

CÁC KỸ THUẬT HỌC MÁY VÀ THỊ GIÁC MÁY TÍNH TRONG CÁC ỨNG DỤNG GIÁM SÁT LIÊN TỤC TỔ ONG

Lê Thị Nhung, Khoa Công nghệ thông tin

Tóm tắt: Việc sử dụng các kỹ thuật học máy và thị giác máy tính cho phép phát triển các hệ thống giám sát tương đối phức tạp trong nhiều lĩnh vực. Đối với giám sát tổ ong tự động, nhiều nghiên cứu trên thế giới đã sử dụng các quy trình thị giác máy tính, hầu hết hỗ trợ phát hiện phấn hoa, ve Varroa cùng với giám sát lưu lượng ong. Những hệ thống này cũng có thể được ứng dụng vào việc giám sát và kiểm tra tình trạng sức khỏe của các đàn ong mật, cho phép xác định sớm các tình huống nguy hiểm trước khi chúng trở nên nghiêm trọng, đồng thời cải thiện việc lập kế hoạch kiểm tra định kỳ tổ ong nhằm làm giảm đáng kể chi phí. Trong bài viết này, chúng tôi sẽ tóm lược lại các kết quả khảo sát, phân tích về các xu hướng nghiên cứu và phác thảo các hướng phát triển tiềm năng của lĩnh vực ứng dụng này được công bố bởi Bilik và cộng sự (2024).

Keywords: Phát hiện phấn hoa, phát hiện ve Varroa, giám sát lưu lượng ong, kiểm tra ong, học máy, thị giác máy tính

1. Giới thiệu

Ong mật (*Apis mellifera*) là một trong những loài thụ phấn quan trọng nhất trên toàn cầu, chịu trách nhiệm cho phần lớn các lần thụ phấn hoa (Hung và cộng sự, 2018). Tuy nhiên, các đàn ong mật trên khắp thế giới đang phải đối mặt với nhiều vấn đề liên quan đến ký sinh trùng như ve Varroa, các bệnh do virus và hiện tượng rối loạn sụp đổ đàn ong (CCD - Colony Collapse Disorder) mà nếu không được kiểm soát kịp thời chúng có thể gây ra các vấn đề nghiêm trọng đối với chuỗi cung ứng thực phẩm, gây tổn thất lớn về mặt kinh tế và tác động xấu đến môi trường.

Trong những năm gần đây, các kỹ thuật học máy hiện đại đã được chứng minh đạt hiệu quả cao trong việc xử lý dữ liệu đa chiều với lượng lớn thông tin và các sự phụ thuộc. Những kỹ thuật này thường được sử dụng trong các ứng dụng thị giác máy tính, tạo ra bước đột phá trong giải quyết các vấn đề khó trước đây như phân loại, nhận dạng hoặc kiểm tra và có thể được áp dụng thành công vào các ứng dụng giám sát tự động đàn ong. Việc sử dụng rộng rãi hơn các kỹ thuật này có thể giúp tiết kiệm thời gian và chi phí trong nghiên cứu đàn ong, giúp nhận diện sớm các tình huống nguy hiểm tiềm ẩn, từ đó có thể triển khai các biện pháp khắc phục, ngăn chặn trước khi chúng gây ra các hậu quả nghiêm trọng. Phần lớn các kỹ thuật được đề cập có thể dễ dàng được sử dụng để nhận diện ong mang phấn hoa, đếm số lượng ong hoặc phát hiện ve Varroa.

Bilik và cộng sự (2024) đã đề cập đến các phương pháp tiên tiến trong giám sát tổ ong dựa trên học máy, thị giác máy tính, hoặc sự kết hợp của chúng. Theo đó, các tác giả đã mô tả ngắn gọn các khái niệm cơ bản của học máy và học sâu, sau đó giới thiệu về các phương pháp thị giác máy tính và học máy truyền thống, các phương pháp dựa trên bộ phân loại CNN và các phương pháp dựa trên bộ phát hiện đối tượng, cùng với tổng quan về các bộ dữ liệu ong có sẵn. Tiếp theo, các tác giả đã khảo sát các công bố liên quan đến phát hiện phấn hoa, phát hiện ve Varroa, giám sát lưu lượng ong, và ứng dụng kiểm tra ong nói chung. Cuối cùng, các tác giả đã thảo luận về các xu hướng trong giám sát tổ ong tự động và các hướng nghiên cứu tiềm năng trong tương lai.

2. Các ứng dụng giám sát tổ ong dựa trên học máy và các phương pháp thị giác máy tính

Học máy (machine learning) là một phần của trí tuệ nhân tạo (artificial intelligence) - thuật ngữ bao gồm nhiều phương pháp, mô hình và thuật toán xây dựng mô hình máy tính cho các ứng dụng khác nhau trong các lĩnh vực từ khoa học máy tính (thị giác máy tính), tác vụ phân loại và nhận dạng, vật lý (mô hình hóa các quá trình vật lý), dược lý và sinh học (khám phá các loại thuốc và phân tử mới). Học máy là một lĩnh vực nghiên cứu nhằm xây dựng các máy có khả năng học từ dữ liệu nhất định để tìm ra các mẫu hoặc hiểu biết về dữ liệu đó. Các cách tiếp cận khác nhau có thể dựa trên các kỹ thuật thống kê, phân cụm, biến đổi hoặc học sâu, nhưng trong hầu hết các trường hợp, chúng phụ thuộc rất nhiều vào dữ liệu đã cho (được gọi là bộ dữ liệu) và việc học thành công trên một bộ dữ liệu này không đảm bảo chắc chắn sẽ cho kết quả khả quan trên một bộ dữ liệu đầu vào khác.

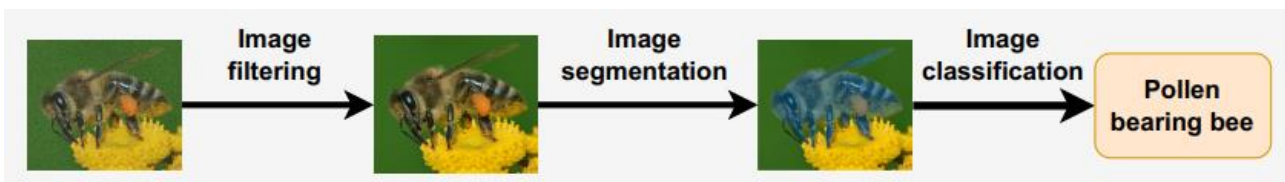
Một cách phổ biến phân chia các phương pháp học máy dựa trên quá trình học thành các phương pháp học có giám sát và không có giám sát - tùy thuộc vào việc nội dung đầu vào đã biết (được gắn nhãn) khi bắt đầu quá trình học hay không. Nếu dữ liệu đầu vào có thể được gắn nhãn thì phương pháp học có giám sát đòi hỏi thực hiện nhiều công việc hơn trong giai đoạn chuẩn bị, nhưng so với các phương pháp học không có giám sát thì nó thường mang lại kết quả khả quan hơn. Tuy nhiên, dữ liệu đầu vào không phải lúc nào cũng dễ dàng gắn nhãn và phương pháp học không có giám sát cần được sử dụng trong trường hợp này (Russell và Norvig, 2009).

Ở đây, các phương pháp học được chia thành ba nhóm - bộ phân loại truyền thống, bộ phân loại học sâu và bộ phát hiện đối tượng. Sự khác biệt chính giữa các bộ phân loại truyền thống và học sâu là ở cách chọn các đặc trưng để phân loại - chúng được lập trình viên chọn thủ công trong trường hợp bộ phân loại truyền thống, hoặc chúng có thể thu được từ các mô hình như một phần của quá trình học trong trường hợp bộ phân loại học sâu. Ưu điểm của phương pháp học sâu là bản thân mô hình sẽ tìm ra các đặc trưng phù hợp nhất để mô tả đối tượng. Tuy nhiên, những đặc trưng đó đôi khi có thể không phải là đại diện tốt nhất và thường yêu cầu phải có một lượng dữ liệu lớn hơn cho quá trình học. Bộ phát hiện đối tượng thường dựa trên phương pháp học sâu và chúng thực hiện cả phân loại và định vị đối tượng được tìm kiếm (Horak và Sablatnig, 2019).

- **Các kỹ thuật học máy và thị giác máy tính truyền thống**

Các tác vụ thị giác máy tính (CV - Computer Vision) truyền thống thường được chia thành lọc hình ảnh, phân đoạn hình ảnh và nhận dạng hình ảnh. Các phương pháp học máy cổ điển có thể được phân loại thành các phương pháp thống kê, các phép biến đổi không gian đặc trưng khác nhau, các bộ phân loại dựa trên vectơ hỗ trợ và các mạng nơ-ron đơn giản (Chauhan và Singh, 2018). Những phương pháp này không sử dụng học sâu mà dựa vào các phương pháp phân tích và thống kê hoặc xử lý tín hiệu cổ điển. Điều này dẫn đến độ chính xác cao hơn, thời gian suy luận ngắn hơn và mô tả phân tích tốt hơn, nhưng mặt khác, chúng kém phổ biến hơn so với các thuật toán dựa trên CNN và không đưa ra giải pháp mạnh mẽ cho một số vấn đề phức tạp (phát hiện văn bản chữ viết, nhận dạng giọng nói...). Tuy nhiên, tính minh bạch và khả năng giải thích tốt hơn của các phương pháp này vẫn là một lợi thế lớn của chúng so với CNN - vốn khó mô tả và phức tạp hơn.

Theo cách tiếp cận truyền thống (như ví dụ trong Hình 1), các tác vụ chung như phát hiện đối tượng hoặc phân loại đối tượng thường được chia thành nhiều giai đoạn riêng lẻ. Mỗi giai đoạn đều được điều chỉnh thủ công để lấy dữ liệu cho giai đoạn tiếp theo. Giai đoạn đầu tiên thường sử dụng một số thuật toán thị giác máy tính nhằm trích xuất đặc trưng. Giai đoạn thứ hai, thuật toán học máy phù hợp được hiệu chỉnh cho dữ liệu được trích xuất này để hoàn thành tác vụ dự kiến. Cách tiếp cận này thường có độ phức tạp tính toán thấp hơn.



