

Алгоритам за праћење, одређивање оријентације и детекцију храњења свиња

Algorithm for Pig Tracking, Orientation Estimation, and Feeding Detection

Иван Радман, Дарко Чапко, *Факултет техничких наука, Нови Сад*

Студијски програм – РАЧУНАРСТВО И АУТОМАТИКА

Кратак садржај – У раду је представљен алгоритам за праћење свиња на снимку, који се у комбинацији са алгоритмом за одређивање оријентације свиња користи за надзор и увид у храњење свиња у шталама.

Кључне речи (три до пет): компјутерска визија, праћење, процена оријентације, детекција храњења, анализа понашања

Abstract – *The paper presents an algorithm for tracking pigs in videos, which in combination with an algorithm for determining their orientation, is used for monitoring and analyzing pig feeding behavior in barns.*

Keywords: (three to five): *computer vision, tracking, orientation estimation, eating detection, behavior analysis*

НАПОМЕНА: Овај рад проистекао је из мастер рада чији ментор је био др Дарко Чапко, ред. проф.

1. УВОД

Захваљујући развоју технологије и дигитализације, савремено сточарство се налази у фази интензивне модернизације. Традиционални начини надзора животиња се све више замењују аутоматизованим системима који омогућавају прецизно мерење, праћење и контролу параметара у реалном времену. Примена сензора, камера и интелигентних система доприноси већој ефикасности производње, побољшању животног стандарда животиња и смањењу потребе за сталним физичким надзором.

Вештачка интелигенција, као данас најбрже растућа област, има све већу улогу у процесу модернизације. Употребом метода машинског и дубоког учења, као и компјутерске визије, омогућено је аутоматско препознавање образаца понашања животиња, детекција болести у раним фазама и праћење активности као што су храњење, одмор или насилно понашање [1]. На тај начин, фармерима и истраживачима се обезбеђује детаљнији увид у понашање животиња и могућност бржег реаговања.

Упркос могућностима, аутоматизација праћења животиња у домаћем сточарству још увек није довољно развијена. Због тога је, у сарадњи Института БиоСенс и компаније Карнекс, формиран алгоритам за праћење свиња и одређивање њихове оријентације, са

циљем анализе понашања и активности. У раду је фокус стављен на храњење, али овакав систем може послужити као основа за друге типове активности, поспешујући даљи развој решења и истраживања у области аутоматизоване анализе понашања животиња.

2. ПОДАЦИ И МОДЕЛ

2.1. Подаци

Две камере су биле постављене унутар штале, свака усмерена на засебну комору са по једном хранилицом. Свиње највећи део дана проводе у коморама, што омогућава континуално праћење и анализу њиховог понашања. Камере су бележиле видео снимке током целог дана, чиме је обезбеђен велики број података погодних за анализу.

Из видео снимака су издвојени појединачни фрејмови прилагођавањем фреквенције чувања у зависности од активности свиња. Већа фреквенција коришћена је у динамичним сценама, а мања током периода мировања. Такође, водило се рачуна да се подаци прикупе у различитим условима осветљења и са обе камере ради избегавања пристрасности.

Обележавање података извршено је над 165 слика, при чему је свака садржала по неколико десетина свиња. Ради проширења скупа података, коришћен је и јавно доступан скуп са већ означеним сликама свиња које су биле релативно сличне коришћеним, што је додатно побољшало перформансе модела.

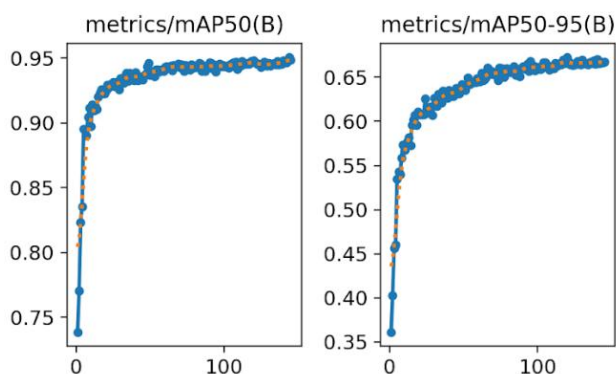
Због ограниченог броја слика, примењена је аугментација ради проширења скупа података. Над сваком сликом су вршене операције као што су ротација, промена контраста и замагљивање, чиме је иницијални скуп троструко увећан.

