NULL,
        ay_c REAL NOT NULL,
        FOREIGN KEY(objID) REFERENCES objects(objID)
    );
CREATE TABLE IF NOT EXISTS metadata (
        historyDepth INTEGER NOT NULL,
        yoloVersion TEXT NOT NULL,
        device TEXT NOT NULL,
        imgsize INTEGER NOT NULL,
        stride INTEGER NOT NULL,
        confidence_threshold REAL NOT NULL,
        iou_threshold REAL NOT NULL,
        k_velocity REAL NOT NULL,
        k_acceleration REAL NOT NULL
    );
```

Minden követett objektum egyedi azonosítóval lett ellátva. Az objektumhoz tartozó detektálások külön táblába lett kiszervezve, ahol az *objID* idegen kulccsal kapcsoljuk az *objektumok* táblához. Egy objektumhoz az egyedi azonosítón kívül tartozik egy *label* amit a YOLO objektum detektálótól kap, ez lehet pl. autó, személy, teherautó, stb. Az objektumokhoz tartozó detektálások tartalmazzák a képkocka számát, amikor a detektálás történt, a konfidenciát, hogy mennyire biztos az objektumfelismerő a hozzárendelt *label*-ben, az objektum x, y kordinátáját, az objektum szélességét *width* és magasságát *width*, sebességét v_x, v_y és gyorsulását a_x, a_y, amik a deepSORT által kalkulált értékek, így mi még a koordinátákból kiszámolt v_{x_c}, v_{y_c} sebességet és a_{x_c}, a_{y_c} gyorsulást is eltároltuk. Ezek mellett még a konfigurációs adatokat is külön táblában tároljuk, hogy később meg lehessen ismételni a detektálást. A koordinátákat a videó méretének megfelelően leskálázzuk 0 - 1 értékek közé. Ha a videókép szélessége w, magassága h, akkor a képarány $r = \frac{w}{h}$, és az eltolt koordináták

$$x = \frac{x_0}{w} * r, \; y = \frac{y_0}{w} * r \tag{1}$$

$$v_x = \frac{v_{x_0}}{w} \cdot r, \; v_y = \frac{v_{y_0}}{w} * r \tag{2}$$

$$a_x = \frac{a_{x_0}}{w} * r, \; a_y = \frac{a_{y_0}}{w} * r \tag{3}$$

$$v_{x_c} = \frac{v_{xc0}}{w} * r, \; v_{y_c} = \frac{v_{yc0}}{w} * r \tag{4}$$

$$a_{x_c} = \frac{a_{xc0}}{w} * r, \; a_{y_c} = \frac{a_{yc0}}{w} * r \tag{5}$$

.

3.2 Objektumdetektálás

Az objektumdetektáláshoz a fennt említett YOLO modellt használtuk. Kutatásunk kezdetekor, a YOLO 4-es verziójával kezdtünk dolgozni, de később átváltottunk a jobb pontosságot és sebességet nyújtó 7-es verzióra.

3.2.1 YOLOv4. YOLO 4-es verzióját, C-ben implementálták. Hogy fel tudjuk használni, írnunk kellett egy python API-t, ami meg tudtunk hívni a deket programunkban.

3.2.2 YOLOv7. A YOLOv7 viszont már python-ban implementálták amihez már sokkal könnyebb volt API-t programozni és használni. Emellett, gyorsaságban és pontosságban is felülmúlta a 4-es verziót (lásd 8).

3.3 Objektumkövetés

Ahhoz, hogy trajektóriák alapján tudjunk szabájosságokat felismerni a forgalomban, pontos objektumkövetésre volt szükségünk. Eleinte saját objektumkövető algoritmust használ-tunk, ami deketálások euklideszi távolsága alapján próbálta meg követni az objektumokat. Ezzel az volt a gond, hogy hosszabb kitakarás után nem találta meg az objektumot, így egy új objektumnak számított, ami a képkockán előbukkant fel. Ennek a problémának a kiküszöbölésére építettük ki a DeepSORT algoritmust.

3.3.1 DeepSORT. A DeepSORT algoritmus pythonban implementált változatát integráltuk a mi programunkba.

4 KLASZTEREZÉS

A klaszterezés segítségével lehet az adatokat általánosítani a klasszifikáció alapjául szolgáló klasszokat. Ahhoz, hogy az a rengeteg trajektóriából és detektálásból számunkra használható információ keletkezzen, meg kell határoznunk feature vectorokat, amik a trajektóriákra jellemző értékeket tartalmaznak. Ebben a feature térben fogja a klaszterező algoritmus megtalálni az egymáshoz közeli, hasonló trajektóriákat.

4.1 Adattisztítás

A klaszterezés előtt a nyers adatokat fel kell dolgoznunk, hogy az esetleges hibás, zajos detektálások, trajektóriák miatt kapjunk fals klasztereket. Az objektum detektálás és követés nem tökéletes, rossz fényviszonyok, hosszabb takarások miatt a trajektóriák megszakadhatnak, ezért ki kell válasz az egyben maradt trajektóriákat. Három szűrő algoritmust futtattunk az adathalmazon. Elsőnek a trajektóriák belépő és kilépő pontjainak az euklideszi távolsága alapján szű Majd a kép széleit meghatározzuk min max kiválaszt és azokat a trajektórákat választjuk ki amiknek a szé meghatározott távolságra vannak a belépő és kilépő pontjaik.

4.1.1 DeepSORT pontatlanság. Kutatásunk során azt tapasztaltuk, hogy a DeepSORT és a YOLO pontatlanságai felerősítik egymást. A YOLO hajlamos néha táblákat, rendőr lámpákat autóknak nézni, és ekkor a DeepS elkezdi követni. Egy olyan hibáját is felfedeztük a DeepSORT-nak, hogy egy objektumról áttapad a követés egy mási objektumra, ami fals trajektóriákat hoz létre. A DeepSORT-nak lehet finomhangolni A paramétereit, ami nem bizonyu akkora javulásnak, ezért utólagos szűréssel kellett korrigálnunk ezt a hibát. Az algoritmus végig iterál a trajektóriák p jain és kiszámítja az egymást követő detektálások euklideszi távolságát, és ha egy küszöbérték felett vannak akkor eldob juk a trajektóriát. A következő képeken láthatók a klaszterek szűrés előtt és után (lásd 10 11).

4.2 Feature vektorok

Klaszterezéshez 4 és 6 dimenziós feature vektorokat használtunk. A 6 dimenziós vektorokat a DeepSORT hibájának kiszűrésére hoztuk létre, felépítésük a következő [belépő x középső x,y kilépő x,y], de a kifejlesztett szűrő hatékonyabbnak bizonyult, és a kevesebb dimenzió előnyt jelent, ezért maradtunk a 4 dimenziós feature vektor mellett, melynek a felépítése: [belépő x,y, kilépő x,y].

4.3 Klaszterezési algoritmusok

Klaszterezéshez több fajta algoritmust teszteltünk. A legjobb eredményeket az OPTICS (Ordering Points To Identify the Clustering Structure) [Ankerst et al. 1999] algoritmus adta. Aminek az eredménye a fenti képeken látható (lásd 10). OPTICS-on kívül leteszteltük a KMeans, DBSCAN és BIRCH algoritmusokat.

