



Nuvarande och framtida tillämpning av automatiserad mönsterigenkänning inom ekologi

Applicering av bildigenkänningsprogram inom ett kamerafällaprojekt i viltreservatet Ol Pejeta, Kenya

Present and future application of automated pattern recognition within ecology - The use of image recognition software within a camera trap project at the Ol Pejeta Conservancy in Kenya

Måns Ingvarsson

Självständigt arbete • 15 hp
Sveriges lantbruksuniversitet, SLU
Institutionen för husdjurens miljö och hälsa
Etologi och djurskydd – kandidatprogram



Nuvarande och framtida tillämpning av automatiserad mönsterigenkänning inom ekologi - Applicering av bildigenkänningsprogram inom ett kamerafällaprojekt i viltreservatet Ol Pejeta, Kenya

Present and future application of automated pattern recognition within ecology - The use of image recognition software within a camera trap project at the Ol Pejeta Conservancy in Kenya

Måns Ingvarsson

Handledare: Jens Jung, universitet, institution, institutionen
för husdjurens miljö och hälsa
Examinator: Jenny Loberg, SLU, institutionen
för husdjurens miljö och hälsa

Omfattning: 15 hp
Nivå och fördjupning: Grundnivå, G2E
Kurstitel: Självständigt arbete i biologi
Kurskod: EX0867
Program/utbildning: Etologi och djurskyddsprogrammet
Kursansvarig inst.: Institutionen för husdjurens miljö och hälsa
Utgivningsort: Uppsala
Utgivningsår: 2022
Omslagsbild: Måns Ingvarsson

Nyckelord: Ekologi, Kamerafälla, Hotspotter, IBEIS, Automatiserad, Identifikation.

Sveriges lantbruksuniversitet

Fakulteten för veterinärmedicin och husdjursvetenskap
Institutionen för husdjurens miljö och hälsa

Abstract

Recent technical advancements within the field of ecology have increased the ability to collect scientific data. This change in effectiveness contrasts the time-consuming process of processing said data. This effectiveness is exemplified in the use of camera traps for ecological research. The contrast between the relative ease of data collection and the time and resource-intensive process of managing the data creates a bottleneck. Such a bottleneck in the flow of information warrants solutions. Automating data processing through pattern recognition software offers a potential solution to circumvent said bottleneck. Unpredictable performance of automating software warrants the implementation of smaller scale studies evaluating performance on a given sample of images. This is a necessity before large scale studies can utilize the methods on the whole dataset. The purpose of this study was to evaluate whether software used to automate the identification of individuals could be utilized on a collection of images from a camera trap project at the Ol Pejeta conservancy in Kenya. The image recognition programs Hotspotter and IBEIS were used to evaluate the performance on a set of images. Hotspotter and IBEIS produced a top-1 accuracy of 78,9% and 76,5% respectively. In the greater context of image recognition performance for ecological purposes these results were contextualized and shown to be adequate for the implementation of both Hotspotter and IBEIS for use in future projects. Future implications of automated identification of individuals within populations is explored through a lens of societal, sustainability-related and ethical implications. Such implications include replacing physical tags when possible, enabling a new frontier of citizen science and improving current research methods. The methodological significance of individual identification is vast and with this freedom comes the possibilities to pose a novel range of questions in the interest of broadening the field.

Nyckelord: Ekologi, Kamerafälla, Hotspotter, IBEIS, Automatiserad, Identifikation, zebra, Ol Pejeta.

Keywords: Ecology, Cameratrapp, Hotspotter, IBEIS, Automated, Identification, zebra, Ol Pejeta.

Innehållsförteckning

Tabellförteckning	7
Figurförteckning	8
1. Inledning	9
1.1 Mönster som identifikation	9
1.2 Igenkänningsprogram	10
1.3 Exempel på ett projekt som ger bildmaterial	12
2. Syfte och frågeställning	13
3. Material och metod	14
3.1 Val av art	14
3.2 Urvalsprocessen	14
3.3 Metod	16
3.3.1 Hotspotter	16
3.3.2 IBEIS	16
3.3.3 Jämförelse av program	16
3.3.4 IBEIS, poängsystem	17
3.4 Litteratursammanställning	17
4. Resultat	18
4.1 Test av zebrabilder	18
4.1.1 Hotspotter, Top-1 säkerhet	18
4.1.2 IBEIS, Top-1 Säkerhet	19
4.1.3 Jämförelse av program	19
4.1.4 IBEIS, poängsystem	20
4.2 Tillämpningar inom ekologi	21
4.3 Teknikens utveckling	22
4.4 Teknikens framtida implikationer	22
4.5 Praktisk tillämpning	24
4.5.1 Automatiserad ansiktsgenkänning	24
4.5.2 Exempel inom metodik	25
5. Diskussion	27
5.1 Resultat av test	27
5.2 Hotspotter vs IBEIS	28
5.3 Intresseregioner	29
5.4 Fokus på bakgrunden	30
5.5 Ersätta invasiva metoder	30
5.6 Medborgarforskning	31
5.7 Hållbarhet	32

5.8	Metodval och framtida utveckling	32
6.	Slutsats	36
7.	Populärvetenskaplig sammanfattning.....	37
Tack		38
Referenser.....		39

Tabellförteckning

Tabell 1. Standardavvikelse av antalet zebrabilder per år.....	15
Tabell 2. Fördelar och nackdelar mellan Hotspotter och IBEIS.....	29

Figurförteckning

Figur 1. Resultat från test av 85 kända individer via Hotspotter. Korrekta matchningar definieras som de top-1 matchningar programmet identifierat som stämmer. Felaktiga matchningar definieras som de matchningar där top-1 alternativet programmet angett inte stämmer. Falskt negativa matchningar definieras som matchningar där programmet felaktigt ansett att en bild inte har någon matchning.....	18
Figur 2. Resultat från test av 85 kända individer via IBEIS. Korrekta matchningar definieras som de top-1 matchningar programmet identifierat som stämmer. Felaktiga matchningar definieras som de matchningar där top-1 alternativet programmet angett inte stämmer. Falskt negativa matchningar definieras som matchningar där programmet felaktigt ansett att en bild inte har någon matchning. Bortfall definieras som bilder som utgjorde en del av testet men inte representerades bland resultaten.....	19
Figur 3. Gröna prickar anger korrekt identifierade bilder. Röda prickar anger felaktigt identifierade bilder. Positionen utmed x-axeln anger mängden poäng motsvarande matchning fått.....	20
Figur 4. Exempel på två felaktigt matchade individer. Gemensamt för dessa är att programmet valt att fokusera på detaljer i bakgrunden, samt att bakgrunden av händelse är snarlik. Vita, gula, orangea och röda markeringar anger de sektioner av bilderna som programmet bedömt vara likast.....	21
Figur 5. Exempel på två korrekt matchade individer. Här har programmet lyckats fokusera på individen och ignorera bakgrunden. Gemensamt för dessa bilder är att bakgrunden skiljer sig starkt mellan matchningarna. Vita, gula, orangea och röda markeringar anger de sektioner av bilderna som programmet bedömt vara likast.....	21

1. Inledning

Övervakning av vilda djurpopulationer är en väsentlig del inom ekologin. Detta bidrar med information gällande arter, deras förekomst, utbredning, dödlighet och tillväxt, och skapar möjligheter inom riktat bevarandearbete (Stephenson, 2019). Proaktiva åtgärder kräver även förståelse för under vilka skeenden populationer påverkas och förändras (Stephenson, 2019).

Kamerafällor är ett vanligt förekommande verktyg inom ekologi för att samla data, och dess användning har ökat kraftigt de senaste 20 åren (Glover-Kapfer, 2019). Fördelar med tekniken innefattar att de är mångsidigt användbara för ett brett spektrum av arter, är förhållandevis ekonomiska att införskaffa, och kan producera stora mängder data (Rowcliffe, 2017). En begränsande faktorn gällande tekniken är möjligheten att analysera det omfattande bildmaterialet (Glover-Kapfer 2019; Nipko *et al.*, 2020). Att kunna automatisera bildanalysen är den aspekt som i högst utsträckning kan nydanas med framtida teknik (Glover-Kapfer 2019).

Gällande arter där individer är identifierbara så kan åter-identifikation användas för att utvinna mer specifik information från en serie bilder (Schneider *et al.*, 2019). När en individ identifierats kan den vid ett senare tillfälle identifieras igen, och slutsatser kan dras därefter. Den här tekniken används idag i kombination med kamerafällor då de individer som undersöks har säregna utseendemässiga drag (Schneider *et al.*, 2019). Som tidigare nämnts har minskade kostnader ökat tillgängligheten av kameror för datainsamling. Förhållandet mellan den resurseffektiva insamlingen av bilder och den resurskrävande bearbetningen av bilder utgör en flaskhals som begränsar metoden. Den här flaskhalsen är motivet till försök att automatisera bildhanteringen (Nipko *et al.*, 2020). Automatisk identifiering av bilder är ett växande fält inom ekologi (Nipko *et al.*, 2020). Förutsatt att mönster eller färgteckningar skiljer sig mellan individer inom en art så kan dessa skillnader användas för att identifiera individer i bilder (Nipko *et al.*, 2020).

1.1 Mönster som identifikation

Som belägg för att mönster är unika nog för att inte upprepas, och därför en lämplig biomarkör så krävs förståelse kring hur de bildas. Mönsterbildningen är en unik process vars komplexitet ger upphov till variation, och är till stor del av fenotypisk karaktär grundad i kemi (Kondo, 2002). Då mönstret inte reflekteras i någon struktur under huden så måste epitelcellerna avgöra mönstrets struktur (Kondo, 2002). Att förstå mönsterbildning kräver förståelse för hur en samling homogena celler kan komma att differentiera sig och utvecklas annorlunda från sina grannar (Kondo, 2002). Startläget är en jämnt fördelad koncentration av två kemiska ämnen, A & B, utöver en plan yta. Genom en kemisk reaktion omfördelas

koncentrationerna spontant till att bilda ett mönster (Turing, 1952). Ämne A är en aktivator som påverkar förekomsten av ämne A & B, och ämne B, en inhibitor, påverkar förekomsten av ämne A och sig själv. Hur dessa två ämnen påverkar varandra leder till negativa eller positiva korrelationer mellan de olika koncentrationerna (Marcon, 2012). En ökning av koncentrationen av ämne A i ett område kan antingen medföra en ökning eller minskning av ämne B i samma område (Marcon, 2012). Det här producerar ett mönster som på en plan yta kan ta formen av de fläckar och ränder som förekommer hos ett stort antal arter (Marcon, 2012). Detta reaktionsdiffusionssystem fördelar ämnena under morfogenes (Turing, 1952). Den relativa koncentrationsfördelningen påverkar cellerna som befinner sig i de olika områdena och orsakar en lokal förändring. Fördelningen kan avgöra hårsäckars pigmentering och därför ge upphov till olika mönster på pälsäckta djur (Kondo, 2002). Ämnena diffunderar genom vävnaden i olika hastigheter vilket påverkar deras räckvidd utmed ytan och därför mönsterbildningen i helhet. Genom justeringar av olika parametrar som diffusion och koncentration kan olika mönster som fläckar eller ränder formas (Marcon, 2012).

En alternativ teori av Wolpert (1969) beskriver i en så kallad fransk-flaggamodell hur ett enskild ämne kan distribueras asymmetriskt utöver en yta. I många fall medverkar dessa två teorier med varandra för att förklara mönsterbildning under morfogenes (Green, 2015). Då bildningen av mönster hos individer är en kontinuerlig kemisk reaktion med hög komplexitet så kan utfallet, det vill säga mönstret, förväntas vara unikt i sin struktur och inte upprepas mellan individer.

Att identifiera med hjälp av mönster kräver att de är bestående över tid. Den aspekt av individuell differentiering som ändras över tid kallas intra-individuell variation (Hayes & Jenkins, 1997). Anledningen till att mönster är bestående genom livet är att de bildas under morfogenes (Turing, 1952). Det här är viktigt då dessa arter kan identifieras under hela livet och data kan samlas in under ett brett tidsspektrum.

