

BACHELORTHESIS

Paul Hinz

Simulation von Wölfen im Elk Island National Park: Ein agentenbasiertes Modell auf Basis des MARS-Frameworks

FAKULTÄT TECHNIK UND INFORMATIK

Department Informatik

Faculty of Computer Science and Engineering

Department Computer Science

Paul Hinz

Simulation von Wölfen im Elk Island National
Park: Ein agentenbasiertes Modell auf Basis des
MARS-Frameworks

Bachelorarbeit eingereicht im Rahmen der Bachelorprüfung
im Studiengang *Bachelor of Science Angewandte Informatik*
am Department Informatik
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer: Prof. Dr. Thomas Clemen
Zweitgutachter: Prof. Dr. Christian Lins

Eingereicht am: 13.03.2025

Paul Hinz

Thema der Arbeit

Simulation von Wölfen im Elk Island National Park: Ein agentenbasiertes Modell auf Basis des MARS-Frameworks

Stichworte

Agentenbasierte Simulation, Wolf, Jäger, Beute, Ökosystem, Multiagentensystem, MARS

Kurzzusammenfassung

Im Zuge der Forschungen der MARS Group wurde ein bislang unvollständiges Simulationsmodell des Ökosystems im Elk Island National Park auf Basis des MARS Frameworks entwickelt. Diese Arbeit beschäftigt sich mit dem Verhalten und Lebenszyklus von Wölfen und beschreibt die Modellierung sowie Implementierung eines Wolfsagenten in besagtes Modell. Durch das Hinzufügen eines Spitzenprädatoren könnte die ökologische Komplexität, sowie der Realismus des Modells stark gesteigert werden.

Paul Hinz

Title of Thesis

Simulation of Wolves in Elk Island National Park: An Agent-Based Model Using the MARS-Framework

Keywords

Agent-Based Simulation, Wolf, Predator, Prey, Ecosystem, Multi-Agent-System, MARS

Abstract

As part of the research conducted by the MARS Group, an incomplete simulation model of the ecosystem in Elk Island National Park was developed using the MARS framework. This thesis focuses on the behaviour and life cycle of wolves and describes the modelling and implementation of a wolf agent into the model. By introducing an apex predator, the ecological complexity and realism of the model could be significantly enhanced.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	vii
Tabellenverzeichnis	viii
Listings	ix
Abkürzungsverzeichnis	x
1 Einleitung	1
1.1 Motivation.....	1
1.2 Agentenbasierte Modelle in der Ökosystemsimulation	1
1.3 Wölfe als Schlüsselspezies in Nationalparks.....	2
1.4 Verwandte Arbeiten.....	3
1.5 Ziel dieser Arbeit	5
2 Material und Methoden	6
2.1 Ökologische Grundlagen zu Wölfen.....	6
2.1.1 Lebenszyklus und Verhaltensmuster.....	7
2.1.2 Sozialleben in Rudeln.....	8
2.1.3 Jagdverhalten.....	11
2.2 Daten des Untersuchungsgebiets	13
2.3 Grundlagen zur Simulationstechnik.....	15
2.3.1 Multiagentensysteme.....	15
2.3.2 Kooperation von Agenten	19
2.3.3 MARS-Framework.....	20
2.3.4 Das bisherige EINP-Modell mit MARS.....	21
3 Simulationsmodell	23
3.1 Anforderungsanalyse	23
3.1.1 Funktionale Anforderungen	24

3.1.2	Nicht-funktionale Anforderungen	25
3.1.3	Technologische Anforderungen	26
3.2	Fachliches Datenmodell.....	27
3.3	Design.....	28
3.3.1	Klassenarchitektur des Gesamtsystems.....	28
3.3.2	Detailübersicht des Wolfsagenten.....	29
3.4	Implementierung.....	30
3.4.1	Externe Simulationsfaktoren.....	30
3.4.2	Struktur und Organisation von Rudeln.....	31
3.4.3	Bewegung durch den Park.....	32
3.4.4	Umsetzung von Jagdstrategien.....	34
3.4.5	Anpassbare und festgelegte Parameter.....	36
4	Simulationsexperimente und -ergebnisse.....	38
4.1	Durchführung von Experimenten	38
4.2	Ergebnisse der Experimente	39
5	Diskussion	45
5.1	Analyse der Simulationsergebnisse	45
6	Fazit und Ausblick	48
6.1	Ausblick.....	48
6.1.1	Erweiterung des Simulationsansatzes	48
6.1.2	Technische Verbesserung des Modells	50
6.2	Fazit	51
	Literaturverzeichnis.....	53
	Anhang	58
	Codebase	58
	Parameterwerte der einzelnen Experimente	58

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Ein ausgewachsener, männlicher Wolf (Yellowstone National Park, 2016)	7
Abbildung 2: Eine Wolfsfamilie in Zentral Minnesota (Schmickle, 2007)	9
Abbildung 3: Karte mit Wolfsterritorien aus dem GVE (Gable et al., 2022)	11
Abbildung 4: Karte des EINP, inklusive geographischer Einordnung	14
Abbildung 5: Wechselwirkung zwischen Agent und Umgebung	17
Abbildung 6: Fachliches Datenmodell der EINP-Simulation	27
Abbildung 7: Architektur des Gesamtsystems	28
Abbildung 8: Entscheidungsbaum für Bewegungsart	32
Abbildung 9: Zufallsberechnung des Bewegungsvektor bei RandomFollow	33
Abbildung 10: Berechnung der Mitte auf Kreis um Beutetier	35
Abbildung 11: Bewegungen von Wolfsagenten auf der Beutesuche	39
Abbildung 12: Populationsverläufe bei ausreichend Nahrung	41
Abbildung 13: Positionen von Wölfen und Beute während einer Jagd	41
Abbildung 14: Wolfspopulation über 15 Jahre	42
Abbildung 15: Elchspopulation über 15 Jahre	42
Abbildung 16: Heatmaps mit Aufenthaltssorten von Wolfsagenten nach 15 Jahren	43
Abbildung 17: Heatmaps mit Aufenthaltssorten von Elchsagenten nach 15 Jahren	44