2.2. Модел

Као основни модел за детекцију коришћена је конволутивна неуронска мрежа *YOLOv8* [2], позната по високој брзини и тачности. Модел је посебно погодан јер је претходно трениран над скупом података *OpenImagesV7* [3] који садржи ознаке за свиње.

Обука је сprovedена применом технике *Transfer Learning*, где је првих 15 слојева модела замрзнуто ради задржавања универзалних особина као што су препознавање ивица и контура, док су виши слојеви прилагођени новим подацима. Обука је вршена са максималним бројем епоха од 200, а као алгоритам

оптимизације је коришћен пондерисани Адам. Праг за рано заустављање је био постављен на 20 епоха и најбољи резултати су добијени за почетни корак учења 0.015. Вредности метрика у току обуке могу се видети на слици 1.



Слика 1. Метрике у току обуке

Модел је обучен у окружењу Google Colab, што се показало као довољно за потребе истраживања. Јасно је да за продукцијске верзије овакав модел не би био нити погодан нити довољан, али то свакако није фокус рада.

3. АЛГОРИТАМ ЗА ПРАЋЕЊЕ

Након иницијалног тестирања постојећег алгорита који је интегрисан у библиотеку, показало се да није давао задовољавајуће резултате у условима густе и динамичне сцене унутар штале. Честе појаве преклапања свиња, њихово нестајање из кадра и хаотично кретање доводили су до великог броја погрешних идентификација, на снимцима од једног минута и тридесетак свиња на снимцима, било идентификовано и по више хиљада свиња.

Покушаји исправке и филтрирања резултата показали су се недовољним, па је донета одлука да се развије потпуно нов, прилагођени алгоритам за праћење, прилагођен специфичностима сцене и понашању свиња.

3.1. Прилагођени алгоритам за праћење

Нови алгоритам је осмишљен тако да омогући стабилно праћење и идентификацију свиња кроз динамичке сцене и услове велике густине и делимичне заклоњености. Структура алгорита се ослања на основне принципе сваког алгорита за праћење, али су кључни механизми филтрирања, мапирања и компензације губитака објеката специфично прилагођени датом проблему.

3.2. Основа алгорита

Основу овог алгорита представљају скупови објеката који се прате унутар њега и то конкретно наредна три дисјункта скупа објеката:

- Потенцијални објекти - ново детектоване свиње које се тек појављују у кадру и морају бити видљиве пет фрејмова за редом како би се потврдило да не представљају шум или лажну детекцију.

- Активни (праћени) објекти - свиње које су успешно потврђене и чије се позиције континуирано ажурирају у сваком фрејму. Уз њих се бележи и број фрејмова током којих су присутне.
- Изгубљени објекти - свиње које су нестале из кадра. Чува се последња позната позиција, како би се омогућило поновно препознавање након појављивања.

Сваки објекат да би доспео у активне или изгубљене објекте мора проћи кроз потенцијалне и сачекати своју потврду.

3.3. Филтрирање

Да би се спречила обрада предикција које нису од интереса, дефинисана је област од интереса (*Region of Interest*) у којој се врши анализа. Објекти ван области, као и они са мером поузданости мањом од 0.4, одбацују се. Поред тога, примењен је праг на вредност преклапања области предикција (*Intersection over Union - IoU*) од 0.5 како би се избегло понављање детекција за исту свињу у истом кадру.