1.2 Igenkänningsprogram

Ett flertal program för att automatiskt identifiera individer på bilder är numera tillgängliga för allmänheten. Dessa program används i allt högre utsträckning inom forskning (Nipko *et al.*, 2020). Kriterium för att en art ska kunna användas är att dess individer uppvisar en unik fenotypisk variation, exempelvis mönster, tydligt synlig på bild (Matthé *et al.*, 2017). Studier som använts sig av dessa program eller liknande lösningar inkluderar exempelvis taxonomiska grupper som partåiga hovdjur (Crall *et al.*, 2013), kattdjur (Nipko *et al.*, 2020), valar (Whitehead, 1990), amfibier (Morrisson *et al.*, 2016) och mollusker (Barord *et al.*, 2014).

Igenkänningsprogram kan utvecklas baserat på två olika metoder (Matthé *et al.*, 2017). Programmen kan antingen utgöras av ett pixelbaserat system eller ett system som urskiljer särdrag i mönstren i en bild (Matthé *et al.*, 2017). Ett pixelbaserat system beräknar hur stor andel pixlar som överensstämmer och befinner sig i rätt position mellan två bilder (Nipko *et al.*, 2020). Ett program baserat på mönster identifierar sammanhängande strukturer som färgteckningar och former samt isolerar den här informationen (Nipko *et al.*, 2020). Mönster kan sedan jämföras direkt mellan bilder (Nipko *et al.*, 2020). När det kommer till bilder utvunna via kamerafällor så är mönsterbaserade systemet mer passande då det presterar bättre vid en högre variation i bildkvalitet (Nipko *et al.*, 2020). Orienteringen av ett djur som fotats har inte heller en lika negativ påverkan på resultaten som med ett pixelbaserat system (Matthé *et al.*, 2017).

Ett vanligt förekommande program som används i studier inom automatiserad identifikation av individuella djur är Hotspotter (Nipko *et al.*, 2020). Utvecklarna, Crall *et al.* (2013), utformade verktyget 2013 i syfte att effektivisera mönsterigenkänning. Hotspotter har även presterat bättre och krävt mindre behandlingstid än WILD-id, ett konkurrerande program (Nipko *et al.*, 2020). Hotspotter har visat sig utkonkurrera 4 andra jämförbara program på samma bildmaterial (Burgstaller *et al.*, 2021). En ytterligare fördel med programmet är att det till skillnad från WILD-id har en inbyggd lösning för att utvinna intresseregioner (regions of interest, ROI) i en bild. Detta är något som annars görs externt vilket kräver mer tid (Nipko *et al.*, 2020). Det här programmet är inte artspecifikt utan kan användas på flera olika arter (Crall *et al.*, 2013). Hotspotter bygger på två olika algoritmer som samverkar med varandra. Den första algoritmen utgörs av SIFT (Scale Invariant Feature Transform), som är en metod för att identifiera och beskriva mönster som förekommer i bilder (Lowe, 2004). Samma mönster kan matchas i olika bilder trots variationer i skala, exponering och orientering (Nipko *et al.*, 2020). Den här aspekten gör metoden särskilt applicerbar till bilder tagna via kamerafälla där bildkvaliteten varierar (Nipko *et al.*, 2020). Den andra algoritmen består av Naïve Bayes Nearest Neighbor-metoder för att snabbt kunna jämföra en bild mot den befintliga databanken av bilder (McCann & Lowe, 2012; Crall *et al.*, 2013). Varje matchning tilldelas ett numerärt värde baserat på hur säker matchningen är och antalet bilder som matchas med en enskild bild rangordnas utefter det numerära värdet (Crall *et al.*, 2013). De högst rankade matchningarna till varje bild presenteras och användaren verifierar dessa som korrekta eller felaktiga (Crall *et al.*, 2013). IBEIS utgör en nyare version av Hotspotter. Programmet är i grunden byggt på liknande algoritmer men med förbättringar kring stabilitet och användarvänlighet. Båda dessa program har öppen källkod och är fritt tillgängliga för allmänheten att använda.

För att utvärdera hur ett igenkänningsprogram presterar så används preliminärt top-n säkerhet för att räkna ut resultatet (Schneider *et al.*, 2019; Vidal *et al.*, 2021).

Ett perfekt presterande program hade haft en top-1 säkerhet på 100% (Vidal *et al.*, 2021). Ett igenkänningsprogram ger ett antal förslag på bilder som troligast matchar bilden som undersöks. Top-n säkerhet definieras som andelen korrekt matchade bilder då programmet kommit med n förslag till varje bild och minst 1 av dessa n förslag stämmer (Schneider *et al.*, 2019). Mätvärdet förekommer i ett stort antal studier och dess användning ökar möjligheten att jämföra resultaten med annan litteratur (Schneider *et al.*, 2019).

1.3 Exempel på ett projekt som ger bildmaterial

Laikipia är ett distrikt i Kenya med en yta på 9666 km² och består av privata, allmänna och statligt ägda landområden (Georgiadis *et al.*, 2003). Ol Pejeta Conservancy är ett viltreservat beläget i södra Laikipia och representerar med ca 400 km² 3,75 % av distriktet (Georgiadis *et al.*, 2003). Ol Pejeta är inhägnat, för att kunna fungera som en populationsreserv för noshörningar, och områdets geografi tillåter endast passage norrut då resterade riktningar är blockerade. Dessa korridorer utgör smala passager där djuraktivitet därför koncentreras. De är belägna utmed den nordvästra gränsen och tillåter passage av alla arter förutom noshörningar (*Rhinocerotidae*), och omges av öppna gräs- och busklandskap. Kamerafällor med infraröd blixtn är placerade på stolpar så att de fotograferar djur på väg in och ut genom viltkorridorerna vilket möjliggör ett flertal bevarandeprojekt (Ol Pejeta Conservancy, 2022).

2. Syfte och frågeställning

Automatiserade bildigenkänningsprogram producerar en omfattande variation i resultat när olika bildmaterial använd (Matthé *et al.*, 2017). På grund av den här variationen i resultat så rekommenderar Matthé *et al.* (2017) och Nipko *et al.* (2020) att en mindre studie utförs med syfte att utvärdera hur ett specifikt program presterar med en specifik samling bilder. En mindre mängd bilder bör testas för att möjliggöra framtida större studier.

Syftet med detta arbete var att undersöka om automatisk bildigenkänningsteknik kan identifiera individer från kamerafällorna i Ol Pejeta och vilka begränsningar som finns, samt hur den här tekniken kan implementeras inom ekologisk forskning i ett större sammanhang.

Följande frågeställningar skulle besvaras:

- I) Kan automatisk bildigenkänningsteknik användas för att identifiera individer inom en population via kamerafälle-bilder ifrån viltreservatet Ol Pejeta?
- II) Vilka implikationer skulle denna teknik kunna ha inom ekologin?

Studien är kvantitativ i den mån att säkerhet räknas ut men kvalitativ i den mån att aspekter som effektivitet och tillgänglighet utvärderas.

3. Material och metod

Bildmaterialet i denna studie kommer från ett kamerafälla-projekt i Ol Pejeta Conservancy beläget i södra Laikipia. Bildmaterial från två av tre korridorer användes i studien. Vid korridorerna finns kamerafällor med infraröd blixtpacerade på stolpar så att de fotograferar djur på väg in och ut genom viltkorridorerna (Ol Pejeta Conservancy, 2022). Dessa rörelseaktiverade kameror är den vanligaste förekommande typen av kamerafällor (Welbourne, 2016). Slutaren aktiveras när den infraröda censorn avläser en temperaturförändring relativt till den omgivande miljön (Welbourne, 2016). Detta innebär att när ett djur passerar framför kameran utstrålas värme från djuret vilket detekteras av sensorn som utlöser slutaren (Welbourne, 2016).

3.1 Val av art

En vanlig art i området är stäppzebror (*Equus quagga*), som lever utspridd utöver de tillgängliga ytorna (Georgiadis *et al.*, 2003). År 2001 uppskattades det finnas 26 095 individer i Laikipia (Georgiadis *et al.*, 2003). Under åtminstone ett tiotal år så har miljontals bilder tagits på djur som passerar in och ut ifrån Ol Pejeta, varav tiotals tusen på zebbor. Zebbor har ett randigt mönster, unikt för varje individ, som gör dem relativt lätta att identifiera på bilder (Crall *et al.*, 2013). Då dessa kamerafällor inte tidigare använts för att identifiera individer valde denna studie att fokusera på zebbor. Valet av art grundas i att zebbor är täckt av ett tydligt mönster i hög kontrast av svart och vitt som i en tidigare studie gett goda resultat i liknande test (Crall, 2013). Den höga kontrasten mellan svart och vitt med tydliga randiga mönster utgör därmed en bra utgångspunkt för att avgöra hur programmet presterar. Mönster med en mindre tydlig kontrast skulle inte besvara frågan lika väl angående om det primärt är programmet eller valet av art som huvudsakligen präglade resultaten. En annan anledning till val av art var den höga tillgången av zebbilder från Ol Pejeta jämfört med andra mönstrade arter.

3.2 Urvalsprocessen

Ifrån en tillgänglig databas av 494 808 bilder på zebbor tagna via kamerafällorna valdes bilder ut enligt fördefinierade kriterier för att utvärdera programmet. Bilderna är tagna under ett kontinuerligt tidsintervall mellan 2015–2020. Då dödligheten av zebborna på Ol Pejeta kan uppskattas till 10 % per år (Georgiadis *et al.*, 2003), så valdes bilder ut under två följande år för att maximera chansen att bilderna innehåller återkommande individer. Årtal som valdes ut var 2018–2019. Val av årtal baserades på att de hade högst standardavvikelse gällande zebbilder per vecka (Tab. 1). Den höga standardavvikelsen är ett resultat av en större variation i zebraaktivitet, d.v.s. en blandning av liten och hög aktivitet. Då det är okänt om

veckor med låg eller hög aktivitet ger upphov till en ökad chans att samma individ passerar genom korridoren så används de år där båda aktivitetsnivåerna förekommer i högst utsträckning (Tab. 1). Tio sammanhängande veckor valdes ut från respektive år. De veckor som valdes ut var perioder då variationen på aktivitet var som störst under givet år. Totalt valdes 800 bilder ut.

Tabell 1. Standardavvikelse av antalet zebrabilder per år. Korridor 1 och 2.

År	Antal bilder	Standardavvikelse per vecka
2015 (Okt-Dec)	12 530	362,261
2016	32 004	910,604
2017	114 840	2130,309
2018	171 654	7027,545
2019	55 261	2707,908
2020 (Jan-Jun)	56 791	2449,439

Zebrans mönster uppvisar inte spegelsymmetri (dvs. samma mönster på både sidor). Med olika mönster på höger och vänster sida kommer dessa sidor tolkas som två olika individer av igenkänningsprogram (Crall *et al.*, 2013). Ett urvalskriterium bland de 800 bilderna var därmed att zebrans högra sida skulle vara riktad mot kameran. Att endast en sida väljs ut görs för att maximera mängden tillgängliga alternativ vid varje matchning, vilket vid ett givet antal bilder försvårar för programmet och stärker resultaten. Zebror i alla åldrar inkluderades. Variation i generell bildkvalitet, avstånd och skärpa påverkade inte urvalsprocessen. Bilder valdes även endast ut om de representerade en specifik händelse. Om en serie av bilder togs på en zebra under samma tillfälle valdes endast en bild ut, och varje bild representerade därför en enskild individs passage genom korridoren. Detta gjordes för att öka variationen i bilderna som skulle användas.

För att kunna utvärdera resultatets säkerhet identifierades individer för hand. Utifrån de 800 valda bilderna identifierades 85 bilder visuellt. Bland dessa 85 bilder identifierades 10 olika individer, där alla förekommer minst två gånger. Individerna namngavs 1–10. Identifieringen gjordes genom att två bilder jämfördes med varandra och endast ansågs vara på samma individ om de sektioner av mönster som var synliga var identiska. Denna process var mycket tidskrävande, vilket är anledningen till att inte flera bilder användes, men att utgå från de 800 bilderna effektiviserade processen betydligt. Utifrån de 800 bilderna valdes även ytterligare 30 bilder ut genom samma metod, men där bilderna inte matchade varandra. Det här gjordes för att utföra ett tredje test. De 10 individerna från de 85 bilderna förekommer inte heller i dessa 30 bilder. Totalt användes 115 bilder i detta test, 85 matchande bilder och 30 icke-matchande bilder.