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Funktionale Anforderungen	24
Tabelle 2: Nicht-funktionale Anforderungen.....	25
Tabelle 3: Technologische Anforderungen	26
Tabelle 4: Parameterliste.....	37
Tabelle 5: Erfolgsquoten der Jagd von Wolfsagenten bei einer Ticklänge von 5 Minuten	40

Listings

Listing 1: Attributliste des Wolfagenten	29
Listing 2: Methodenliste des Wolfsagenten	30
Listing 3: Pseudocode zum Finden der Nachbarn.....	36

Abkürzungsverzeichnis

EINP	Elk Island National Park
MAS	Multi Agenten System
ABMS	Agentenbasierte Modellierung und Simulation
KNP	Kruger National Park
GVE	Greater Voyageur Ecosystem

1 Einleitung

1.1 Motivation

Ökosystemsimulationen bieten eine Möglichkeit komplexe Wechselwirkungen in natürlichen Systemen zu beschreiben und besser zu verstehen. Im Idealfall sind sie realistisch genug, um Vorhersagen treffen zu können und dadurch Entscheidungen zu erleichtern. Gerade angesichts von heutigen ökologischen Herausforderungen wie dem Klimawandel und dem Verlust der Biodiversität, können solche Simulationen Einblicke in mögliche Auswirkungen durch ebendiese Veränderungen oder andere menschlichen Aktivitäten bieten. Sie können ebenso als Plattform genutzt werden, um Strategien zu testen, bevor sie in der Praxis umgesetzt werden. Diese Möglichkeiten können dabei helfen wichtige Informationen zu gewinnen, die dazu beitragen die richtigen Entscheidungen zu treffen, um Ökosysteme weltweit zu erhalten oder zu schützen.

1.2 Agentenbasierte Modelle in der Ökosystemsimulation

Agentenbasierte Modelle (ABMs) oder auch Multiagentensysteme (MAS) sind ein verbreiteter Ansatz zur Simulation von Ökosystemen. Diese Modelle basieren auf den Aktionen und Interaktionen von einzelnen Entitäten, den namensgebenden „Agenten“, untereinander, aber auch mit ihrer Umgebung. Innerhalb der Ökosystemsimulation können diese Agenten Tiere, Pflanzen oder auch Nicht-Lebewesen, wie zum Beispiel einen Waldbrand, modellieren. Jeder einzelne Agent handelt dabei auf der Grundlage von spezifischen Regeln, die die Verhaltensweisen steuern.

Der Vorteil im Vergleich zu traditionellen Modellen besteht darin, dass Unterschiede zwischen Individuen erfasst werden. Dadurch entsteht das Verhalten des Gesamtsystems aus den Interaktionen von vielen Einzelkomponenten. Im Falle von Ökosystemen ist dies besonders

hilfreich, weil viele Abläufe auf komplexen nicht-deterministischen Wechselwirkungen basieren. ABMs bieten dabei eine Möglichkeit, Zusammenhänge sowie Verhaltensmuster für einzelne Individuen abzubilden und tragen damit zu einem besseren Verständnis von Ökosystemen bei. Das gilt insbesondere für Räuber-Beute-Beziehungen und die räumlichen, sowie zeitlichen Ausbreitungen in Lebensräumen.

Ein besonderer Vorteil von Multiagentensystemen liegt in der Analyse und Visualisierung von geographischen Ergebnissen. Durch das Simulieren von einzelnen Agenten können genauere standortbezogene Daten erzeugt werden, die zur Analyse von zum Beispiel Lebensräumen (beziehungsweise Aufenthaltsräumen), Wegfindung, sowie Bewegungsmustern dienen können. Da die Modellierung des Verhaltens eines Agenten für gewöhnlich auf Informationen aus einer Art „Ich-Perspektive“ basiert, können auch Bewegungsmuster von einzelnen Agenten hohen Informationsgewinn bedeuten.

1.3 Wölfe als Schlüsselspezies in Nationalparks

Wölfe (bzw. eng verwandte *Canis*-Spezies) leben auf jedem Kontinent der Erde und bilden in jedem Ökosystem, in dem sie leben, die Spitze der Nahrungskette.

Als Spitzenprädatoren sind Wölfe durch ihr Jagdverhalten für die Regulierung der Populationen ihrer Beutetiere verantwortlich (Ripple & Beschta, 2004). Diese Wechselwirkung hat erhebliche Auswirkungen auf das ganze Ökosystem, denn durch die Regulation der Beutetiere wird wiederum das Abweiden von Grünflächen reguliert. Davon können wiederum andere Tierarten profitieren, die durch eine ausgewogenere Fauna Vorteile erhalten (Estes et al., 2011). Ein Beispiel hierfür bildet die trophische Kaskade im Yellowstone National Park. Nach der aktiven Wiederansiedlung von Wölfen war dieses ökologische Phänomen zu beobachten (Ripple & Beschta, 2012). Wölfe fördern ebenso die Biodiversität in einem System, in dem sie das Verhalten anderer Tierarten beeinflussen auch ohne deren Population zu verändern. Durch die Gefahr gejagt zu werden, sind Beutetiere eventuell gezwungen weitere Wege auf sich zu nehmen und sich weiter zu verteilen. Das verteilt den Druck auf größere Vegetationszonen (Ripple & Beschta, 2004). Auch andere Fleischfresser profitieren unter Umständen von der Anwesenheit von Wölfen, vor allem Aasfresser wie Adler, Bären oder andere kleine Raubtiere.

Wölfe sind also überall für das Gleichgewicht von Ökosystemen verantwortlich. Auch unabhängig von ihrer symbolischen Bedeutung aus Sicht der Menschen, können sie dank ihrer Rolle als Regulator und Beschützer des ökologischen Gleichgewichts als Schlüsselspezies bezeichnet werden. Dies trifft insbesondere in Nationalparks zu, wo die Einflüsse der menschlichen Zivilisation stark reduziert sind.