KMeans. A KMeans klaszterezés egy unsupervised machin learning algoritmus, amely célja az adatok csoportosítása oly módon, hogy azonos klaszterbe tartozó adatok közö távolság minimális legyen, míg az eltérő klaszterek távolság maximális. Az algoritmus működése a következő lépésekből áll:

(1) Centroidok inicializálása: Az algoritmus véletlenszerűen inicializál k centroidot a dataseten, ahol k a klaszterek száma.
(2) Adatok csoportosítása: Az algoritmus minden adatponthoz hozzárendeli a legközelebbi centroidot, és azonos

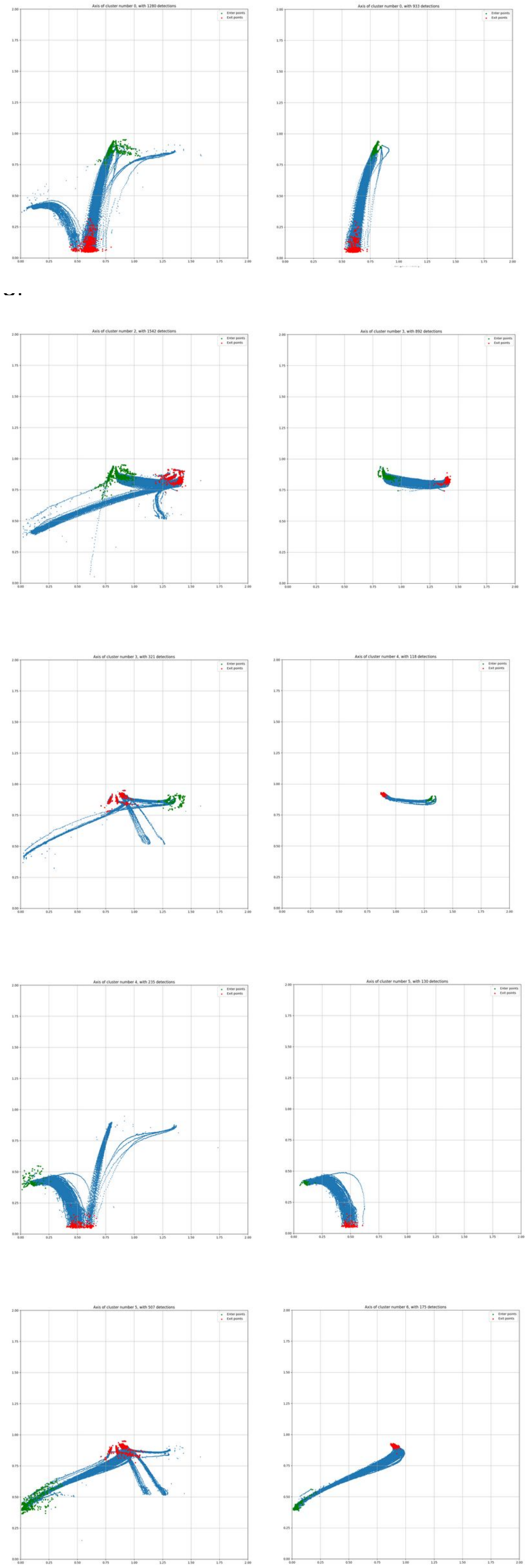


Fig. 10. Klaszterezés szűrő

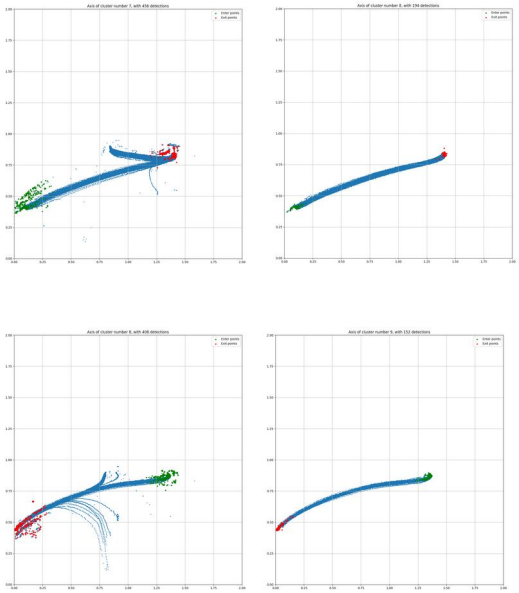


Fig. 11. Klaszterezés utáni szűrő

klaszterbe helyezi azokat az adatpontokat, amelyekne a centroidja megegyezik.

(3) Centroidok újraszámolása: Az algoritmus újraszámolja a centroidok pozícióit az adatok csoportosítása után, hogy azok a klaszterben található adatpontok átlagértékének megfelelően helyezkedjenek el.

(4) Lépések ismétlése: Az algoritmus addig ismételgeti a 2. és 3. lépéseket, míg az adatpontok klaszterezése konvergens állapotba nem jut, azaz az adatpontok csoportosítása már nem változik, vagy az algoritmus elér egy előre meghatározott maximális iterációs számhoz ér.

(5) Klaszterek értékelése: Az algoritmus kiértékeli a klaszterek minőségét, például a csoportokban lévő adatpontok közötti távolságot, és dönti el, hogy a centroidokat újra kell-e szervezni.