3.4. Мапирање објеката

Кључни део алгорита је механизам мапирања нових детекција са постојећим објектима. За сваку нову детекцију се у односу на све објекте из три наведеа скупа рачунају:

- Дистанца између центроида
- *IoU* вредност

Да би мере биле упоредиве, дистанца се нормализује на опсег [0,1] формулом:

$$dist_{norm} = \max(0, 1 - \left(\frac{dist}{100}\right)) \quad (1)$$

Чиме се дистанца од 0 пиксела, што представља потпуно поклапање, пресликава у 1, а све преко 100 пиксела у 0. Мере су обједињене у један коначан скор блискости који се добија као пондерисана комбинација мерених вредности:

$$score = \alpha * IOU + (1 - \alpha) * dist_{norm} \quad (2)$$

где је емпиријски утврђена добра вредност за α 0.4. На основу највишег скорa, врши се упаривање објеката између фрејмова. Уколико ниједна детекција нема скор који је већи од 0.55 (такође емпијска вредност, међутим може се изнети интерпретација да је просек границе за удаљеност ~60 пиксела и за *IoU* 0.4, где побољшање једне комензује другу до неке границе), генерише се нови идентификатор.

Овај приступ је донео значајно побољшање, где се број свиња препознатих на снимцима који трају око 2 минуте смањено са неколико хиљада, на по 28, 29 (од стварних 21) у зависности од снимка, што представља велики напредак у односу на иницијални алгоритам.

3.5. Механизам загревања

Додатно је уведен и механизам загревања, који служи за стабилизацију броја праћених свиња. Први део снимака (~10%) користи се као фаза иницијализације, током које се прикупљају све потенцијалне детекције. Након тога, задржавају се само оне свиње које су биле присутне у већем делу загревања (~85%). Тачне вредности процената нису стриктне и зависе од сцене

видео снимка (може се упоредити са расподелом података на скупове за обуку, валидацију и тест), само је битно да се обезбеди да је период загревања довољно репрезентативан и да је праг за присутност у загревању довољно висок, али да допушта неки ниво нестајања свиња.

На овај начин је постигнута елиминација детекција које постоје веома кратко, а које су у већини случајева лажне. Након загревања, алгоритам наставља рад само са провереним објектима, по претходно описаном принципу. Резултати са загревањем су додатно смањиви број детекција, где је на снимцима од 2 минуте била додата једна, односно 2 свиње.

4. ОДРЕЂИВАЊЕ ОРИЈЕНТАЦИЈЕ

Алгоритам за праћење свиња представља основу за анализу положаја и кретања, али сам по себи није довољан за дубљу анализу понашања. Иако обезбеђује информације о позицији и путањи сваке свиње, он не даје податке о њеној оријентацији, што је кључно за процену разних активности, међу којима је и храњење. Уколико се посматра конкретно храњење, на основу положаја објекта, могуће је проценити да ли се свиња налази у близини хранилисте, али не и да ли је окренута ка њој.

Имајући у виду наведене ставке, реализован је поступак одређивања оријентације свиња.

4.1. Поступак одређивања оријентације

Постоји више различитих модела за одређивање оријентације објеката на слици [4], а у овом раду су примењене само методе обраде слике. Процес је одрађен превентивно са циљем да се издвоји свиња од позадине унутар детекција, а затим да се на основу њеног облика одреди угао оријентације тела.

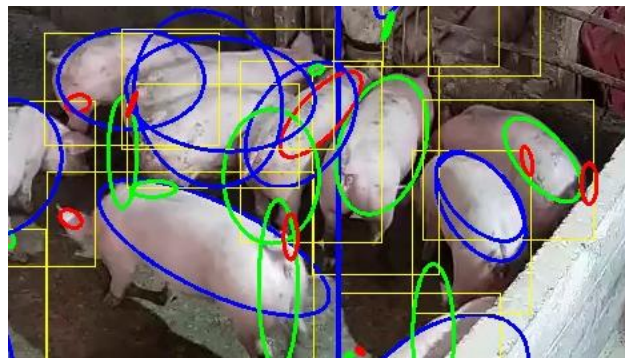
Да би се добила информације о оријентацији свиње, свиње унутар предикција су апроксимирале елипсом. Елипса је коришћена јер тело свиње интуитивно може да се представи елипсом и зато што се након познавања параметара елипсе унутар предикција врло лако може утврдити где је елипса тј. свиња усмерена. Поступак израчунавања оријентације свиње обухвата следеће кораке:

1. Извајање дела слике где се налази детекција
2. Конверзија исечене слике у сиву слику
3. Еквивализација хистограма
4. Бинаризација слике, где се за праг бинаризације користи средња вредности хистограма
5. Издвајање контура на добијеној бинарној слици
6. Фитовање елипси над пронађеним контурама
7. Избор одговарајуће елипсе

Након издвајања, еквивализација хистограма се користи да би се поправио контраст унутар слике и лакше диференцирала позадина од свиње. Даље, бинаризацијом се постуже издвајање објеката са слике од позадине. Коришћење средње вредности хистограма за праг јесте вид адаптације прага према слици, коришћен из разлога што различите свиње на како једној, тако и различитим сликама захтевају

различите вредности и није могуће одредити универзални праг.

Надаље, контуре се издвајају из бинаризоване слике применом уграђене функције *findContours* из библиотеке *OpenCV* [5], након чега се над сваком контуром са пет тачака врши фитовање елипсе методом *fitEllipse*. Коришћеном методом се формирају елипсе на основу затворених контура унутар слике и резултат се може видети на слици 2.



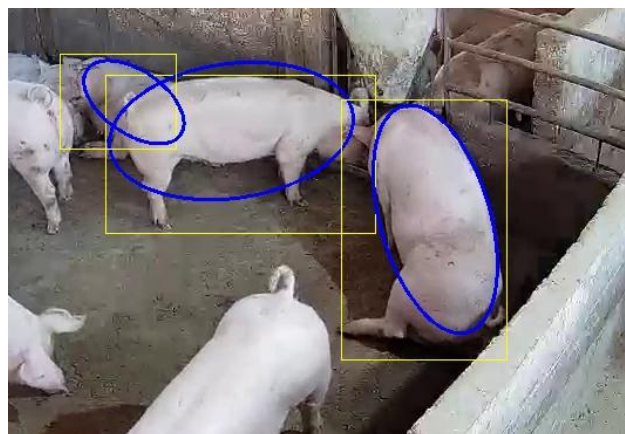
Слика 2. Фитовање елипси

Јасно је да се овакви резултати не могу користити, тако да је се за сваку добијену елипсу рачунају површина и позиција центроида и врши се поступак филтрирања елипси, тако што се задрже само елипсе које задовољавају следеће услове:

- Барем 25% елипсе се налази унутар правоуганика (филтрирање очигледно превеликих елипси)
- Центроид предикције се налази унутар елипсе (филтрирање елипси које су далеко од центроида)

Након филтрирања, највећа елипса од преосталих се проглашава за одабрану и користи се као представник оријентације свиње.

Овај поступак се примењује за сваку детекцију у сваком фрејму и користи за даље анализе. Резултат примене алгорита над конкретним фрејмом и свињама се може видети на следећој слици 3.



Слика 3. Резултат одређивања оријентације

5. ИНТЕГРАЦИЈА И УПОТРЕБА ОРИЈЕНТАЦИЈЕ У АЛГОРИТМУ ЗА ПРАЋЕЊЕ

Алгоритам за одређивање оријентације је на крају било потребно интегрисати унутар алгорита за праћење и искористити га за детекцију храњења. Срећом, то је

било врло једноставно, где је било потребно направити једноставну модификацију и проширење.

Унутар алгорита за праћење, за сваку свињу која се налазила у релативној близини хранилице, што је опет обележеном новом области од интереса, рађен је поступак одређивања елипсе ради оријентације.

На основу добијене елипсе одређује се угао између главне осе елипсе и праве која спаја центроид предикције и хранилицу (која се једноставно обележи тачком). Овим поступком се добија угао који представља усмереност свиње према хранилици, при чему мањи угао указује на већу усмереност свиње ка хранилици.

Поред угла, рачуна се и дисанца свиње од хранилице, јер је она такође релевантан фактор у процени да ли свиња заиста једе.