1.4 Verwandte Arbeiten

Agentenbasierte Simulationen werden vielseitig erforscht. Die Entscheidungsfindung der Agenten aus einer „Ich-Perspektive“ verlockt zu einer Modellierung, die einem Agenten ein Lebewesen zuordnet. So ergeben sich viele Forschungsfelder aus der Ökologie sowie Spieltheorie und -entwicklung. Wooldridge (2002) beschreibt einige Definitionen und Paradigmen der agentenbasierten Modellierung. Auf viele dieser Techniken und Beschreibungen wird bis heute in aktuellster Forschung zurückgegriffen, beziehungsweise dienen sie immernoch als Grundlage für moderne Modelle. Reynolds (1999) definiert Bewegungsmuster von Autonomen Charakteren und Algorithmen zur Berechnung dieser im Bezug auf die Spieleentwicklung. Auch für den Bereich der agentenbasierten Modellierung sind diese Ansätze bis heute von größter Relevanz, da sich das individuelle Berechnen von Bewegungsabläufen einer autonomen Einheit perfekt auf das Modellieren von Agenten übertragen lässt.

Im Zuge der MARS-Forschungsgruppe der HAW Hamburg, bzw. des ARS AfricaE Projekts, wurde ein Multiagenten Modell des Krüger Nationalparks in Südafrika erstellt. Dabei wurden die Bewegungen von Elefantenherden auf der Suche nach Futter und Wasser simuliert, um zum Beispiel mögliche Auswirkungen von Klimaveränderungen auf die Population und Aufenthaltsräume von Elefanten vorherzusagen (Clemen et al., 2021). Das Modell dient als enge Vorlage für das Basis Modell des Elk Island National Park, auf dem diese Arbeit aufbaut.

Muro et al. (2011) nutzen eine agentenbasierte Simulation, um alternative Erklärungen für beobachtete Jagdstrategien von Wolfsrudeln zu liefern. In vorherrschenden Vermutungen in der Ökologie wird von komplexen Hierarchien und Kommunikationsmethoden ausgegangen, um diese zu erklären. Um dies zu widerlegen, beziehungsweise zu zeigen, dass Wölfe nicht zwangsläufig über diese Fähigkeiten verfügen müssen, wurden die Agenten mit

dezentralisierten und simplen Regeln zur Bewegung ausgestattet, um in der Natur beobachtete Muster zu replizieren. Dies war in Versuchen mit unterschiedlichen Bewegungsmustern der Beutetiere erfolgreich.

Castro & Tsuzuki (2007) haben Particle Swarm Optimization, ein Optimierungsverfahren, in dem sich eine Menge an Partikeln durch den Lösungsraum bewegt, verwendet, um ein dreidimensionales Jäger-Beute Spiel zu optimieren. Dabei wurden zur Visualisierung zwar Fische verwendet, aber der Fokus der Arbeit lag nicht darauf tatsächliche Eigenschaften von Fischen abzubilden, außer der Möglichkeit sich in alle drei Dimensionen zu bewegen. Jeder Jäger wählt seinen Bewegungsvektor aufgrund von verschiedenen Positionswerten und Parametern. Diese Parameter und damit die Jagdstrategie wurden über mehrere Iterationen dahingehend optimiert, die Jagddauer zu minimieren. Dabei wurde ein stark parametrisierbares Programm geschaffen, das den Lernverlauf von diesen Jäger- „Schwärmen“ visualisiert. Viele andere Forschungen beziehen sich auf das Erfüllen eines gemeinsamen Zieles in Form von Schwärmen, wie zum Beispiel Hahn et al. (2019)

Pepper & Smuts (1999) haben ein frühes agentenbasiertes Simulationsmodell erstellt, um der Frage auf den Grund zu gehen, wie sich kooperative Verhaltensmuster evolutionär gebildet haben könnten. Die damals vorherrschenden mathematischen, gleichungsbasierten Modelle sind bei Fragen der Evolution aufgrund ihrer Homogenität an ihre Grenzen gestoßen. Trotzdem finden diese Art der mathematischen Simulationen auch heute noch Interesse in manchen Forschungsbereichen, diese sind für diese Arbeit allerdings nur von sehr nebenstehender Bedeutung. Auch Bousquet et al. (2001) haben eine Multiagenten Simulation erstellt, um den Nachteilen der mathematischen zu entgehen. Dabei wurde die menschliche Jagd auf Antilopen in Kamerun simuliert, jedoch auf Basis von Fallenstellen und nicht durch aktive Verfolgung durch Jägeragenten.

Sun et al. (2022) haben eine kooperative Jagdstrategie für unbemannte Schiffe entwickelt. Dabei handeln die einzelnen Agenten nicht nur auf Basis ihrer eigenen Informationen, sondern tauschen ihre Informationen aus und geben sich zum Beispiel Warnsignale, um Kollisionen zu vermeiden. Auch Xia et al. (2023) haben eine kooperative Jagdstrategie für eine Gruppe an USVs (unmanned surface vehicles) entwickelt, diese wurde allerdings nicht direkt entworfen, sondern basiert auf Reinforcement Learning in Simulationen. Zengin&Dogan (2011) haben ein

ähnliches Problem nur für UAVs (unmanned aerial vehicles), also in der Luft, gelöst. Dabei wurde ein probabilistischer Ansatz gewählt, um Kosten zu minimieren und Kollisionen zu vermeiden.

Ein großer Fokus der Forschung der letzten Jahre liegt vor allem auf lernenden Systemen. Kölle et al. (2024) haben mit *Aquarium* eine Umgebung zur Implementierung von Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL) Simulationen, die ein Jäger-Beute System abbilden, geschaffen. Dabei haben sowohl Beute-, wie auch Jäger-Agenten Bewegungsmöglichkeiten nach Reynolds in einem zweidimensionalen Raum und handeln auf Basis eines bestimmten Wahrnehmungsbereichs. Zubiria Perez et al. (2021) haben ein agentenbasiertes Modell entwickelt, um die Revierfindung von Grizzlybären in Alberta zu simulieren. Diese wurden mit Hilfe von Reinforcement Learning Algorithmen umgesetzt und hinsichtlich des Einflusses von Erinnerung verglichen. Diese wurden erfolgreich mit GPS-Daten von Bären validiert.