A KMeans klaszterezés előnye, hogy egyszerű és gyors algoritmus, amely hatékonyan használható az adatok csoportosítására. A klaszterek számát könnyen meg lehet adni, és az algoritmus gyorsan konvergál. Azonban az algoritmus érzékeny az inicializálási folyamatokra, és gyakran alkothat olyan csoportokat, amelyek nem teljesen homogének. Emellett KMeans *n_clusters* - klaszterek számára paraméterét elő kell definiálni, aminek meghatározására próbálkoztunk külön bőzős metrikákat felhasználva, hogy automatizálható legyen a klaszterezési lépés. Ezek a metrikák Silhouette Coefficient [Rousseeuw 1987], Calinski-Harabasz Index [Caliński and JA 1974] és Davies-Bouldin Index [Davies and Bouldin 1979]. Elbow diagramok segítségével próbáltuk meghatározni, hogy milyen értéket érdemes adni az *n_clusters* paraméternek lásd 12. A mérőszámok konzisztensen alacsony értéket adtak, egy

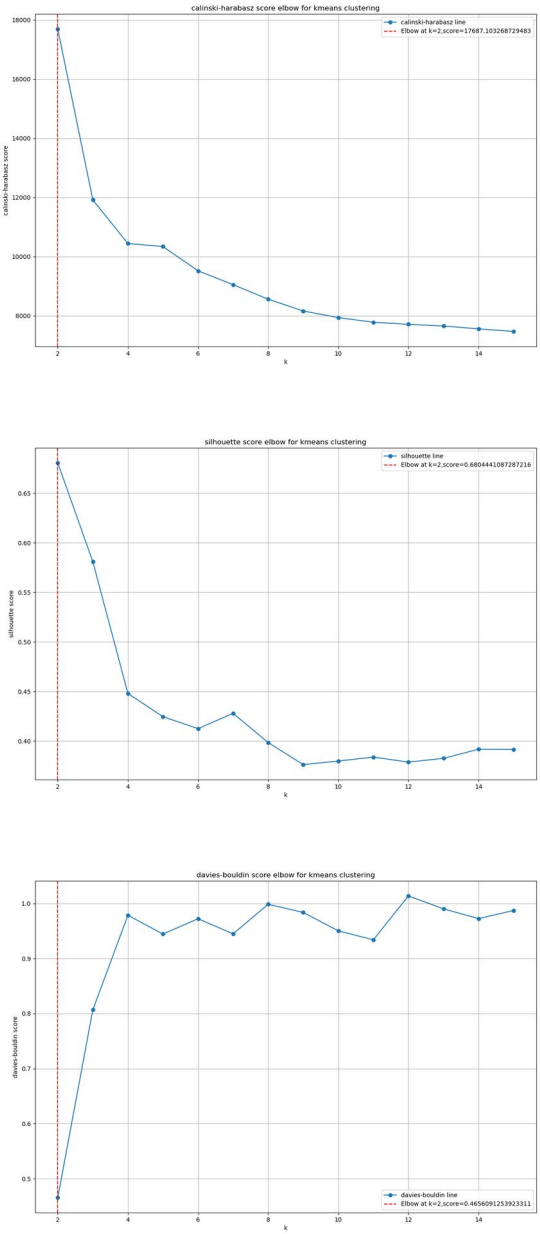


Fig. 12. Elbow diagramok

n egy olyan keresztező ódesnél, ahol jóval több klaszterbe sorol hatók a trajektóriák. A KMeans használatát ezért elvetettük

A BIRCH (Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies). egy gyors és hatékony hierarchikus klaszterezési algoritmus, amelyet nagy mennyiségű adat gyors csoportosítására fejlesztettek ki. Az algoritmus célja, hogy az adatokat összesítse a memóriában, és a klaszterek kész

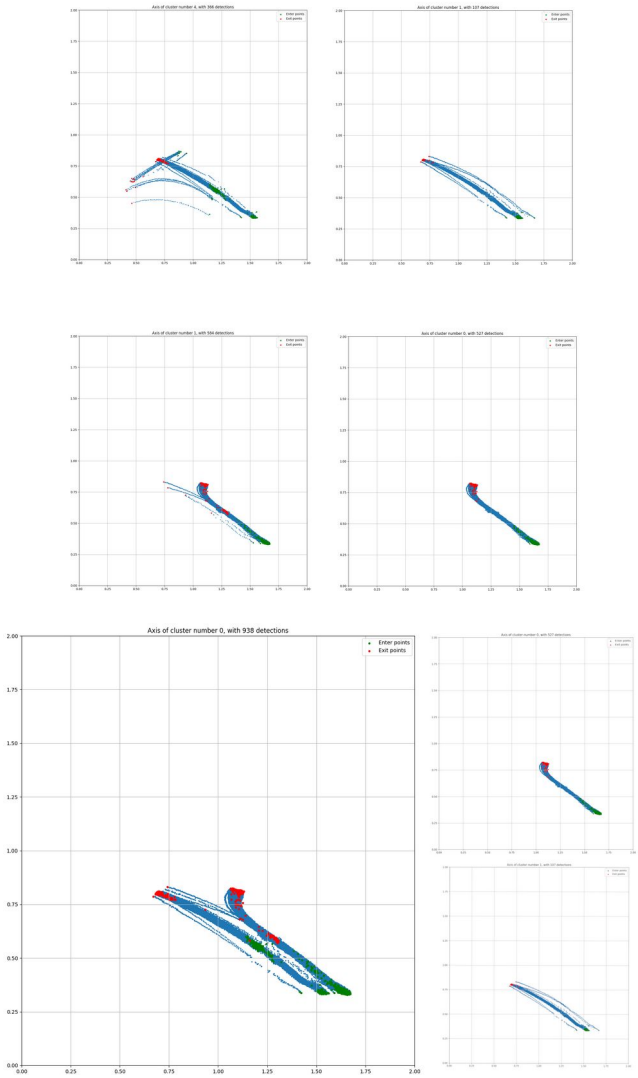


Fig. 13. KMeans, BIRCH, DBSCAN vs OPTICS

sor´an ne kelljen minden adatpontot az eg´esz adathalmazon v´egigvinni. Az algoritmus a következ˝o l´ep´esekb˝ol ´all:

(1) Adatok aggreg´al´asa: Az adatok aggreg´al´asa sor´an az algoritmus egym´ashoz közel˝o helyezi az adatokat az ¨osszetartozó klaszterekben. Az aggreg´al´as folyamat során az algoritmus az adatokat kisebb csoportokba osztja, ´es azokat összevonja egy aggreg´alt reprezentációba.
(2) Hierarchikus csoportosít´as: Az algoritmus l´etrehozza az aggreg´alt adathalmaz hierarchikus reprezentáját. Az adatokat egy fa szerkezetben helyezi el, ahol a gyökér a teljes adathalmaz, a lev´elpedig az egyes adatpontokat tartalmazza.
(3) Clustering: Az algoritmus elv´egzi az adatok klaszterez´es´et a hierarchikus fa struktúrája alapj´an. A klaszterek l´etrehoz´asa egy iterat´ıv folyamat, amelyben az algoritmus egym´ashoz közeli ut´an dolgozza fel a fa szintjeit. Az algoritmus minden szinten klaszterez´est v´egez, ´es az el˝oz˝o szinten megtal´alt klasztereket használja a következ˝o szinten v´egzett csoportosításhoz.

A BIRCH algoritmus el˝onye, hogy hat´ekonyan kezeli nagy mennyiségu˝ adatokat, ´es minimális mem´oriahaszn´alatot ig´enyel. Az algoritmus gyorsan fut, ´es lehet˝ové teszi adatportok hierarchikus struktúr´aj´anak vizsg´alat´at. Azonban az algoritmus nem alkalmas olyan adatokra, amelyeket neh´ez aggreg´alni, ´es az adatok aggreg´al´asa sor´an elveszhetnek a finom r´eszletek. A futtatott tesztek alapj´an elmondhat´o, hogy a BIRCH algoritmus sokszor egybevon klaszterbe-meneteket vagy kimeneteket, ami miatt t¨obb m´as ir´anyb´ol j¨ov˝o, vagy t¨obb m´as irányba kil´ep˝o objektumokat azonos klaszterekbe. *threshold* param´eterrel lehet a klaszterek m´eret´et szab´alyozni, amivel jav´ıtható az egybevont klaszterek sz´ama, a kutat´as sor´an futtatott tesztek alapj´an, m´eg ´igy is az OPTICS adta a legtisztább klasztereket.

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise). egy hat´ekony klaszterez´esi algoritmus, amely a sűrűs´eg alapj´an klaszterez. Az algoritmus c´elja, hogy megtal´alja a sűrűs´eg alapú klasztereket az adathalmazban, ´es az adatpontokat azonos´ítsa, amelyek nem tartoznak egyik klaszterhez sem, azaz a nevezett zajokat. Az algoritmus két fő param´etere a klaszterek sűrűs´eg´enek skálája *eps*, az adatpontok minimum szomsz´edjainak sz´ama *min_samples* ´es az adatpontok kiindul´asi sorrendje. Az algoritmus l´ep´esei a következ˝ok:

(1) Választ v´eletlenszer˝uen egy adatpontot, amely m´eg nem lett klaszterezve.
(2) Tal´alja meg az ¨osszes adatpontot, amelyekre az *eps* sugarú k¨or k¨oz´eppontjától el lehet jutni.
