**UNIVERZITA SV. CYRILA A METODA V TRNAVE**

**FAKULA PRÍRODNÝCH VIED**

**Vývoj monitorovacieho systému pre detekciu cestných výtlkov prostredníctvom neurónových sietí**

**Bakalárska práca**

2024 Dominik Bučák

**Obsah**

**Zoznam obrázkov**

**Zoznam grafov**

**Zoznam tabuliek**

# Úvod

# Počítačové videnie (Computer Vision)

Pojem počítačové videnie („CV“) je vedný odbor, zameraný na vývoj algoritmov a techník, ktoré umožňujú počítačom vizuálne interpretovať a prípadne aj porozumieť informáciám z okolia prostredníctvom umelej inteligencie („AI“). Táto oblasť umožňuje počítačom a ich systémom získavať zmysluplné informácie z digitálnych obrázkov, videí a iných vizuálnych vstupných dát, a na ich základe konať (IBM, [cit: 2024-01-29]).

Počítačové videnie funguje podobne ako ľudský zrak spolu s mozgom, pričom ľudia majú veľký náskok. Ľudský zrak má výhodu dlhodobého trénovania ako rozlišovať objekty, vzdialenosť, ale aj iné faktory (IBM, [cit: 2024-01-29]).

Počítačové videnie rozdeľujeme na Nízkoúrovňové a Vysokoúrovňové spracovanie obrazu kde do nízkoúrovňového spracovania obrazu patrí základná úloha spracovania 2D obrazu (Image Processing). Na túto základnú úlohu nadväzujú procesy zložitejšieho spracovania obrazu a to Image understanding a Machine learning. Procesy vo vyššej úrovni spracovania obrazu pracujú s dátami z nižšej úrovne a snažia sa porozumieť obrazu. K celkovému spracovaniu obrazu používame fyzikálne znalosti o senzoroch, optike a okolí prostredia. Taktiež využívame matematické a štatistické metódy na vyhodnotenie (RUCKÝ, 2010*).*

## Fungovanie počítačového videnia

Počítačové videnie sa špecializuje na analýzu vizuálnych dát, ako sú napríklad obrázky alebo videá. Cieľom CV je umožniť počítačom a systémom interpretovať a pochopiť vizuálny obsah vstupných dát, čo im umožňuje detegovať vzory a objekty alebo rozpoznávať rozdiely v týchto dátach.

CV pracuje s veľkým množstvom dát, ktoré neustále analyzuje pomocou počítačových algoritmov, kým nerozpozná rozdiely, až kým nakoniec rozpozná celé obrázky. Rozpoznanie obrazu vedie k určeniu objektov na obrázku, prípadne aj k určeniu jeho polohy a tvaru (JOCHER, et al., 2023).

### Klasifikácia obrazu

Klasifikácia obrazu je základnou úlohou v CV. Jej cieľom je pochopiť a zaradiť obraz ako celok do vopred definovaných tried.

Výstupom klasifikácie obrazu je jednotlivá trieda, a úroveň dôveryhodnosti. Je vhodná pokiaľ nepotrebujeme vedieť kde sa objekt v obraze nachádza, prípadne aký je jeho presný tvar (JOCHER, et al., 2023).

Obrázok, na ktorom je nivelačný prístroj, ľudská tvár, osoba, nebo

Automaticky generovaný popis

Obrázok 1 Klasifikácia obrazu (JOCHER, et al., 2023)

### Detekcia objektov

Detekcia objektov má za úlohu identifikovať polohy a triedy objektov v obraze alebo video zázname. Výstupom tejto metódy sú boxy ktoré označujú objekty spolu s triedami a úrovňou dôveryhodnosti pre každý box/objekt.

Detekcia objektov je vhodná možnosť pokiaľ nepotrebujeme vedieť presný tvar objektu (JOCHER, et al. [cit: 2023-11-28]).

Obrázok, na ktorom je ošatenie, obuv, text, nohavice

Automaticky generovaný popis

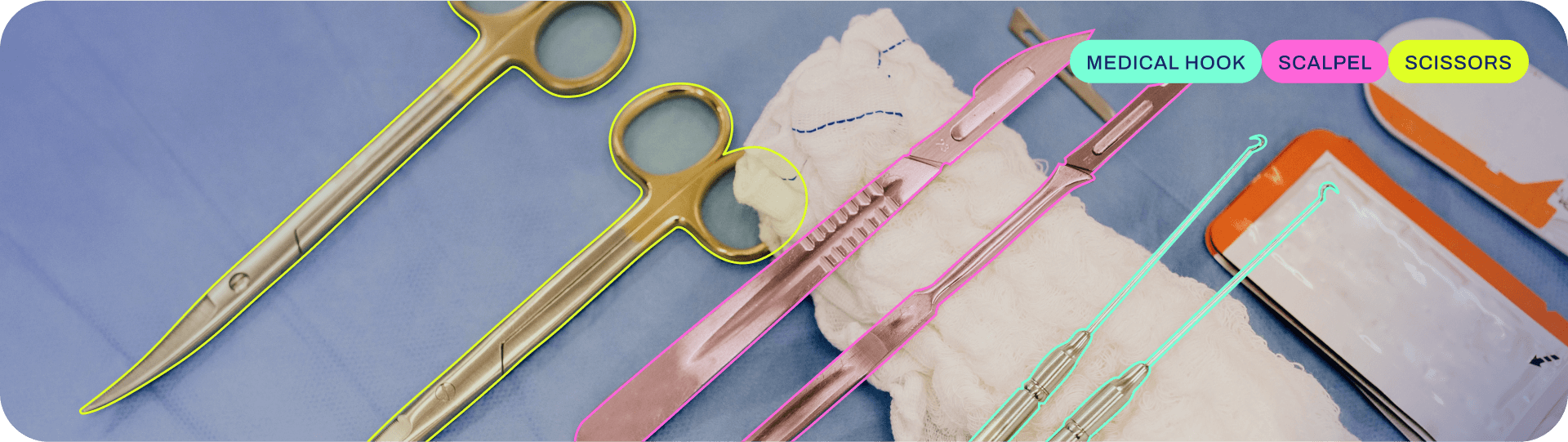
Obrázok 2 Detekcia Objektov (JOCHER, et al., 2023)