На крају, обе вредности се комбинују у јединствени скор храњења који се израчунава преко нормализованих вредности угла и удаљености, где се нормализован угао дефинише као:

$$angle_{norm} = angle/90 \quad (4)$$

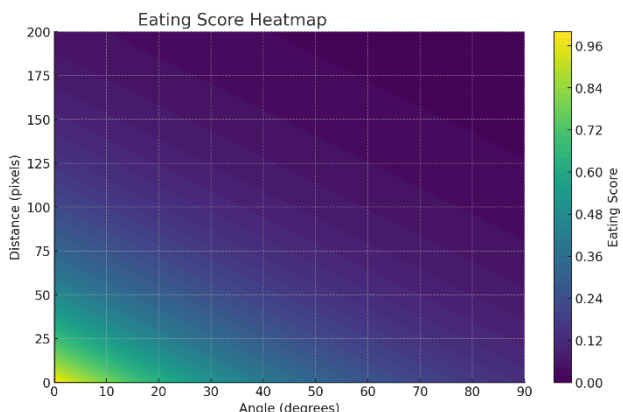
док се нормализована дистанца дефинише:

$$dist_{norm} = dist/100 \quad (5)$$

Коначно, финални скор се добија преко следеће формуле:

$$score = \exp(-\alpha * angle_{norm} - \beta * dist_{norm}) \quad (6)$$

За вредности пондера, који служе да се контролише осетљивост финалног резултата на угао и удаљеност, коришћене су редом вредности 0.4 и 1.5. Вредности финалног скор се могу видети на следећем графику:



Слика 4. Графички приказ скор

Зато, на крају је коришћен праг од 0.25, где уколико скор прелази дату вредност, сматра се да свиња једе и унутар алгорита се инкрементира број фрејмова у којима дата свиња једе. Такође, на излазном видео снимку се она обележава другачијом бојом, ради боље видљивости.

Овиме је постигнуто да се поред праћења свиња на снимку, добије увид у информацију да ли свиња једе. Иако генерално добро ради, само одређивање оријентације је осетљиво на нестајање и нагле промене осветљености свиње, што уме да се искаже у лажним детекцијама да свиња не једе. Наравно, овај проблем се делимично и решава повећањем тачности коришћеног модела, као и даљим унапређивањем коришћених метода.

6. ЗАКЉУЧАК

Формирани алгоритам показује способност да се веома добро функционише у тешким условима са којима је суочен и са те стране се може сматрати врло успешним. Препознавање, праћење и повезивање свиња на оваквим снимцима је врло захтеван задатак за човека и чињеница да алгоритам може да се носи са њима оправдава његов циљ, што јесте аутоматизовано праћење храњења свиња.

Поред тога, алгоритам није прављен са идејом да се максимизују перформансе на конкретном скупу видео снимака, нити да користи што бољи модел као основу, већ да се истраже и развију методе који ће омогућити праћење у комплексним и густим срединама. У раду су су дискутоване и предложене разне методе са циљем компензације различитих проблема, које се могу користити као такве, али и као основа за даљи развој метода и прилагођења.

Иако је у раду је дискутовано и тестирано само посматрање храњења свиња, које представља једну од најзначајнијих активности које фармери посматрају, логика и приступ који су озложени у раду се могу користити и проширити и на друге типове активности, што ће додатно допринети аутоматизованом надзору и анализи понашања животиња, олакшати и убрзати посао фармерима и коначно допринети повећању квалитета живота свиња.

7. ЛИТЕРАТУРА

- [1] L. S. Saoud A. Sultan, M. Elmezain, M. Heshmat, L. Seneviratne, I. Hussain, "Beyond observation: Deep learning for animal behavior and ecological conservation", Khalifa University, United Arab Emirates, 2024
- [2] YOLOv8 документација
<https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/>
- [3] OpenImagesV7 Скуп података
<https://storage.googleapis.com/openimages/web/index.html>
- [4] G Savathrakris, A. Argyros "An Automated Method for the Creation of Oriented Bounding Boxes in Remote Sensing Ship Detection Datasets", In *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*, pp. 830-839. 2024.
- [5] OpenCV документација
<https://docs.opencv.org/4.x/index.html>

Кратка биографија:



Иван Радман рођен је у Новом Саду 2001. год.
Мастер рад на Факултету техничких наука из области Рачунарство и аутоматика – Рачунарски управљачки системи одбранио је 2025.год.
Контакт:
ivannradman@gmail.com