(3) Ha az adatpontok száma nagyobb, mint a *min_samples*, akkor l´etrehoz egy új klasztert ´es hozz´aadja az ¨osszes adatpontot a klaszterhez. Ha az adatpontok sz´ama kisebb, mint a *min_samples*, megjel¨oli az adatpontot zajk´ent.
(4) Folyamat megism´etl´ese az összes nem klaszterezett adatponttal.

Az OPTICS (Ordering Points To Identify the Clustering Structure). egy másik klaszterez˝oalgoritmus, amely a sűrűs´eg alapú klaszterez´est használja. Az algoritmus a DBSCAN-hoz hasonl´oan az adatpontok k¨oz˝otti sűrűs´egi kapcsolatokat használja a klaszterek meghat´aroz´as´ahoz. Az OPTICS tov´abbi inform´aci´ot szolg´altat az adathalmaz klaszterezett struktúrájáról. Az algoritmus az adatpontok sűrűs´eg´et ´es azok sűrűs´eg´et is figyelembe veszi a klaszterek meghat´aroz´as´ahoz. Az OPTICS algoritmus l´ep´esei a következ˝ok:

(1) Válasszunk ki egy v´eletlenszer˝u adatpontot, amely m´eg nem került klaszterez´esre.
(2) Megkeresi az ¨osszes szomsz´edos adatpontot, ´es kisz´am´ıtja a távolságot az adott adatpontt´ol.

(3) A szomszédos adatpontokat sűrűség és sűrűség szerint rendezni.
(4) Létrehoz egy "optikai" sorrendet, amelyben az adatpontokat rendezzük a távolságuk és sűrűség szerint. Ez lehetővé teszi, hogy az algoritmus kétes könnyebben megtalálja a klasztereket és a zajokat.
(5) Ha az adatpontot egy klaszterhez lehet rendelni, akkor adjuk hozzá a klaszterhez.
(6) A folyamatot megismétli az összes nem klaszterezett adatpontra.

Az OPTICS algoritmus előnye, hogy lehetővé teszi a klaszterek és a zajok meghatározását egyaránt, és további információkat is szolgáltat az adathalmaz klaszterezett struktúrájáról, mint például a klaszterek hierarchiájáról és a klaszterek közötti távolságról. Az OPTICS azonban az adathalmazok nagy méretére és magas dimenziós esetében nagy lehet, és nagy előfeldolgozási igényt igényelhet a klaszterezéshez.

Paraméterezésben a DBSCAN annyiban különbözik az OPTICS-tól, hogy *max_eps* paraméter helyett, ami egy távolságtartományt ad meg, *eps* paramétert használja, ami pontos távolságot ad meg.

A 13. képen a KMeans, BIRCH, DBSCAN klasztereit állítjuk szembe az OPTICS által talált klaszterekkel. Látható, hogy az OPTICS, nagyon hatékonyan tudta kiszűrni a zajos trajektóriákat, és nem vont egybe kimeneti vagy bemeneti klasztereket.

4.4 Paraméterek kiválasztása

A megfelelő paraméterek kiválasztása a klaszterezéshez igen fontosnak bizonyult. Ezt a gyűjtött adathalmazokon kézzel kellett finomhangolnunk. A halmazok minimum számát a *min_samples* paraméterre lehet szabályozni, a pontok egymástól való távolságának felső határát *eps* el lehet megadni. Az távolságkiszámításhoz használt methódust *metric*-el lehet megadni. A *xi* paraméterrel az elérni kívánt minimum meredekséget lehet megadni. klaszterek határát szabja meg. Az adathalmazra alkalmazható megfelelő paramétereket nem tudtuk generálni, kézzel kellett finomhangolnunk. A plotokon látható klaszterek megtalálásához $min\_samples = 50$, $max\_eps = 0.1$, $metric =$ *minkowski* és $xi = 0.15$ paramétereket használtuk.

5 KLASSZIFIKÁCIÓ

5.1 Multiclass

A több osztályos klasszifikálás egy olyan feladat, ahol több mint 2 osztály van, és minden feature vektor csak egy osztályba tartozhat. Az alapvető megközelítések a többosztályos klasszifikációra az, hogy a modell tanítása során az összes lehetséges kategóriát egyszerre kell figyelembe venni. Ez azt jelenti, hogy minden egyes kategóriát egy osztályként kell kezelni, és a modell tanulásakor figyelembe kell venni az összes osztályt. Az osztályozó modell célja, hogy az adathalmazból kiválasztott jellemzők és az osztályok közötti kapcsolatok alapján olyan döntési függvényt vagy osztályozó algoritmust hozzon létre, amely képes az adatok osztályozására. A multiclass klasszifikációhoz különböző algoritmusok használhatók, például a Random Forest, Support Vector Machine (SVM), k-Nearest Neighbor (kNN), Decision Tree és Deep Neural Network (DNN). A megfelelő algoritmus kiválasztása az adathalmaz méretétől, dimenziójától, az osztályok számától és az adatok minőségétől függ. A Multiclass klasszifikáció kevesebb osztály számnál jó eredményt adhat, de a mi esetünkben ahol 10-15 osztály is lehet, ami azt jelenti, hogy nem lehet élesen pontosan eltatálni melyik osztályba tartozik egy trajektória.

5.2 Binary

A binary (kétosztályos) klasszifikáció egy olyan gépi tanulási probléma, amelyben az adathalmazban szereplő objektumokat vagy eseményeket két kategóriába kell osztályozni. Például megkülönböztetheti a "spam" és "nem spam" leveleket, vagy az "egészséges" és "beteg" betegeket az orvosi diagnózisban. Az alapvető megközelítés a binary klasszifikáció az, hogy az osztályozó modell olyan döntési határt hoz létre az adathalmazban található adatok és az osztályok között, amely megkülönbözteti az egyik kategóriába tartozó adatokat a másikétól. Ennek az eredménye egy bináris predikciós, amely azt jelzi, hogy egy adott adat az egyik vagy a másik kategóriába tartozik.

5.3 OneVsRest

A One-vs-Rest (OvR), másnéven One-vs-All (OvA) klasszifikáció egy olyan többosztályos osztályozási technika, amelynek célja, hogy különböző osztályok között megkülönböztető készítsen. Az OvR-ben a különböző osztályok közötti különbségeket az egyik osztályhoz képest határozzák meg. Ezt az osztályt "egy" osztálynak nevezik, és a többi osztályt "a többi" osztályoknak. Az OvR algoritmusban egy osztályozó modellt hoznak létre minden egyes osztályra és a többi osztályok közötti megkülönböztetésre. Ez azt jelenti, hogy ha van például 5 osztályunk, akkor 5 különböző bináris klasszifikátorra van szükségünk, amelyek mindegyike egy adott osztályt tud megkülönböztet a többi osztályról. A bináris osztályozók előállításához hozott modellt használjuk az osztályozásra. Az osztályozó modellnek két kimenete van, "1" vagy "0". Ha a modell kimenete "1", akkor az adott minta az adott osztályhoz tartozik, ha a kimenete "0", akkor az adott minta nem tartozik az osztályhoz. Az OvR osztályozó előnye, hogy egyszerűen használható, mivel csak bináris osztályozókat kell alkalmazni minden egyes osztályra, és használható, ha az osztályok közötti határok nincsenek jól meghatározva.