### Segmentácia obrazu

Segmentácia obrázkov je o niečo zložitejšia ako detekcia objektov, keďže zahŕňa identifikáciu jednotlivých objektov v obraze a ich segmentáciu od zvyšku obrazu.

Jej výstupom je súbor masiek alebo obrysov, ktoré obkresľujú každý objekt v obraze spolu s triedami a hodnotou presnosti pre každý objekt.

Segmentácia obrázkov je vhodná pokiaľ potrebujeme vedieť okrem polohy objektov aj ich presný tvar (JOCHER, et al., 2023).



Obrázok 3 Segmentácia obrazu (JOCHER, et al., 2023)

## Učenie v počítačovom videní

Algoritmy CV je potrebné dôsledne trénovať na veľkom množstve vizuálnych dát („dataset“), ktoré obsahujú informácie o jednotlivých obrázkoch alebo objektoch umiestnených v obraze, ktoré chceme aby počítač a systém vedeli rozpoznávať. Čím dôkladnejšie prebehne trénovanie nášho modelu, tým je vyššia pravdepodobnosť lepšej detekcie na dátach ktoré počítač bude porovnávať prvý krát.

Ďalším dôležitým faktorom pri učení algoritmov je správne vyvážený dataset, ktorý obsahuje podobné množstvo trénovacích obrázkov pre každú kategóriu ktorú chceme detegovať. V prípade nevyváženosti datasetu, môžu byť výsledky skreslené, a zanedbané kategórie môžu byť slabo rozpoznávane.

Dáta určené pre trénovanie modelu sa rozdeľujú do troch kategórií Trénovacie, Validačné a Testovacie. Všetky vstupné dáta obashujú vstupné obrázky a ich zaradenie do kategórie („anotácie“).

## Dataset

Pojem dataset v počítačovom učení pomenúva kolekciu dát určených pre trénovanie AI. To znamená že dáta uložené v takejto kolekcii („datasete“) obsahujú veľa samostatných dát, ale môžu byť použité pri učení algoritmov strojového učenia, aby našiel predvídateľné vzory v celej kolekcii („datasete“) (SYDORENKO, 2023).

Dáta sú základnou zložkou každého modelu AI. Vďaka širokej dostupnosti voľne dostupných dát sa škálovateľné algoritmy strojového učenia stali dostupné ako skutočné produkty, ktoré je možné použiť v rôznych odvetviach ako je zdravotníctvo, autonómne autá, priemysel a podobne (SYDORENKO, 2023).

Dostatočné objemy dát umožňujú analyzovať trendy a skryté vzory a prijímať rozhodnutia na základe vytvorenej kolekcie dát. Práca s dátami v datasete je pomerne náročný proces, keďže si tento proces vyžaduje správne a precízne zaobchádzanie s obsahom všetkých dát, ktoré máme k dispozícii v celej kolekcii. Vyžaduje si precíznu prácu od výberu vhodných dát na trénovanie, validovanie a testovanie (SYDORENKO, 2023).

Pokiaľ chceme vytvoriť spoľahlivý model strojového učenia, musíme dáta uložené v datasete rozdeliť do 3 množín, a to sú trénovacie dáta, validačné dáta, testovacie dáta. Pokiaľ chceme zabrániť skresľovaniu výsledkov a chceme mať čo najlepšie výsledky presnosti modelu, nemôžeme používať dáta z trénovacej množiny vo validačnej množine (BAHETI, 2021).

Obrázok, na ktorom je snímka obrazovky, text

Automaticky generovaný popis

Obrázok 4 Ukážka rozdelenia časti datasetu z Roboflow (zdroj: dataset použitý v projekte)

### Trénovacie dáta

Do tejto množiny spadajú dáta, ktoré sa používajú na trénovanie a na to aby sa model naučil rozpoznávať skryté vlastnosti alebo vzory v daných dátach.

V každej epoche sa do architektúry neurónovej siete opakovane privádzajú tie isté trénované dáta a model sa naďalej učí vlastnosti týchto dát. Dáta v množine určenej na trénovanie, by mali byť rôznorodé aby bol model vycvičený vo všetkých možných scénaroch a mohol predpovedať akúkoľvek predtým nevidenú vzorku dát, ktorá sa môže v budúcnosti objaviť (BAHETI, 2021).