Gupta et al. (2017) haben verschiedene Lernalgorithmen auf Probleme angewandt, bei denen Agenten einem gemeinsamen Ziel folgen, aber nur eine begrenzte Wahrnehmung haben. Dazu gehört auch eine Verfolgungsaufgabe mit Gruppen aus Verfolgten und Flüchtigen auf einem 32x32 Grid. Tsutsui et al. (2023) haben erfolgreich Multi-Agent Deep Reinforcement Learning verwendet, um in einer Jäger-Beute Simulation die Entstehung von Komplexen kooperativen Jagdstrategien zu beobachten.

1.5 Ziel dieser Arbeit

Das Elefanten-Modell des KNP der MARS Group bietet sich als Vorlage für vergleichbare Ökosysteme an. Deswegen wurde auf Basis dessen, ein ähnliches Modell für den Elk Island National Park (EINP) in Kanada geschaffen. Die hierbei modellierten Tiere sind Hirsche, Elche und Bisons. Diese haben einen großen Einfluss auf das Ökosystem und teilen unter anderem eine Eigenschaft: Sie werden von Wölfen gejagt. Die ganzheitliche Einführung eines Wolfsagenten in dieses Gefüge würde den Realismus des Modells verbessern und bietet außerdem die Möglichkeit komplexe Räuber-Beute Beziehungen, sowie die Kooperation von Agenten zu analysieren.

2 Material und Methoden

2.1 Ökologische Grundlagen zu Wölfen

Wölfe sind einer der am weitesten verbreitete Landsäugetierart des Planeten. Dabei sind Wölfe so anpassungsfähig wie kaum ein anderes Tier. Sie leben in allen Vegetationszonen der nördlichen Hemisphäre und jagen dort alle großen Säugetiere (Mech & Boitani, 2003).

Da die genaue Gliederung in Unterarten umstritten ist und auch mit modernen DNA-Analysen keine scharfen Abgrenzungen innerhalb der Spezies Wolf (in englischer Literatur oft „gray wolf“, *Canis lupus*) erzielt werden konnten (Wayne & Vilà, 2003), wird im Zuge dieser Arbeit vereinfacht von „Wolf“ oder „Wölfen“ gesprochen. In Nordamerika handelt es sich dabei genauer um eine der drei Unterarten: Timberwolf (*Canis lupus lycaon*), Mackenzie-Wolf (*Canis lupus occidentalis*) oder der Buffalo-Wolf (*Canis lupus nubilus*) (Sillero-Zubiri, 2009). Da an vielen Stellen Informationen fehlen, die zur Unterscheidung der Unterarten nötig wären und die kleinen Unterschiede in Verhalten und Biologie für dieses Thema unerheblich sind, wird in dieser Arbeit auch nicht weiter zwischen ihnen unterschieden.

Wölfe können sich von ihrem Erscheinungsbild her stark unterscheiden. Sie unterscheiden sich körperlich je nach Umgebung. Die Färbung des Fells variiert dabei auf dem gesamten Spektrum von schwarz bis weiß. Am häufigsten ist hier, wie bei einer Normalverteilung, eine gesprenkelte graue Färbung in der Mitte des Spektrums zu beobachten (Gipson et al., 2002). Die kleinsten Vertreter der Spezies in der Wüste erreichen lediglich ein Gewicht von 13 Kilogramm, während die größten, in der Tundra lebenden, Vertreter schwerer als 78 Kilogramm werden können (Mech & Boitani, 2003). Die kleinsten Exemplare haben dabei eine Körperlänge (beziehungsweise Kopf-Rumpf-Länge) von 106 Zentimetern und die größten eine Länge von bis zu 160 Zentimetern (Mech., 1970). Männliche Wölfe sind dabei im Durchschnitt etwa 20% größer und schwerer als weibliche Wölfe (Mech, 2008).



Abbildung 1: Ein ausgewachsener, männlicher Wolf (Yellowstone National Park, 2016)

Wölfe sind seit dem Mittelalter durch den Menschen bedroht. Eine weltweit systematische Bejagung hat die Bestände stark reduziert und in einigen Regionen ausgerottet. Durch unterschiedliche Schutzmaßnahmen auf nationalen Ebenen konnten sich die Populationen erholen. Im Jahre 2002 hat die US-amerikanische Administration für Artenschutz den Wolf von der Liste der gefährdeten Arten genommen, da sich die Art in einem günstigen Erhaltungszustand befindet.

2.1.1 Lebenszyklus und Verhaltensmuster

Als Spitzenprädatoren ernähren sich Wölfe vorrangig von dem Fleisch großer Beutetiere. Wie bei jedem jagenden Tier ist das eine unverlässliche Nahrungsquelle. Daher ist es wenig verwunderlich, dass Wölfe hier anpassungsfähig sind. Sie ernähren sich von Zeit zu Zeit auch von

kleinen Säugetieren, wie zum Beispiel Mäusen, Aas oder Beeren (Peterson & Ciucci, 2003). Dabei ist nicht nur die Wahl der Nahrungsquelle Schwankungen unterlegen, sondern auch die zeitliche Verfügbarkeit. Sie sind sowohl in der Lage bis zu 10 Kilogramm Nahrung auf einmal zu verschlingen, können aber auf der anderen Seite auch monatelang ohne Nahrung überleben. Im Durchschnitt braucht ein ausgewachsener Wolf am Tag zwei bis vier Kilogramm. Ab einem Alter von ca. 7 Monaten brauchen Jungwölfe dabei ungefähr die gleiche Menge, wie Erwachsene (Mech & Boitani, 2003). Wasserquellen suchen sie selten bis nie auf. Das benötigte Wasser wird in Form von Schnee oder aus dem gegessenen, rohen Fleisch aufgenommen.