Hình 1: Ví dụ về quy trình phát hiện sử dụng kỹ thuật thị giác máy tính truyền thống

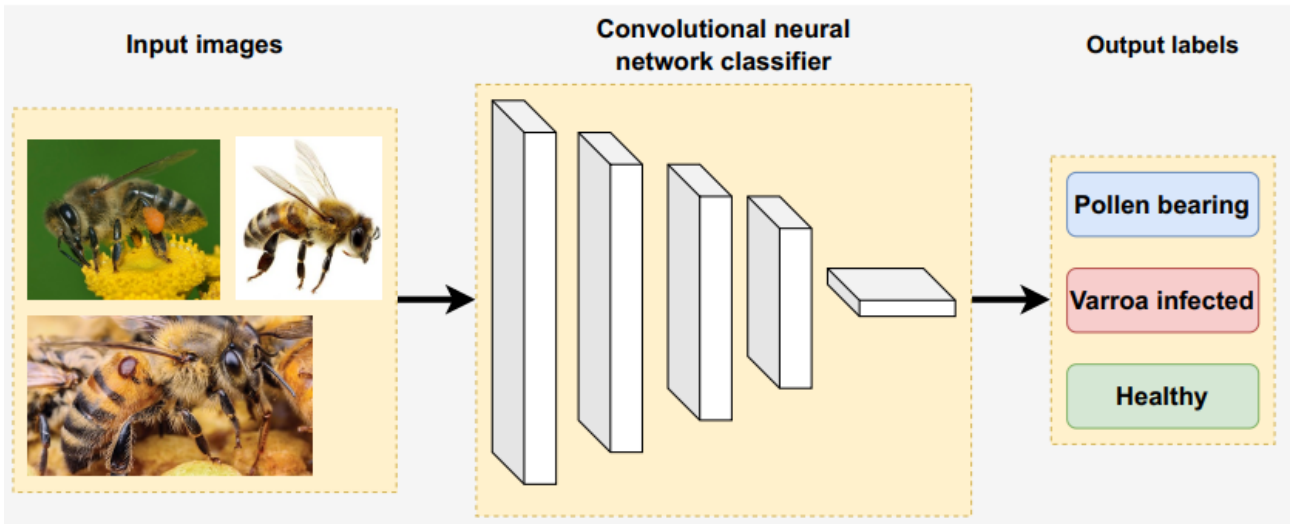
- **Các bộ phân loại dựa trên CNN**

Một loại kỹ thuật học máy có giám sát chuyên biệt là học sâu (deep learning) và cụ thể hơn là mạng nơ-ron tích chập sâu (Deep Convolutional Neural Networks). Mạng nơ-ron tích chập (CNN) lần đầu tiên được đề xuất bởi LeCun và cộng sự (1989) với nhiều hứa hẹn nhưng đã bị cản trở trong việc phát triển thêm các tác vụ phức tạp hơn do yêu cầu tính toán cao. Sau đó, nhờ sự gia tăng về khả năng xử lý của các hệ thống tính toán, các mạng ngày càng sâu hơn bắt đầu được triển khai. Kể từ năm 2012, cùng với sự ra đời của AlexNet, CNN đã trở thành công nghệ tiên tiến nhất trong nhiều lĩnh vực thị giác máy tính (Krizhevsky và cộng sự, 2017).

CNN có lợi thế về độ phức tạp lớn và số lượng tham số khổng lồ. Điều này dẫn đến khả năng thực hiện tất cả các bước cần thiết để phân loại một đối tượng chỉ trong một bước mà hầu như không

cần quá trình tiền xử lý nhờ các thuật toán thị giác máy tính. Các lớp tích chập tự động tập trung vào các phần nhỏ của hình ảnh và nếu tìm thấy các đối tượng chính, đối tượng đó sẽ được phân loại vào một lớp đã học. Tất cả các tham số, bao gồm cả mặt nạ tích chập, đều được thiết lập tự động, nhưng việc học lại từ đầu có thể rất tốn thời gian. Do đó, các mạng được huấn luyện cho các vấn đề chung được sử dụng làm mẫu và chỉ được huấn luyện lại cho một tác vụ cụ thể.

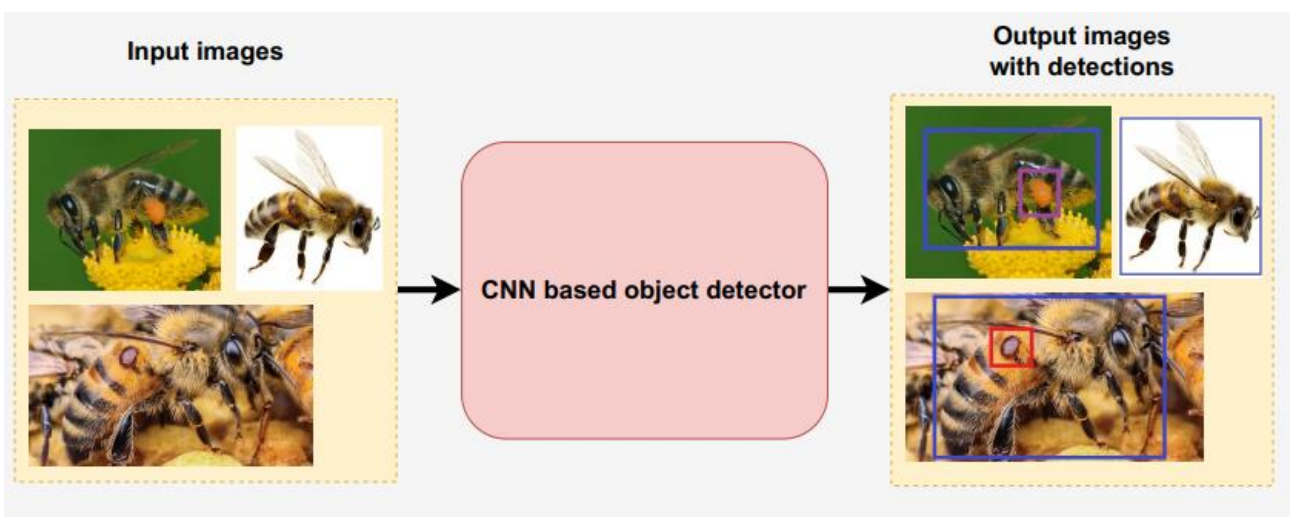
Nhược điểm chính của phương pháp học sâu là yêu cầu tính toán cao đối với phát hiện theo thời gian thực. Tuy nhiên, trong những năm gần đây, một lượng lớn các đơn vị tính toán được điều chỉnh cho các ứng dụng di động như NVIDIA Jetson hoặc các bộ tăng tốc khác nhau áp dụng cho RaspberryPi đã xuất hiện phù hợp cho phân loại trực tuyến. Bản thân quá trình huấn luyện có thể đòi hỏi rất cao về mặt tính toán, nhưng có thể được thực hiện bằng cách sử dụng phần cứng chuyên dụng. Một ví dụ về phương pháp này được chỉ ra như trong Hình 2.



Hình 2: Ví dụ về quy trình phân loại sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN)

- **Các bộ phát hiện đối tượng dựa trên CNN**

CNN không chỉ được sử dụng để phân loại mà còn được áp dụng trong việc phát hiện đối tượng trong môi trường thực tế. CNN tự động khái quát hóa các đặc trưng chính của đối tượng được tìm kiếm và có thể phân biệt đối tượng với nền. Lưu ý rằng bộ phát hiện đối tượng có thể phát hiện, phân loại và định vị một, thậm chí nhiều đối tượng trong một ảnh.



Hình 3: Ví dụ về quy trình phát hiện đối tượng với CNN

Cấu trúc của mô hình phát hiện đối tượng (xem ví dụ trong Hình 3) tương tự như cấu trúc của bộ phân loại CNN, tuy nhiên, nó được bổ sung thêm phần tìm kiếm trên hình ảnh được phân tích để phát hiện ra các đối tượng tìm kiếm thuộc các lớp. Một cách để đạt được điều này là làm phong phú

thêm bộ phân loại CNN bằng các hộp lưới (grid boxes) và các hộp neo (anchor boxes). Một ảnh đặc trưng từ lớp tích chập được chia thành một lưới và trên mỗi ô lưới, mô hình cố gắng tìm các anchor boxes. Khi độ tin cậy cao hơn ngưỡng, hộp sẽ được trả về dưới dạng một phát hiện.

- **Các bộ dữ liệu hiện có**

Như đã đề cập trước đó, kỹ thuật học máy yêu cầu một lượng lớn dữ liệu đầu vào được gọi là bộ dữ liệu. Đối với việc học có giám sát, dữ liệu đó phải được chú thích (gắn nhãn) bởi chuyên gia - con người - trước giai đoạn học và thử nghiệm của phương pháp đã chọn. Hiện đã có các công cụ tự động hoặc bán tự động để chú thích bộ dữ liệu, tuy nhiên, ngay cả khi được sử dụng, đây vẫn là một quá trình tốn rất nhiều thời gian và công sức. Việc chuẩn bị một bộ dữ liệu phù hợp là rất quan trọng đối với chất lượng của kết quả - đối với các thuật toán học máy truyền thống, nó phải chứa lượng dữ liệu tương tự cho tất cả các lớp được kiểm tra trong thử nghiệm với chất lượng đạt yêu cầu. Điều này không phải lúc nào cũng dễ dàng, ví dụ như khi các mẫu của một số lớp có thể hiếm gặp hơn so với các lớp khác. Do đó, việc tăng cường dữ liệu thường được áp dụng nhằm làm tăng lượng dữ liệu đầu vào. Đối với dữ liệu ảnh, các kỹ thuật như xoay, làm mờ, thay đổi kích thước, áp dụng các bộ lọc màu khác nhau hoặc các phương pháp tiếp cận dựa trên học máy giúp đạt được kết quả học tốt hơn và tăng tính linh hoạt của mô hình được chọn. Một yếu tố quan trọng khác là nền của ảnh - nó có thể làm tăng hoặc giảm độ khó của việc phân loại/phát hiện. Nếu chúng ta có thể kiểm soát được bối cảnh chụp, kết quả có thể sẽ được cải thiện.

Có một số bộ dữ liệu về ong hiện có chứa các loại dữ liệu liên quan khác nhau (hình ảnh, âm thanh, trọng lượng tổ ong), nhưng mỗi bộ dữ liệu thường được xây dựng cho một ứng dụng cụ thể và do đó chúng thường được tùy chỉnh cho phù hợp. Loại dữ liệu và ngữ cảnh của các nhãn quyết định phạm vi sử dụng của từng bộ dữ liệu. Một số bộ dữ liệu chứa vị trí đối tượng trong hình ảnh, phân loại từ danh sách các lớp, và/hoặc một số thông tin chung như vị trí thu thập dữ liệu. Bản tóm tắt về một số bộ dữ liệu hiện có được chỉ ra trong Bảng 1.

Bảng 1. Các bộ dữ liệu có thông tin về loài ong, loại tổ ong, thời gian và địa điểm thu thập dữ liệu

Citation	Bee subspecies	Hive	Time	Location
Kulyukin (2021)	Carniolan, Italian	Langstroth	4/2017 - 9/2017, 5/5/2018 - 6/2018, 6/2018 - 7/2018, 5/2018 - 11/2018, 4/2018 - 7/2019	North Logan, Logan (UT), USA
Bilik et al. (2023a)	Carniolan	Langstroth	9/2021	Darkovice, Czechia
Bilik et al. (2023b)	Carniolan	Langstroth	6/2022	Darkovice, Czechia
Yang (2018)	Carniolan, Italian, Russian	Not specified	2/7/2018 - 8/9/2018	Saratoga (CA), Des Moines (IA), Alvin (TX), Athens (GA), USA
Rodriguez et al. (2018a)	Not specified	Not specified	7/2017	Gurabo, Puerto Rico
Hickert (2021)	Not specified	Langstroth	2019 - 2020	Not specified
Schurischuster and Kampel (2020b)	Not specified	Laboratory	Not specified	Wien, Austria
Tashakkori et al. (2021)	Not specified	Not specified	2019 - 2023	Not specified
Bilik et al. (2021)	Not specified	Not specified	Not specified	Not specified
Rey (2020)	Not specified	Not specified	Not specified	Not specified
Benahmed et al. (2022)	Not specified	Not specified	Not specified	Not specified

- Các bộ dữ liệu cho phát hiện phấn hoa

Bộ dữ liệu của Hickert (2021) gồm 7500 ảnh có độ phân giải cao ghi lại hình ảnh con ong trong phần chủ đạo của ảnh với các túi phấn hoa. Bộ dữ liệu của Rodriguez và cộng sự (2018b) cũng chứa các ảnh có độ phân giải cao của ong mang phấn hoa với khoảng 800 ảnh. Bộ dữ liệu của Yang (2018) chứa một số lượng lớn ảnh ong (khoảng 5000 ảnh) với các thông tin bổ sung về tình trạng sức khỏe, ong có mang phấn hoa hay không, phân loài ong nhưng có độ phân giải thấp. Bộ dữ liệu Bilik và cộng sự (2021) được tạo ra từ các hình ảnh có sẵn trên mạng. Các bộ dữ liệu của Bilik và cộng sự (2023a) và (2023b) cũng chứa các ảnh ong nhưng không có nhãn trạng thái mang phấn hoa.

