

Greifvogelerkennung und -abschreckung im Geflügelauslauf

Paulsen HM¹, Kuhnke N², Schmidt F¹, Walde F¹ & Ernst F²

Keywords: Birds of prey, chicken run, animal losses, prevention, robotics

Abstract

Affordable techniques shall be developed to automatically detect approaching birds of prey and to prevent their attacks in chicken runs. In annotated recordings of birds over farms machine learning algorithms correctly detected 86.9% of birds of prey with an average of 0.08 false alarms per picture. Optical signals, appearing in case of approaches might be effective for deterrence.

Einleitung und Zielsetzung

Tierverluste durch tagaktive Greifvögel im Grünauslauf, v. a. durch Habicht, sind in der ökologischen Hühnerhaltung hinsichtlich des Tierwohls und ökonomisch problematisch (Bestman & Bikker-Ouwejan 2020). Deckungsangebot, Übersetzung, gemeinsame Haltung mit anderen Tierarten, Förderung von konkurrenten Greifvögeln und Ablenkungsfütterung sind biologische Maßnahmen, mit denen Verluste vermieden werden sollen. Fixe, z. B. spiegelnde Elemente zur Abschreckung können zur Gewöhnung bei den Prädatoren führen (Bonnefous et al. 2022). In dieser Arbeit wurden Erkennungsmethoden, das Jagdverhalten von Beutegreifern und Abschreckungsmechanismen recherchiert und in Praxis Mindestanforderungen für deren Erkennung mit preiswerter Kameratechnik abgeleitet. Dies soll später der Entwicklung eines Prototyps dienen, der nur bei Anflug von Beutegreifern ein Abschreckungssignal auslöst.

Methoden

In Hühnerausläufen von Mobilställen in einem ökologischen und einem konventionellen Betrieb wurden handelsübliche Überwachungskameras (Anpviz 5MP H.265 IR Bullet POE IP Camera, 105°, 5-15 fps) mit Tonaufzeichnung aufgestellt, um das Beuteverhalten von Greifvögeln zu filmen und Aufnahmen für die Bilderkennung vor realen Hintergrund zu generieren. Zusätzlich wurden Vögel aller Art mit einer Raspberry Pi High Quality Camera (12,3MP, 1,5fps) über einem Bio-Betrieb in Norddeutschland gemacht. Zudem wurden Bilder von Vögeln aus öffentlich verfügbaren Datenquellen mit und ohne augmentierten Hintergrund genutzt, um ein Erkennungssystem auf Basis von YOLOv7 zu trainieren.

Ergebnisse und Diskussion

In Studien beunruhigten „Bedrohliche Augen“, helle Kreise auf dunklem Untergrund (zum Teil bewegt), Greifvögel im Experiment, verminderten die Präsenz von Greifvögeln und Krähen auf einem Flughafen (Hausberger et al. 2018) sowie von Enten im

¹ Thünen-Institut für Ökologischen Landbau, Trenthorst 32, 23847 Westerau Deutschland, hans.paulsen@thuenen.de, www.thuenen.de/ol

² Universität Lübeck, Institut für Robotik und Kognitive Systeme, Ratzeburger Allee 160, 23564 Lübeck, Deutschland, www.rob.uni-luebeck.de

Bereich von Stellnetzen (Rouxel et al. 2021). Sie verzögerten bei Hühnern in Experimenten die Annäherung an Beute (Larven) (Skelhorn & Rowland 2022) und verminderten die Wegnahme von Beute durch Vögel in Freiland (Stevens et al. 2007). Habichte beobachten, z. B. aus Bäumen, warten und greifen mit hoher Geschwindigkeit an. Dies und andere Faktoren bestimmen Überlegungen zu den Anforderungen an Kamerasysteme für die Erkennung (Tabelle 1) und zu Vergrämungstechniken.

Tabelle 1: Mindestanforderungen an die Aufnahmequalität

Anfluggeschwindigkeit	24,2 m/s	Alerstam et al. (1987)
Reaktionszeit / Erfassung ab	5 s / 125 m	für Signal (Schätzung) / Distanz in 5 s
max. Distanz zu Beute	140 m	+ Abstand Kamera = min. Abstand Erkennung
Erkennung bei Bildauflösung	20 pixel	Minimum nach Yoshihashi et al. (2017)
Flügelspannweite	1 m	1 m auf 140m mit 20 Pixeln

In den Testdaten konnten mit dem YOLOv7 Netzwerk 86,6% der Greifvögel (bei min. 75 Pixeln) korrekt, mit 0,08 Fehlalarmen pro Bild als „Greifvogel“ erkannt werden.

Schlussfolgerungen

Die automatische Erkennung von Greifvögeln mit preiswerter Kamertechnik ist möglich. Für das weitere Training von Modellen sind noch mehr Aufnahmen vor kontrastreichem Hintergrund erforderlich. Die Erkennung zielt auf bedarfsgerechte Signale. Das könnte Gewöhnung vermindern und den Abschreckungserfolg erhöhen.

Danksagung

Das Projekt *Kleine Roboter für den intelligenten biologischen Landbau* wird aus Mitteln des Bundesministeriums für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL) aufgrund eines Beschlusses des deutschen Bundestages über die Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE) als Projektträger gefördert (FKZ 28DK133B20).

Literatur

- Bonnefous C., Collin A., et al. (2022) Welfare issues and potential solutions for laying hens in free range and organic production systems: A review based on literature and interviews. *Frontiers in Veterinary Science* 9, <https://doi.org/10.3389/fvets.2022.9529>
- Bestman M., Bikker-Ouwejan J. (2020) Predation in Organic and Free-Range Egg Production. *Animals* 10, <https://doi.org/10.3390/ani10020177>
- Hausberger M., Boigné A., et al. (2018) Wide-eyed glare scares raptors: From laboratory evidence to applied management. *PLoS ONE* 13(10), <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0204802>
- Rouxel Y., Crawford R., et al. (2021) Buoys with looming eyes deter seabirds and could potentially reduce seabird bycatch in gillnets. *Royal Society Open Science* 8(5), <https://doi.org/10.1098/rsos.210225>
- Skelhorn J., Rowland H. M. (2022) Eyespot configuration and predator approach direction affect the antipredator efficacy of eyespots. <https://doi.org/10.3389/fevo.2022.951967>
- Stevens M., Hopkins E., et al. (2007) Field experiments on the effectiveness of eyespots as predator deterrents. *Anim Behav* 4(5):1215-27, <https://doi.org/10.1016/j.anbehav.2007.01.031>
- Alerstam T. (1987) Radar observations of the stoop of the Peregrine Falcon *Falco peregrinus* and the Goshawk *Accipiter gentilis*. *Ibis* 129, 267-273, <https://doi.org/10.1111/j.1474-919X.1987.tb03207.x>
- Yoshihashi R., Kawakami R. et al. (2017) Bird detection and species classification with time-lapse images around a wind farm: Dataset construction and evaluation, *Wind Energy* 20 1983-1995