### Validačné dáta

V tejto množine sa nachádzajú dáta oddelené od trénovacej množiny. Dáta v tejto množine sa používajú na overenie výkonnosti nášho modelu počas trénovania.

Tento validačný proces nám pomáha pri ladení hyperparametrov a konfigurácie modelu. Tento validačný proces pracuje podobne ako kritik, ktorý nám hovorí či sa tréning modelu uberá správnym smerom, alebo nie.

Model sa trénuje na dátach z trénovacej množiny a súčasne sa po dokončení každej epochy vykonáva vyhodnotenie modelu na validačnej množine.

Hlavnou myšlienkou rozdelenia údajov na validačnú množinu je zabrániť tomu, aby sa náš model nadmerne prispôsobil („overfitting“). To znamená aby sa model stal skutočne dobrým v klasifikácii vzoriek v trénovacej množine, ale nedokázal zovšeobecniť a vykonať presnú klasifikáciu na dátach, ktoré predtým nevidel (BAHETI, 2021).

### Testovacie dáta

Testovacia množina je samostatná množina dát, ktorá sa používa na testovanie modelu po ukončení trénovania.

Poskytuje neskreslenú konečnú metriku výkonnosti modelu z hľadiska presnosti, správnosti atď. Zjednodušene povedané, odpovedá na otázku „Ako dobre model funguje?“ (BAHETI, 2021).

# Umelé Neurónové siete

Neurónové siete sú matematické modely, ktoré na ukladanie informácii používajú algoritmy strojového učenia, ktoré sú inšpirované ľudským mozgom. Keďže sa neurónové siete používajú v strojoch, súhrnne sa nazývajú aj ako „umelé neurónové siete“. V súčasnosti sa v tejto oblasti často používa pojem strojové učenie a ide o vednú disciplínu, ktorá sa zaoberá návrhom a vývojom algoritmov, ktoré umožňujú počítačom učiť sa na základne dát uložených v kolekciách („datasetoch“), ktoré môžu byť v rôznych formách, ako napríklad údaje získane pomocou senzorov alebo databáz.

Hlavným cieľom výskumu strojového učenia je automaticky sa naučiť rozpoznávať zložité vzory a prijímať inteligentné rozhodnutia na základe údajov. Strojové učenie preto úzko súvisí s oblasťami ako sú štatistika, dolovanie údajov, rozpoznávanie vzorov a umelá inteligencia.

Neurónové siete sú populárnym nástrojom na vykonávanie strojového učenia, ale existuje aj mnoho ďalších metód strojového učenia, ako napríklad logistická regresia a stroje podporných vektorov (KEIJSERS, 2010).

Obrázok, na ktorom je kruh, diagram, snímka obrazovky, rad

Automaticky generovaný popis

Obrázok 5 Deep Neural Network (IBM [cit: 2024-01-28])

## História umelých neurónových sieti

Históriu neurónových sieti môžeme rozdeliť do niekoľkých období ako sú

### Prvé pokusy

Prvý krok k umelým neurónovým sieťam sa uskutočnil už v roku 1943, keď neurofyziológ Warren McCulloch a mladý matematik Walter Pitts vyvinuli prvé modely neurónových sietí. Napísali článok „The Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity“ v ktorom prezentovali ako by mohli neuróny fungovať. Ich siete boli založené na jednoduchých prvkoch, ktoré považovali za binárne zariadenia s pevne stanovenými prahovými hodnotami. Výsledkom ich modelu boli jednoduché logické funkcie s charakterom nervovej činnpsto „**all-or-none**“.

### **Sľubné a nové technológie**

V roku 1958 psychológ Rosenblatt vykonal prvú prácu o perceptrónoch. Perceptrón bol elektronický prístroj, ktorý bol skonštruovaný v súlade s biologickými princípmi a vykazoval schopnosť učiť sa. Napísal aj skorú knihu o neurocomputingu „Principles of Neurodynamics“

Ďalším systémom bol ADALINE (ADAptive LInear Element), ktorý v roku 1960 vyvinuli dvaja elektroinžinieri Widrow a Hoff. Metóda použitá na učenie bola odlišná od metódy perceptronu, využívala pravidlo učenia „**Least-Mean-Squares**“.

V roku 1962 Widrow a Hoff vyvinuli postup učenia, ktorý skúma hodnotu predtým, ako ju upraví váha.

### Obdobie frustrácie a hanby

V roku 1969 Minsky a Papert napísali knihu „Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry“. Bola súčasťou kampane na zdiskreditovanie výskumu neurónových sietí, v ktorej ukázali množstvo zásadných problémov a v ktorej zovšeobecnili obmedzenia jednovrstvových perceptrónov. Hoci si autori dobre uvedomovali, že výkonne perceptróny majú tri vrstvy, definovali perceptrón ako dvojvrstvový stroj, ktorý dokáže riešiť len lineárne oddeliteľné problémy a napríklad nedokáže riešiť problém „**exclusive-OR**“.

### Inovácie

V 80. rokoch 20. storočia sa o neurónové siete opäť prejavil záujem v dôsledku niekoľkých udalostí. Kohnen prispel mnohými príspevkami do oblasti neurónových sietí. Zaviedol umelú neurónovú sieť konkrétne Kohonenova sieť. Hopfield opísal rekurentnú umelú neurónovú sieť slúžiacu ako systém s adresovateľným obsahom pamäte. Jeho práce presvedčili stovky vysokokvalifikovaných vedcov, matematikov a technológov, aby sa pridali k vznikajúcej oblasti neurónových sietí.