5.4 Machine Learning modellek

Kutatásunk során több féle machine learning modellt teszteltünk: KNN (KNearesNeighbors), GNB (GaussianNaiveBayes), MLP (MultiLayerPerceptron), SGD (StochasticGradientDescent), SVM/SVC (SupportVectorMachine/SupportVectorClassification) [Chang and Lin 2011], DT (DecisionTree) [Breiman et al. 1984]. Ezekből a GNB,

Bellevue Newport			
Metrics	Balanced	Top 1	Top 2
KNN	90.57%	95.50%	99.12%
GNB	63.92%	73.25%	90.10%
MLP	58.49%	81.93%	89.43%
SGD Modified Huber	45.43%	66.39%	83.54%
SGD Log Loss	40.41%	60.70%	79.69%
SVM	77.87%	89.29%	96.61%
DT	90.95%	93.64%	95.06%

Table 1. Bellevue Newport Feature Vektor V1

Average Accuracy Feature Vector v1			
Metrics	Balanced	Top 1	Top 2
KNN	94.16%	96.71%	99.46%
SVM	81.65%	90.82%	98.05%
DT	93.11%	94.88%	96.03%

Table 2. Testset Feature Vektor V1

Average Accuracy Feature Vector v7			
Metrics	Balanced	Top 1	Top 2
KNN	92.08%	95.61%	98.66%
SVM	88.72%	93.86%	98.92%
DT	89.46%	93.30%	94.55%

Table 3. Testset Feature Vektor V7 Stride 15

Average Accuracy Feature Vector v7 stride 30			
Metrics	Balanced	Top 1	Top 2
KNN	92.68%	95.96%	98.79%
SVM	88.67%	93.49%	98.91%
DT	89.87%	93.17%	94.53%

Table 4. Testset Feature Vektor V7 Stride 30

Cross-Validation Average Accuracy Feature Vector v1			
Metrics	Balanced	Top 1	Top 2
KNN	92.60%	96.06%	99.38%
SVM	81.21%	89.76%	97.79%
DT	92.43%	94.55%	95.97%

Table 5. Cross-Validation Feature Vektor V1

Cross-Validation Average Accuracy Feature Vector v7			
Metrics	Balanced	Top 1	Top 2
KNN	90.74%	95.49%	98.39%
SVM	87.36%	94.03%	98.85%
DT	89.12%	93.56%	94.95%

Table 6. Cross-Validation Feature Vektor V7 Stride 15

Cross-Validation Average Accuracy Feature Vector v7 stride 30			
Metrics	Balanced	Top 1	Top 2
KNN	91.15%	95.64%	98.54%
SVM	87.28%	93.69%	98.60%
DT	89.55%	93.73%	95.15%

Table 7. Cross-Validation Fetature Vektro V7 Stride 30

MLP és SGD nem adott jó eredményeket látható az alábbi táblázatban 1, az eredmények megismétlődtek a későbbi tesztekben, ezért ezeket a modelleket nem tárgyaljuk. A legjobb eredményeket a KNN adta minden esetben 90% felett teljesített. A második legjobb a DecisionTree lett, ami átlagban balanced accuracy-ban az SVM felett teljesített, és Top 1 accuracyban is csak tizedekkel maradt le a 7. feature vektor használatakor, az 1. verzióval 4%-al jobban teljesített. A mérések eredményei a 2 és 3 táblázatban láthatók.

A K-Nearest Neighbors (KNN). egy egyszerű és hatékony osztályozó algoritmus, amely az adatok közötti távolság alapján osztályozza a bemeneti adatokat. Az algoritmus lényege, hogy egy adott bemeneti adathoz hasonló adatokat keres a tanuló adathalmazból, majd azok osztálycímkéit megnézve meghatározza az adat osztályát. Az algoritmus először szükséges, hogy az adatokat előkészítse. Ez magában foglalhatja az adatok normalizálását, standardizálását, outlier-ek kezelését, valamint a kategorikus adatok konvertálását numerikus formába. Az algoritmus működése a következő lépésekből áll:

(1) Távolságok számítása: Az algoritmus először számítja ki az összes tanuló adatpont és a bemeneti adatpont közötti távolságot. A leggyakrabban használt távolságmértékek az euklideszi és manhattani távolságok.
(2) K legközelebbi szomszéd kiválasztása: Az algoritmus a távolságok alapján kiválasztja a K legközelebbi szomszédot a bemeneti adatpontnak. A K értéke általában egy páros szám, hogy elkerüljük a döntések holtversenyét.
(3) Döntés meghozása: Az algoritmus a K legközelebbi szomszéd osztálycímkéinek többségi szavazatával dönti el, hogy melyik osztályba sorolja a bemeneti adatpontot.

Az előnye, hogy a KNN algoritmus könnyen értelmezhető és egyszerűen használható. Az algoritmus jól működik a kisebb méretű adathalmazokon, különösen akkor, ha az adatok egyszerű struktúrával rendelkeznek. A KNN továbbá jól alkalmazható olyan feladatokra, ahol a határok nem lineárisak, és ahol a szokásos statisztikai módszerek nem elegendőek. Az algoritmusnak azonban vannak korlátai, például az, hogy az algoritmus futásideje növekszik az adathalmaz méretével,

valamint hogy az eredmények érzékenyek lehetnek az pontok elhelyezkedésére.

Az SVM (Support Vector Machine). egy erőteljes, nem-lineáris osztályozó algoritmus, amelynek célja egy olyan határvonal (vagy hipersík) megtalálása az adatok között. Az algoritmus a bemeneti adatokat olyan módon osztályozza, hogy a döntési határvonal az osztályok között a legnagyobb távolságot biztosítsa. Ez a távolság a két legközelebbi adatpont között távolság, és a margin-nek nevezik. Az SVM algoritmus működése a következő lépésekből áll:

(1) Adatok előkészítése: Az adatokat előkészítjük, eltávolítjuk a hiányzó adatokat, valamint normalizáljuk vagy standardizáljuk az adatokat a hatékonyabb tanulási folyamat érdekében.
(2) Határvonal (hipersík) keresése: Az SVM algoritmus az adatokat olyan módon osztályozza, hogy a határvonal a két osztály között legnagyobb távolságot biztosítsa. Az algoritmus megtalálja az optimális hipersíkot, amely a legnagyobb margin-t biztosítja, amely egyenlő a két legközelebbi adatpont távolságával.
(3) Osztályozás: Az algoritmus az új adatokat a hipersíkon való pozíciójuk alapján osztályozza. Az algoritmus eldönti, hogy az új adat melyik oldalon található a határvonalon.

Az SVM előnye, hogy jól működik a magas dimenziós adatokon és olyan feladatokon, ahol az osztályok közötti határok nem lineárisak. Az SVM továbbá rendkívül hatékony az outlierek kezelésében, mivel csak azok a pontok határozzák meg a határvonalat, amelyek a legközelebb vannak hozzá. Az SVM azonban egy nehézkes algoritmus, amelynek tanítása hosszabb ideig tart, ha nagy adathalmazokat kell kezelni. Az algoritmus hiperparamétereinek finomhangolása további kihívást jelenthet, különösen ha nem rendelkezünk megfelelő előzetes tudással az adathalmazról.