3.3 Metod

3.3.1 Hotspotter

Hotspotter installerades via en exe-fil. I programmet importerades en databas av bilder manuellt, och för varje bild definierades en intresseregion (ROI) manuellt. Detta gjordes i programmen genom att en sektion av bilden markerades för hand. Intresseregioner minskade de resurser som krävdes för att analysera bilderna genom att minska den del av bilden som tolkas av programmet. I den här studien inkluderade intresseregionen hela djuret då mönster förekommer över hela zebran. När alla intresseregioner definierats så kunde de individuellt prövas mot den befintliga databasen av bilder. De top-5 bilder som fått högst poäng av programmet visades i ordning. Högre poäng medförde en större chans att bilden matchade den ursprungliga. 85 bilder av kända individer matades in i programmet och dessa prövades mot sig själva av programmet. Programmets match till varje bild ställdes mot den manuella identifieringen av individerna och information om programmet haft rätt eller fel fastställdes.

3.3.2 IBEIS

IBEIS bygger på liknande principer men har ingen exe-fil för installation. Då IBEIS är python-baserat så kördes programmet i den här studien via CPU-virtualisering på en Windows-maskin då det inte är kompatibelt direkt med Windows. Windows 10 pro eller 11 pro användes då endast dessa operativsystem tillåter CPU-virtualisering genom programmet Hyper-V. I Hyper-V skapades en ny virtuell dator enligt nedanstående parametrar. Operativsystemet i fråga var Ubuntu 18.04.3. Python-versionen var 2.7.17. Utan dessa specifika parametrar riskerade fel att uppstå när programmet installerades. IBEIS installerades via en PIP-installation.

4096 MB ramminne allokerades till den virtuella maskinen. En virtuell hårddisk på 12 GB användes för att ge utrymme till en installation av Ubuntu 18.04.3, en installation av IBEIS, samt lagring av bildmaterialet inom den virtuella maskinen. Inom den virtuella maskinen kördes IBEIS via startkommandot "IBEIS" i kommandotolken. Bildmaterialet överfördes från datorn till den virtuella maskinen via Google drive. Bildmaterialet importerades in i IBEIS. Även i IBEIS så definierades intresseregioner inom alla bilder. Alla bilder testades mot varandra samtidigt för att effektivisera processen.

Samma 85 bilder av kända individer kördes i de två programmen separat och andelen korrekta respektive felaktiga matchningar fastställdes enligt top-1.

3.3.3 Jämförelse av program

För att undersöka de fördelar som de två olika programmen för med sig, samt eventuella skillnader i resultat, jämfördes Hotspotter och dess nyare version IBEIS

i denna studie. Top-1 säkerhet användes som mätvärde för att utvärdera hur programmen presterade. Programmen jämförs med varandra genom att jämföra hur de presterade inom top-1 säkerhet samt hur stor del av samtliga bilder där resultaten överlappar mellan programmen. Programmen jämfördes även utefter den generella användarupplevelsen och hur tillgängliga och applicerbara de är som följd av detta.

3.3.4 IBEIS, poängsystem

IBEIS innehåller även ett poängsystem. Desto högre poäng en matchning får desto säkrare är programmet på att matchningen stämmer. För att utvärdera programmet så undersöktes hur väl det inbyggda poängssystemet presterade.

Detta utvärderades genom de 85 kända individerna samt de 30 tidigare nämnda bilderna på icke förekommande individer, vilket utgjorde en samling på 115 bilder. Samband mellan korrekt matchning och höga poäng undersökes genom att granska fördelningen av matchningar utmed poängen. Icke matchande bilder inkluderades för att generera ett större antal felaktiga matchningar i syfte att se vart i poängskalan felaktiga matchningar hamnade.

3.4 Litteratursammanställning

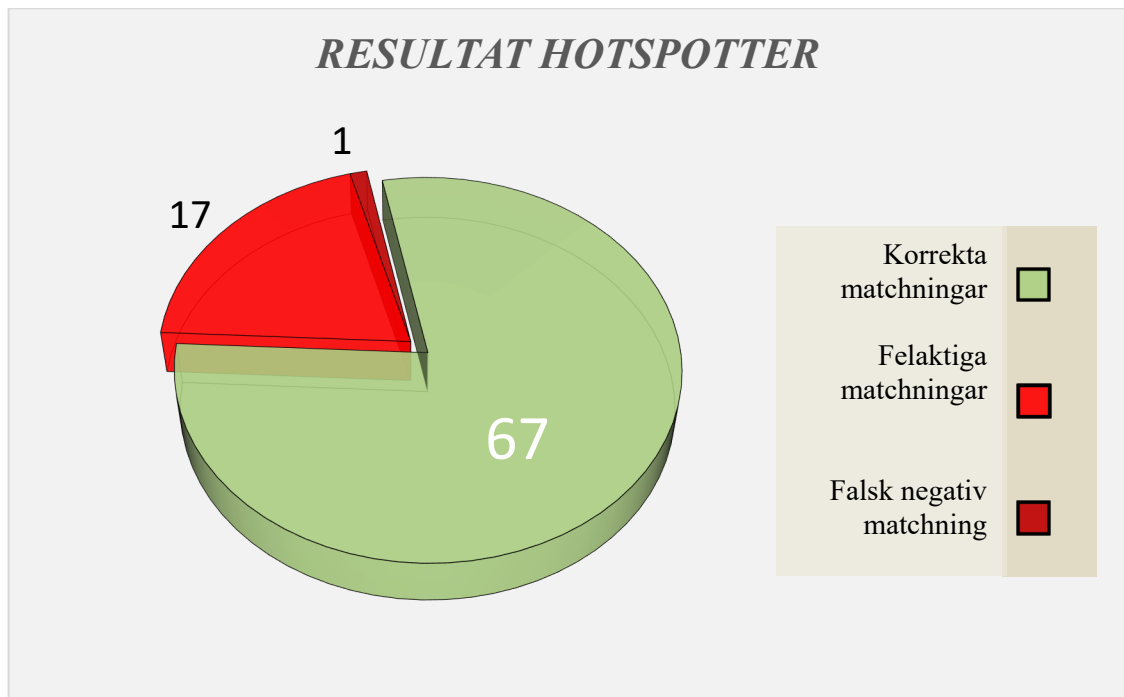
För att besvara den andra frågeställningen gällande teknikens framtida implikationer inom ekologi så utfördes en litteratursammanställning. Artiklar som användes faller inom ramarna av ekologi, biologi och datateknik. De sökord som användes var “ecology”, “biology”, “computer vision”, “neural network”, “cnn”, “facial recognition”, “automated pattern recognition”, “individual identification”, “re-identification”, “capture re-capture”, “machine learning”, “deep learning”, “Hotspotter”, “IBEIS”, “WILD-id” och “citizen science”. Sökorden användes i varierande kombinationer. Sökmotorer som användes var Google Scholar, Primo och Web of Science. Fokus lades på att hitta så nya artiklar som möjligt inom ämnet då den snabba utveckling som präglar datavetenskap snabbt gör information föråldrad.

4. Resultat

4.1 Test av zebrabilder

4.1.1 Hotspotter, Top-1 säkerhet

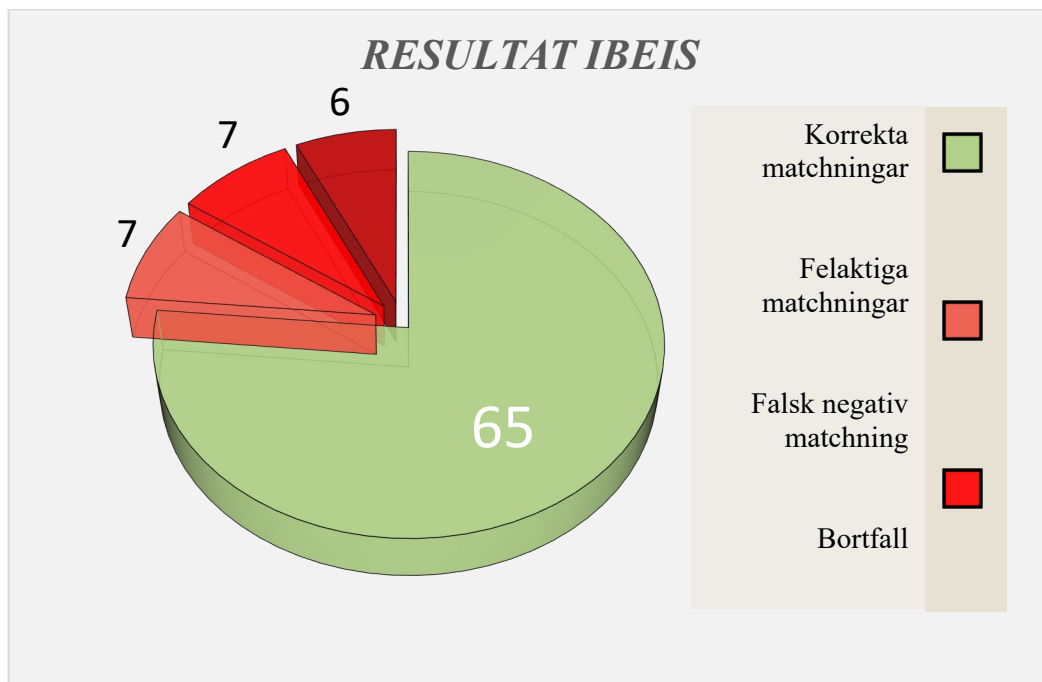
Den utvalda serien av 85 bilder av kända individer testades med Hotspotter och resultaten jämfördes med ett befintligt facit av manuella matchningar. Testet gav upphov till 67 korrekta matchningar, 17 felaktiga matchningar och 1 falsk negativ matchning (Fig. 1). Med falsk negativ matchning menas en bild som programmet felaktigt ansett inte matchar med någon annan bild. Resulterande top-1 korrekta matchningar delat på de samtliga matchningarna ger programmets top-1 säkerhet i testet. Detta gav en top-1 säkerhet på 78,9 %.



Figur 1. Resultat från test av 85 kända individer via Hotspotter. Korrekta matchningar definieras som de top-1 matchningar programmet identifierat som stämmer. Felaktiga matchningar definieras som de matchningar där top-1 alternativet programmet angett inte stämmer. Falskt negativa matchningar definieras som matchningar där programmet felaktigt ansett att en bild inte har någon matchning.

4.1.2 IBEIS, Top-1 Säkerhet

Samma serie av 85 bilder av kända individer testades med IBEIS och resultaten jämfördes med ett befintligt facit av manuella matchningar. Testet ger upphov till 65 korrekta matchningar, 7 felaktiga matchningar och 7 falsk negativ matchning samt ett bortfall av 6 bilder (Fig. 2). Resulterande top-1 korrekta matchningar delat på de samtliga matchningarna ger programmets top-1 säkerhet i testet. Detta gav en top-1 säkerhet på 76,5 %.



Figur 2. Resultat från test av 85 kända individer via IBEIS. Korrekta matchningar definieras som de top-1 matchningar programmet identifierat som stämmer. Felaktiga matchningar definieras som de matchningar där top-1 alternativet programmet angett inte stämmer. Falskt negativa matchningar definieras som matchningar där programmet felaktigt ansett att en bild inte har någon matchning. Bortfall definieras som bilder som utgjorde en del av testet men inte representerades bland resultaten.