Algoritmus spätného šírenia, ktorý pôvodne objavil Werbos v roku 1974, bol znovuobjavený v roku 1986 knihou „Learning Internal Representation by Error Propagation“ od Rumelharta a kolektívu.

### Umelé Neurónové siete dnes

V oblasti neurónových sietí došlo k výraznému pokroku, ktorý púta veľkú pozornosť a vedie k ďalším finančným investíciám do ďalších výskumov. O neurónových sieťach sa dnes rozpráva a diskutuje všade a zdá sa, že ich potenciál je omnoho väčší, ako len pre súčasné komerčné aplikácie.

Výskum v tejto oblasti napreduje v rôznych smeroch. Vznikajú nové čipy inšpirované fungovaním neurónov a zároveň sa vyvíjajú aplikácie na riešenie zložitých problémov. Je zrejmé že neurónové siete prechádzajú obdobím transformácie a prelomu.

V rokoch 2009 až 2012 boli vo výskumnej skupine Schmidhubera vyvinuté rekurentné neurónové siete a neurónové siete s feedforward architektúrou. Tieto vylepšenia posunuli hranice neurónových sietí a umožnili im riešiť oveľa komplexnejšie úlohy.

## Fungovanie neurónových sieti

Podobne ako mozog aj neurónové siete sa skladajú z mnohých neurónov, ktoré sú vzájomne poprepájané medzi sebou.

## Rozdelenie neurónových sieti

### Konvolučné neurónové siete (CNN)

Konvolučná neurónová sieť je algoritmus hĺbkového učenia (DL), špecializovaný na spracovanie vstupných vizuálnych dát vo forme obrazu. Tento Algoritmus priradí dôležitosti jednotlivým spojeniam pomocou váhy a predpokladu, pomocou ktorých vie rozlíšiť a rozpoznať objekty na obrázku. Váhy priraďuje na základe skúseností ktoré nadobudol počas trénovacej fázy. Konvolučné neurónové siete sú schopné rozpoznať vzory a objekty v obrazoch pomocou konvolučných vrstiev, zhlukovacích vrstiev a plne prepojených vrstiev. Váhy spojenia sa optimalizujú počas trénovacej fázy, pomocou algoritmov spätného šírenia. Siete sa učia identifikovať dôležité vzory a črty, ktoré sú potrebné pre správne plnenie úloh. (CHATGPT, [cit: 2024-01-28])

Obrázok, na ktorom je náčrt, diagram, rad, plán

Automaticky generovaný popis

Obrázok 6 Architektúra CNN (MAYANK, 2020)

**Konvolučné vrstvy –** sú jadrom celej architektúry konvolučnej neurónovej siete. Vykonáva sa tu hlavná časť výpočtového zaťaženia siete.

**Vrstvy zhlukovania –** Nahrádza výstup siete na určitých miestach odvodením súhrnnej štatistiky blízkych výstupov. Slúži na zmenšovanie priestorových veľkostí reprezentácie, čím sa znižuje potrebné množstvo výpočtov a váh. Operácia zhlukovania sa spracúva na každom výseku reprezentácie samostatne.

**Plne prepojené vrstvy –** Neuróny v tejto vrstve sú plne prepojené s neurónmi v predchádzajúcej a nasledujúcej vrstve, ako je to v bežnom FCNN. Pomáha mapovať reprezentáciu medzi vstupom a výstupom. (MAYANK, 2020)

### Rekurentné neurónové siete (RNN)

Rekurentná neurónová sieť je algoritmus hlbokého učenia, ktorý využíva sekvenčné údaje alebo časové rady údajov. Tieto neurónové siete sa využívajú na riešenie poradových alebo časových problémov, ako je preklad jazyka, spracovanie prirodzeného jazyka, rozpoznávanie reči alebo tvorba titulkov k obrázkom. Taktiež ako konvolučné neurónové siete aj tieto rekurentné neurónové siete využívajú dáta na trénovanie. Vyznačujú sa ich „pamäťou“ pretože preberajú informácie z predchádzajúcich vstupov aby ovplyvnili aktuálny vstup a výstup. Zatiaľ čo tradičné hlboké neurónové siete predpokladajú, že vstupy a výstupy nebudú na sebe závislé, výstup rekurentných sietí závisí od predchádzajúcich prvkov v rámci sekvencie. Hoci by pri určovaní výstupu danej sekvencie pomohli aj budúce udalosti, jednosmerné rekurentné neurónové siete nemôžu tieto udalosti zohľadniť vo svojich predpovediach. Ďalšou charakteristickou vlastnosťou rekurentných sietí je že zdieľajú parametre v každej vrstve siete. Zatiaľ čo v sieťach typu feedforward sú na každom prepojení rôzne váhy, rekurentné neurónové siete majú na každej vrstve rovnaký parameter váhy. To znamená že tieto váhy sa stále upravujú prostredníctvom procesov spätného šírenia a gradientného zostupu, aby sa uľahčilo učenie posilňovaním. (*IBM,* cit: 2024-01-28)