SVM Paraméterek. Több féle "kernel function" - szűrő - közül választhatunk, ami lehet lineáris, polinomiális, exponenciális stb. Mi az RBF (Radial Basis Function) exponenciális szűrőt használtuk, aminek két fő paramétere van: C és γ. C az SVM egy általános paramétere, ami más szűrők használatakor is jelen van. Ez a paraméter határozza meg mennyire legyen elsimítva az osztályok közötti határ. Alacsony C sima határvonalhoz vezet, míg a magas C az okozza, hogy minden tanító adatot pontosan osztályozni tudjon. γ paraméter, azt határozza meg, hogy egy tanító adatnak mekkora befolyása van. Magas γ esetén az egymáshoz közelebbi adatok magas befolyással bírnak egymásra. Méréseink során azt tapasztaltuk, hogy az SVM tényleg gyors és hatékony, még nagy adathalmaz mellett is.

A Decision Tree (döntési fa). egy olyan algoritmus, amely a bemeneti adatok alapján egy hierarchikus fastruktúrát hoz létre. Az ilyen fastruktúra minden csomópontjában egy adatfajta tulajdonsága áll, és a levélcsomópontokban pedig a végleges osztálycímkék találhatóak. A döntési fában minden ág egy adott tulajdonság értékét reprezentálja, a fa építése során az algoritmus igyekszik minél jobban felosz tani a bemeneti adatokat az osztályok között. A Decision Tree osztályozó algoritmus létrehozása során a következő lép szükségesek:

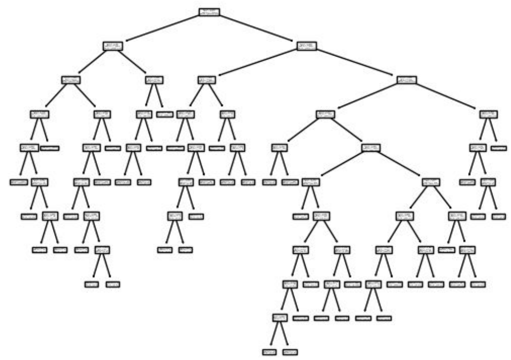


Fig. 14. DecisionTree Visualization

(1) Adatok előkészítése: Az adatokat elő kell készíteni az osztályozó algoritmus számára, amely magában foglalhatja az adatok előfeldolgozását, a hiányzó értékek kezelését és a kategorikus változók átalakítását számszerű adatokká.
(2) Fa építése: A fa építése során az algoritmus megpróbálja kiválasztani a legmegfelelőbb tulajdonságot a bemeneti adatok osztályozásához, majd a tulajdonság értékeitő függően felosztja az adatokat az algoritmus által meghatározott csoportokba. Az algoritmus folytatja ezt a folyamatot minden ágba, amíg el nem éri a leállási feltételt.
(3) Fa értékelése: Az értékelés során az algoritmus az osztálycímkéket rendel a bemeneti adatokhoz a fa segítségével.

A döntési fa osztályozó algoritmus előnye, hogy a modell könnyen értelmezhető és átlátható, így könnyen megé hogy a modell hogyan dönt a különböző osztálycímkékkel kapcsolatban. Az algoritmus továbbá jól alkalmazható kategórikus és numerikus változók kezelésére, valamint skálázható és gyorsan futtatható nagyobb adathalmazokon is. Egy döntési fát könnyű vizualizálni és kirajzolni, hisz egyszerű "if-else" logikai elágazásokból épül fel (lásd 14). Nagy és komplex fák alakulhatnak ki, amik túltanulást eredményezhetnek, és már kis eltérések a tanító halmazban nagy eltérések eredményezhetnek a fa logikájában.

5.5 Feature vektorok

Ahogyan klaszterezésnél, itt is fontos meghatározni egy olyan feature vektort, ami a legjobban jellemzi a tanító objektet. Ebben a részben két fajta vektor verziót fogunk tárgyalni,

a tesztek során a legjobban teljesítettek. Az egyik a legelső verzió amit kipróbáltunk, a másik a hetedik verzió, ami jobban teljesített mint az összes többi 2-6 verzió.

Az első verzió. Felépítése a következő $[x_0, y_0, v_{x_0}, v_{y_0}, x_m, y_m, x_l, y_l, v_{x_l}, v_{y_l}]$, ahol m index jelöli az időben középen elhelyezkedő detektálást, l index pedig az utolsó, legfrissebb detektálást jelöli. Ez a vektor jól reprezentálja a valós idejű futás közben keletkező trajektóriákat, mert egyszerre több száz detektált objektumonként nem lehet eltárolni a memóriában, hanem egy meghatározott méretű buffert kell alkalmazni, aminek mi 15 vagy 30 detektálást adtunk. Az adathalmazban eltárolt trajektóriák ennél a bufferénél több detektálást tartalmaznak, ezért az első verzióval a trajektóriákat k részre osztottuk, így egy trajektória szelet mérete $n_s = n_d/k$, ahol n_d a detektálások számossága a trajektóriában. Ezekből a szeletekből képeztük az egyes feature vektorokat.

A hetedik verzió. Felépítése $[x_0 * w_1, y_0 * w_2, v_{x_0} * w_3, v_{y_0} * w_4, x_l * w_5, y_l * w_6, v_{x_l} * w_7, v_{y_l} * w_8]$. Ennél a verziónál használtunk súlyokat, ahol $w_1 = 1$, $w_2 = 1$, $w_3 = 100$, $w_4 = 100$, $w_5 = 2$, $w_6 = 2$, $w_7 = 200$, $w_8 = 200$. Mivel a sebességek két nagyságrenddel kisebbek mint a koordináták, ezért felszoroztuk őket 100-as súlyokkal. Hogy a 15-30 detektálás nagyságú bufferekben nagyobb hangsúlyt kapjanak a legfrissebb koordináták és sebességek, így azok 2-es és 200-as szorzót kaptak. A mérések eredményeiből azt lehet levonni, hogy a 30-as bufferméret használata nem kifizetődő, nem növekedett a pontosság, és kétszer akkora memóriaigénye van.

Teszteredmények. Azt mutatják, hogy az utóbbi verzió növelte az SVM pontosságát, viszont rontott a KNN és DT pontosságát (lásd 3). Még negyobb adathalmazok esetén, ahol pár ezer trajektória helyett több tíz vagy akár százezer van, érdemes megfontolni, hogy a 7. verzióval tanítunk be SVM modellt, mivel a KNN futásiideje ekkora adatmennyiség esetén sokkal lassabb lesz.

5.5.1 Adatdúsítás. Hogy minél pontosabban reprezentáljuk a valós idejű futást és növeljük a tanító adathalmazt, egy trajektóriából több feature vektort állítunk elő. Ezeknek a számosságát a feature vektorokat legeneráló algoritmusban szabtuk meg. Ezzel azt is szabályoztuk, hogy mekkora időszeletből prediktáljon a modell. Mint ahogy fennt is említettük, valós időben max 15, 30 detektálást érdemes tárolni a bufferben. A mérési eredmények azt mutatják, hogy 15 és a 30 nagyságú buffer között nincs nagy különbség pontosságban. Futási idő szempontjából érdemes lehet a 15 nagyságú buffert választani, ha van elég tanító adat, és ha akarunk spórolni tanítással, akkor a 30 nagyságú buffert is választhatjuk, mivel így felére csökken a feature vektorok száma, ez kevesebb tanítást jelent, viszont futás közben lesz nagyobb a memóriaigény.