- Các bộ dữ liệu cho phát hiện ve Varroa

Bộ dữ liệu của Schurischuster và Kempel (2020b) với khoảng 13500 ảnh những con ong khỏe mạnh và ong nhiễm ve Varroa ở độ phân giải cao được thu thập trong môi trường phòng thí nghiệm. Bộ dữ liệu của Hickert (2021) chứa khoảng 7500 ảnh được chú thích về tình trạng ong nhiễm ve Varroa.

- Các bộ dữ liệu cho giám sát lưu lượng ong

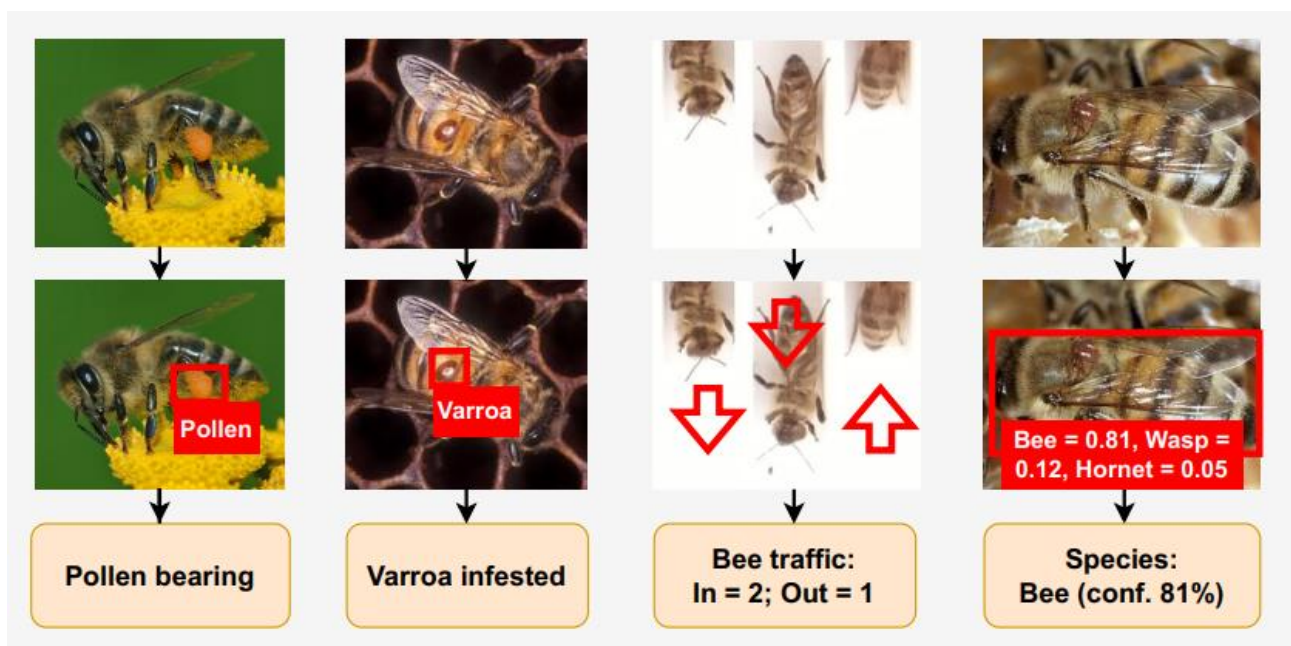
Bộ dữ liệu của Bilik và cộng sự (2023a) gồm 1000 mẫu thuộc 5 lớp hữu ích cho việc giám sát lưu lượng ong. Benahmed và cộng sự (2022) đã tạo hai video và chia sẻ trên Youtube nhưng hiện các video này đã không còn công khai. Kulyukin (2021) đã tạo ra một số bộ dữ liệu để giám sát lưu lượng ong, nhưng chỉ một trong số các bộ dữ liệu đó được công khai.

- Các bộ dữ liệu cho giám sát đàn ong nói chung

Bộ dữ liệu của Bilik và cộng sự (2023b) chứa dữ liệu đa phương thức: hình ảnh, âm thanh, độ ẩm, nồng độ CO₂ và cường độ ánh sáng ban ngày. Tashakkori và cộng sự (2021) đã tạo một trang web để truyền dữ liệu từ hệ thống giám sát tổ ong dựa trên IoT tuy nhiên, hiện nay trang web đã không còn hoạt động. Bộ dữ liệu của Hickert (2021) chứa thông tin về sự khác biệt giữa ong bắp cày và ong mật. Kulyukin (2021) đã tạo ra 2 bộ dữ liệu: bộ dữ liệu đầu tiên thu thập 43 thông tin về khí hậu và thời tiết được kết nối với dữ liệu thu được từ tổ ong, đã được công bố; bộ dữ liệu thứ hai với các thông tin đo được trên tổ ong: nhiệt độ, áp suất khí quyển, độ ẩm tương đối, tốc độ và hướng gió, lượng mưa, bức xạ mặt trời, tần số điện từ, tần số vô tuyến và trường điện, hiện chưa được công bố.

3. Lĩnh vực ứng dụng

Các lĩnh vực ứng dụng hiện có được chia thành: phát hiện phấn hoa, phát hiện ve Varroa, giám sát lưu lượng ong và kiểm tra ong nói chung.



Hình 4: Ví dụ về phát hiện phấn hoa, phát hiện ve Varroa, giám sát lưu lượng ong, kiểm tra ong

- **Ứng dụng phát hiện phấn hoa**

Các ứng dụng này tập trung vào việc phát hiện những con ong mang phấn hoa ở lối vào tổ ong hoặc trên cánh đồng. Có thể phân tích tổng số ong mang phấn hoa, kích thước của kho dự trữ phấn hoa thậm chí cả loài phấn hoa. Điều này có thể hữu ích để ước tính lượng phấn hoa cung cấp cho tổ ong, vị trí thụ phấn hoặc số lượng ong kiếm ăn đang hoạt động. Một ví dụ điển hình của loại ứng dụng này được chỉ ra trong Rodriguez và cộng sự (2018b).

- *Phát hiện phấn hoa dựa trên các kỹ thuật truyền thống*

Babic và cộng sự (2016), đã phát hiện những con ong mang phấn hoa bằng các phương pháp thị giác máy tính cổ điển. Họ sử dụng một hệ thống di động nhỏ gọn với máy tính nhúng RaspberryPi 2, được đặt ở lối vào tổ ong. Bộ dữ liệu riêng được sử dụng có độ phân giải thấp. Độ chính xác thử nghiệm khoảng 88%.

Yang và cộng sự (2017) sử dụng các kỹ thuật thị giác máy tính truyền thống để phát hiện, theo dõi và phân loại những con ong mang và không mang phấn hoa từ đoạn video ghi tại lối vào tổ ong. Mô hình hỗn hợp Gaussian kết hợp với ngưỡng màu được sử dụng để tách từng con ong khỏi nền cố định, sau đó bộ lọc Kalman kết hợp với phép biến đổi Hough được sử dụng để theo dõi những con ong trên các khung hình video. Cuối cùng, phép trừ nền và khớp hình elip được sử dụng trên các đốm màu ong được phát hiện để phân loại các túi phấn được gắn trên cơ thể ong (được biểu thị bằng hình elip). Các tác giả đã chỉ ra rằng phương pháp đề xuất cho độ chính xác tương đối thấp nhưng nó cung cấp thông tin hữu ích về tình hình lưu trữ phấn hoa của tổ ong.

Stojnić và cộng sự (2018) đã sử dụng các phương pháp xử lý hình ảnh truyền thống để phát hiện và phân loại ong theo trạng thái mang phấn hoa của chúng tại lối vào tổ ong. Phân đoạn dựa trên màu sắc giữa tiền cảnh và nền được thực hiện trong không gian màu CIE LAB. Để phân loại, các hình ảnh con sau khi phân đoạn được thay đổi kích thước và các đặc trưng được trích xuất bằng SIFT và VLAD (Vector of Locally Aggregated Descriptors), sau đó phân loại dựa trên SVM.

- *Phát hiện phấn hoa dựa trên bộ phân loại CNN*

Rodriguez và cộng sự (2018b) đã tạo ra một hệ thống ghi lại hình ảnh ong khi chúng bay vào tổ trên một nền xác định. Dữ liệu được xử lý bởi các bộ phân loại truyền thống và dựa trên CNN nhằm nhận diện các ong mang phấn hoa với độ chính xác thử nghiệm trên 95%.

Sledevič (2018) đã nghiên cứu việc sử dụng bộ phân loại CNN tùy chỉnh để phân loại ong mang phấn hoa trong các ảnh được chụp tại lối vào của tổ ong. Mục đích là đánh giá tính khả thi của việc sử dụng CNN như một bộ phân loại để triển khai trong các giải pháp nhúng trong tương lai trên FPGA. Kết quả cho thấy CNN đạt độ chính xác 94% trên bộ dữ liệu riêng của tác giả và được đánh giá là phù hợp để triển khai trong phần cứng cùng với một bộ chọn vùng quan tâm (RoI - Region of Interest) thích hợp.

- *Phát hiện phấn hoa dựa trên phát hiện đối tượng*

Dựa trên ý tưởng được đề xuất trong bài báo trước đó (Yang và cộng sự 2017), Yang và Collins (2019) đã sử dụng cùng một thiết lập với thuật toán phát hiện đã được sửa đổi, việc phân loại được xử lý bởi mạng Faster RCNN được huấn luyện để phát hiện các túi phấn hoa riêng lẻ. Kết quả cho thấy hiệu suất phát hiện được cải thiện nhiều so với bài báo trước.

- **Ứng dụng phát hiện ve Varroa**

Do ve Varroa có thể gây ra tổn thất lớn về đàn ong trên toàn thế giới nên việc phát triển và triển khai ứng dụng phát hiện ve Varroa có thể giúp tiết kiệm đáng kể về kinh tế, bảo vệ quần thể ong, cho phép lập kế hoạch điều trị tốt hơn và kiểm tra liên tục tình trạng sức khỏe của đàn ong. Một hệ thống có khả năng tiêu diệt ve Varroa trực tiếp trên cơ thể con ong bị lây nhiễm được Chazette và cộng sự (2016) đề xuất, mặc dù vẫn chưa hoàn thiện và chưa sẵn sàng để triển khai, nhưng có lẽ những nỗ lực trong tương lai có thể biến ý tưởng này trở thành hiện thực. Tuy nhiên, một vấn đề của hệ thống dựa trên hình ảnh là hầu hết các con ve Varroa đều xuất hiện trên ấu trùng ong hoặc chúng ẩn giữa các đốt bụng ong và khó nhìn thấy được. Vì vậy, một phương pháp ước tính mức độ lây nhiễm

giống như phương pháp được trình bày trong Bjerge và cộng sự (2019) cần phải được phát triển và thử nghiệm rộng rãi để cho phép sử dụng ứng dụng này tốt hơn.

- *Phát hiện ve Varroa dựa trên các kỹ thuật truyền thống*

Elizondo và cộng sự (2013) đã thực hiện thử nghiệm trong điều kiện phòng thí nghiệm, quay video ầu trùng ong bị nhiễm ve Varroa nhằm theo dõi vị trí, chuyển động và hành vi của ve Varroa. Phương pháp xử lý ảnh truyền thống được sử dụng để loại bỏ nền và xác định vị trí của ve Varroa. Thử nghiệm này có thể được cải tiến thêm bằng cách sử dụng các phương pháp phát hiện đối tượng tiên tiến nhằm hỗ trợ cho phân tích hành vi ve Varroa trong tương lai.