Obrázok, na ktorom je kruh, diagram, rad, dizajn

Automaticky generovaný popis

Obrázok 7 Architektúra RNN (BAHETI, 2022)

Tradičné neurónové siete majú nezávislé vstupné a výstupné vrstvy, čo obmedzuje ich schopnosti efektívne pracovať so sekvenčnými dátami. Rekurentná neurónová sieť bola vytvorené na riešenie tohto obmedzenia, spôsobom že umožňuje ukladanie a spracovanie informácií z predchádzajúcich výstupov do vnútornej pamäte. (BAHETI, P., 2022)

Rekurentné siete sú rozdelené do štyroch bežne používaných typov:

**One – to – One –** Je to najjednoduchší typ rekurentnej neurónovej siete, ktorý umožňuje jeden vstup a jeden výstup. Má pevne stanovené veľkosti vstupov a výstupov a funguje ako štandardná neurónová sieť.

**One – to – Many –** tento typ rekurentnej siete očakáva viacero výstupov na jednom vstupe ktorý zadáme modelu. Veľkosť vstupu je pevne stanovená a poskytuje sériu dátových výstupov.

**Many – to – One –** tento typ rekurentnej siete spracováva sekvenciu vstupných dát a generuje jediný výstup.

**Many – to – Many –** tento typ rekurentnej ktorá príma sekvenciu vstupných dát a generuje sekvenciu výstupných dát. V konečnom dôsledku to znamená že každý časový krok môže mať vlastný vstup a odpovedajúci výstup, čo tejto sieti umožňuje pracovať s časovými sekvenciami na oboch stranách.

Taktiež tento typ siete delíme na ďalšie dve kategórie:

**Rovnakej veľkosti –** vstupná aj výstupná vrstva je rovnakej veľkosti

**Rôznej veľkosti –** v tomto prípade vstupná a výstupná vrstva majú rôzny počet jednotiek (BAHETI, P., 2022)

# Charakteristika neurónovej siete YOLO

Architektúra YOLO sa za posledné roky stala jednou z najpopulárnejších neurónových sieti pre detekciu objektov v obrazoch a videách.

Prvú verziu predstavili Joseph Redmon et al. v roku 2015. V nasledujúcich rokoch vedci vydali ďalšie verzie známe ako YOLO V(2-5) a po novom aj verzie YOLO V(6-8). (JIANG, P. et al., 2022)

Každá táto verzia vychádza zo svojho predchodcu, kde sa snažia vylepšiť fungovanie toho istého algoritmu. Taktiež ku každej verzii majú dostupné svoje pred-trénované modely, ako sú napríklad (-n)Nano, (-s)Small, (-m)Medium, (-l)Large, (-x)Extra-Large. Tieto pred-trénované modely sa líša svoju výkonnosťou a rýchlosťou výpočtov.

## Detekcia pomocou algoritmu YOLO

Algoritmus YOLO funguje spôsobom rozdelenia vstupného obrázu na sieť S x S, kde pre jednotlivé bunky tejto siete vytvorí ohraničujúce boxy („bounding boxes“) aj s mierou presnosti pre daný ohraničujúci box a zároveň si vytvára Mapu pravdepodobnosti pre jednotlivé triedy ktoré má natrénované a ktoré chceme detegovať.

Každá jedna bunka predikuje (**B**) ohraničujúcich boxov a mieru ich dôveryhodnosti. Tieto miery dôveryhodnosti vyjadrujú, aká je pravdepodobnosť, že model správne deteguje objekty v danom poli, a ako presne predpovedá ich triedu, veľkosť a umiestnenie.

Pokiaľ sa objekt v danej bunke neexistuje, dôveryhodnosť predikcie by sa mala rovnať 0. V opačnom prípade chceme aby sa pravdepodobnosť predikcie rovnala priesečníku nad zjednotením („IOU“) medzi predikovaným boxom a základnou pravdou. (REDMON, J. et al., 2015*)*

Každý ohraničujúci box obsahuje 5 parametrov (x, y, w, h, dôveryhodnosť predikcie). Kde parametre (**x**, **y**) predstavujú stred boxu vzhľadom k hraniciam bunky. Parametre (**w**, **h**) predstavujú predikciu šírky a výšky boxu, vzhľadom na celý obrázok.

Taktiež každá bunka siete predikuje parameter C, ktoré predstavuje pravdepodobnosť triedy.

Obrázok, na ktorom je mozaika

 Automaticky generovaný popis s nízkou spoľahlivosťou

Obrázok 8 Fungovanie modelu YOLO (REDMON, J. et al., 2015)

Vstupný obrázok je rozdelený do siete **S × S** a pre každú jednu bunku tejto siete sa predikujú bounding boxy **B**, dôveryhodnosť pre tieto boxy a pravdepodobnosť tried **C**