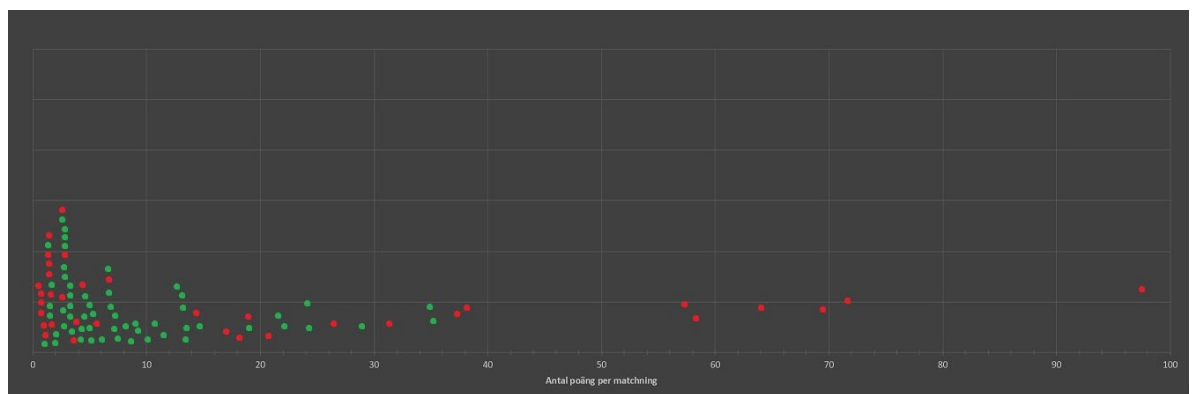
4.1.3 Jämförelse av program

Insyn i skillnader mellan hur programmen analyserar bilder kan utöver förhållande mellan korrekta och felaktiga matchningar även illustreras av andelen överlappande bilder i de olika kategorierna. Utöver top-1 säkerheten så är det relevant huruvida det är samma bilder som matchats korrekt, och samma bilder som matchats felaktigt mellan programmen. Det här värdet utvinns genom att antalet bilder beräknas där båda program har producerat samma resultat oavsett om matchningarna stämde eller inte. Om en bild matchats korrekt eller felaktigt i båda programmen så överlappar här resultaten. Antalet överlappande matchningar delas

med det totala antalet matchningar för att utvinna andelen överlappande matchningar. Av det totala antalet matchningar så klassades 71% identiskt mellan de två programmen.

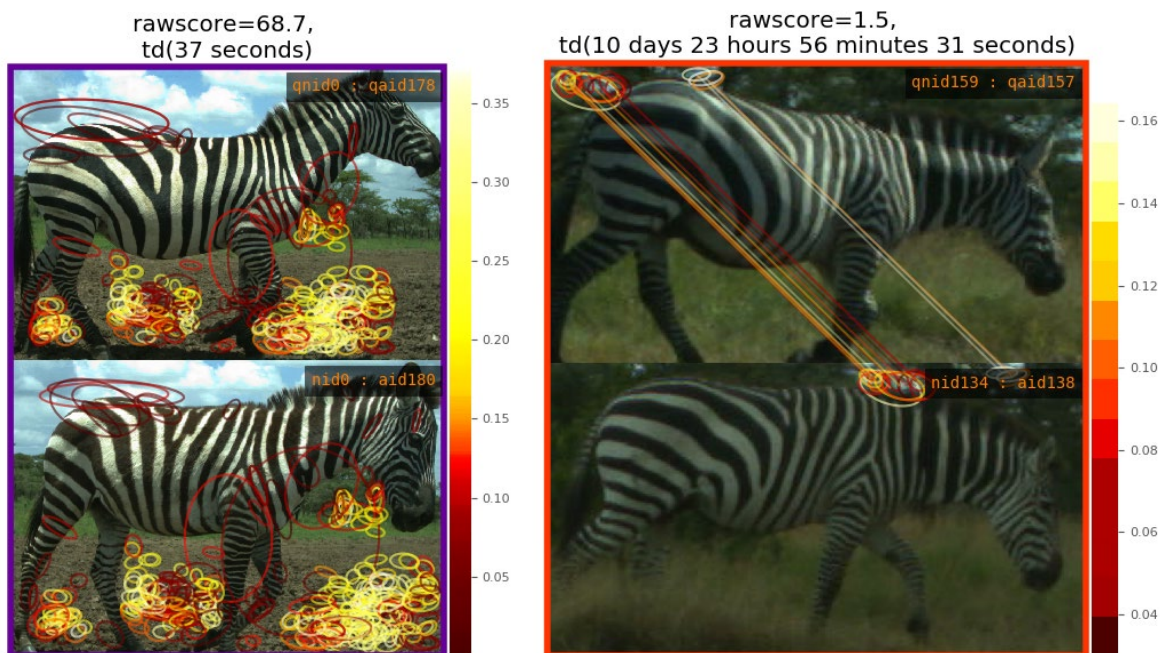
4.1.4 IBEIS, poängsystem

Ett tredje test inkluderade 115 bilder varav 85 bilder var på kända individer och 30 var på nya, icke återkommande individer. Då IBEIS har ett poängsystem för att ange hur säker en matchning är så undersöktes sambandet mellan höga poäng och positiva matchningar genom att alla matchningar klassades som korrekta eller felaktiga och deras poäng samlades in. De 30 icke matchande bilderna inkluderades för att öka mängden felaktigt och icke matchande individer så dess fördelning utmed poängsystemet blir tydligare. Poängsystemet utgörs av ett intervall från 0–100 (Fig. 3).

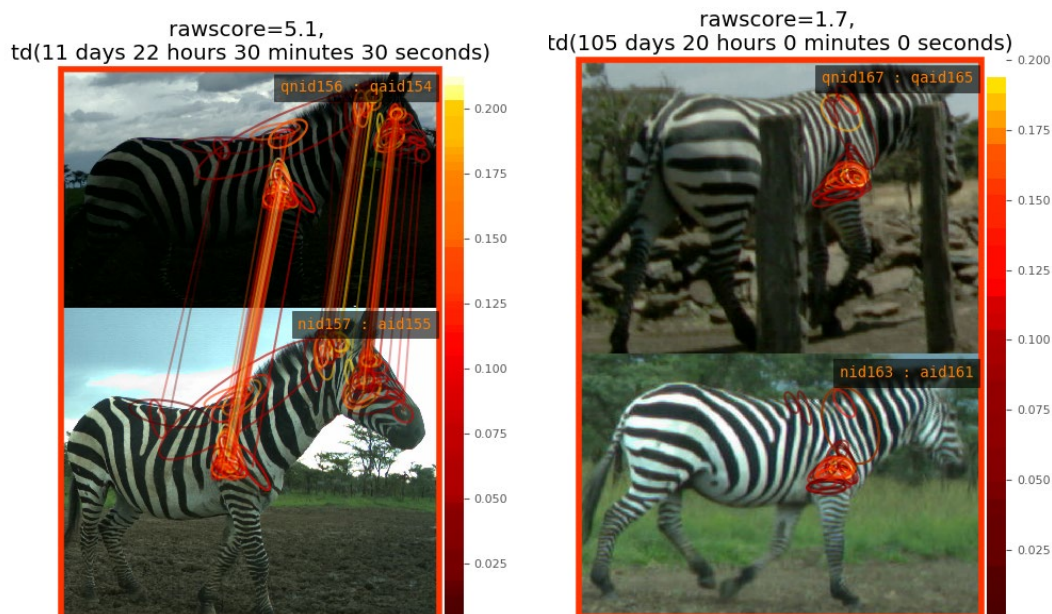


Figur 3. Gröna prickar anger korrekt identifierade bilder. Röda prickar anger felaktigt identifierade bilder. Positionen utmed x-axeln anger mängden poäng motsvarande matchning fått enligt IBEIS poängsystem.

På en skala mellan 0–100 så förväntas höga poäng indikera korrekta matchningar. Samtliga matchningar som fått poäng över 35,75 var dock felaktiga och den överväldigande majoriteten av matchningar, 90 %, ligger på under 20 poäng oavsett om de stämmer eller inte. Gemensamt för de åtta matchningar över 36 poäng är att bakgrunden analyserats i stället för individen (Fig. 4). Alla korrekt matchade individer fick poäng under 36. Gemensamt för korrekt matchade individer var att bakgrunden lyckades skiljas från individen (Fig. 5).



Figur 4. Exempel på två felaktigt matchade individer. Gemensamt för dessa är att programmet valt att fokusera på detaljer i bakgrunden, samt att bakgrunden av händelse är snarlik. Vita, gula, orangea och röda markeringar anger de sektioner av bilderna som programmet bedömt vara mest lika.



Figur 5. Exempel på två korrekt matchade individer. Här har programmet lyckats fokusera på individen och ignorera bakgrunden. Gemensamt för dessa bilder är att bakgrunden skiljer sig starkt mellan matchningarna. Vita, gula, orangea och röda markeringar anger de sektioner av bilderna som programmet bedömt vara mest lika.

4.2 Tillämpningar inom ekologi

Att kunna identifiera individer över tid är en essentiell förmåga som krävs för att besvara nya frågeställningar inom ekologi (Deb *et al.*, 2018; Vidal *et al.*, 2021).

Arters fria rörelse inom ett ekosystem innebär att de är svåra att studera (Kays *et al.*, 2015). Behovet av att förstå hur en individ förflyttar sig under sitt liv, utgör hierarkiska strukturer, samt använder resurser, utgör ett informationsbehov, och därmed ett behov av ny metodik för att utvinna den här datan (Vidal *et al.*, 2021). Det finns ett omfattande behov för pålitliga metoder att enkelt kunna identifiera individer (Deb *et al.*, 2018).

4.3 Teknikens utveckling

De första försöken med att automatisera igenkänningen av individer gjordes på marina däggdjur år 1990 (Whitehead, 1990). Bland dessa tidiga försök gav mönsterbaserade program en betydligt högre top-1-säkerhet, och påvisade den framtida potential tekniken hade (Schneider *et al.*, 2019). Under 2000-talet så förbättrades tekniken avsevärt och antalet integrerade arter utökades. Initiala försök till att utveckla datorprogram med syfte att automatiskt identifiera zebror producerade ogynnsamma resultat med en för hög felmarginal (Foster *et al.*, 2007). År 2007 utvecklades det första identifikationsprogrammet som inte var artspecifikt (Burghardt *et al.*, 2007). Förmågan att med ett program använda sig av bilder på flera olika arter beroende på den forskning som utförs genom att mönster identifieras gör programmet till ett verktyg applicerbart i flera olika situationer (Burghardt *et al.*, 2007).

Tidiga program som producerat en låg top-1 säkerhet ligger på 32 % och 43 % (Mizroch *et al.*, 1990; Whitehead, 1990). Trots detta har flera studier från 1990–2005 med befintlig teknik producerat en top-1 säkerhet av över 90 % (Hiby & Lovell, 1990; O’Corry-Crowe, 1998; Kelly, 2001; Arzoumanian *et al.*, 2005). Dessa preliminära tekniska framsteg har producerat lovande resultat, men som verktyg för ekologer finns det kapacitet att förbättra och utveckla (Schneider *et al.*, 2019). Förbättrade resultat kan utvinnas av att öka hur väl programmen presterar och huruvida programmen är lättillgängliga, samt i vilken grad de är implementerbara i framtida studier (Schneider *et al.*, 2019). Gemensamt för dessa program är att funktionerna är programmerade för hand (Schneider *et al.*, 2019). Det här är fallet även för Hotspotter (Vidal *et al.*, 2021). För arter med tydliga individuella skillnader har manuellt programmerade lösningar gett goda resultat under rätt omständigheter, men tekniken har visat sig känslig för avvikelser och kräver optimala förhållanden (Vidal *et al.*, 2021). Djupinlärning utgör en lösning för att förbättra den här tekniken och åtgärda dessa tillkortakommanden (Schneider *et al.*, 2019).

4.4 Teknikens framtida implikationer

Att förstå de implikationer igenkänningstekniken har inom ekologi erfordrar förståelse för hur teknisk utveckling präglar områdets nutida begränsningar. Något

både Hotspotter och IBIES inte är byggda på är djupinlärning, och utgörs istället av enklare algoritmer. Dessa program, trots deras användbarhet i dagsläget, representerar därmed inte teknikens framtid. Djupinlärning har visat sig kunna bemöta de krav som ställs gällande automatisk igenkänning utan att behöva programmeras manuellt (Schneider *et al.*, 2019). Djupinlärning innebär i grunden en generell algoritm som tränar sig själv med hjälp av en stor mängd data (Vidal *et al.*, 2021). När en bild analyseras så kan information tolkas och bearbetas i flera olika, efter varandra följande steg. Dessa steg kallas lager och utformas av sig själv när programmet tränas (Schneider *et al.*, 2019). Resultatet är en serie analyserande lager med förmågan att upptäcka specifika egenskaper inom en bild. Med fler lager kan modeller erhålla en ökad förmåga att analysera bildinnehåll (Vidal *et al.*, 2021). Specifika linjer och konturer kan associeras med objekt och förekomsten av specifika objekt kan indikera innehållet i bilden (Vidal *et al.*, 2021). En fördel med djupinlärning är förmågan att ignorera övriga faktorer som bakgrund, vinkel och ljusförhållanden (Vidal *et al.*, 2021). Djupinlärning kan med en hög kompetens urskilja innehåll på bildmaterial (Vidal *et al.*, 2021). Praktisk användning av djupinlärning kan delas in i tre kategorier (Norouzzadeh *et al.*, 2018). Den första användningen är att enbart använda tekniken för att filtrera bort tomma bilder. Den andra är att förse en människa som arbetar med troliga valbara alternativ på vad en bild kan innehålla för att effektivisera datahanteringen. Den tredje innebär att acceptera och lita på den information som programmet utvinnet ur bilden gällande innehållet (Norouzzadeh *et al.*, 2018).