In verschiedensten Regionen mit unterschiedlichen Klimazonen, Topografien und Umweltbedingungen müssen Wölfe in der Lage sein, Nahrung zu erbeuten. Daher müssen sie rennen, klettern und auch schwimmen können. Dabei können sie Entfernungen von über 72km am Tag zurücklegen und Geschwindigkeiten von bis zu 64 km/h erreichen. Währenddessen bewegen sie sich im Mittel mit etwa 8km/h und legen an einem Tag durchschnittlich, je nach Untersuchungsgebiet, 14 bis 27 Kilometer zurück (Mech & Boitani, 2003). Schwimmend können sie bis zu 13 Kilometer zurücklegen. Auch große Unterschiede in ihrer Umgebungstemperatur können Wölfe aushalten. Kalte Temperaturen von -65°C bis hin zu Hitze von 50°C können dabei erduldet werden (Mech & Boitani, 2003).

Wölfe werden üblicherweise im Frühjahr in Würfen von drei bis acht Welpen geboren und bleiben erstmal am Geburtsort, üblicherweise eine Höhle. Im folgenden Winter, also nach etwa 7 Monaten, sind sie kaum noch von erwachsenen Wölfen zu unterscheiden. Zu dem Zeitpunkt sind ihre Zähne ausgebildet und ihre Größe und Kraft ausgeprägt genug, um genauso an Jagden teilzunehmen, wie ausgewachsene Tiere. Nach 22 bis 34 Monaten sind die meisten Wölfe in freier Wildbahn in der Lage sich fortzupflanzen. Hierbei gibt es kaum Unterschiede zwischen den Geschlechtern (Kreeger, 2003). In der freien Wildbahn werden Wölfe bis zu 13 Jahre alt, auch wenn das in der Realität aufgrund von schwierigen Überlebensbedingungen selten vorkommt (Mech & Boitani, 2003).

2.1.2 Sozialleben in Rudeln

Das Bild des Alpha-Wolfs der seinen Platz als Anführer eines Rudels, bestehend aus einer Gruppe von verschiedensten Individuen, verteidigt und die Spitze der sozialen, hierarchischen

Ordnung bildet, ist weit verbreitet. Die Bezeichnung eines Alphas wird metaphorisch auch für Menschen verwendet. Diese Annahmen basieren auf den klassischen Studien zum Sozialverhalten von Wölfen von Schenkel (1947). Diese Studien wurden an zwei Wolfsrudeln in Gefangenschaft durchgeführt. Schenkel schreibt schon damals selbst, dass diese Studien vermutlich nicht die natürliche Lebensweise von Wölfen widerspiegeln würden und es begründete Annahmen gäbe, dass es sich bei Rudeln eher um Familienverbände handle. Aufgrund der langen Verfolgung des Wolfs, waren Studien in der freien Wildbahn für lange Zeit schwierig durchzuführen. Doch modernere Studien stützen diese Bedenken und Schenkels Annahmen wurden spätestens durch Mech (1999) widerlegt.

Die Bezeichnung „Alpha“ ist also unpassend, da einzig eine hierarchische Ordnung innerhalb eines Rudels zwischen Eltern und Nachwuchs existiert. Ein Rudel sollte nach Mech (1999) als eine Familie, bestehend aus einem Elternpaar und dem Nachwuchs aus ein bis drei Jahren, gesehen werden (Mech, 1999, zitiert nach Murie, 1944). Die Aktivitäten werden von dem erwachsenen Elternpaar geleitet. Während der entsprechenden Jahreszeit fokussiert sich das Männchen dabei mehr auf die Nahrungsbeschaffung, während sich das Weibchen um den Nachwuchs kümmert.



Abbildung 2: Eine Wolfsfamilie in Zentral Minnesota (Schmickle, 2007)

Es gibt einzelne Fälle von familienfremden Wölfen, die in ein Rudel aufgenommen werden, sei es als „Adoptivkind“ oder „Stiefelternteil“. Diese Vorfälle sind allerdings Ausnahmen und selbst in diesen Fällen besteht das Rudel weiterhin aus einem Elternpaar und ihrem Nachwuchs (Mech, 1999). Die Seltenheit dieser Ausnahmen wird auch durch höchstaktuelle Daten aus Nordamerika gestützt (Gable et al., 2022; 2023).

Der Gegensatz zum Mythos des „Alpha“-Wolfs ist die, ebenfalls metaphorisch für Menschen verwendete, Bezeichnung des „Einsamen Wolfes“. Dabei handelt es sich allerdings nicht um eine veraltete Ansicht. Mit dem Erwachsenwerden, bzw. dem Erreichen der Geschlechtsreife, verlassen Wölfe ihr Rudel. Dies passiert im Alter von 9 bis 36 Monaten, vereinzelt bleiben Jungtiere auch länger beim Rudel (Mech, 1999; Zimen, 1982). Nachdem sie das Rudel verlassen, streifen sie als einsame Wölfe umher auf der Suche nach einem Partner zur Fortpflanzung. Wenn dies geschieht, gründen sie ein eigenes, neues Rudel. Nach Gable et al. (2023) ist der Anteil an einsamen Wölfen im Untersuchungsgebiet auf mindestens 15% der Gesamtpopulation zu schätzen, es werden aber Annahmen gemacht, dass diese Werte zu niedrig seien. In anderen Reports ist von einem mittleren Wert von etwa 10% die Rede. Diese Werte sind allerdings starken Schwankungen von 2 bis 38% unterlegen und variieren je nach Untersuchungsgebiet, Jahreszeit, Populationsdichte, Nahrungsangebot und weiteren Faktoren (Thurber & Peterson, 1993).

Wölfe haben ein ausgeprägtes Territorialverhalten. Sie markieren ihre Territorien mit Duftmarken, um Wölfen anderer Rudel ihre Präsenz zu zeigen. Duftmarken können überall im Territorium gefunden werden, sind aber vermehrt an den äußeren Rändern, vor allem an Grenzen zu Territorien von anderen Wolfsrudeln, zu finden (Zub et al., 2003). Nach Thurber & Peterson (1993) halten sich einsame Wölfe dabei am Rand von Territorien größerer Rudel auf.