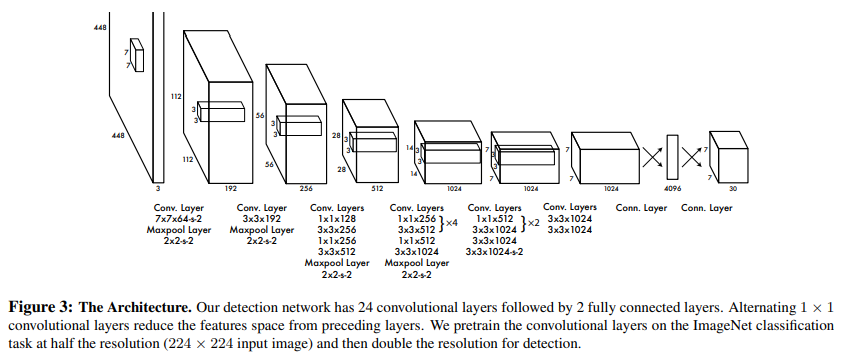
Tieto predikcie sú reprezenzované ako: **S × S × (B ∗ 5 + C)** (REDMON, J. et al., 2015)

## Architektúra

Prvá verzia algoritmu YOLO obsahovala 24 konvolučných vrstiev (CN), ktoré sú zodpovedné za extrakciu vlastností vstupného obrazu. Ďalšie dve plne prepojené vrstvy sa starajú o predikciu a výstup parametrov ako pravdepodobnosť a súradnice.

Táto architektúra YOLO bola inšpirovaná neurónovou sieťou GoogLeNet pre klasifikáciu obrázkov. Namiesto počiatočných modulov ktoré sú využívane v GoogLeNet, v architektúry YOLO boli použité 1 **×** 1 redukčné vrstvy, po ktorých následujú 3 **×** 3 konvolučné vrstvy. (REDMON, J. et al., 2015*)*

V neskorších verziách algoritmu YOLO sa začali implementovať CSP Bottleneck vrstvy, za účelom zlepšenia extrakcie vlastností algoritmu, a zvýšenia jeho celkovej efektivity a rýchlosti. Implementácia CSP Bottleneck vrstiev priniesla výhody zníženia počtu konvolučných vrstiev a zníženie počtu operácií, čo vedie k celkovému zlepšeniu efektivity a rýchlosti modelu.



Obrázok 9 Architektúra prvej verzie YOLO (JIANG, P., 2022)

## Limitácie algoritmu YOLO

Algoritmus YOLO je vhodný algoritmus na riešenie mnohých druhov detekcií obrazu, ale taktiež má svoje nevýhody. Medzi hlavné nevýhody tohto algoritmu patria menšia presnosť detekcie malých objektov, alebo v prípade preplnenej scény objektami v tesnej blízkosti. Taktiež ďalšou nevýhodou tohto algoritmu je detekcia na nezvyčajnom alebo novom pomere strán vstupného obrazu, keďže sa model trénuje na určitých vstupných parametroch ako je výška a šírka na rozdelenie obrazu do mriežky.

V prípade detekcie malých objektov nastáva problém pri zachytávaní detailov, z dôvodu nízkeho rozlíšenia mriežky. Pri detekcii v preplnenej scéne nastáva problém že vytvorené ohraničujúce boxy vedia predikovať iba jednu triedu. Tento jav má za následok zníženie schopnosti presnej detekcie, pri objektoch v tesnej blízkosti, ako je napríklad kŕdeľ vtákov.

# MobileNET

# Drony

Drony sú bezpilotné lietadlá, ktoré sa za posledné roky stávajú čoraz viac populárne u bežných ľudí, ale aj v komerčnom a bezpečnostnom sektore. Drony sa začali využívať na nahrávanie profesionálnych záberov, monitorovanie a analyzovanie určitých faktorov, alebo aj v armáde. Vo veľa oblastiach sa ukázalo že nám drony vedia urýchliť a uľahčiť určité úlohy, No nie vždy sú drony to najlepšie riešenie.

Tieto bezpilotné lietadlá vieme rozdeliť do kategórii:

**Podľa využitia:**

**Hračkárske:** Sem zaraďujeme drony s malou výdržou batérie, malou hmotnosťou do približne 220g a malým dosahom signálu (pár metrov) a zvyčajne nemajú kameru alebo systém na ovládanie kamery. Slúžia prevažne na hranie a bezúčelové lietanie.

**Hobby:** V tejto kategórii sa nachádzajú stredné drony, ktoré sa využívajú na rekreačné fotografovanie alebo nahrávanie videí pre vlastné účely. Spadajú sem drony s hmotnosťou od cca 220g. V dnešnej dobe majú zariadenia v tejto kategórii pomerne dobrú technickú výbavu, ktorá zabezpečí spokojnosť ich prevádzkovateľom na účely pre ktoré boli vytvorené. Majú batériu s pomerne dlhou výdržou, dosah komunikácie medzi dronom a ovládačom je tieže dostatočná (niekoľko km), a rozlíšenie kamery je tiež dostatočne aj za účelom marketingu.

**Profesionálne:** Ako profesionálne drony považujeme tie, s ktorými vieme vykonávať určité druhy práce za účelom finančnej odmeny. Vo veľkom množstve týchto dronov je použitá lepšia technológia ako pri hobby dronoch a to lepšia batéria, komunikačná technológia, kamera, v niektorých prípadoch je dokonca možná výmena klasickej kamery za termo kameru LIDAR senzory, alebo iné zachytávacie zariadenia. Väčšina týchto dronov obsahuje aj softvér pre Real-timové spracovanie dát zo špeciálnych senzorov ako LIDAR, termo kamera alebo ine, ktoré pomáhaju naživo spracovávať zachytené dáta.