5.6 Pontosság mérése

A pontosság méréséhez három féle metrikát használtunk.

Accuracy Score. Ha $\hat{y}_i$ az i. minta predikciója és y_i a hozzátartozó valódi érték, akkor az eltalált predikciók és összes predikció hányadosa, amit így lehet leírni:

$$\text{accuracy}(y, \hat{y}) = \frac{1}{n_{\text{samples}}} \sum_{i=0}^{n_{\text{samples}}-1} 1(\hat{y}_i = y_i) \qquad (6)$$

Balanced Accuracy. amit ezért használtunk, hogy az adathalmaz kiegyensúlyozatlansága miatt ne kapjunk fals pontosságot. Ha minden osztályra egyenlően teljesít a klasszifikációs modell, akkor a sima *Accuracy*-t kapjuk vissza. Ha a teszt adathalmaz kiegyensúlyozatlansága miatt az egyik osztálynak jobb a pontossága mint egy másiknak, akkor ezt az értéket elosztja a számával. Ha az y_i a valódi értéke az i. mintának, és w_i a hozzátartozó súly, akkor ezt a súlyt a következőképpen korrigáljuk:

$$\hat{w}_i = \frac{w_i}{\sum_j 1(y_j = y_i) w_j} \qquad (7)$$

ahol $1(x)$ a karakterisztikus függvény. Adott $\hat{y}_i$ perdikció az i. mintának, így a balanced accuracy-t így definiálhatjuk:

$$\text{balanced-accuracy}(y, \hat{y}, w) = \frac{1}{\sum \hat{w}_i} \sum_i 1(\hat{y}_i = y_i)\hat{w}_i \qquad (8)$$

Top-K Accuracy. az *Accuracy Score* egy generalizált változata. A különbség az, hogy a predikció akkor számít igaznak, ha beletartozik a k legmagasabb valószínűségű predikció közé. Ha $\hat{f}_{i,j}$ az i. mintának a j. legmagasabb predikciója, és y_i a hozzátartozó valódi predikció, akkor az eltalált predikciók és az összes minta hányadosát így lehet definiálni:

$$\text{top-k accuracy}(y, \hat{f}) = \frac{1}{n_{\text{samples}}} \sum_{i=0}^{n_{\text{samples}}-1} \sum_{j=1}^{k} 1(\hat{f}_{i,j} = y_i) \qquad (9)$$

ahol k a megengedett találatok száma, és $1(x)$ a karakterisztikus függvény.

5.6.1 Adathalmaz szétválasztás. A pontosság méréséhez el kell választanunk egy teszt adatahalmazt a tanító adathalmaztól, mivel ha azon az adathalmazon tesztelnénk, amin tanítottunk akkor tökéletes pontosságot kapnánk eredményül. Ezt *Overfitting*-nek hívják. A szétválasztást egy általunk implementált algoritmus végzi, véletlen szám generátort használ a minták kiválasztásához. Az algoritmusnak meg lehet adni paraméterként a tanító adathalmaz méretét, és egy *seed* értéket, ami azért fontos, hogy meg lehessen ismételni szétválasztást.

5.6.2 Cross Validation. A túltanítás elkerülése érdekében, alkalmaztunk egy elterjedt metódust a cross-validációt. A cross validáció egy olyan metódus, ahol a tanító adathalmazt k részre osztják, ebből k-szor először egyet kiválasztanak validációra, így keletkezik egy tanító és validáló adathalm A tanító adathalmazon betanítanak egy modellt, aminek a

pontosságát megmérik a validáló adathalmazon. Ezt az algoritmust k-szor ismétlik meg, úgy, hogy minden rész egyszer legyen validáló adathalmaz. Ezeknek a méréseknek az átlag pontosságát szokták kiszámolni. A cross-validationból származó eredmények a 4. és 5. táblázatban mutatjuk be.

5.6.3 Teszthalmazos validáció. Hogy meggyőződjünk arról, hogy biztosan nem tanítottuk túl a modellünket, egy olyan teszt adathalmazon is le kell tesztelnünk, amit nem használtunk fel egyszer sem cross-validáció alatt tanítá Ezzel a méréssel bebizonyosodhatunk róla, hogy a modellünkben nincsen bias. A teszthalmazos mérés eredményeit a 2. és 3. táblázatban mutatjuk be.

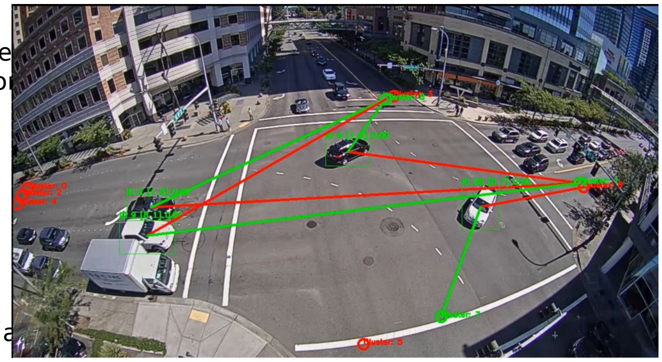


Fig. 16. Bellevue NE real-time application

5.6.4 Modellek tárolása. A betanított modelleket joblib fileként tároltuk el, amit később python-nal tudunk betölteni.

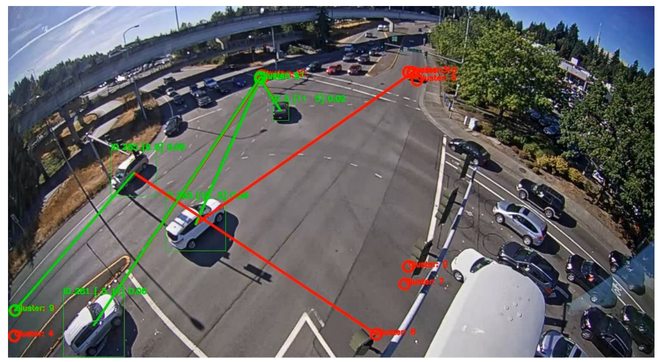


Fig. 17. Bellevue Eastgate real-time application

6 VALÓS IDEJŰ ALKALMAZÁS

A modellek pontosságának tesztelésére nem csak méréseket alkalmaztunk, hanem egy vizualizációs alkalmazást is fejlesztettünk. Az alkalmazásnak meg kell adni a joblib modellfájlt és a videót amin tanítottuk. Ezeken kívül meg lehet adni mekkora detekció buffert használjon és, hogy a top mennyi predikciót rajzolja ki. A lejátszó kirajzolja a klaszterek kimeneti pontjait, és az autók középpontjával köti össze. A legvalószínűbb predikció zölddel, a kevésbé valószínű pedig pirossal van kirajzolva (ld 15 16 18 17). Az alkalmazás futását a mellékletben megadott videókon megtekinteni.