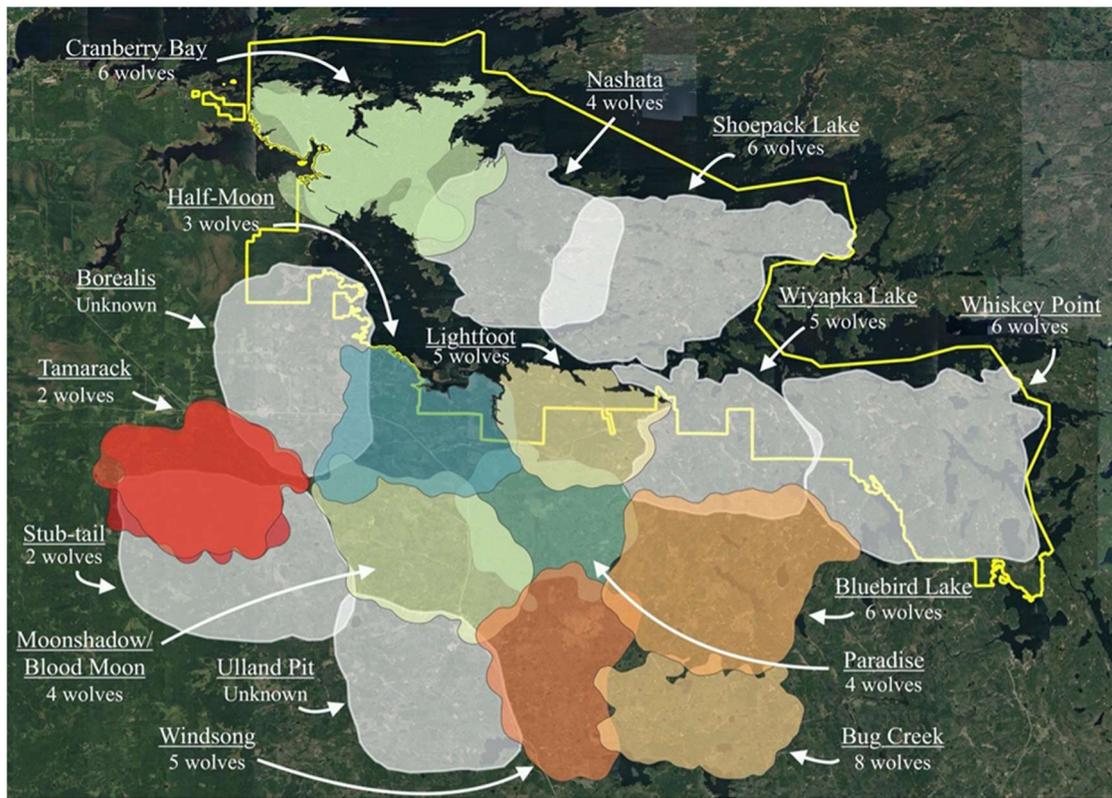


Abbildung 3: Karte mit Wolfsterritorien aus dem GVE (Gable et al., 2022)

Abbildung 3 zeigt eine, im Zuge des 2022 Wolf Pack and Population Report aus dem Greater Voyageurs Ecosystem (GVE) in Minnesota erstellte, Übersichtskarte mit Territorien. Die Daten wurden mit Hilfe von GPS-Trackern (farbige Territorien) und Kameras, sowie historischen Aufzeichnungen erstellt (graue Bereiche) (Gable et al., 2022). Diese Daten werden jährlich erhoben und zeigen das starke Territorialverhalten von Wolfsrudeln.

2.1.3 Jagdverhalten

Wölfe jagen immer gemeinsam mit ihrer Rudelstruktur. Davon ausgenommen sind Welpen und Mütter, die sich um diese kümmern. Wie schon in Abschnitt 2.1.1 erwähnt, sind Wölfe sehr opportunistisch und wählen vorrangig die Beute, die verfügbar ist. So haben nach der Wiedereinführung des Wolfes im Yellowstone National Park, Wölfe, die vorher keine Bisons kannten, schnell gelernt diese zu jagen (Smith et al., 2000). Da es sich bei vielen Beutetierarten

um Herdentiere handelt, finden Wölfe häufig Gruppen vor. Dabei wählen sie ein Tier aus und konzentrieren sich auf dieses. Beobachtungen legen nahe, dass hierbei das erstbeste Tier gewählt wird. In der Realität trifft dies häufig schwache Tiere, die zurückbleiben, also vor allem kranke, alte oder junge Exemplare (Mech & Boitani, 2003).

Dabei macht es den Anschein, dass je größer die Jagdgruppe ist, desto größer auch das Beutetier im Durchschnitt wird. Dennoch gibt es zahlreiche Berichte von großen Rudeln, die kleine Tiere jagen und einzelnen Wölfen, die sehr große Tiere überwältigen (Thurber & Peterson, 1993; Mech & Boitani, 2003). Die Nahrung wird innerhalb des Rudels geteilt, da ein einziges erlegtes Beutetier meist reicht, um jedes Einzeltier mehr als zu sättigen. Wölfe leben also meist in einem „feast or famine“ Zustand. Dadurch ist trotz der durchschnittlich größeren Gesamtbeute die verfügbare Beute pro Wolf bei großen Rudeln geringer, im Vergleich zu einsamen Jägern (Peterson & Ciucci, 2003). Diesem Verlust wirkt entgegen, dass einsame Wölfe etwa 63% ihrer Beute an konkurrierende Aasfresser, wie zum Beispiel Raben, verlieren. Währenddessen verlieren größere Rudel nur etwa 10% (Mech & Boitani, 2003).