**Závodné:** Táto kategória je špecifická tým že väčšinou tieto drony si navrhujú a skladajú ich majitelia keďže potrebujú mať 100% kontrolu nad tým ako dron funguje a čo vlastne dokáže. Tieto drony sú navrhnuté tak aby jednotlivé komponenty boli ľahko vymeniteľné a aby boli jednoduché na úpravu. Drony v tejto kategórii sú ľahké a dosahujú vysokú rýchlosť. Taktiež každý takýto dron by mal byť vybavený kvalitným rádiom a prijmačom, a FPV okuliarmi.

**Podľa konštrukcie:**

**Jednorotorové vrtuľníky:** Tieto typy dronov majú jednu veľkú vrtulu na vrchole konštrukcie. Tento typ dronov sa používa na fotografovanie a nahrávanie videozáznamov, vojenské a bezpečnostné aplikácie, inšpekcie a monitorovanie..

**Viacrotorové drony:** Tieto typy dronov sú vybavené viacerými rotormi. Medzi najčastejšie patria so štyrmi rotormi (Kvadrokoptéry), šiestimi rotormi (Hexakoptéry) alebo ôsmimi rotormi (Octokoptéry). V dnešnej dobe si vyslúžili obrovskú popularitu, čo má za následok aj to že sú široko využívané z dôvodu veľkej škály využiteľnosti, a jednoduchého ovládania. Sú veľmi obľúbené medzi amatérmi ale aj medzi profesionálmi. Drony v tejto kategórii si našli hlavné uplatnenie pri fotografovaní a filmovaní, zábavné účely, inšpekcie a monitorovanie,

**Drony s pevnými krídlami:** Tento typ dronov je špecifický svojim tvarom a konštrukciou, keďže jeho konštrukcia obsahuje pevne krídla, ktorými pripomína konvenčné lietadlá. Tieto drony používajú len jeden rotor a vrtuľu. Tento typ dronov sa využíva na mapovanie a prieskum.

**VTOL Drony:** Tento typ dronov je prispôsobený na vertikálny let, s možnosťou zmeny na horizontálny let. Tento fakt umožňuje byť dronom v tejto kategórii viacej flexibilnejšími. Majú možnosť sa vzniesť do vzduchu a klesnúť vertikálnym smerom za pomoci vrtúľ. Po dosiahnutí určitej výšky vedia prejsť na horizontálny let pomocou pevných krídel. Takéto drony našli využitie vo vojenských a bezpečnostných systémoch, pri pátracích a záchranárskych misiách.

**Podľa veľkosti:**

**Nano:** do kategórie Nano spadajú drony menšie ako 30mm. Ich využitie je minimálne, väčšinou na zábavu a rekreačné účely.

**Micro:** Drony v tejto kategórii sú obvykle veľké do 100mm. Ich využitie je na rekreačné účely, začiatočnícke fotografovanie a nahrávanie videozáznamov. Sú vhodné pre začiatočníkov

**Mini:** Zariadenia v tejto kategórii dosahujú veľkosť do 300mm. Sú využívane na pokročilejšie no nie profesionálne fotografovanie a filmovanie, rekreačné lietanie a zvyčajne sú vybavené pokročilejšími funkciami.

**Medium:** do tejto kategórie už spadajú väčšie drony, ktoré dosahujú veľkosť do 2m. Sú navrhnuté a vybavené technológiou a funkcionalitami potrebnými pre profesionálne fotografovanie a video dokumentovanie. Taktiež sú vhodné na prieskum, monitorovanie a iné náročnejšie úlohy.

**Large:** V tejto kategórii sa nachádzajú momentálne najväčšie drony ktoré dosahujú veľkosť väčšiu ako 2m. Drony v tejto kategórii sú určené predovšetkým na komerčné účely v oblasti prieskumu rozsiahlych území, monitorovanie, alebo aj pre vojenské operácie.

Obrázok, na ktorom je diagram

Automaticky generovaný popis

Obrázok 10 Rozdelenie podľa veľkosti (RAHMAN, M. et al., 2021)

**Podľa aplikácie:**

**Fotografické a video grafické drony:** Väčšina dronov spadá do tejto kategórie, keďže sú vybavené vysoko kvalitnými kamerami. Slúžia na vyhotovenie amatérskych a profesionálnych fotografických snímkov alebo video záznamov.

**Poľnohospodárske drony:** Drony v tejto kategórii sú vybavené rôznymi senzormi, kamerami alebo aj systémami na kontrolu a analyzovanie poľnohospodárskych plôch, rastlín, zvierat.

**Pátracie a záchranné drony:** Drony v tejto kategórii sú vybavené pokročilejšou technikou na monitorovanie potrebnej pri pátraní ako sú termo kamery, nočným videním alebo inými senzormi vhodnými na pátracie misie.

**Monitorovacie drony:** Zariadenia v tejto kategórii sú vybavené kamerami, pokročilejšími senzormi na monitorovanie rozsiahlejších plôch.

**Podľa autonómie a ovládania:**

**Manuálne bezpilotné drony:** Základné drony, ktoré sú závislé od ovládania pilotom, ktorí riadi všetky aspekty drona ako je výšku a smer letu. Dron nemá žiadnu možnosť reagovať na prostredie, ako je vyhýbanie sa prekážkam.