Potentialen är stor för att djupinlärning kan lägga grunden för nya möjligheter inom automatiserad igenkänning av individer. Möjligheten att träna ett program till specifika förmågor genom exponering av en kombination av olika databaser av bilder medför möjligheten att bemöta de tillkortakommanden tidigare program har haft (Vidal *et al.*, 2021). Det här inkluderar möjligheten att identifiera individer som inte uppvisar de tydliga tecken och mönster som kännetecknat tidigare igenkänningsprogram (Vidal *et al.*, 2021). Gällande arter som inte har tydliga individuella karaktärsdrag så förväntas djupinlärning inte bara utgöra ett lika högpresterande alternativ utan kunna överträffa den mänskliga förmågan att identifiera individer (Schneider *et al.*, 2019). Då djupinlärning kan användas för att identifiera individer med en betydligt högre träffsäkerhet och utan att behöva programmeras för hand så utgör den här lösningen ett fördelaktigt alternativ (Schneider *et al.*, 2019). Program som inte använder sig av djupinlärning erfordrar kunskap om olika arter för att hitta passande biomarkörer att utgå ifrån vid identifiering (Schneider *et al.*, 2019). God kompetens inom programmering gör det här även till ett multidisciplinärt fält (Schneider *et al.*, 2019). Dessa krav ställs inte på biologer i samma utsträckning vid användningen av djupinlärning.

Det råder dock ett stort behov av bildmaterial för att kunna träna dessa program. Tillgängligheten av lämpliga bilder kan här komma att bli ett problem i sig

(Schneider *et al.*, 2019). Dessa bilder kan komma från olika källor som kamerafällor, djurparker och nationalparker för att kombineras till ett gemensamt bildmaterial (Schneider *et al.*, 2019). Problemet erfordrar även att framtida forskare gör sitt datamaterial nedladdningsbart direkt så att det kan användas i träningssyfte (Hey *et al.*, 2009; Schneider *et al.*, 2019). Med djupinlärning så kan risken för att en individ förändrar sitt mönster över tid och därför blir felidentifierad motverkas förutsatt att databasen av träningsbilder innehåller exempel av det här, exempelvis unga individer som sedan fotas som vuxna (Schneider *et al.*, 2019). Det övergripande målet med datorbaserad utveckling inom ekologisk forskning är att möjliggöra en ny metodik där slutsatser inte dras från manuella tolkningar av bilder, utan att mätvärden utvinns direkt från mätdata (Schofield *et al.*, 2019). I framtiden så kan system utvecklas som automatiskt kan utvinna mätvärden som antalet arter, antalet individer per art, mångfald, fördelning och annan viktig ekologisk information från kamerafällor (Schneider *et al.*, 2019). Gällande arter utan tydliga färgteckningar och unika drag så krävs vidare förbättringar inom tekniken (Vidal *et al.*, 2021).

4.5 Praktisk tillämpning

4.5.1 Automatiserad ansiktsigenkänning

På grund av deras omfattande roller i ekosystem så behöver bevarandearbete av primater prioriteras (Estrada *et al.*, 2017). En lösning för att förebygga primaters rådande populationsminskningar bygger på användandet av automatiserad ansiktsigenkänning (Deb *et al.*, 2018). Automatiserad ansiktsigenkänning hos människor är etablerad och tekniken kan på grund av deras liknande ansiktsstrukturen appliceras även på andra primater (Deb *et al.*, 2018). Det här innebär en förbättrad förmåga till att identifiera och spåra individer (Deb *et al.*, 2018). Automatiserad ansiktsigenkänning kan även ersätta traditionella spårningsmetoder och deras negativa inverkan (Deb *et al.*, 2018).

Tekniken kan även motverka den illegala handeln av primater (Deb *et al.*, 2018). Detta bygger på att en infångad individ eventuellt kan identifieras och därför kopplas till ett geografiskt område där den tidigare blivit identifierad (Deb *et al.*, 2018). Det här kan ge information om infångandet i fråga (Deb *et al.*, 2018). Kriminella nätverk kan även kartläggas med hjälp av automatiserad ansiktsigenkänning då handel med primater innebär att annonser med bilder läggs upp på internet och försäljare kan kopplas till varandra via dessa bilder (Deb *et al.*, 2018).

Nuvarande program som bygger på djupinlärning har visat sig ha en kapacitet att analysera ansikten som överträffar den mänskliga förmågan. Vid en undersökning där experter identifierat individer med hjälp av en serie bilder på schimpanser så tog det 55 minuter och gav upphov till en 42 % säkerhet (Schofield

et al., 2019). För djupinlärningssystemet i studien uppnåddes en säkerhet på 84 %, och processen tog 60 millisekunder. (Schofield *et al.*, 2019).

4.5.2 Exempel inom metodik

Att känna igen individer utöver en längre tidsperiod, ibland flera årtionden, är det enda sättet att besvara vissa frågeställningar inom ekologi, och det här kräver förmågan att kunna känna igen individer (Clutton-Brock & Sheldon, 2010). Ekologiska processer och förändringar i ekosystem sker övervägande i en tidsram av år och årtionden, och den här långsiktiga förändringen avgör vilken typ av data som behöver samlas in (Clutton-Brock & Sheldon, 2010). Studier som sträcker sig över längre tidsperioder fokuserar antingen på populationer eller på individer (Clutton-Brock & Sheldon, 2010). Studier som fokuserar på populationer har en viktig roll inom ekologin men medför även begränsningar. Dessa studier kan exempelvis avläsa en förändring i populationsstorlek men inte vara lika anpassade för att utvärdera de orsaker som gett upphov till förändringen. En förändring kan exempelvis vara grundad i en minskad populationstillväxt, en ökad dödlighet per år, eller migration, men vilken av dessa faktorer som gett upphov till förändringen kan kräva ett annat fokus (Clutton-Brock & Sheldon, 2010). När studier enbart fokuserar på populationer så leder det till svårigheter att utvärdera arten ur ett evolutionärt perspektiv. Information om individers liv behövs för att exempelvis utvärdera vilka fördelar en viss fortplantningsstrategi eller socialt beteende har för en art, och med data på individnivå erhålls nya insikter inom sociala strukturer (Clutton-Brock & Sheldon, 2010).

Miljöfaktorer påverkar ofta individer olika beroende på deras ålder (Coulson *et al.*, 2001). Den genomsnittliga åldern hos en population är en faktor som är problematisk att undersöka utan att kunna skilja individer åt (Clutton-Brock & Sheldon, 2010). Att kunna identifiera en individ utöver en längre tidsperiod gör det möjligt att dra slutsatser om hur gammal individen är (Clutton-Brock & Sheldon, 2010). Det här är viktigt då ålder påverkar beteende i ett ekosystem (Wilson *et al.*, 2007). När åldern är okänd så kan även etologiska data bli missvisande (Clutton-Brock & Sheldon, 2010). Information över tid gör det även möjligt att undersöka korrelationen mellan en händelse eller levnadsförhållande tidigare i livet med ett utfall som inträffat som följd (Clutton-Brock & Sheldon, 2010).

Även om denna teknik befinner sig i ett tidigt stadium så har den redan använts inom ekologisk forskning. Unika mönster på den gröna havssköldpaddans (*Chelonia mydas*) skal innebär att de kan identifieras via fotografier (Carter *et al.*, 2014). Ett program vid namn MYDAS har utvecklats med syfte att identifiera individer av arten (Carter *et al.*, 2014). Bilder på en grön havssköldpadda jämförs med en databas för att beräkna dödligheten per år och förändringar i populationen (Carter *et al.*, 2014). MYDAS har använts sedan 2013 för att övervaka populationen av grön havssköldpadda vid Lady Elliot Island i det stora barriärrevet (Carter *et al.*,

2014). Med en säkerhet på 95 % utgör MYDAS ett praktiskt exempel på hur djupinlärning kan implementeras inom ekologi.

5. Diskussion

5.1 Resultat av test

Syftet med de test som utfördes var att utvärdera om automatiserad mönsterigenkänning kan användas för att identifiera individer på viltkamerabilder, i det här fallet från viltreservatet i Ol Pejeta, Kenya.

I jämförelsen av programmets presentation så gav Hotspotter upphov till en top-1 säkerhet av 78,9 %, och IBEIS gav en top-1 säkerhet av 76,5 %. För att avgöra om dessa resultat är tillräckligt höga så behöver de sättas i ett större perspektiv. Det förekommer att studier som använder sig av Hotspotter inte erhåller godtagbara resultat då programmets felmarginal är för hög för att programmet ska kunna tillämpas i praktiken (Morrison *et al.*, 2016). En låg säkerhet kan leda till kraftigt missvisande slutsatser om populationer, ibland med upp till flera hundra procent större populationer som följd (Morrison *et al.*, 2016). I tidigare forskning har tester gett ett stort spektrum av resultat gällande top-1 säkerhet. I en studie har en top-1 säkerhet mellan 71 % och 82 % indikerat att Hotspotter utgjort en applicerbar metod för att identifiera individer av zebror (Nipko *et al.*, 2020). En styrka i den här studien är att de testbilder som användes hade varierande kvalitet. Kamerafällbilder uppvisar en stor variation i bildkvalitet. Att endast använda tydliga bilder hade här gett missvisande resultat. Testresultatet från Hotspotter är även i linje med en annan studie som utvärderat programmet (Nipko *et al.*, 2020).

Top-1 säkerhet är inte alltid en nödvändighet. En hög top-5 säkerhet kan vara tillräckligt då det innebär att matchningar kan identifieras manuellt inom 5 bilder i stället för inom alla bilder (Nipko *et al.*, 2020). Ett exempel på detta är en studie som utvecklat ett program för att identifiera mantor (*Manta birostris*) (Moskvyak *et al.*, 2019). För att bli en praktiskt applicerbar metod inom marinekologi krävs en top-10 säkerhet på 95 % (Moskvyak *et al.*, 2019). Detta uppnås i Moskvyaks *et al.* (2019) studie med en top-1 säkerhet på 62,05 %. En nackdel med att hänvisa till denna studie är att marinekologi utgör ett fält under ekologi som paraplybegrepp, och applicerbarhet inom detta fält reflekterar möjligtvis inte de krav som ställs på ett liknande verktyg inom ekologi som helhet. En annan nackdel är att studien använder sig av bilder tagna för hand i stället för bilder tagna via kamerafälla, vilket möjligtvis kan göra resultaten mindre jämförbara. En styrka med att hänvisa till Moskvyak *et al.* (2019) är att de utformat ett snarlikt verktyg med syfte att identifiera individer via deras mönster, och att resultatet fortfarande kan jämföras trots att taxan skiljer sig då metoden vid implementering liknar Hotspotter (Crall *et al.*, 2013). En likhet är att det programmet, liksom Hotspotter, ger möjligheten att granska mer än det första förslaget till varje bild (Crall *et al.*, 2013; Moskvyak *et al.*, 2019).

Baserat på dessa aspekter är top-1 resultaten på 78,9 % och 76,5 % en indikation på att programmen presterar tillräckligt högt med zebrabilderna från Ol Pejeta.

Faktorer som kameraposition och kvalitet, ljus, väder, samt avstånd mellan djur och kamera är gynnsamma nog för att dessa program för automatiserad bildigenkänning enligt dessa resultat kan användas på bilder från viltkameror för framtida projekt.

5.2 Hotspotter vs IBEIS

En annan aspekt som är högst relevant är hur tid- och resurskrävande den här metoden är, samt huruvida programmen är lättillgängliga eller kräver tidigare baskunskaper. Då Hotspotter installeras med en exe-fil är programmet lättillgängligt och kompatibelt med flera operativsystem. För att använda programmet finns det instruktioner tillgängliga som beskriver processen. Hotspotter utgör dock en föråldrad version av programmet och stöds inte längre med uppdateringar. Användargränssnittet präglas av buggar och det går ofta inte att använda olika funktioner utan flera försök. Detta gör programmet opålitligt och svårtillgängligt trots de tydliga instruktionerna. Det är enligt utvecklarna inte längre rekommenderat att använda programmet. Trots det används programmet fortfarande i nya studier (Dunbar *et al.*, 2021). IBEIS kräver en manuell installation. Denna process är tidskrävande och kräver kunskap inom ämnet. Den största anledningen till att det tar en lång tid är bristen på tillgänglig information. Även användandet av programmet innefattar betydligt färre instruktioner än Hotspotter. Även ett linuxbaserat operativsystem eller en virtuell maskin i Windows krävs.