MacNulty et al. (2014) haben eine Studie durchgeführt, bei der der Jagderfolg von Wolfsrudeln auf Bisons untersucht wurden. Die Daten wurden in Hinblick auf die Größe des Rudels, beziehungsweise der Jagdgruppe, untersucht und mit gleichen Daten für die Jagd auf Wapitis verglichen. Durchgeführt wurden diese Studien im Yellowstone National Park. Die Daten zeigen, dass die Erfolgsquoten von minimal 1% bei einem einzelnen Angreifer bis zu maximal 28% bei einem Rudel von 11 Wölfen reichen. Bei Wapitis waren diese im Durchschnitt 10% höher, aber die ideale Rudelgröße kleiner. So nimmt die Erfolgsquote hier ab einer Jagdgruppe von bereits 5 Tieren ab.

Laut Jedrzejewski et al. (2001) ist zu beobachten, dass Wolfsrudel besonders im Winter kaum täglich dieselben Gebiete in ihrem Territorium nutzen. Dies lässt vermuten, dass Wölfe ein gewisses Maß an räumlichen Erinnerungsvermögen besitzen und auf der Suche nach Beute stets neue Gebiete absuchen.

Jagen Wölfe in einer größeren Gruppe, dann wurde in vielen Fällen eine Art Schwarmverhalten beobachtet, bei der die Jäger das isolierte Beutetier umzingeln, bis es keine Fluchtrichtung mehr hat. Dies legt die Vermutung nahe, dass die Wölfe während der Jagd eine Art Anführer haben, der die Entscheidungen trifft, und eine Art der Kommunikation ausüben, um sich zu

koordinieren. Muro et al. (2011) zeigen eine agentenbasierte Simulation, basierend auf zwei simplen, für jeden individuellen Wolf geltenden Regeln, die zu realistischen und erfolgreichen Ergebnissen führt. Es sind demnach nicht zwangsläufig intelligente, kommunikative und hierarchische Strukturen nötig, um die beobachteten Jagdmuster von Wolfsrudeln zu erklären (Muro et al., 2011).

2.2 Daten des Untersuchungsgebiets

Der Elk Island National Park (EINP) ist ein vollständig eingezäunter Nationalpark in Zentral-Alberta, Kanada im Gebiet Treaty 6. Der Park wird in der Mitte vom Highway 16 durchquert, was ihn in zwei Bereiche teilt: Den nördlichen Teil (EINP-N) mit einer Fläche von 134 km² und den kleineren südlichen Teil (EINP-S) mit einer Fläche von 60 km². Beide Teile sind von einem 2,20 m hohen Zaun umgeben. Der Zaun schränkt die Bewegungen von großen Tieren, sowohl in den Park hinein als auch aus dem Park heraus, ein.

Etwa 33% des Parks sind offene Wasserflächen oder bewachsene Feuchtgebiete (Hood & Bayley, 2008). Viele der Seen sind von offenen Flächen umgeben, zum Beispiel Gras- und Strauchland. Die Topografie im Park ist die einer Möränenlandschaft und er liegt in der Boreal Plains Ökozone. Die vorherrschende Baumart ist dabei die Zitterpappel (*Populus tremuloides*) und etwa 60% der Fläche sind von Laubwäldern bedeckt. Die natürliche Beschaffenheit der beiden Parkhälften Nord und Süd sind sehr ähnlich. Die menschlichen Einflüsse unterscheiden sich allerdings. EINP-N hat deutlich höhere Besucherzahlen, eine ausgeprägtere Infrastruktur und mehr asphaltierte Straßen und Wanderwege als EINP-S.

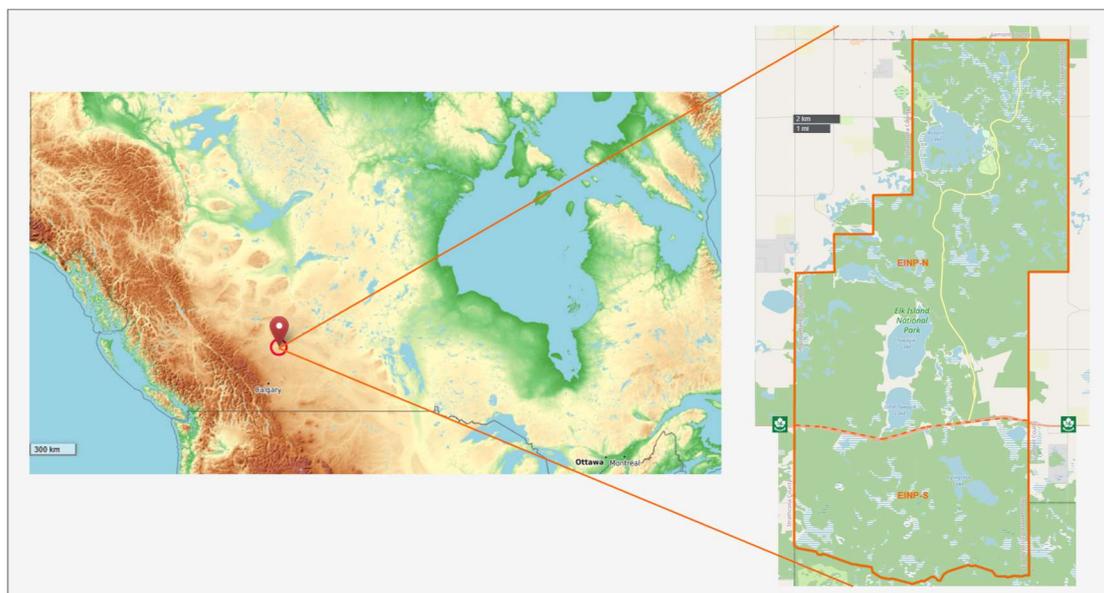


Abbildung 4: Karte des EINP, inklusive geographischer Einordnung

Kartendaten: © OpenTopoMap (CC-BY-SA) (links), © OpenStreetMap-Beitragende (ODbL) (rechts)

Im EINP leben eine große Menge an Huftieren. Das beinhaltet Bisons, Elche, Wapitis und Hirsche. Im EINP-N handelt es sich dabei um Präriebisons (*Bison bison bison*) und im EINP-S um Waldbisons (*Bison bison athabascae*). Als Raubtiere leben im Park Schwarzbären, Kojoten und Wölfe. Wegen der Umzäunung und der teilweisen Isolation des Parks innerhalb einer landwirtschaftlich genutzten Umgebung gibt es im EINP nur wenige Raubtiere. Daher hat die Regulierung durch Prädation keinen wesentlichen Einfluss auf die Huftierpopulationen (Foca & Boyce, 2022). Die begrenzte Verbreitung der Huftiere, der geringe Prädationsdruck und das äußerst produktive Ökosystem der Parklandschaft sorgen alle gemeinsam für sehr hohe Huftierdichten im EINP bei.