**Poloautonómne drony:** Drony v tejto kategórii kombinujú kategóriu autonómnych a manuálnych dronov. Drony v tejto kategórii môžu byť ovládané pilotom, ale môžu mať aj prednastavenú trasu ako a kade majú lietať. Taktiež môžu byť vybavené sledovaním a následovaním objektov.

**Autonómne drony:** Tieto drony majú schopnosť samostatného rozhodovania na základe dát získaných zo senzorov. Tieto drony majú vopred naprogramovanú logiku pomocou ktorej sa vedia sami rozhodovať.

**Rozdelenie podľa legislatívy**

Drony podľa legislatívy delíme do kategórií podľa vzletovej hmotnosti a technického vybavenia drona. Na určité kategórie dronov je potrebné vykonanie leteckých skúšok, na získanie pilotného preukazu pre drony. Na Slovensku drony delíme do týchto kategórií aj s určitými povinnosťami. Taktiež je potrebné pre každý dron spadajúci do týchto kategórií vybaviť poistenie zodpovednosti letu dronom.

Obrázok, na ktorom je text, snímka obrazovky, číslo, písmo

Automaticky generovaný popis

Obrázok 11 Rozdelenie dronov podľa legislatívy (MAMDRON [cit. 2024-01-26])

## Výhody dronov

Drony vedia byť veľmi užitočnými zariadeniami pri preskúmavaní ťažšie dostupných terénov, pri monitorovaní rozsiahlejších plôch ale aj pri iných činnostiach ako je zachytávanie a mapovanie územia zo vzduchu.

Ich hlavnou výhodou je že vedia pokryť väčšie územie za oveľa kratší čas ako človek.

## Nevýhody dronov

Keďže každá technológia má aj svoje nedostatky, tak aj u dronov vieme nájsť určité nevýhody či už zo strany techniky alebo legislatívy.

Zo strany legislatívy sem spadajú nevýhody ako: Stále meniaca sa legislatíva, Potrebná registrácia zariadenia a pilotný preukaz, pri určitých parametroch drona, taktiež nemožno lietať všade kde by sme chceli, ale na určité územia a lokality je potrebné povolenie.

K technickým nevýhodám zasa patria napríklad: výdrž batérie, dosah komunikácie dronu s ovládačom alebo aj samotné rozlíšenie kamery, cena.

# Zoznam použitej literatúry

1. REDMON, J. et al. [online]. .[s.l.]: arXiv, 2015. Dostupné na internete: <<https://arxiv.org/abs/1506.02640> >.
2. JOCHER, et al., ULTRALYTICS Tasks, 2023, [online], [cit: 2023-11-28], Dostupné na internete: <<https://docs.ultralytics.com/tasks/> >
3. BAHETI, P., Train Test Validation Split, 2021, [online], [cit: 2024-04-04], Dostupné na internete: <<https://www.v7labs.com/blog/train-validation-test-set>>
4. SYDORENKO, I., What Is a Dataset in Machine Learning, 2023, [online], [cit. 2024-04-02] Dostupné na internete: <<https://labelyourdata.com/articles/what-is-dataset-in-machine-learning>>.
5. KEIJSERS, N.L.W., Encyclopedia of Movement Disorders, 2010, [online], [cit. 2024-04-04], Dostupné na internete <<https://www.sciencedirect.com/topics/neuroscience/neural-network>>
6. IBM, What is Computer Vision, [online], [cit. 2024-01-29] Dostupné na internete: < <https://www.ibm.com/topics/computer-vision>>
7. JIANG, P. et al. [online]. .[s.l.]: Elsevier BV, 2022. Dostupné na internete: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135> >.
8. THATTE, A., Evolution of YOLO — YOLO version 1, [cit. 2024-01-26] Dostupné na internete:

<<https://towardsdatascience.com/evolution-of-yolo-yolo-version-1-afb8af302bd2>>.

1. MAMDRON, [online], [cit. 2024-01-26] Dostupné na internete:

<<https://mamdron.sk/legislativa/>>.

1. RUCKÝ, D., Počítačové vidění, 2010, [online], [cit 2024-01-28] Dostupné na:

<<https://theses.cz/id/tesxyw/>>

1. IBM, What is a neural network?, [online], [cit: 2024-01-28] Dostupné na:

<<https://www.ibm.com/topics/neural-networks>>

1. OPENAI, CHATGPT, [online], [cit: 2024-01-28]
2. MAYANAK, M. Convolutional Neural Networks, Explained, [online] [cit: 2024-01-28] Dostupné na internete:

<<https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-networks-explained-9cc5188c4939> >.

1. IBM, What are recurrent neural networks?, [online], [cit: 2024-01-28] Dostupné na: <<https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>>
2. BAHETI, P., The Complete Guide to Recurrent Neural Networks, [online], [cit: 2024-01-28], Dostupné na internete: <<https://www.v7labs.com/blog/recurrent-neural-networks-guide> >.
3. RAHMAN, M, et al. (2021). A Comparative Study on Application of Unmanned Aerial Vehicle Systems in Agriculture. Agriculture. 11. 10.3390/agriculture11010022. Dostupné na internete:

<<https://www.researchgate.net/publication/348151779_A_Comparative_Study_on_Application_of_Unmanned_Aerial_Vehicle_Systems_in_Agriculture> >.