Även i fungerande skick var det två funktioner i programmet som inte fungerade under denna studie. Dessa var poängsystemet för varje matchning och funktionen att automatiskt definiera intresseregionen (ROI). Vad testet med 115 bilder visar är att antalet poäng inte ger en bild av vilka matchningar som stämmer och inte (Fig. 3). Utöver dessa icke fungerande funktioner var programmet mindre buggigt än Hotspotter och resultat kunde analyseras betydligt snabbare då de presenterades i en sammanhängande lista i stället för varje matchning för sig. Då det endast är en skillnad på 2,4 procentenheter i hur programmen presterar så är det dessa övriga faktorer som har en avgörande påverkan på vilket program som är mest användbart. Andra test skulle dock eventuellt kunna producera en större skillnad mellan programmen då andelen bilder som matchats identiskt mellan programmen låg på 71 %. Dessa resultat tyder på att det råder en skillnad i hur programmen analyserar bilderna som inte framgick i den här studiens tester. Båda programmen har för- och nackdelar och det optimala valet lär bero på studien som ska utföras (Tab. 2). Det är troligt att IBEIS är det mest fördelaktiga programmet förutsatt att två omständigheter uppfylls. Det första är de tekniska kunskaper som krävs för att överkomma programmets svårtillgänglighet. Att behöva lära sig detta från grunden kan förväntas göra användandet av programmet till mer tidskrävande än tidsbesparande. Den andra omständigheten är funktionen att kunna definiera intresseregioner automatiskt. Detta är en avgörande funktion som drastiskt effektiviserar användandet av programmet. I studien var denna funktion ej

fungerande. Förutsatt att dessa omständigheter inte uppfylls kan Hotspotter anses vara ett bättre alternativ. Båda alternativen är långt ifrån optimala i dagsläget vilket belyser behovet av framtida lösningar.

Tabell 2. Fördelar och nackdelar mellan Hotspotter och IBEIS.

Hotspotter	IBEIS
Presterar väl	Presterar väl
Lättillgängligt (lägre kunskapströskel)	Svårtillgängligt (högre kunskapströskel)
Svårare att använda, mer tidskrävande	Lättare att använda, mindre tidskrävande
Buggigt och instabilt	Stabilt i en högre utsträckning
Inga specifika krav	Kräver linuxbaserat operativsystem eller virtuell maskin
Simpel installation	Tidskrävande installation som kräver tidigare erfarenhet
Definierar inte ROI	Kan definiera ROI (inte garanterat)

5.3 Intresseregioner

En intresseregion (ROI) är en mindre sektion av bilden där djuret i fråga befinner sig. Att definiera en intresseregion runt djuret är en förutsättning för att effektivisera programmets prestation. Utan en ROI behöver hela bilden analyseras i stället för endast en liten sektion. Bilder med fler individer kan ha fler intresseregioner. Detta kan göras för hand både i Hotspotter och IBEIS, men är tidskrävande och begränsar antalet bilder. I denna studie begränsades antalet bilder på grund av denna aspekt då den primära planen var att använda 800 bilder. Denna ROI-flaskhals är ett av de största hinder med att hantera bilder via den här tekniken (Buehler *et al.*, 2019).

Ett program har utvecklats för att automatisk kunna identifiera ROI på djurbilder (Buehler *et al.*, 2019). Programmet är specialiserat för att skapa en ROI runt överkroppen på giraffer (*Giraffa camelopardalis*). Lösningens goda resultat visar på hur överkomligt problemet är. Programmet är dock inte tillgängligt för allmänheten (Buehler *et al.*, 2019). Automatiserad bildigenkänning har ett begränsat värde utan en sådan här lösning vilket illustrerar behovet av framtida lösningar (Buehler *et al.*, 2019). Gällande de matchningar där fokuset legat på bakgrunden i stället för individen så kan det här ha varit ett symptom av för stora intresseregioner (Fig. 4). Då zebrors mönster även finns på deras ben så inkluderades hela djuret i ROI i den här studien. Med mindre ROI hade benen, samt en större sektion av bakgrunden kunnat exkluderas. Det här utgör eventuellt en avvägning mellan den totala ytan mönster och den totala ytan bakgrund där det

förstnämnda bör maximeras och det sistnämnda minimeras. Dock ökar båda om ROI täcker hela djuret. Det är möjligt att programmets prestation förbättrats om varje ROI per bild varit mindre.

Tidigare studier har utvärderat hur ROI påverkar resultaten (Burgstaller *et al.*, 2021). Test har gett resultat som tyder på att Hotspotter som program inte är känsligt för variationer i hur ROI definieras (Burgstaller *et al.*, 2021). Det här tyder på att en mindre ROI inte präglar resultatet kraftigt. Burgstaller *et al.* (2021) jämför fem olika igenkänningsprogram, och denna utförliga metod kan ses som en styrka i sig. En svaghet med att hänvisa till den här källan kan dock vara att testen utförts på paddor (*Bufo*) där bakgrunden i majoriteten av bilderna varit enfärgad och inte i naturlig miljö (Burgstaller *et al.*, 2021).

5.4 Fokus på bakgrunden

Det förekom att programmen fokuserade på bakgrunden i stället för på djuret i förgrunden när bilder matchades (Fig. 4). Dessa bilder hade gemensamt att de fick de högsta poängen i testet, samt hade samma väderlek och ljus, trots att bilderna var tagna vid olika tidpunkter. Resultatet antyder att när bakgrunden skiljer sig åt i en större utsträckning så förbättras förmågan att identifiera individerna (Fig. 5). Att programmet prioriterat bakgrunden i stället för djuret är ett problem som förekommit innan, och som utvecklarna av programmet identifierat (Crall, 2013). En lösning föreslås som i framtiden skulle hindra det från att inträffa. Även i IBEIS, senast uppdaterat 2021, förekommer också detta problem. Då IBEIS består av ett flertal olika komponenter som ibland blir inkompatibla med varandra när de uppdateras kan detta ha varit ett resultat av att lösningen i fråga inte fungerat i installationen av programmet där testen utfördes. Bilder ifrån kamerafällor skulle kunna ha en inbyggd svaghet då bakgrunden alltid är densamma så länge en kamera inte flyttas. Om flera djur rör sig regelbundet förbi kameran, exempelvis under en viss tid, skulle det kunna förvärra problemet. Om mest aktivitet skett under kortare tider på dygnet så skulle det eventuellt öka risken för snarlika ljus och väderförhållanden.

5.5 Ersätta invasiva metoder

En fördel med att identifiera individer med denna teknik är att det i viss utsträckning kan ersätta invasiva identifikationsmetoder, något som för med sig etiska implikationer. Traditionella metoder för att identifiera individer innefattar bland annat radio- och GPS-sändare samt fysiska märkningar (Vidal *et al.*, 2021). GPS-halsband används i en stor utsträckning (Brooks *et al.*, 2008). Slutsatser som dras bygger på att individen inte påverkas av halsbandet, men forskning har visat att zebbor kraftigt påverkas av halsbanden (Brooks *et al.*, 2008). Dessa invasiva metoder väcker även fler etiska frågor. Då ett djur märks med ett halsband måste

det först fångas in med hjälp av nedsövning (Wasserman *et al.*, 2013). Förhöjda kortisolnivåer har visat att detta leder till stress för individen (Wasserman *et al.*, 2013). Studier har även visat att nedsövning med projektil kan orsaka skada och död, där vissa arter löper en större risk än andra (Cunningham *et al.*, 2015).

Mönsterigenkänning kan komma att ersätta fysiska märkningar och mönster kan användas för att identifiera en individ som förlorat sin märkning (Carter *et al.*, 2014). Automatiserad ansiktsigenkänning kan också ersätta traditionella spårningsmetoder och deras negativa inverkan (Deb *et al.*, 2018). Tekniken utgör minimal risk för arterna i fråga (Deb *et al.*, 2018). Att gå mot en mindre invasiv metodik kring insamlandet av ekologisk data kan liknas med en ekologisk ekvivalent av 3R (Zemanova, 2020). 3R-principen formulerades med utgångspunkten att tre förhållningssätt bör präglade försöksdjursvetenskap: reducera, ersätta och förfinas (Russell & Burch, 1959). Principen lägger en etisk grund till hur försöksdjursvetenskap bör bedrivas. Det finns argument som talar för att dessa förhållningssätt även borde präglade forskning kring vilda djur (Zemanova, 2020). Att av etiska skäl implementera 3R inom ekologi innebär en förändrad metodik. Ersätta innebär inom 3R att använda icke invasiva metoder då det är möjligt (Russell & Burch, 1959).

Forskning har dock visat att djur blir påverkade av förekomsten av kamerafällor, och signifikant ändrar sitt beteende kring dem (Wegge *et al.*, 2004). Om invasiva metoder definieras som metoder där individen inte upplever någon negativ påverkan utgör kamerafällor också en invasiv metod. Att ta genetiskt provmaterial på distans kan detta exempelvis utgöra en mindre invasiv metod än kamerafällor (Meek *et al.*, 2014). Om så är fallet hade automatiserad igenkänning av individer fallit under en annan utgångspunkt inom 3R, förfinas då det utgör ett invasivt men mindre skadligt alternativ än märkning.

5.6 Medborgarforskning

En annan möjlighet inom automatiserad identifiering av individer är att förse allmänheten med nya verktyg inom medborgarforskning. Då individer kan kännas igen på bild kan allmänheten fotografera och ladda upp bilder på vilda djur som sedan automatiskt kan kopplas till en viss individ (Kristensen *et al.*, 2020). Datan kan tillsammans med platsinfo för bilden förse forskare med information om hur djuret rör på sig. Ett exempel på det är hur individuella sötvattensfiskar enkelt kan identifieras med hjälp av sina mönster och kan därför kopplas till en befintlig databas av individer för att övervaka populationer (Kristensen *et al.*, 2020). För att ge allmänheten incitament att delta i aktiviteten kan appar utvecklas för att motivera deltagande (Kristensen *et al.*, 2020). Ett exempel på ett sådant projekt som utvecklas just nu är PicaPike (Picapike, 2022). Appen använder sig av mönsterigenkänningsteknik för att identifiera individuella gäddor (*Esox lucius*) på bild genom att sportfiskare tar bild på den fångst som släpps tillbaka. Datan kan

sedan användas i forskningssyfte (Picapike, 2022). Utvecklandet av lättillgängliga appar för ansiktsgenkänning av primater är ännu ett exempel (Deb *et al.*, 2018).

Bristen på bildmaterial innebär att djupinlärningsprogram i dagsläget presterar sämre inom mer sällsynta arter (Norouzzadeh *et al.*, 2018). Även det kan lösas genom initiativ inom medborgarforskning, då en stor mängd bildmaterial kan utvinnas (Vidal *et al.*, 2021). Att kunna skilja på individer har tidigare varit något som krävt utbildning (Schneider *et al.*, 2019). Då detta kan automatiseras blir tillgängligheten och rollen av medborgaren i forskning av större vikt då mer information kan utvinnas från en bild en person tar. Då automatiserad igenkänning av individer gör medborgarens bidrag till vetenskapen värdefullare för det här med sig samhällsmässiga konsekvenser. Ur ett samhällsperspektiv kan detta medföra att allmänheten får en mer omfattande och deltagande roll i vetenskap. Tillgängligheten kan komma att främja ett nytt förhållningssätt gentemot ekologi.

