

## Multicriterial Hyperparameter Optimization of the EnBeeMo's BeeCount-Algorithm

Organisation	Mellifera e.V.
Hauptansprechpartner	Matthias Wick
Challenge-Name	BeeCount – Cloudbasierte, multikriterielle und multivariate Hyperparameter Optimierung für die Pareto-optimale Auslegung neuronaler Netze zum Tracking von Bienen
Team	Labor für Systems Engineering, FK04 - Elektrotechnik und Informationstechnik
Betreuender Professor	Prof. Dr. Herbert Palm
Datum	22.07.2021

### Überblick

Das an der Fakultät für Elektro- und Informationstechnik an der Hochschule München in Kooperation mit dem Mellifera e.V entwickelte Infrarotkamera-basierte Environment and Bee Monitoring (EnBeeMo) System ermöglicht Imkern Veränderungen eines Bienenbestandes artgerecht zu quantifizieren. Dafür wird die Anzahl der ein- und ausfliegenden Bienen mithilfe von Machine-Learning Ansätzen an einer Bienenbeute gezählt. Um für dieses System eine hohe Qualität in der Bienenenerkennung zu liefern, müssen die verwendeten neuronalen Netze optimal für diese Anwendung ausgelegt werden.

### Problem

Für die Erkennung der Bienen wird ein sogenanntes Convolutional Neural Network (CNN) verwendet. Diese neuronalen Netze sind derzeit auf dem Gebiet der Objekterkennung die gängigsten Algorithmen.

Architekturen dieser Deep Learning Netzwerke sowie deren Trainingsprozess für die Erkennung von Objekten enthält eine Vielzahl an benutzerdefinierten Hyperparametern. Die Qualität der CNN-Ergebnisse und die entsprechende Leistung hängen daher nicht nur von den Trainingsdaten, sondern auch von den gewählten Hyperparametern ab. Diese bilden einen faktoriell ansteigenden, mehrdimensionalen Hyperparameterraum, der zu einer Vielzahl von unterschiedlichen Gestaltungsmöglichkeiten für die Struktur des Algorithmus führt.

Die Performance der Algorithmen kann mithilfe von Metriken, wie Präzision, Sensitivität und Bearbeitungszeit, ermittelt werden. Für den Anwendungsfall im EnBeeMo Projekt sind zunächst vor allem die Indikatoren Präzision und Sensitivität von Interesse.

Um die Performanceindikatoren zu maximieren ist es demnach erforderlich das Netzwerk durch die Hyperparameter optimal zu definieren. Die Ermittlung der richtigen Werte für diese kann somit als multivariate, multikriterielle Optimierung eines rechenintensiven Black-Box-Problems betrachtet werden. Der vom System Engineering Labor verfolgte Ansatz für die Lösung solcher Probleme ist die [Hyper Space Exploration \(HSE\)](#). In diesem Projekt wird mithilfe einer entwickelten AWS Cloudinfrastruktur das Potential von Suchalgorithmen evaluiert, Pareto-optimale Hyperparameter Sets für den BeeCount Algorithmus zu finden.

## Vorgehen

Die HSE-Optimierung erfordert eine große Anzahl rechenintensiver Experimente (d.h. Simulationen), in unserem Fall das Training neuronaler Netze auf der Basis einer Reihe alternativer Hyper-Parameter-Konfigurationen. In ihrer Durchführung bietet die Methode der HSE die Möglichkeit, diverse Suchalgorithmen für das Finden der nächsten Hyper-Parameter-Konfiguration zu integrieren.

In einem ersten Vergleich wurde ein adaptiver, Surrogatmodell-basierter Algorithmus (SOCEMO) mit einem Latin Hyper Cube Sampling verglichen. Für beide Ansätze wird eine kleine Anzahl von 130 Experimenten durchgeführt und deren Ergebnisse miteinander verglichen. Das Modell mit dem besten Trade-off aus den Performance Indikatoren wird zusätzlich in der Einheit verwendet.

Für die Durchführung der Experimente wurde die in der Challenge entwickelte Cloudinfrastruktur und das PCR Packet verwendet. Die Dokumentation hierzu finden Sie auf [Github](#).

Mit Hilfe dieses System konnte der Data Scientist mit den Optimierungsalgorithmen beliebig viele rechenintensive Aufgaben einer Warteschlange hinzufügen, welche dann automatisch parallel mit mehreren Maschinen abgearbeitet wurden.

## Innovation in Aktion

Das grundlegende Ziel ist die Identifikation eines Pareto-optimalen Hyperparametersatzes mit minimalem Trainingsaufwand. Die Verwendung der AWS Cloudinfrastruktur ermöglichte dies, indem mit ihr parallelisiert und somit zeiteffizient die rechenintensiven Simulationen durchgeführt werden konnten.