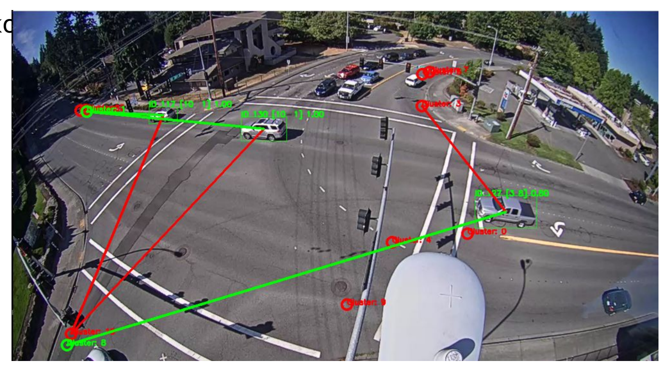


Fig. 18. Bellevue SE real-time application

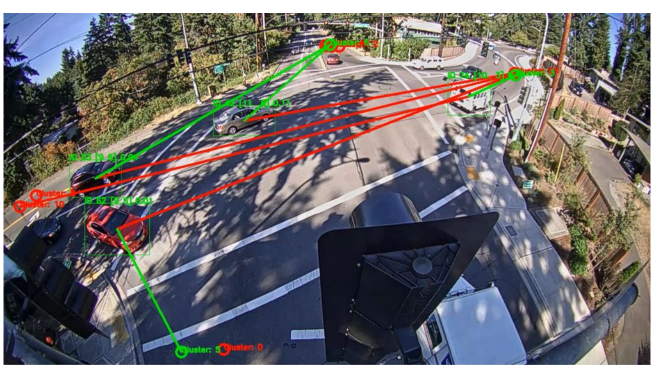


Fig. 15. Bellevue Newport real-time application

7 KONKLÚZIÓ

A kiépített keretrendszer a klaszterezéssel és klasszifikáci modellek betanításával egy fontos lépés terület fejlesztésében. A mérések jó alapot szolgálnak a jövőbeli tatásoknak, milyen algoritmusokat érdemes még megvizsgálni, és hogy melyekkel nem érdemes akár többet foglalkozni. Más objektumdetektáló és objektumkövető algoritmusokat is érdemes lehet kipróbálni, amiviel az

adatgyűjtést fázist és az adattisztítási fázist lehet felgyorsítani és hatékonyabbá tenni. Az átlagos 90% pontosság amit elértünk a tanított modellekkel, még nem elég pontos, hogy biztonság kritikus rendszerekben alkalmazható legyen. Az adathalmaz növelésével a jövőben növelhető lehet. A feature vektorok dimenziószámának növelésével és más fajta súlyozással is növelhető ez a pontosság. A dimenzió növelése felveti a lehetőséget, hogy a jövőben mély neurális hálókat is teszteljünk az osztályozás feladatra. A megerősítő tanulás bevezetése a keretrendszerbe is egy nagy előrelépés lehet, ezt úgy lehetne megvalósítani, hogy valós idejű futás közben, a bejövő adatokon nem csak osztályozást hajtunk végre, hanem ezeket az adatokat folyamatosan mentjük, majd ha elég adat összegyűlt időközönként frissítjük a modellt, így a modell adaptálódni tud a forgalomváltozáshoz.

REFERENCES

D. Anguita, Luca Ghelardoni, Alessandro Ghio, L. Oneto, and Sandro Ridella. 2012. The 'K' in K-fold Cross Validation. In *The European Symposium on Artificial Neural Networks*.

Mihael Ankerst, Markus M. Breunig, Hans-Peter Kriegel, and Jörg Sander. 1999. OPTICS: Ordering Points to Identify the Clustering Structure. *SIGMOD Rec.* 28, 2 (jun 1999), 49–60. https://doi.org/10.1145/304181.304187

G. Bradski. 2000. The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools* (2000).

L. Breiman, Jerome H. Friedman, Richard A. Olshen, and C. J. Stone. 1984. Classification and Regression Trees.

Kay Henning Brodersen, Cheng Soon Ong, Klaas Enno Stephan, and Joachim M. Buhmann. 2010. The Balanced Accuracy and Its Posterior Distribution. In *Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '10)*. IEEE Computer Society, USA, 3121–3124. https://doi.org/10.1109/ICPR.2010.764

Tadeusz Caliński and Harabasz JA. 1974. A Dendrite Method for Cluster Analysis. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 3 (01 1974), 1–27. https://doi.org/10.1080/03610927408827101

Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin. 2011. LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* 2 (2011), 27:1–27:27. Issue 3. Software available at http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm.

David L. Davies and Donald W. Bouldin. 1979. A Cluster Separation Measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PAMI-1, 2 (April 1979), 224–227. https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909

Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, and Xiaowei Xu. 1996. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (Portland, Oregon) *(KDD'96)*. AAAI Press, 226–231.

Charles R. Harris, K. Jarrod Millman, Stéfan J. van der Walt, Ralf Gommers, Pauli Virtanen, David Cournapeau, Eric Wieser, Julian Taylor, Sebastian Berg, Nathaniel J. Smith, Robert Kern, Matti Picus, Stephan Hoyer, Marten H. van Kerkwijk, Matthew Brett, Allan Haldane, Jaime Fernández del Río, Mark Wiebe, Pearu Peterson, Pierre Gérard-Marchant, Kevin Sheppard, Tyler Reddy, Warren Weckesser, Hameer Abbasi, Christoph Gohlke, and Travis E. Oliphant. 2020. Array programming with NumPy. *Nature* 585, 7825 (Sept. 2020), 357–362. https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2

Richard D Hipp. 2020. SQLite. https://www.sqlite.org/index.html

J. D. Hunter. 2007. Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Science & Engineering* 9, 3 (2007), 90–95. https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55

Joblib Development Team. 2020. *Joblib: running Python functions as pipeline jobs*. https://joblib.readthedocs.io/

The pandas development team. 2020. *pandas-dev/pandas: Pandas*. https://doi.org/10.5281/zenodo.3509134

Anand Paul, Naveen Chilamkurti, Alfred Daniel, and Seungmin Rho. 2017. Chapter 8 - Big Data collision analysis framework. In *Intelligent Vehicular Networks and Communications*, Anand Paul, Naveen Chilamkurti, Alfred Daniel, and Seungmin Rho (Eds.). Elsevier, 177–184. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809266-8.00008-9

F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay. 2011. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), 2825–2830.

Luca Rossi, Andrea Ajmar, Marina Paolanti, and Roberto Pierdicca. 2021. Vehicle trajectory prediction and generation using LSTM models and GANs. *PLOS ONE* 16, 7 (07 2021), 1–28. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0253868

Peter J. Rousseeuw. 1987. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *J. Comput. Appl. Math.* 20 (1987), 53–65. https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7

Erich Schubert, Jörg Sander, Martin Ester, Hans Peter Kriegel, and Xiaowei Xu. 2017. DBSCAN Revisited, Revisited: Why and How You Should (Still) Use DBSCAN. *ACM Trans. Database Syst.* 42, 3, Article 19 (jul 2017), 21 pages. https://doi.org/10.1145/3068335

Chien-Yao Wang, Alexey Bochkovskiy, and Hong-Yuan Mark Liao. 2022. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *arXiv preprint arXiv:2207.02696* (2022).

Nicolai Wojke and Alex Bewley. 2018. Deep Cosine Metric Learning for Person Re-identification. In *2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. IEEE, 748–756. https://doi.org/10.1109/WACV.2018.00087

Tian Zhang, Raghu Ramakrishnan, and Miron Livny. 1996. BIRCH: An Efficient Data Clustering Method for Very Large Databases. In *Proceedings of the 1996 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data* (Montreal, Quebec, Canada) *(SIGMOD '96)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 103–114. https://doi.org/10.1145/233269.233324