5.7 Hållbarhet

Den statistiska metodik som implementeras för att analysera data inom ekologi är huvudsakligen utformad för att dra slutsatser om populationer (Martin & Kraemer, 1987). Variation mellan individer tenderar att överses för att understryka de rådande likheterna i en grupp (Slater, 1981). Individuell variation behandlas som en felmarginal i annars godtycklig data (Martin & Kraemer, 1987). Individuella skillnader kan vidare påverka möjligheten att dra slutsatser mellan populationen och individen (Martin & Kraemer, 1987). Beteendevariation inom en population förekommer i hög utsträckning (Wolf & Weissing, 2012). Denna variation spelar en viktig roll inom evolutionära och ekologiska processer (Wolf & Weissing, 2012). Möjligheter inom, och vikten av automatiserad mönsterigenkänning, understryks av dessa behov att observera individuella variationer i syfte att gynna statistisk analys och utvinna väsentlig data som påverkar ekosystem. Detta belyser teknikens signifikans inom ett hållbarhetsperspektiv. Att förbättra och utöka de verktyg som finns tillgängliga för ekologer kan ge förbättrade möjligheter att identifiera ekosystemsförändring och dess orsaker (Weinstein & Prugh, 2018). Den tekniska framstegen har möjligheten att effektivisera och förbättra ekologisk metodik i syfte att främja hållbar utveckling. Svårigheter kring att utvinna data begränsar skalan av ekologisk forskning (Weinstein & Prugh, 2018). Med bättre tekniska verktyg kan nya och större frågeställningar formuleras för att förbättra fältet (Weinstein & Prugh, 2018). Detta medför positiva följder för ekologisk forskning, något som främjar hållbarhet.

5.8 Metodval och framtida utveckling

Metoden i studien präglades av otillgängligheten av en automatiserad definition av ROI. Med ett liknande program eller en fungerande ROI-lösning inom IBEIS så

hade en exponentiellt större mängd bilder kunnat användas. Det här grundas i att definierandet av ROI var en tidskrävande process i denna studie som begränsade mängden bilder. Med ett urval av ett större antal bilder varav 85 var kända individer skulle datan kunna delas upp i fyra grupper. De första två grupperna är matchningar som stämmer och matchningar som inte stämmer där programmet haft rätt. De andra två grupperna är matchningar som stämmer och matchningar som inte stämmer där programmet haft fel. Med dessa fyra grupper så är det möjligt att räkna ut specificitet samt sensitivitet, vilket hade kunnat ge en mer nyanserad inblick i hur programmen presterat och det är en nackdel att detta inte gjordes. Tidigare forskning har visat att tydligare bilder ofta matchas med tydligare bilder och att resultaten förbättras med ett flertal bilder av olika kvalitéer på samma individ (Nipko *et al.*, 2020). Det här är något som förekommit i den här studien då de flesta individer haft ett flertal bilder i olika kvalitéer. Då en större mängd data från kamerafällorna lär innehålla ett större antal bilder på återkommande zebror kan detta stärka pålitligheten av studiens resultat. Något som även hade förbättrat metoden hade varit om bildmaterialet delats in i högkvalitativa och lågkvalitativa bilder för att få ett mått på hur bildkvalitén påverkar resultaten. Fler test, exempelvis jämförelse av dag och natt samt liten eller stor ROI hade även gett mer utförliga resultat och bristen på detta utgör en nackdel i metoden.

Fördelar med metoden innefattar dels hur två olika program användes och kunde därmed jämföras med varandra för att besvara frågeställningen kring nuvarande applicering av tekniken. Utöver resultat kunde tillgänglighet och hur användarvänliga dessa program är jämföras för att bättre belysa de nuvarande begränsningarna som finns. Trots att antalet bilder som användes begränsades valdes bilder ut utöver ett brett tidsspektrum med en stor variation i bildkvalitet. Detta är en fördel då det utgör ett mer representativt test vilket ökar pålitligheten av resultaten. En annan fördel är att bilder på kända individer användes för testet. Den tidskrävande process att manuellt identifiera 85 bilder där alla individer förekommer minst två gånger gör det möjligt att räkna ut top-1 säkerheten utifrån en större mängd matchningar. Om bilder valts slumpmässigt hade en stor mängd bilder behövts för att 85 individ-bilder skulle förekomma. Den mängd bilder som hade krävt hade inte varit genomförbart i studien på grund av bristen på automatiserad ROI. Bildmaterialet som användes styrker resultatet då antalet befintliga matchningar är högt. Burgstaller *et al.* (2021) beskriver hur den totala mängden bilder inte tydligt präglar hur bildigenkänningsprogram presterar i test. Det här innebär att ett liknande test med fler bilder inte bör antas producera starkt skilda resultat från de test i den här studien, vilket kan styrka tillförlitligheten av de rådande resultaten. Tidigare test har använts sig av färre än 85 bilder (Crall *et al.*, 2013). En fördel med metoden var att varje bild representerade en separat händelse. Flera bilder i samma bildserie användes inte. Två bilder som tagits på samma zebra, med samma kamera i en bildserie präglas av identiska ljus och väderförhållanden,

vilket inte representerar majoriteten av bilder som tas på samma individ, och dessa bilder riskerar att endast matcha med varandra. Det här hade riskerat att ge väldigt höga resultat som inte representerat den slutgiltiga användningen i praktiken där syftet är att matcha individer mellan bildserier efter sortering. En fördel med att inkludera en litteraturstudie med dataanalysen är att det gav en mer nyanserad bild av de framtida implikationer som bildigenkänning har inom ekologi. Utöver Hotspotter och IBEIS utforskades andra tillvägagångssätt som djupinlärning och applicerandet av mänsklig ansiktsigenkänning inom andra arter. Detta ger därmed ett mer nyanserat svar på frågeställningen.

Studier som utvärderar hur automatiserade igenkänningsprogram presterar producerar resultat som jämförs mellan studier. Med gemensamma måtvärden som top-1 säkerhet är det möjligt att jämföra hur bilder presterar, något som gjordes i den här studien. Att jämföra program mellan studier är mer problematiskt och de jämförs i dagsläget bara inom studier (Burgstaller *et al.*, 2021). Resultat går inte att direkt översätta från en studie till en annan då metoder och tester skiljer sig kraftigt mellan studier i nuläget (Vidal *et al.*, 2021). Det är även fallet att olika bildmaterial används för att testa olika program (Vidal *et al.*, 2021). En möjlig lösning på det här hade kunnat vara att strukturera en samling kamerafälsbilder som kan användas för att jämföra hur igenkänningsprogram presterar. Den här samlingen bilder skulle kunna användas när olika program testas för att lättare kunna jämföra program med varandra. Prestation inom det standardiserade testet skulle kunna utgöra ett måttvärde exempelvis genom top-1 säkerhet, som enkelt kan jämföras mellan studier. En förutsättning för detta hade varit att bilderna blivit utvalda för att skapa en varierad serie utmaningar anpassade för att utvärdera olika styrkor och svagheter i programmen. Att kunna jämföra olika programs prestation mellan studier via detta riktmärke kan även underlätta för ekologer att välja ett program som passar deras frågeställning. Framtida studier skulle kunna utforska möjligheten att utveckla ett standardiserat test enligt dessa mål.

Framtida studier kan expandera på vad som gjorts hittills genom att använda sig av dessa tekniker för att kartlägga beteenden av godtyckliga arter som regelbundet passerat genom korridoren. Då manuell definition av ROI utgör en omfattande flaskhals skulle lösningar på detta problem även kunnat utforskas i kombination med detta.

Framtida frågeställningar skulle kunna innefatta:

- Uträkning av specificitet och sensitivitet för mer nyanserade måtvärden
- Uppdelning av bilder i kategorier utefter bildkvalitet
- Tid på dygnets påverkan på säkerheten
- Hur ROI påverkar säkerheten
- Lösningar på automatisering av ROI

- Utveckling av en samling bilder som kan utgöra ett standardiserat test som kan förenkla jämförandet av program mellan studier
- Kartläggning av rörelse bland zebror eller andra arter med hjälp av programmen
- Utvärdering av möjligheten att använda sig av andra arter

6. Slutsats

Syftet med den här studien var att undersöka huruvida automatiserad bildigenkänning kan användas för att identifiera individer inom ett kamerafällaprojekt i Ol Pejeta, samt vilka begränsningar som finns. Då bildigenkänningsprogram producerar en stor variation av resultat så behövs mindre pilotstudier som utvärderar hur de presterar med en specifik samling bilder innan studier i större skala kan använda metoden. Den här studien utgör det här första steget med kamerafälle-bilderna från Ol Pejeta.

I) Som svar på frågeställningen så kan automatiserad bildigenkänningsteknik användas för att identifiera individuella zebbor inom en population via kamerafällabilder ifrån viltreservatet Ol Pejeta, Kenya. Användningen av dessa bilder, med programmen Hotspotter respektive IBEIS, ger upphov till en top-1 säkerheten som är jämförbar med liknande studier och felmarginalen är inom acceptabla ramar. Praktisk implementering är i dagsläget fullt möjligt. Potentialen hämmas dock av begränsad tillgänglighet och brister i viss funktionalitet.

Studien hade vidare ett syfte att utforska de implikationer tekniken har inom ekologi. Att undersöka hur tekniken kan implementeras inom ekologisk forskning sätter resultaten av den första frågeställningen i ett större sammanhang.

II) Som svar på frågeställningen så lägger automatiserad igenkänning av individer grunden till nya forskningsmöjligheter. Rådande tekniska tillkortakommanden begränsar dock potentialen i dagsläget. Framtida självlärande program möjliggör nya nivåer av effektivitet och precision. Dessa verktyg skapar förutsättningar inom ekologisk metodik där nya frågeställningar kan ställas. Vidare implikationen innefattar även samhällsmässiga, etiska och hållbarhetsrelaterade aspekter då övergripande förhållningsätt till ekologisk datainsamling förändras.

7. Populärvetenskaplig sammanfattning

Ekologi som vetenskap bygger på insikt i och förståelse av ekosystem. Därför behövs effektiva verktyg och metoder för att kunna utvinna och tolka information om ekosystem. Kameror som automatiskt tar bilder på förbipasserande djur blir mer och mer populära och dessa kamerafällor är ett ekologiskt verktyg för att samla in stora mängder data. Att tyda de bilder man får ut av kamerafällor är dock en dyr och tidskrävande process som görs för hand. Därför behövs metoder för att effektivisera tolkningen av bilderna.

Manuell identifiering av individer bygger på utseendemässiga skillnader mellan individer inom en art, exempelvis mönster i huden, fjädrarna eller pälsen. Att känna igen mönster är något som ett datorprogram kan göra betydligt effektivare än en människa och datorprogram har utvecklats för det här ändamålet. Ett vanligt förekommande program av den här typen är Hotspotter och dess nyare version, IBEIS. I Ol Pejeta Conservancy i Kenya finns ett forskningsprojekt som använder sig av kamerafällor, men automatiserade igenkänningsprogram har inte tidigare testats på dessa bilder. Här finns bland annat en stor mängd zebrabilder. Olika bildsamlingar kan ge kraftigt skilda resultat. Innan forskningsprojekt kan använda sig av dessa program så måste det utvärderas hur programmen presterar med just dessa bilder. Det här utgör det huvudsakliga syftet med den här studien.

Framtida användningsmöjligheter av dessa program och liknande teknik undersöks även, samt vilken roll de kan spela inom ekologi. För att utvärdera hur Hotspotter och IBEIS presterar med zebrabilder så registrerades hur väl programmen kände igen individuella zebbor. Resultaten tyder på att den här bildsamlingen i kombination med dessa program ger tillräckligt bra resultat för att programmen ska kunna användas i framtida studier. Men tekniken behöver bli mer lättanvänd.

Det kan komma att bli möjligt att i större utsträckning spåra djur på sätt som inte påverkar dem lika negativt, genom att i stället identifiera dem på kamerabilder när de förflyttar sig. Allmänhetens roll i forskningen kan bli större med automatiserad identifiering av djur ifrån foton som tas av allmänheten och laddas upp i olika appar. Detta kan göra ekologisk forskning både mer effektiv och mer känd för allmänheten.

Tack

Tack till Jenny Yngvesson för värdefull feedback på mitt arbete. Jag vill även tacka min flickvän Emma Marander för korrekturläsning och uppmuntran.

Referenser

Arzoumanian, Z., Holmberg, J., & Norman, B. 2005. An astronomical pattern-matching algorithm for computer-aided identification of whale sharks *Rhincodon typus*. *Journal of Applied Ecology*. 42(6), 999–1011.

Barord, G.J., Dooley, F., Dunstan, A., Ilano, A., Keister, K.N., Neumeister, H., Preuss, T., Schoepfer, S. & Ward, P.D. 2014. Comparative population assessments of *Nautilus* sp. in the Philippines, Australia, Fiji, and American Samoa using baited remote underwater video systems. *PloS One*. 9(6), 100799–100799.