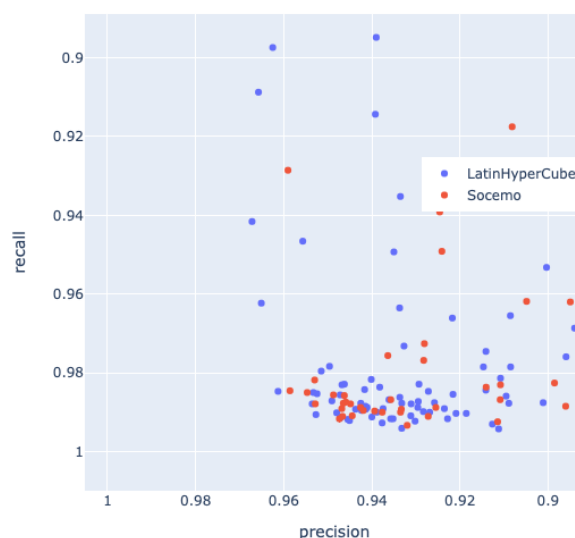
Der Vergleich der Suchalgorithmen gibt den Ingenieuren aus System Engineering Labor zusätzlich neue wissenschaftliche Erkenntnisse der Vor- und Nachteile dieser Algorithmen in einem anwendungsspezifischen Einsatz.

Die Trade-off Grafik zeigt den Vergleich der beiden Suchalgorithmen im relevanten Bereich.

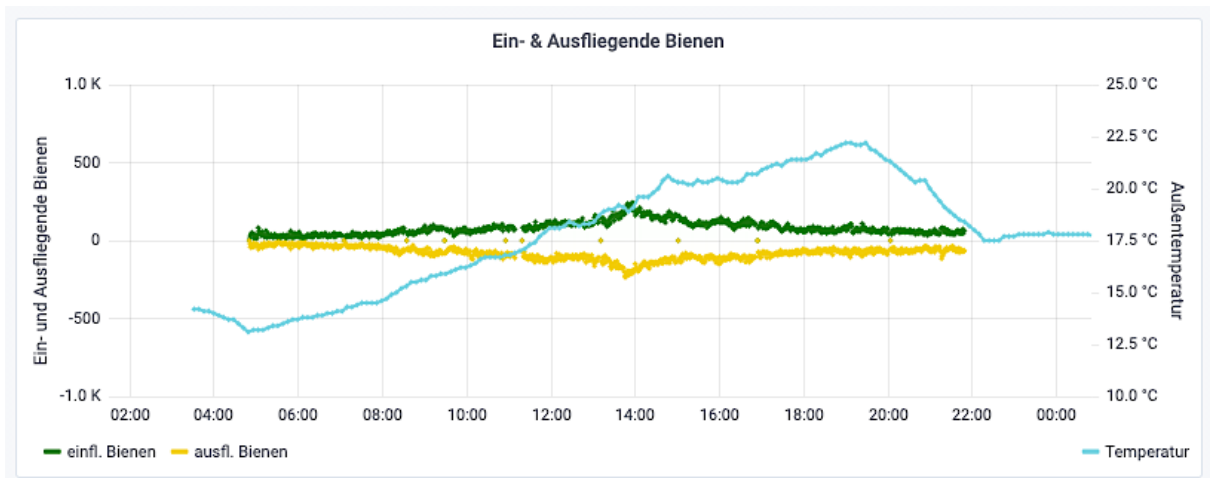
Für die Anwendung im EnBeeMo System konnten mit diesem Ansatz mehrere Pareto-optimale Auslegungen für das Deep-Learning Modell mit einer gewünschten Präzision und Sensitivität über 95% gefunden werden.

Eines dieser trainierten Modelle wird derzeit in der EnBeeMo Einheit verwendet. Das System konnte damit im

Sommer bereits Daten zum Flugverkehr der Bienen in Kombination mit den Umweltfaktoren am Standort generieren. Diese können von Imkern interpretiert werden, um somit



Rückschlüsse auf das Bienenverhalten zu bestimmten Tageszeiten und Wetterbedingungen ziehen zu können.



## Nächste Schritte

Als nächstes werden nun die Erkenntnisse aus den Optimierungsexperimenten der neuronalen Netze von den Data Scientist im Labor für Systems Engineering verwendet, um die entwickelten Methoden für die Hyperparameter-Optimierung zu verbessern. Es werden weitere Methoden der multikriteriellen Optimierung herangezogen und mit den erzielten Ergebnissen verglichen. Die gewonnenen Daten aus den durchgeführten Experimenten werden genutzt, um für Anwendungen die geeignete Optimierungsmethoden zu identifizieren und anschließend für Machine-Learning Aufgaben einen optimalen Workflow für die Auslegung der Algorithmen bereitstellen zu können.

Des Weiteren wird im Spätsommer eine autarke Version des EnBeeMo Systems mit den aktualisierten Algorithmen in Betrieb genommen, um standortunabhängig Imkern qualitativ hochwertige Daten bereitstellen zu können. Folglich liefert das EnBeeMo-Projekt aktuell und in Zukunft gute Erkenntnisse, die sowohl wissenschaftlichen als auch der öffentlichen Gemeinschaft zugutekommen