Schurischuster và cộng sự (2016, 2018) đã thiết lập 2 thử nghiệm sử dụng kỹ thuật thị giác máy tính truyền thống để phân biệt ong khỏe mạnh và ong bị nhiễm ve Varroa. Thử nghiệm so sánh các tập hợp đặc trưng khác nhau với 3 mô hình phân loại gồm Naive Bayes, SVM và Random Forest. Độ chính xác accuracy và F1-score đạt được trên 0.8.

Bjerge và cộng sự (2019) đã sử dụng phương pháp Phân tích phân biệt tuyến tính (LDA - Linear Discriminant Analysis) để tìm ra sự kết hợp bước sóng ánh sáng tốt nhất nhằm huấn luyện và kiểm tra bộ phân loại, từ đó xác định vector 3 chiều của các thành phần bước sóng hữu ích nhất để phân biệt ong và ve Varroa. Kết quả tốt nhất cho việc phân tách ong và ve Varroa đạt được ở các bước sóng ánh sáng trên 700 nm, với sự kết hợp tối ưu là 470-630-780 nm.

König (2020) giới thiệu một hệ thống tự động phát hiện ve Varroa trên mảnh vụn ong với 2 bước: sử dụng phương pháp phân tích blob dựa trên thị giác máy tính cổ điển để phát hiện các vùng tiềm năng có ve Varroa rơi xuống, sau đó sử dụng bộ phân loại k-NN để nhận diện ve Varroa trong các vùng đó. Nghiên cứu của Picek và cộng sự (2022) sau đó cũng sử dụng phương pháp tương tự.

Một hệ thống giám sát ve Varroa khác được trình bày bởi Micheli và cộng sự (2022). Các tác giả giới thiệu một hệ thống dựa trên Raspberry Pi, được tích hợp vào tổ ong cùng với camera, chiếu sáng bên trong và ống kính lỏng (liquid lens) cho phép lấy nét ở khoảng cách rất gần trong không gian tổ ong. Thiết bị này được đặt bên trong tổ ong, gắn các ô chứa ầu trùng mới và được kỳ vọng phát hiện ve Varroa trên những con ong non nhất. Tuy nhiên, việc phát triển thuật toán lấy nét tự động mạnh mẽ vẫn là một thách thức và thiết bị hiện mới đang trong giai đoạn thử nghiệm.

Trong nghiên cứu của Noriega-Escamilla và cộng sự (2023), các tác giả sử dụng mô-men Legendre-Fourier trong các không gian màu khác nhau như RGB, HSV và YCbCr để phát hiện ong bị nhiễm ve Varroa trên bộ dữ liệu của Schurischuster và Kampel (2020b). Các mô tả dựa trên mô-men được tính riêng cho từng kênh của không gian màu được chọn, sau đó kết hợp thành một vector đặc trưng duy nhất. Phân loại diễn ra trong 2 giai đoạn: đầu tiên, các tác giả phân loại hướng của ong (mặt lưng hoặc mặt bụng), sau đó xác định sự hiện diện của ve Varroa trên từng hướng. Phương pháp này đạt F1-score tối đa là 0.96, vượt qua F1-score của YOLOv5 (0.86) và tương đương với phương pháp phân đoạn ngữ nghĩa sử dụng DeepLabV3.

- *Phát hiện ve Varroa dựa trên các bộ phân loại CNN*

Chazette và cộng sự (2016) đã đề xuất một hệ thống phát hiện ve Varroa dựa trên hình ảnh và tiêu diệt chúng bằng tia laser, được điều khiển bởi máy tính nhúng Raspberry Pi 3. Trong tương lai, các tác giả dự định lắp đặt một hệ thống camera cùng tia laser phía trên lối vào tổ ong, kết hợp sử dụng bộ phân loại CNN để nhận diện ve Varroa, sau đó định vị và tiêu diệt chúng bằng chùm tia laser. Tuy nhiên, việc đảm bảo không gây hại cho ong do sai lệch khi nhắm mục tiêu sẽ là một thách thức lớn, cần được nghiên cứu kỹ lưỡng.

Bjerge và cộng sự (2019) sử dụng các đường hàm hẹp để tách ong, kết hợp với hệ thống chiếu sáng đa phổ và camera đặt bên dưới các đường hầm. Để phát hiện từng con ong, các tác giả sử dụng các kỹ thuật thị giác máy tính truyền thống cùng CNN tùy chỉnh để phát hiện và định vị ve Varroa. Các tác giả cũng đề xuất một phương pháp (ILE) để ước tính mức độ nhiễm ve của cả tổ ong dựa trên số lượng ve Varroa được phát hiện và số lượng ong đếm được.

Schurischuster và Kampel (2020a) đã áp dụng phương pháp phân đoạn ngữ nghĩa bằng DeepLabV3 và các phương pháp phân loại dựa trên AlexNet và ResNet để phân biệt ong khỏe mạnh

và ong bị nhiễm ve Varroa. Kết quả thử nghiệm trên bộ dữ liệu gồm 13500 ảnh ong khỏe mạnh và ong bị nhiễm ve cho thấy hiệu quả thu được là tốt với ResNet101 được huấn luyện trước trên ImageNet hoặc AlexNet được huấn luyện từ đầu, nhưng mô hình hoạt động tốt nhất là DeepLabV3, được sử dụng để xác định các điểm ảnh thuộc ve Varroa và thực hiện phân đoạn ngữ nghĩa với 2 biến thể của kiến trúc ResNet làm mô hình mã hóa. Độ chính xác theo từng lớp đạt tối thiểu 90%.

Mrozek và cộng sự (2021) đề xuất một hệ thống nhúng để giám sát ve Varroa dựa trên Raspberry Pi 4 cùng với Coral TPU. Camera được đặt trước tổ ong để ghi lại chuyển động của ong. Hệ thống thực hiện 2 giai đoạn: phát hiện cá thể ong và phát hiện ve Varroa sử dụng Google AutoML. Kết quả đạt F1-score khoảng 0.8 trong cả hai giai đoạn. Toàn bộ hệ thống sau đó được triển khai trên Amazon Web Services (AWS) và được bổ sung tính năng thông báo tự động cho người nuôi ong.

Picek và cộng sự (2022) đề xuất một phương pháp xác định mức độ nhiễm ve Varroa của tổ ong thông qua việc phát hiện và đếm ve rơi ra từ tổ ong. Hình ảnh được ghi lại nhờ một điện thoại thông minh, sau đó được xử lý qua các bước tiền xử lý vùng quan tâm (RoI) sử dụng ngưỡng và bộ phân loại CNN với một mạng nơ-ron gọi là VarroaNet (các biến thể VarroaNet-0.1 và VarroaNet-0.05 có lần lượt 100k và 50k tham số). Kết quả đạt độ chính xác trung bình 96.0% vào mùa thu và 93.8% vào mùa đông. Với kiến trúc đơn giản, yêu cầu tính toán được giảm thiểu. Tuy nhiên, việc tiền xử lý RoI bị thất bại trong một số trường hợp như khi bị che khuất.

Kaur và cộng sự (2022) sử dụng bộ phân loại CNN tùy chỉnh để phát hiện tình trạng nhiễm ve Varroa trên ảnh ong, đạt F1-score 0.99. Để giải quyết vấn đề thiếu dữ liệu huấn luyện, các tác giả so sánh hiệu quả của nhiều kỹ thuật tăng cường dữ liệu, bao gồm CLAHE, các biến đổi hình học và kiến trúc tạo dữ liệu DCGAN. Kết quả tốt nhất đạt được với phương pháp tăng cường CLAHE.

- *Phát hiện ve Varroa dựa trên phát hiện đối tượng*

Trong Bilik và cộng sự (2021), các tác giả sử dụng SSD và YOLO để phân loại và định vị ve Varroa trong một bước duy nhất. Bộ dữ liệu tùy chỉnh chứa hình ảnh ong ở nhiều vị trí khác nhau đã được sử dụng để huấn luyện mạng nhằm phân loại ong và ve Varroa. Kết quả tốt nhất được đạt được trong phân loại ong bị nhiễm ve Varroa bằng YOLO. Ưu điểm chính của phương pháp này là thời gian suy luận ngắn tuy nhiên đánh giá thực tiễn của thử nghiệm này vẫn chưa được thực hiện.

Voudiotis và cộng sự (2022) và Micheli và cộng sự (2022) đã sử dụng các camera để ghi hình khu vực ấu trùng trong tổ ong. Sử dụng Fast-RCNN để phát hiện cá thể ong và phép biến đổi Hough để phát hiện ve Varroa, độ chính xác đạt 88% trong phát hiện ong và 77% trong phát hiện ve. Nhược điểm của phương pháp này là camera phải được đặt ở khoảng cách lớn hơn không gian tiêu chuẩn của ong, điều này có thể dẫn đến hiện tượng làm lạnh khu vực ấu trùng.

• **Ứng dụng giám sát lưu lượng ong**

- *Giám sát lưu lượng ong dựa trên các kỹ thuật truyền thống*

Chen và cộng sự (2012) đã tạo ra một thiết bị sử dụng camera hồng ngoại và hệ thống chiếu sáng được đặt trước cửa tổ ong, cho phép ong đi qua các lối đi hẹp. Một lượng nhỏ các con ong được gắn thẻ bằng một bộ nhận dạng trực quan, và hoạt động của chúng được nhận diện thông qua phép biến đổi Hough và bộ phân loại SVM. Mặc dù phương pháp gắn thẻ đòi hỏi công sức và không thực tế, thiết kế thiết bị được đánh giá là khả thi và có thể là nguồn cảm hứng cho các nghiên cứu khác.

Trong nghiên cứu của Chiron và cộng sự (2013), một phương pháp theo dõi 3D để giám sát ong ra vào tổ được xem xét, hệ thống thu thập dữ liệu được xây dựng dựa trên cấu hình camera stereo. Phương pháp theo dõi lai được đề xuất và tích hợp với bộ lọc Kalman dựa trên các thuật toán Global Nearest Neighbor hoặc Multiple Hypothesis Tracking để liên kết các điểm dữ liệu chưa biết với các track đã biết. Mặc dù chưa sẵn sàng để triển khai thực tế, cách tiếp cận này là có tiềm năng và cung cấp một góc nhìn mới về theo dõi 3D.

Trong loạt bài nghiên cứu của Mukherjee và Kulyukin (2020), Kulyukin (2021), Kulyukin và cộng sự (2021, 2022), và Kulyukin (2023), nhóm nghiên cứu giới thiệu hệ thống giám sát ong, bộ dữ liệu được thu thập và một số phương pháp giám sát lưu lượng ong. Trong bài báo đầu tiên, các tác giả đề xuất một phương pháp dựa trên vận tốc hình ảnh để giám sát lưu lượng ong hai chiều, tuy

nhiên, phân tích chi tiết về độ chính xác của thuật toán chưa được đề cập. Trong bài báo thứ hai, tác giả đã kết hợp thuật toán phát hiện chuyển động Gaussian (Gaussian Motion Detection) và một bộ phân loại để nhận diện vùng được phát hiện có phải là ong mật hay không. Tuy nhiên, thuật toán này không thể nhận diện hướng chuyển động. Trong bài báo thứ ba, các tác giả giới thiệu thuật toán BeePIV mới để giám sát chuyển động của ong, áp dụng kỹ thuật vận tốc hình ảnh hạt (PIV - Particle Image Velocimetry), các tác giả phân loại được chuyển động vào/ra/chuyển động ngang, đồng thời đếm số lượng ong. Kết quả thu được có thể hỗ trợ chẩn đoán tình trạng tổ ong kịp thời và giúp ngăn chặn sự sụp đổ của tổ ong. Trong bài báo thứ tư, các tác giả nghiên cứu thêm mối quan hệ giữa trọng lượng tổ ong và lưu lượng ong. Các phương pháp thống kê được sử dụng cho thấy trọng lượng tổ ong và lưu lượng ong có mối tương quan trong khoảng thời gian dài (ở khoảng thời gian ngắn, không thể chứng minh mối tương quan rõ ràng). Các tác giả cũng lưu ý rằng một số tổ ong có các mối tương quan khác nhau đối với các chỉ số lưu lượng ong khác nhau và đưa ra giả thuyết về các nguyên nhân gây ra tình trạng này.