Brooks, C., Bonyongo, C. & Harris, S. 2008. Effects of global positioning system collar weight on zebra behavior and location error. *The Journal of Wildlife Management*. 72(2), 527–534.

Buehler, P., Carroll, B., Bhatia, A., Gupta, V. & Lee, D.E. 2019. An automated program to find animals and crop photographs for individual recognition. *Ecological Informatics*. 50, 191–196.

Burghardt, T., Campbell, N., Barham, P. J., Cuthill, I. C., & Sherley, R. 2007. A fully automated computer vision system for the biometric identification of african penguins (*Spheniscus demersus*) on Robben Island. 6th International Penguin Conference (IPC07).

Burgstaller, S., Gollmann, G. & Landler, L. 2021. The green toad example: a comparison of pattern recognition software. *North-Western Journal of Zoology*. 17(1), 211506–211506.

Carter, S.J.B., Bell, I.P., Miller, J.J. & Gash, P.P. 2014. Automated marine turtle photograph identification using artificial neural networks, with application to green turtles. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*. 452, 105–110.

Clutton-Brock, T. & Sheldon, B.C. 2010. Individuals and populations: the role of long-term, individual-based studies of animals in ecology and evolutionary biology. *Trends in Ecology & Evolution*. 25(10), 562–573.

Coulson, T., Catchpole, E.A., Albon, S.D., Morgan, B.J., Pemberton, J.M., Clutton-Brock, T.H., Crawley, M.J. & Grenfell, B.T. 2001. Age, sex, density, winter weather, and population crashes in Soay sheep. *Science*. 292(5521), 1528–1531.

Cunningham, E.P., Unwin, S. & Setchell, J.M. 2015. Darting primates in the field: a review of reporting trends and a survey of practices and their effect on the primates involved. *International Journal of Primatology*. 36(5), 911–932.

- Deb, D., Wiper, S., Russo, A., Gong, S., Shi, Y., Tymoszek, C. & Jain, A. 2018. Face recognition: primates in the wild. *International Conference on Biometrics Theory. Applications and Systems (BTAS)*. 9, 145–155
- Dunbar, S.G., Anger, E.C., Parham, J.R., Kingen, C., Wright, M.K., Hayes, C.T., Safi, S., Holmberg, J., Salinas, L. & Baumbach, D.S. 2021. HotSpotter: Using a computer-driven photo-id application to identify sea turtles. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*. 535.
- Estrada, A., Garber, P., Rylands, A., Roos, C., Fernandez-Duque, E., Di Fiore, A., Nekaris, K.A., Nijman, V., Heymann, E., Lambert, J., Rovero, F., Barelli, C., Setchell, J., Gillespie, T., Mittermeier, R., Verde Arregoitia, L., de Guinea, M., Gouveia, S., Dobrovolski, R., Shanee, S., Shanee, N., Boyle, S., Fuentes, A., MacKinnon, K., Amato, K., Meyer, A.L., Wich, S., Sussman, R., Pan, R., Kone, I. & Li, B. 2017. Impending extinction crisis of the world's primates: why primates matter. *Science Advances*. 3(1), 1600946–1600946.
- Foster, G., Krijger, H. & Bangay, S. 2007. Zebra fingerprints: towards a computer-aided identification system for individual zebra. *African Journal of Ecology*. 45(2), 225–227.
- Georgiadis, N., Hack, M. & Turpin, K. 2003. The influence of rainfall on zebra population dynamics: implications for management. *Journal of Applied Ecology*. 40(1), 125–136.
- Glover-Kapfer, P., Soto-Navarro, C.A. & Wearn, O.R. 2019. Camera-trapping version 3.0: current constraints and future priorities for development. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*. 5(3), 209–223.
- Hayes, J.P. & Jenkins, S.H. 1997. Individual variation in mammals. *Journal of Mammalogy*. 78(2), 274–293.
- Hey, T., Tansley, S. & Tolle, K. 2009. The fourth paradigm: data-intensive scientific discovery. Washington, Microsoft Research.
- Hiby, L., & Lovell, P. 1990. Computer aided matching of natural mark-ings: a prototype system for grey seals. Report of the International Whaling Commission. 12, 57–61.
- Jeremy, B.A. & Green, J.S. 2015. Positional information and reaction-diffusion: two big ideas in developmental biology combine. *Development*. 142(7), 1203–1211.
- Kelly, M.J. 2001. Computer-aided photograph matching in studies using individual identification: an example from Serengeti cheetahs. *Journal of Mammalogy*. 82(2), 440–44.
- Kelly, M.J., Betsch, C., Wultsch, B. & Mesa, L.S.M. 2012. Noninvasive sampling for carnivores. I: Carnivore ecology and conservation: a handbook of techniques (Red. L. Boitani & R.A. Powell). Oxford, Oxford University Press.

- Kondo, S. 2002. The reaction-diffusion system: a mechanism for autonomous pattern formation in the animal skin. *Genes to Cells : Devoted to Molecular & Cellular Mechanisms*. 7(6), 535–541.
- Kristensen, E., Sand-Jensen, K., Martinsen, K.T., Madsen-Østerbye, M. & Kragh, T. 2020. Fingerprinting pike: the use of image recognition to identify individual pikes. *Fisheries Research*. 229, 105622–105622.
- Lowe, D.G. 2004. Distinctive Image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*. 60(2), 91–110
- Marcon, L. & Sharpe, J. Turing patterns in development: what about the horse part? *Current Opinion in Genetics & Development*. 22(6), 578–584.
- Martin, P. & Kraemer, H.C. 1987. Individual differences in behaviour and their statistical consequences. *Animal Behaviour*. 35(5), 1366–1375.
- Matthé, M., Sannolo, M., Winiarski, K., Spitzen - van der Sluijs, A., Goedbloed, D., Steinfartz, S. & Stachow, U. Comparison of photograph-matching algorithms commonly used for photographic capture–recapture studies. *Ecology and Evolution*. 7(15), 5861– 5872.
- McCann, S. & Lowe, D.G. 2012. Local naive bayes nearest neighbor for image classification. Technical reports. 11-11.
- Meek, P.D., Ballard, G.A., Fleming, P.J.S., Schaefer, M., Williams, W. & Falzon, G. 2014. Camera traps can be heard and seen by animals. *PloS One*. 9(10), 110832–110832.
- Mizroch, S.A., Beard, J.A. & Lynde, M. 1990. Computer assisted photo-identification of humpback whales. Report of the International Whaling Commission. 12, 63–70.
- Morrison, T.A., Keinath, D., Estes-Zumpf, W., Crall, J.P. & Stewart, C.V. 2016. Individual identification of the endangered Wyoming Toad *Anaxyrus baxteri* and implications for monitoring species recovery. *Journal of Herpetology*. 50(1), 44–49.
- Moskvyak, O., Maire, F., Armstrong, A.O., Dayoub, F. & Baktashmotlagh, M. 2019. Robust re-identification of manta rays from natural markings by learning pose invariant embeddings. *Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*.
- Nipko, R.B., Holcombe, B.E. & Kelly, M.J. 2020. Identifying individual jaguars and ocelots via pattern-recognition software: comparing HotSpotter and wild-ID. *Wildlife Society Bulletin*. 44(2), 424–433.
- Norouzzadeh, M.S., Nguyen, A., Kosmala, M., Swanson, A., Palmer, M.S., Packer, C. & Clune, J. 2018. Automatically identifying, counting, and describing

wild animals in camera-trap images with deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 115(25), 716–725.

OCorry-Crowe, G. 1998. Identification of individual sperm whales by wavelet transform of the trailing edge of the flukes. *Marine Mammal Science*. 14(1), 143–145.

Ol Pejeta Conservancy. 2022.

<https://www.olpejetaconservancy.org/conservation/innovation/camera-trap/>, hämtad 22-05-13

Pic-a-pike. 2022. <https://www.picapike.com/>, hämtad 22-05-20

Rowcliffe, J.M. 2017. Key frontiers in camera trapping research. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*. 3(3), 107–108.

Russell, W.M.S. & Burch, R.L. 1959. The principles of humane experimental technique. London, Universities Federation for Animal Welfare.

Schneider, S., Taylor, G., Linquist, S. & Kremer, S. 2019. Past, present, and future approaches using computer vision for animal re-identification from camera trap data. *Methods in Ecology and Evolution*. 10(4), 461–470.

Schofield, D., Nagrani, A., Zisserman, A., Hayashi, M., Matsuzawa, T., Biro, D. & Carvalho, S. 2019. Chimpanzee face recognition from videos in the wild using deep learning. *Science Advances*. 5(9), 736–736.

Slater, P.J.B. 1981. Individual differences in animal behavior. I: Perspectives in Ethology (Red. P.P.G. Bateson & P.H. Klopfer). Boston, Springer.

Stephenson, P. 2019. Integrating remote sensing into wildlife monitoring for conservation. *Environmental Conservation*. 46(3), 181–183.

Turing, A.M. 1952. The chemical basis of morphogenesis. *Bulletin of Mathematical Biology*. 52, 153–197.

Vidal, M., Wolf, N., Rosenberg, B., Harris, B.P. & Mathis, A. 2021. Perspectives on individual animal identification from biology and computer vision. *Integrative and Comparative Biology*. 61(3), 900–916.

Wasserman, M.D., Chapman, C.A., Milton, K., Goldberg, T.L. & Ziegler, T.E. 2013. Physiological and behavioral effects of capture darting on Red Colobus Monkeys (*Procolobus rufomitratus*) with a comparison to chimpanzee (*Pan troglodytes*) predation. *International Journal of Primatology*. 34(5), 1020–1031.

Wegge, P., Pokheral, C.P. & Jnawali, S.R. 2004. Effects of trapping effort and trap shyness on estimates of tiger abundance from camera trap studies. *Animal Conservation*. 7(3), 251–256.

Welbourne, D.J., Claridge, A.W., Paull, D.J. & Lambert, A. 2016. How do passive infrared triggered camera traps operate and why does it matter? Breaking down common misconceptions. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*. 2(2), 77–83.

Weinstein, B.G. & Prugh, L. 2018. A computer vision for animal ecology. *The Journal of Animal Ecology*. 87(3), 533–545.

Whitehead, H. 1990. Computer assisted individual identification of sperm whale flukes. *Reports of the International Whaling Commission*. 12, 71–77.

Wilson, A.J., Nussey, D.H., Pemberton, J.M., Pilkington, J.G., Morris, A., Pelletier, F., Clutton-Brock, T.H., & Kruuk, L.E. 2007. Evidence for a genetic basis of aging in two wild vertebrate populations. *Current Biology*. 17(24), 2136–2142.

Wolf, M. & Weissing, F. 2012. Animal personalities: consequences for ecology and evolution. *Trends in Ecology & Evolution*. 27(8), 452–461.

Wolpert, L. 1969. Positional information and the spatial pattern of cellular differentiation. *Journal of Theoretical Biology*. 25(1), 1–47.

Zemanova, M.A. 2020. Towards more compassionate wildlife research through the 3Rs principles: moving from invasive to non-invasive methods. *Wildlife Biology*. (1), 1–17.

Publicering och arkivering

Godkända självständiga arbeten (examensarbeten) vid SLU publiceras elektroniskt. Som student äger du upphovsrätten till ditt arbete och behöver godkänna publiceringen. Om du kryssar i **JA**, så kommer fulltexten (pdf-filen) och metadata bli synliga och sökbara på internet. Om du kryssar i **NEJ**, kommer endast metadata och sammanfattning bli synliga och sökbara. Även om du inte publicerar fulltexten kommer den arkiveras digitalt. Om fler än en person har skrivit arbetet gäller krysset för samtliga författare. Läs om SLU:s publiceringsavtal här:

- <https://www.slu.se/site/bibliotek/publicera-och-analysera/registrera-och-publicera/avtal-for-publicering/>.

☒ JA, jag/vi ger härmed min/vår tillåtelse till att föreliggande arbete publiceras enligt SLU:s avtal om överlåtelse av rätt att publicera verk.

☐ NEJ, jag/vi ger inte min/vår tillåtelse att publicera fulltexten av föreliggande arbete. Arbetet laddas dock upp för arkivering och metadata och sammanfattning blir synliga och sökbara.