- *Giám sát lưu lượng ong dựa trên bộ phân loại CNN*

Trong nghiên cứu của Kulyukin và Mukherjee (2019), một máy tính nhúng RaspberryPi 3 với mô-đun camera được sử dụng để định kỳ ghi lại lưu lượng tại lối vào tổ ong. Các vùng chuyển động trên hình ảnh thu được được phát hiện và xử lý bởi một bộ phân loại dựa trên CNN để nhận diện và đếm số lượng ong. Trong tương lai, phương pháp này sẽ được sử dụng để ước tính lưu lượng ong.

- *Giám sát lưu lượng ong dựa trên phát hiện đối tượng*

Ratnayake và cộng sự (2021) đã đề xuất một hệ thống giám sát côn trùng trong môi trường kiếm ăn của chúng. Thuật toán HyDaT (Hybrid Detection and Tracking) được đề xuất để theo dõi từng côn trùng riêng biệt; YOLO được sử dụng để phát hiện đối tượng và phân đoạn dựa trên KNN được sử dụng để tách nền. Một phương pháp “dự đoán và phát hiện” được sử dụng để kết nối phát hiện với côn trùng cần quan tâm. Đóng góp chính của nghiên cứu này là áp dụng các phương pháp thị giác máy tính hiện đại vào việc theo dõi các loài thụ phấn trong môi trường phức tạp, đồng thời cho thấy rằng các thuật toán không yêu cầu tính toán cao có thể được sử dụng thành công trong các nhiệm vụ phát hiện và theo dõi, giúp các thiết bị tiêu thụ ít năng lượng - chẳng hạn như Raspberry Pi - có thể chạy các ứng dụng này.

Trong một nghiên cứu khác, Ngo và cộng sự (2021) đã giới thiệu một hệ thống thời gian thực dựa trên NVIDIA Jetson kết hợp với một mô-đun cảm biến môi trường sử dụng Raspberry Pi 3, nhằm phát hiện ong mang phấn hoa và nghiên cứu mối quan hệ giữa các yếu tố môi trường và tỷ lệ ong mang phấn hoa. Theo đó, YOLOv3-tiny được sử dụng để phát hiện ong và bộ lọc Kalman được sử dụng để theo vết chúng. Đường đi của ong được phân tích để xác định xem chúng đang bay vào hay ra khỏi tổ. Dựa trên dữ liệu lưu lượng ong và phấn hoa, các tác giả tính toán một số tham số mô tả hoạt động của đàn ong. F1-score tổng thể cho nhận dạng ong mang phấn hoa và không mang phấn hoa đạt 0.94.

Trong Ryu và cộng sự (2021), các tác giả tập trung vào việc đếm ong vào và ra khỏi tổ ong sử dụng YOLOv4. Hệ thống được đề xuất sử dụng lối vào tổ ong đặc biệt bao gồm các đường hầm song song làm từ kính acrylic, được trang bị một van đặc biệt đảm bảo ong chỉ di chuyển theo một hướng. Lối vào này được ghi lại bởi một camera đặt trên các đường hầm. Các con ong được nhận dạng bằng YOLO và theo vết bằng DeepSort. Độ chính xác phát hiện của phương pháp này đạt 99,5%.

Trong nghiên cứu của Benahmed và các cộng sự (2022), các tác giả sử dụng bộ phát hiện YOLOv5 được huấn luyện trên các ảnh ong có và không mang phấn hoa để xác định vị trí ong và sử dụng StrongSort với các mạng MobileNetV2 và OSNet để theo vết ong. Phương pháp này đạt độ chính xác 0.98 cho việc phát hiện cả hai loại ong và đạt ATA score 0.8 cho phần theo vết. Tuy nhiên, ATA score giảm mạnh xuống còn 0.2 khi lưu lượng ong tăng và số lượng ong trong video nhiều hơn. Thời gian suy luận cho các khung hình đơn dao động từ 70-150ms, điều này phù hợp cho việc xử lý thời gian thực.

Trong nghiên cứu của Zhuang và cộng sự (2022), bộ phát hiện đối tượng SSD được sử dụng để nhận diện ong mật, đếm ong trong các khung hình và gửi kết quả tới ứng dụng web. Tuy nhiên bộ dữ liệu riêng sử dụng trong nghiên cứu này chưa được công khai.

Trong các nghiên cứu của Sledević và Plonis (2023), Sledević và Abromavičius (2023), các tác giả sử dụng bộ phát hiện đối tượng YOLOv8m để định vị và gói ByteTrack để theo vết từng con ong. Đường đi của ong được phát hiện và tốc độ của chúng được ghi lại dưới dạng bản đồ nhiệt, sau đó được phân tích thêm để nhận diện các hành vi như quạt mát, kiếm ăn và bảo vệ. Kết quả, độ chính xác phát hiện ong đạt 0.97 mAP, song để nhận dạng chính xác hành vi cần có bộ dữ liệu lớn hơn.

Nghiên cứu của Kulyukin (2021) và sau đó là Kulyukin (2023) xem xét độ chính xác và yêu cầu tính toán trong suốt giai đoạn huấn luyện và phát hiện của một số mô hình YOLO được sử dụng cho giám sát lưu lượng ong. Kết quả cho thấy mô hình YOLOv7 là phù hợp nhất.

- **Ứng dụng kiểm tra ong nói chung**

Trong kiểm tra ong, các thử nghiệm thường tập trung vào việc phân biệt giữa ong và các loài côn trùng khác. Điều này đặc biệt hữu ích, ví dụ như việc phát hiện ong bắp cày khổng lồ châu Á và các loài xâm nhập khác, hoặc phát hiện các bất thường trong ngoại hình của ong, giúp người nuôi ong có hành động xử lý kịp thời nhằm giảm thiểu thiệt hại tiềm ẩn.

- *Kiểm tra ong dựa trên các kỹ thuật truyền thống*

Một số nghiên cứu tập trung vào phân tích hình ảnh của các ô ấu trùng. Knauer và cộng sự (2007) đã so sánh các kỹ thuật phân loại thông thường để nhận diện việc mở nắp ô ấu trùng và chỉ ra khả năng thực hiện các phép đo tại hiện trường, ngay cả khi có sự hiện diện của ong. Một nghiên cứu khác của Alves và cộng sự (2020) cũng đề cập đến vấn đề này, tập trung vào các phương pháp dựa trên CNN.

Trong nghiên cứu của Veeraraghavan và cộng sự (2008), các tác giả áp dụng một thuật toán tiên tiến trong việc theo dõi và dự đoán hành vi của ong cho bài toán phân tích điệu nhảy của ong. Một mô hình chung của côn trùng gồm ba hình elip được sử dụng để theo dõi chuyển động của ong trong một chuỗi video. Tiếp theo, các tác giả thiết kế và triển khai một mô hình chuyển động dựa trên chuỗi Markov làm mô hình hành vi. Đối với một điệu nhảy cụ thể - điệu nhảy lắc lư, các tham số quan trọng cũng được ước tính để mô tả điệu nhảy.

Trong nghiên cứu của Giuffre và cộng sự (2017), các tác giả khám phá quá trình vệ sinh của ong bằng cách quan sát những con ong được phủ bột mì, sử dụng các phương pháp thị giác máy tính thông thường như điều chỉnh màu sắc và phân đoạn nhị phân.

Colin và các cộng sự (2018) đã đề xuất một phương pháp thị giác máy tính thông thường để đếm số lượng tổ ong từ các khung hình gọi là CombCount. Hệ thống được triển khai bằng Python, sử dụng OpenCV để đếm số lượng ô trong tổ ong và phân loại chúng vào các lớp như ô không đầy nắp, ô mật đầy nắp, ô ấu trùng đầy nắp và các loại khác, đồng thời phân đoạn hình ảnh tương ứng. Nghiên cứu cũng cung cấp thông tin về sự phân bố của các lớp, cung cấp dữ liệu về sự phát triển của tổ ong mới thành lập và sự phát triển của kho mật.

- *Kiểm tra ong dựa trên bộ phân loại CNN*

Trong nghiên cứu của Marstaller và cộng sự (2019), mô hình sâu đa nhiệm DeepBees được xây dựng cho phép tự động hóa việc giám sát tổ ong, trong đó tất cả các mô-đun sử dụng một bộ trích xuất đặc trưng chung. Các tác vụ riêng biệt được thể hiện qua các mô-đun: mô-đun phân loại giống (phân loại ong mật, ong vò vẽ, ong bắp cày và ong đất), mô-đun phân loại (phân loại ong thợ mang phấn, ong thợ không mang phấn, ong đực và ong chết), mô-đun phân hoa thực hiện phát hiện phấn hoa dựa trên SSD và mô-đun tư thế ước tính tư thế của ong qua 32 điểm chính. Hệ thống hiện đang được triển khai và tiếp tục phát triển.

Nghiên cứu của Alves và cộng sự (2020) tập trung vào ô tổ ong, sử dụng các bộ phân loại CNN phổ biến và kỹ thuật tăng cường dữ liệu để phát hiện 7 trạng thái có thể của ô tổ từ ảnh. Bộ dữ liệu và phần mềm phân tích được các tác giả công bố công khai.

Kaplan Berkaya và cộng sự (2021) đã so sánh một số kiến trúc CNN trên các bộ dữ liệu được trình bày trong Schurischuster và Kampel (2020b), Yang (2018) và Rodriguez và cộng sự (2018a). Các tác giả đã sử dụng các lớp gốc của từng bộ dữ liệu và chứng minh rằng các bộ phân loại CNN phổ biến như ResNet, AlexNet, hoặc VGG có thể giải quyết những nhiệm vụ này với độ chính xác tương đương với các công trình gốc, những công trình sử dụng các bộ phân loại truyền thống hoặc CNN tùy chỉnh. Thời gian suy luận và hiệu suất của các mô hình cũng được xem xét.

Liang (2022) so sánh hiệu suất của 4 mô hình CNN (VGG19, InceptionV3, MobileNet và kiến trúc CNN tùy chỉnh) cùng với bộ phân loại SVM trên bộ dữ liệu ảnh của Yang (2018). Tất cả các bộ phân loại đều đạt F1-score trên 0.9, trong đó tốt nhất là VGG19 với F1-score đạt 0.98.

Một vài công bố khác như: Barros và cộng sự (2021) tập trung vào việc phân biệt giữa ong mật và các loài côn trùng khác sử dụng bộ phân loại CNN tùy chỉnh và thử nghiệm trên hai bộ dữ liệu công khai Yang (2018), Rey (2020) đạt độ chính xác khoảng 94% trong nhiệm vụ phân loại; Üzen và cộng sự (2019) sử dụng một số bộ phân loại CNN tùy chỉnh để xác định tình trạng sức khỏe của những con ong được quan sát.

- *Kiểm tra ong dựa trên phát hiện đối tượng*

Trong nghiên cứu của Albuquerque và cộng sự (2022), các tác giả khám phá tiềm năng của phương pháp phát hiện đối tượng trong việc giám sát lưu lượng ong, sử dụng mạng YOLOv5 và bộ dữ liệu riêng để phân biệt giữa ong thợ và ong đực tại lối vào tổ ong. Độ chính xác trung bình trong việc phát hiện cả hai lớp ong qua tất cả các bộ dữ liệu thử nghiệm được báo cáo là 0.9. Điều này cho thấy hiệu quả của các kỹ thuật phát hiện đối tượng, đặc biệt là YOLOv5, trong việc phân loại và theo dõi ong trong các tình huống giám sát thực tế.

• **Bảng tổng quan về các nghiên cứu, lĩnh vực ứng dụng và phương pháp sử dụng**

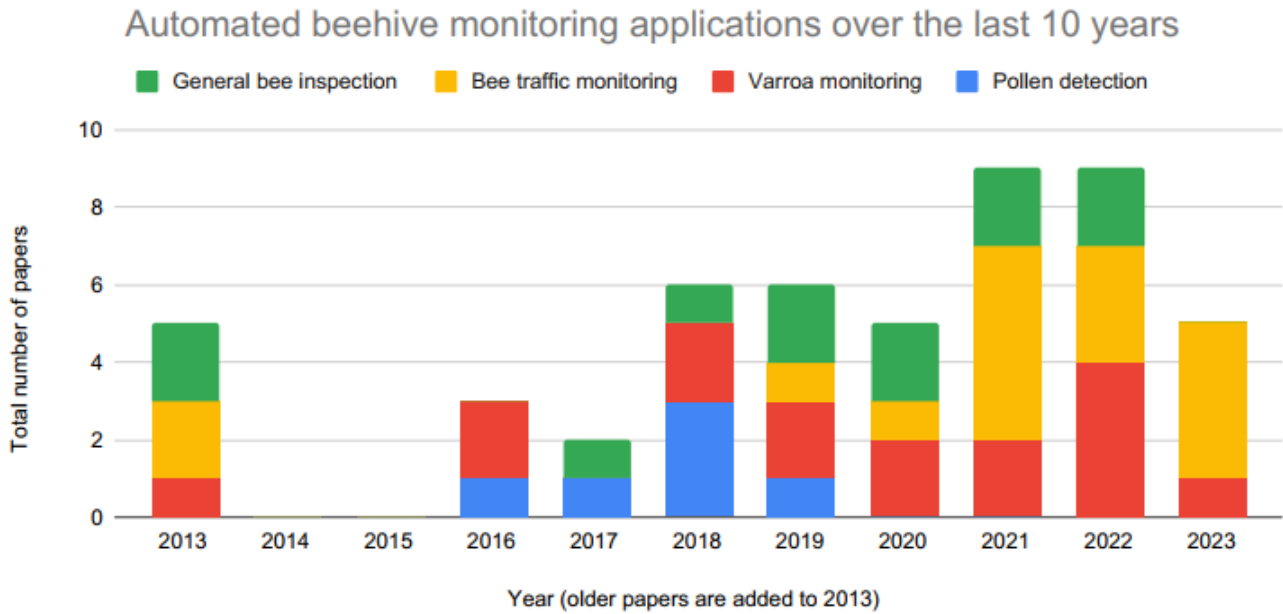
Tóm tắt các nghiên cứu, lĩnh vực ứng dụng, phương pháp sử dụng được chỉ ra trong Bảng 2.

Bảng 2: Tổng quan về các nghiên cứu, phân loại theo lĩnh vực ứng dụng và phương pháp sử dụng

	Pollen detection	Varroa monitoring	Bee traffic monitoring	General bee inspection
Conventional techniques	Babic et al. (2016) Yang et al. (2017) Stojnić et al. (2018)	Elizondo et al. (2013) Schurischuster et al. (2016) Schurischuster et al. (2018) Bauer et al. (2018) Bjerger et al. (2019) König (2020) Micheli et al. (2022) Noriega-Escamilla et al. (2023)	Chen et al. (2012) Chiron et al. (2013) Mukherjee and Kulyukin (2020) Kulyukin (2021) Kulyukin et al. (2021) Kulyukin et al. (2022)	Knauer et al. (2007) Veeraraghavan et al. (2008) Giuffre et al. (2017) Colin et al. (2018)
CNN based classifiers	Rodriguez et al. (2018b) Sledević (2018)	Chazette et al. (2016) Bjerger et al. (2019) Schurischuster and Kampel (2020a) Mrozek et al. (2021) Picek et al. (2022) Kaur et al. (2022)	Kulyukin and Mukherjee (2019)	Marstaller et al. (2019) Alves et al. (2020) Kaplan Berkaya et al. (2021) Liang (2022) Barros et al. (2021) Üzen et al. (2019)
Object detection	Yang and Collins (2019)	Bilik et al. (2021) Voudiotis et al. (2022) Mahajan et al. (2023)	Ratnayake et al. (2021) Ngo et al. (2021) Ryu et al. (2021) Benahmed et al. (2022) Zhuang et al. (2022) Sledević and Plonis (2023) Sledević and Abromavičius (2023) Kulyukin and Kulyukin (2023)	Albuquerque et al. (2022)

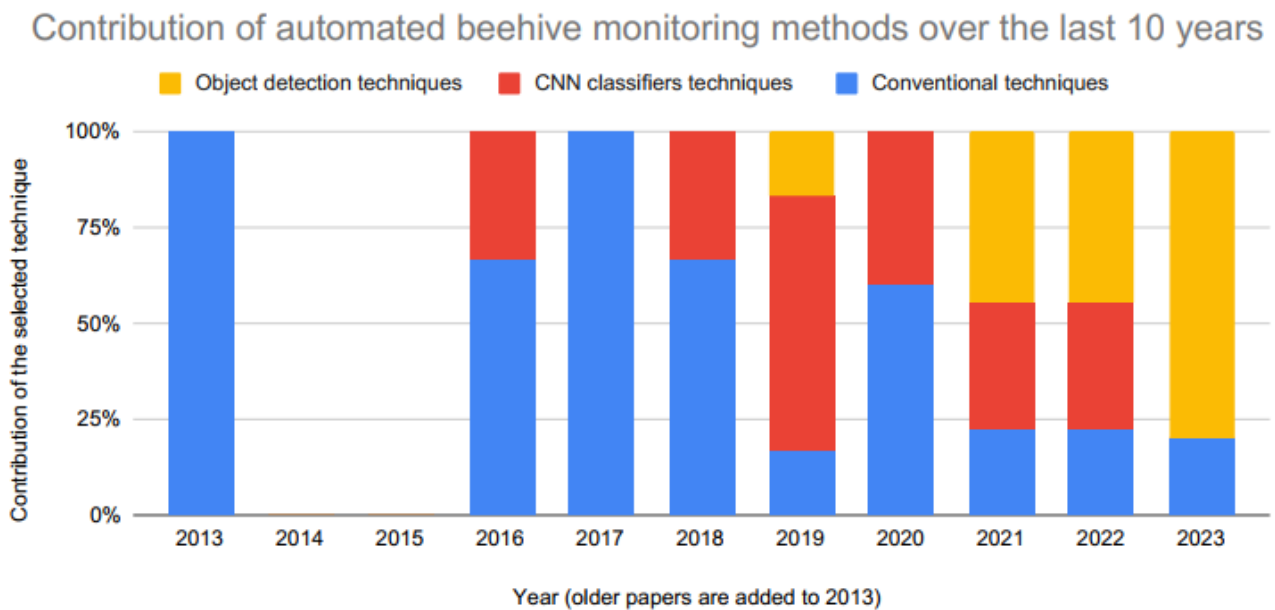
4. Thảo luận

Để mô tả các xu hướng ứng dụng trong giám sát tổ ong tự động, Bilik và cộng sự (2024) đã phân tích khoảng 50 bài báo liên quan. Kết quả được chỉ ra trong Hình 5. Theo đó, số lượng công bố tăng vọt rõ rệt trong 5 năm gần đây. Sự gia tăng chủ yếu trong các phương pháp giám sát lưu lượng ong, tiếp theo là phương pháp phát hiện ve Varroa, phương pháp phát hiện phấn hoa gia tăng chủ yếu trong năm 2018 trong khi các ứng dụng kiểm tra ong giữ mức ổn định trong suốt khoảng thời gian nghiên cứu.



Hình 5: Nghiên cứu các ứng dụng giám sát tổ ong tự động trong 10 năm gần đây

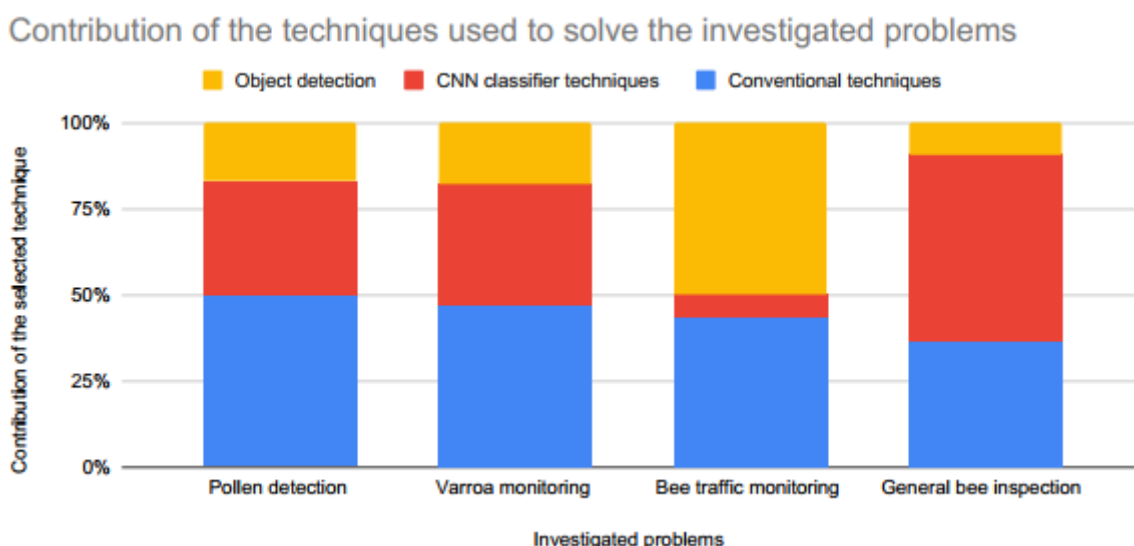
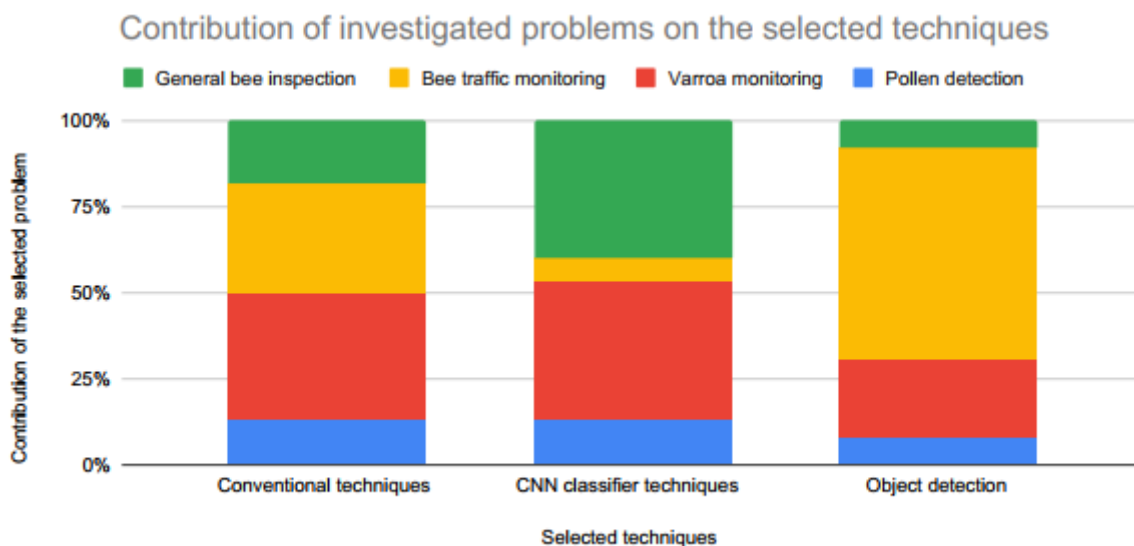
Các kỹ thuật được nghiên cứu trong suốt 10 năm gần đây được thể hiện trong Hình 6. Các bộ phân loại dựa trên CNN lần đầu tiên được sử dụng vào năm 2016 tuy nhiên các kỹ thuật truyền thống vẫn chiếm ưu thế cho đến năm 2018. Việc sử dụng các kỹ thuật phát hiện đối tượng lần đầu tiên được xem xét trong nghiên cứu này có thể được thấy vào năm 2019, với sự chiếm ưu thế của chúng kể từ năm 2021.



Hình 6: Nghiên cứu các phương pháp giám sát tổ ong tự động trong 10 năm gần đây

Kết quả khảo sát các kỹ thuật trong các lĩnh vực ứng dụng được nghiên cứu và ngược lại được thể hiện trong Hình 7. Có thể thấy các kỹ thuật truyền thống được sử dụng gần như với tỷ lệ ngang

nhau cho tất cả các lĩnh vực ứng dụng đã nghiên cứu; các kỹ thuật phân loại CNN chủ yếu được sử dụng cho phân loại ong nói chung và giám sát ve Varroa; trong khi phần lớn các bài báo về phát hiện đối tượng tập trung vào giám sát lưu lượng ong. Khoảng một nửa các kỹ thuật phát hiện phân hoa được sử dụng trong các công bố là các kỹ thuật truyền thống, tiếp theo là các bộ phân loại CNN, và một phần nhỏ là các bộ phát hiện đối tượng. Kết quả thu được tương tự trong giám sát ve Varroa. Đối với giám sát lưu lượng ong, khoảng một nửa các ứng dụng được giải quyết bằng các bộ phát hiện đối tượng, tiếp theo là các kỹ thuật truyền thống và một phần nhỏ là các bộ phân loại CNN. Trong kiểm tra ong nói chung, phần lớn các bài toán được giải quyết bằng các bộ phân loại CNN và các kỹ thuật truyền thống. Ngoài ra, có thể thấy số lượng bài báo nghiên cứu tập trung vào các ứng dụng giám sát tổ ong tự động đang gia tăng với một loạt các lĩnh vực, từ phát hiện phân hoa, phát hiện ve Varroa, giám sát lưu lượng ong, đến kiểm tra các ô ấu trùng, nhận dạng loài ong và các loài côn trùng khác, nghiên cứu hành vi của ong và các ứng dụng khác.



Hình 7: Nghiên cứu các ứng dụng được điều tra và các kỹ thuật đã chọn trong 10 năm gần đây

Mặc dù các phương pháp học sâu hiện đại cho phép giải quyết hiệu quả các nhiệm vụ phức tạp, đặc biệt là trong nhận dạng hình ảnh, có thể sự gia tăng độ chính xác của chúng đang tiến gần đến các giới hạn tính toán và giới hạn kinh tế của các thuật toán hiện đại và phần cứng tính toán (Thompson và cộng sự, 2021). Với công suất tính toán thấp của phần cứng nhúng và khả năng hiểu rõ của các thuật toán thị giác máy tính cổ điển, chúng có thể vẫn là lựa chọn tốt trong nhiều ứng dụng. Tuy nhiên, việc sử dụng các kỹ thuật học sâu hoặc phát hiện đối tượng vẫn là phương pháp đầy

hứa hẹn, cho phép thu thập thông tin nhiều hơn từ dữ liệu hiện có chỉ với một mô hình duy nhất, đồng thời cho phép cải thiện hiệu suất của các mô hình. Trong bất kỳ trường hợp nào, ở các phương pháp học sâu vẫn tồn tại một trở ngại - đó là việc thiếu các bộ dữ liệu ở độ phân giải cao, được chú thích đầy đủ. Một giải pháp gợi ý là kết hợp một số bộ dữ liệu có sẵn - tuy nhiên điều này có thể gặp khó khăn do sự khác biệt về môi trường, hoặc tạo ra một bộ dữ liệu phức tạp mới từ các phép đo lâu dài tại hiện trường, chứa đủ số lượng ong trong các trạng thái khác nhau (có phấn hoa, bị nhiễm ve Varroa...), ong thợ hoặc thậm chí là ong chúa. Cũng có thể kết hợp phân tích dữ liệu thu được từ các cảm biến khác như âm thanh, nhiệt độ và độ ẩm trong tổ, trọng lượng tổ ong... Điều này sẽ cho phép phát triển các hệ thống học sâu phức tạp, có thể được sử dụng để giám sát tổ ong dài hạn và nhận diện các tình huống nguy hiểm tiềm ẩn.

Một cơ hội tuyệt vời cho các hệ thống này là phạm vi rộng của các thiết bị nhúng có sẵn, chẳng hạn như họ Raspberry Pi hoặc NVIDIA Jetson. Các thiết bị này được sử dụng rộng rãi, tương đối rẻ và có nhiều phụ kiện, như camera hoặc cảm biến. Trong trường hợp của Raspberry Pi, công suất tính toán là quá yếu để huấn luyện hiệu quả các mạng nơ-ron, nhưng đủ để xử lý hình ảnh theo thời gian thực bằng các mô hình đã được huấn luyện sẵn. Cùng với công nghệ in 3D dễ tiếp cận, điều này cho phép tạo mẫu nhanh chóng và mang lại khả năng tùy chỉnh tốt cho các ứng dụng khác nhau. Cuối cùng, nó cho phép sự tham gia nhiều hơn từ cộng đồng nuôi ong, những người trước đây có thể không tiếp cận được với các thiết bị giám sát tổ ong hiện đại phổ biến.

Khám phá các xu hướng nghiên cứu được mô tả, chúng ta có thể thấy sự gia tăng đáng kể trong việc áp dụng các kỹ thuật phát hiện đối tượng cùng với sự gia tăng số lượng bài báo về giám sát lưu lượng của ong. Các tác giả đã đưa ra hai giả thuyết. Thứ nhất, các vấn đề phát hiện phấn hoa và phát hiện ve Varroa đã được giải quyết đầy đủ chủ yếu bằng các bộ phân loại CNN hiện đại (nhưng một phần cũng bằng các kỹ thuật truyền thống), vì vậy nghiên cứu chuyển sang lĩnh vực phức tạp hơn là giám sát lưu lượng của ong và nhận dạng mẫu chuyển động. Thứ hai là vấn đề giám sát lưu lượng của ong thường được giải quyết trong môi trường phức tạp hơn, ví dụ như lồi vào tổ ong nhìn từ trên xuống với số lượng ong di chuyển đông. Điều này sẽ rất phức tạp để giải quyết do cần phải phân đoạn các đối tượng riêng lẻ - sẽ phải được thực hiện bằng các kỹ thuật truyền thống hoặc các bộ phân loại CNN bổ sung. Mặt khác, hiệu suất của các bộ phát hiện đối tượng hiện đại như SSD hoặc YOLO cho phép xử lý thời gian thực trên các thiết bị nhúng. Các ứng dụng như giám sát ve Varroa và phát hiện phấn hoa có thể được đơn giản hóa bằng cách thiết lập một cảnh quay phù hợp với nền không gây nhiễu và phân đoạn vật lý các con ong riêng lẻ trong khung hình. Thậm chí, dưới điều kiện một cảnh quay phù hợp và việc đơn giản hóa vấn đề thành phân loại đa lớp, các bộ phân loại dựa trên CNN có thể được giả định là phù hợp hơn cho những tác vụ này. Nếu xu hướng hiện tại tiếp tục gia tăng và việc sử dụng các kỹ thuật truyền thống chững lại, nhiều khả năng đóng góp của các kỹ thuật này sẽ dần giảm xuống, nhường chỗ cho các bộ phân loại CNN và bộ phát hiện đối tượng.

5. Kết luận

Các kỹ thuật học máy và thị giác máy tính đang ngày càng được sử dụng phổ biến trong nhiều lĩnh vực, bao gồm cả lĩnh vực giám sát ong tự động. Trên cơ sở khảo sát khoảng 50 công bố gần đây, Bilik và cộng sự (2024) đã phân chia các kỹ thuật sử dụng trong giám sát ong tự động thành 3 nhóm: phương pháp truyền thống, bộ phân loại dựa trên CNN và các bộ phát hiện đối tượng, đồng thời xem xét 4 nhóm ứng dụng: phát hiện phấn hoa, giám sát ve Varroa, giám sát lưu lượng ong và kiểm tra ong nói chung. Các bộ dữ liệu ong hiện có cũng được thống kê chi tiết. Có thể thấy, hầu hết các kỹ thuật được giới thiệu đều có thể được triển khai trên các thiết bị nhúng, phục vụ giám sát tổ ong tại thực địa hoặc cho mục đích nghiên cứu. Các tác giả cũng đã trình bày, thảo luận các xu hướng nghiên cứu trong lĩnh vực này đồng thời đánh giá tính phù hợp của các kỹ thuật được đề cập đối với các lĩnh vực ứng dụng được điều tra.

References

Aizen, M.A., Garibaldi, L.A., Cunningham, S.A., Klein, A.M., 2009. How much does agriculture depend on pollinators? Lessons from long-term trends in crop production. *Annals of Botany* 103, 1579-1588.

- Albuquerque, D., Braga, A., Bomfim, I., Gomes, D., 2022. Aplicando um modelo yolo para detectar e diferenciar por imagem castas de abelhas melíferas de forma automatizada, in: Anais do XIII Workshop de Computação Aplicada à Gestão do Meio Ambiente e Recursos Naturais, SBC, Porto Alegre, RS, Brasil. pp. 51-60.
- Alves, T.S., Pinto, M.A., Ventura, P., Neves, C.J., Biron, D.G., Junior, A.C., De Paula Filho, P.L., Rodrigues, P.J., 2020. Automatic detection and classification of honey bee comb cells using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 170, 105244.
- Babic, Z., Pilipovic, R., Risojevic, V., Mirjanic, G., 2016. Pollen bearing honey bee detection in hive entrance video recorded by remote embedded system for pollination monitoring. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 3, 51.
- Barros, C., Freitas, E.D., Braga, A.R., Bomfim, I.G., Gomes, D., 2021. Aplicando redes neurais convolucionais em imagens para reconhecimento automatizado de abelhas melíferas (*apis mellifera* L.), in: Anais do XII Workshop de Computação Aplicada à Gestão do Meio Ambiente e Recursos Naturais, SBC, Porto Alegre, RS, Brasil. pp. 19-28.
- Bauer, D., Wegener, J., Bienefeld, K., 2018. Recognition of mite-infested brood by honeybee (*apis mellifera*) workers may involve thermal sensing. *Journal of Thermal Biology* 74, 311-316.
- Benahmed, H.K., Bensaad, M.L., Chaib, N., 2022. Detection and tracking of honeybees using yolo and strongsort, in: 2022 2nd International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS), pp. 18-23.
- Bilik, S., Kratochvila, L., Ligocki, A., Bostik, O., Zemcik, T., Hybl, M., Horak, K., Zalud, L., 2021. Visual diagnosis of the varroa destructor parasitic mite in honeybees using object detector techniques. *Sensors* 21.
- Bilik, S., Ligocki, A., Horak, K., Kratochvila, L., Zemcik, T., 2023a. Bee dataset but-1. URL: <https://www.kaggle.com/dsv/5609865>.
- Bilik, S., Ligocki, A., Horak, K., Kratochvila, L., Zemcik, T., 2023b. Bee dataset but-2. URL: <https://www.kaggle.com/dsv/5655997>.
- Bjerge, K., Frigaard, C.E., Mikkelsen, P.H., Nielsen, T.H., Misbih, M., Kryger, P., 2019. A computer vision system to monitor the infestation level of varroa destructor in a honeybee colony. *Computers and Electronics in Agriculture* 164, 104898.
- Chauhan, N.K., Singh, K., 2018. A review on conventional machine learning vs deep learning, in: 2018 International Conference on Computing, Power and Communication Technologies (GUCON), pp. 347-352.
- Chazette, L., Becker, M., Szczerbicka, H., 2016. Basic algorithms for bee hive monitoring and laser-based mite control, in: 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), pp. 1-8.
- Chen, C., Yang, E.C., Jiang, J.A., Lin, T.T., 2012. An imaging system for monitoring the in-and-out activity of honey bees. *Computers and Electronics in Agriculture* 89, 100-109.
- Chiron, G., Gomez-Krämer, P., Ménard, M., 2013. Detecting and tracking honeybees in 3d at the beehive entrance using stereo vision. *EURASIP Journal on Image and Video Processing* 2013, 59.
- Colin, T., Bruce, J., Meikle, W.G., Barron, A.B., 2018. The development of honey bee colonies assessed using a new semi-automated brood counting method: Combcount. *PLoS One* 13, e0205816.
- DeVries, T., Taylor, G.W., 2017. Improved regularization of convolutional neural networks with cutout. *arXiv preprint arXiv:1708.04552*.
- Elizondo, V., Briceño, J.C., Travieso, C.M., Alonso, J.B., 2013. Video monitoring of a mite in honeybee cells, in: *Advanced Materials Research, Trans Tech Publ.* pp. 1107-1113.

- Giuffre, C., Lubkin, S.R., Tarpy, D.R., 2017. Automated assay and differential model of western honey bee (*apis mellifera*) autogrooming using digital image processing. *Computers and Electronics in Agriculture* 135, 338-344.
- Hickert, F., 2021. Beedataset. URL: <https://raspbee.de/>. open source dataset available from <https://github.com/BeeAlarmed/BeeDataset>.
- Horak, K., Sablatnig, R., 2019. Deep learning concepts and datasets for image recognition: overview 2019, in: Hwang, J.N., Jiang, X. (Eds.), Eleventh International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2019), International Society for Optics and Photonics. SPIE. p. 111791S.
- Hung, K.L.J., Kingston, J.M., Albrecht, M., Holway, D.A., Kohn, J.R., 2018. The worldwide importance of honey bees as pollinators in natural habitats. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences* 285, 20172140.
- Hempel de Ibarra, N., Vorobyev, M., Menzel, R., 2014. Mechanisms, functions and ecology of colour vision in the honeybee. *Journal of Comparative Physiology A* 200, 411-433.
- Kaplan Berkaya, S., Sora Gunal, E., Gunal, S., 2021. Deep learning-based classification models for beehive monitoring. *Ecological Informatics* 64, 101353.
- Kaur, M., Ardekani, I., Sharifzadeh, H., Varastehpour, S., 2022. A cnn-based identification of honeybees' infection using augmentation, in: 2022 International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME), pp. 1-6.
- Knauer, U., Zautke, F., Bienefeld, K., Meffert, B., 2007. A comparison of classifiers for prescreening of honeybee brood cells, in: International Conference on Computer Vision Systems: Proceedings (2007).
- König, A., 2019. Indusbee 4.0-integrated intelligent sensory systems for advanced bee hive instrumentation and hive keepers' assistance systems. *Sensors & Transducers* 237, 109-121.
- König, A., 2020. Varroacounter-towards automating the varroa screening for alleviated bee hive treatment, in: SEIA'2019 Conference Proceedings, Lulu. com. p. 244.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2017. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Commun. ACM* 60, 84-90.
- Kulyukin, V., 2021. Audio, image, video, and weather datasets for continuous electronic beehive monitoring. *Applied Sciences* 11.
- Kulyukin, V., Mukherjee, S., 2019. On video analysis of omnidirectional bee traffic: Counting bee motions with motion detection and image classification. *Applied Sciences* 9.
- Kulyukin, V., Mukherjee, S., Minichiello, A., Truscott, T., 2021. Beepiv: A method to measure *apis mellifera* traffic with particle image velocimetry in videos. *Applied Sciences* 11, 2276.
- Kulyukin, V., Tkachenko, A., Price, K., Meikle, W., Weiss, M., 2022. Integration of scales and cameras in nondisruptive electronic beehive monitoring: On the within-day relationship of hive weight and traffic in honeybee (*apis mellifera*) colonies in langstroth hives in tucson, arizona, usa. *Sensors* 22, 4824.
- Kulyukin, V.A., Kulyukin, A.V., 2023. Accuracy vs. energy: An assessment of bee object inference in videos from on-hive video loggers with yolov3, yolov4-tiny, and yolov7-tiny. *Sensors* 23.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J.S., Henderson, D., Howard, R.E., Hubbard, W., Jackel, L.D., 1989. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation* 1, 541-551.
- Li, X.H., Cao, C.C., Shi, Y., Bai, W., Gao, H., Qiu, L., Wang, C., Gao, Y., Zhang, S., Xue, X., Chen, L., 2022. A survey of data-driven and knowledge-aware explainable ai. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 34, 29-49.
- Liang, A., 2022. Effectiveness of transfer learning, convolutional neural network and standard machine learning in computer vision assisted bee health assessment, in: 2022 International Communication Engineering and Cloud Computing Conference (CECCC), pp. 7-11.

- Mahajan, Y., Mehta, D., Miranda, J., Pinto, R., Patil, V., 2023. Neuralbee - a beehive health monitoring system, in: 2023 International Conference on Communication System, Computing and IT Applications (CSCITA), pp. 84-89.
- Marstaller, J., Tausch, F., Stock, S., 2019. Deepbees - building and scaling convolutional neuronal nets for fast and large-scale visual monitoring of bee hives, in: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) Workshops.
- Micheli, M., Pasinetti, S., Lancini, M., Coffetti, G., 2022. Development of a monitoring system to assess honeybee colony health, in: 2022 IEEE Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor), pp. 234-238.
- Mrozek, D., Gorny, R., Wachowicz, A., Malysiak-Mrozek, B., 2021. Edge-based detection of varroosis in beehives with iot devices with embedded and tpu-accelerated machine learning. *Applied Sciences* 11.
- Mukherjee, S., Kulyukin, V., 2020. Application of digital particle image velocimetry to insect motion: Measurement of incoming, outgoing, and lateral honeybee traffic. *Applied Sciences* 10.
- Ngo, T.N., Rustia, D.J.A., Yang, E.C., Lin, T.T., 2021. Automated monitoring and analyses of honey bee pollen foraging behavior using a deep learning-based imaging system. *Computers and Electronics in Agriculture* 187, 106239.
- Noriega-Escamilla, A., Camacho-Bello, C.J., Ortega-Mendoza, R.M., Arroyo-Núñez, J.H., Gutiérrez-Lazcano, L., 2023. Varroa destructor classification using legendre-fourier moments with different color spaces. *Journal of Imaging* 9.
- Odemer, R., 2022. Approaches, challenges and recent advances in automated bee counting devices: A review. *Annals of Applied Biology* 180, 73-89.
- Picek, L., Novozamsky, A., Frydrychova, R.C., Zitova, B., Mach, P., 2022. Monitoring of varroa infestation rate in beehives: A simple ai approach, in: 2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 3341-3345.
- Ratnayake, M.N., Dyer, A.G., Dorin, A., 2021. Tracking individual honeybees among wildflower clusters with computer vision-facilitated pollinator monitoring. *PLOS ONE* 16, 1-20.
- Rey, G., 2020. Bee or wasp? URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jerzydziewierz/bee-vs-wasp>.
- Rodriguez, I.F., Megret, R., Acuna, E., Agosto-Rivera, J.L., Giray, T., 2018a. Pollendataset. URL: <https://github.com/piperod/PollenDataset>.
- Rodriguez, I.F., Megret, R., Acuna, E., Agosto-Rivera, J.L., Giray, T., 2018b. Recognition of pollen-bearing bees from video using convolutional neural network, in: 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), pp. 314-322.
- Russell, S., Norvig, P., 2009. edition 3rd edn. *Artificial intelligence: a modern approach*. Upper Saddle River, NJ. Prentice Hall.
- Ryu, J.S., Jung, J.W., Jeong, C.H., Choi, B.J., Lee, M.I., Kwon, H.W., 2021. Honeybee in-out monitoring system by object recognition and tracking from real-time webcams. *Journal of Apiculture* 36, 273-280.
- Schurischuster, S., Kampel, M., 2020a. Image-based classification of honeybees, in: 2020 Tenth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), pp. 1-6.
- Schurischuster, S., Kampel, M., 2020b. Varroadataset. <https://github.com/schurist/VarroaDataset/>.
- Schurischuster, S., Remeseiro, B., Radeva, P., Kampel, M., 2018. A preliminary study of image analysis for parasite detection on honey bees, in: Campilho, A., Karray, F., ter Haar Romeny, B. (Eds.), *Image Analysis and Recognition*, Springer International Publishing, Cham. pp. 465-473.
- Schurischuster, S., Zambanini, S., Kampel, M., Lamp, B., 2016. Sensor study for monitoring varroa mites on honey bees (*apis mellifera*), in: Proc. of Visual observation and analysis of Vertebrate And Insect Behavior Workshop (VAIB 2016), p. 4.

- Sledevič, T., Plonis, D., 2023. Toward bee behavioral pattern recognition on hive entrance using yolov8, in: 2023 IEEE 10th Jubilee Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE), pp. 1-4.
- Sledevič, T., 2018. The application of convolutional neural network for pollen bearing bee classification, in: 2018 IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE), pp. 1-4.
- Sledevič, T., Abromavičius, V., 2023. Toward bee motion pattern identification on hive landing board, in: 2023 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream), pp. 1-4.
- Stojnić, V., Risojević, V., Pilipović, R., 2018. Detection of pollen bearing honey bees in hive entrance images, in: 2018 17th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH), pp. 1-4.
- Tashakkori, R., Hamza, A.S., Crawford, M.B., 2021. Beemon: An iot-based beehive monitoring system. *Computers and Electronics in Agriculture* 190, 106427.
- Thompson, N.C., Greenewald, K., Lee, K., Manso, G.F., 2021. Deep learning's diminishing returns: The cost of improvement is becoming unsustainable. *IEEE Spectrum* 58, 50-55.
- Veeraraghavan, A., Chellappa, R., Srinivasan, M., 2008. Shape-and-behavior encoded tracking of bee dances. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 30, 463-476.
- Voudiotis, G., Moraiti, A., Kontogiannis, S., 2022. Deep learning beehive monitoring system for early detection of the varroa mite. *Signals* 3, 506-523.
- Yang, C., Collins, J., 2019. Deep learning for pollen sac detection and measurement on honeybee monitoring video, in: 2019 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), pp. 1-6.
- Yang, C., Collins, J., Beckerleg, M., 2017. A model for pollen measurement using video monitoring of honey bees. *Sensing and Imaging* 19, 2.
- Yang, J., 2018. The beemage dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jenny18/honey-bee-annotated-images>.
- Zhuang, J., Huang, X., Ye, X., 2022. Bee colony flow monitoring system based on ssd algorithm, in: ICETIS 2022; 7th International Conference on Electronic Technology and Information Science, pp. 1-3.
- Üzen, H., Yeroğlu, C., Hanbay, D., 2019. Development of cnn architecture for honey bees disease condition, in: 2019 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP), pp. 1-5.