In einer Studie zur Verbreitung und Bewegung von Wapitis und Bisons von Foca & Boyce (2022) wurden 43 bewegungsaktivierte Kamerafallen im Park verteilt. Dabei kam es im Zeitraum von vier Jahren zu über 11000 Wapitisichtungen und über 6000 Bisonsichtungen, im gleichen Zeitraum allerdings nur zu 24 Wolfssichtungen, die allesamt im EINP-S waren.

Die Überpopulation an Huftieren sorgt für ökologische Probleme. Daher werden die Bisonpopulationen derzeit aktiv verwaltet. Zu den Reduktionsstrategien gehört das Entfernen von Bisons und die Umsiedlung in andere Gebiete, beziehungsweise der Verkauf dieser Tiere an Farmer. Während 2017 noch die mögliche Wiedereinführung des Wolfes als reduzierende Raubtierspezies in der Liste der Möglichkeiten stand, ist diese Möglichkeit in der aktuellen Liste der Maßnahmen nicht mehr zu finden (Parks Canada, 2017; 2022). In der Vergangenheit wurde auch die Population von Elchen kontrolliert, doch aufgrund des Risikos der Verbreitung der chronischen Auszehrungskrankheit sind Elchumsiedlungen nicht mehr erlaubt (Parks Canada, 2017). Die Population an Wapiti Hirschen ist schwieriger zu überwachen und kontrollieren, da die äußere Umzäunung des Parks für diese halb durchlässig ist.

2.3 Grundlagen zur Simulationstechnik

Ein (Computer-) Simulationsmodell bezeichnet eine (virtuelle) oft vereinfachte Repräsentation der Realität. Simulationen sind ein wichtiges Werkzeug in der modernen Wissenschaft und Technik, denn sie ermöglichen es komplexe Prozesse zu modellieren und zu untersuchen, wenn dies in der Realität nicht so leicht möglich ist. Sie beruhen auf mathematischen Berechnungen und Algorithmen, die Interaktionen in einem System darstellen und damit Vorhersagen über dessen Verhalten, auch in der Realität, erlauben (Winsberg, 2010). Mit der immer weiter steigenden Verfügbarkeit von Computerleistung steigt auch der Nutzen von Simulationen. Sie finden Anwendung in Biologie, Sozialwissenschaften, Physik und vielen weiteren Forschungsfeldern.

2.3.1 Multiagentensysteme

Multiagentensysteme (MAS) basieren auf Konzepten aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz (genauer agentenbasierter Modellierung), sowie Verteilten Systemen und der Spieltheorie. MAS bilden die Grundlage für die Simulation und Modellierung komplexer, dynamischer Systeme. In diesen Systemen interagieren mehrere autonome Einheiten, sogenannte Agenten,

miteinander. Ein MAS ist definiert als ein System aus verschiedenen, eigenständigen Agenten, die in einer gemeinsamen Umgebung agieren, um individuelle oder kollektive Ziele zu erreichen. Dabei ist es ein entscheidender Faktor, dass diese Agenten autonom handeln und weder sie noch ihre Umgebung einer zentralen Kontrolle unterliegen. Das Verhalten des Gesamtsystems wird bestimmt durch die Komplexität der Entscheidungsfindung und Aktionen der Agenten.

Ein wesentlicher Vorteil von MAS liegt darin, dass sie in der Lage sind das Verhalten natürlicher Systeme, wie Ökosysteme oder sozialer Gruppen, zu modellieren, indem sie die Entscheidungen und Interaktionen aus der Perspektive der einzelnen Agenten realistisch nachbilden (Wooldridge, 2002). Während also MAS eine breitere Grundlage für die Modellierung von Systemen aus einzelnen Agenten darstellen, bezieht sich die agentenbasierte Modellierung und Simulation (ABMS) speziell auf den Einsatz dieser Systeme, um genau diesen Vorteil auszunutzen und das Verhalten, das aus der Interaktion der Agenten hervorgeht, zu untersuchen. ABMS wird oft verwendet, um die Dynamik von komplexen Systemen, oft soziale oder biologische, zu analysieren. Dabei liegt der Fokus auf der Modellierung individueller Entscheidungsprozesse und ihren Auswirkungen.

Agenten

Agenten sind die aktiven Komponenten in jedem MAS und zeichnen sich durch ihre Autonomie, Zielorientierung und ihre Fähigkeit auf ihre Umgebung, und eventuell auch andere Agenten, zu reagieren, aus. Jeder Agent ist also in der Lage basierend auf seiner Wahrnehmung der Umwelt und seinen internen Zuständen und Zielen autonom zu handeln. Im Falle der ABMS repräsentiert jeder einzelne Agent dabei klassischerweise eine Einheit. Dies kann zum Beispiel ein einzelnes Lebewesen oder ein komplexes Gesamtobjekt, wie zum Beispiel ein Wespennest, mitsamt bewohnendem Schwarm, sein. Das ermöglicht eine realistische und häufig intuitiv nachvollziehbare Entscheidungsfindung. Ein Agent besitzt in der Regel drei Kerneigenschaften, beziehungsweise Fähigkeiten: Wahrnehmung, Entscheidungsfindung und Handlungsfähigkeit (Wooldridge, 2002).

Ein Agent kann seine Umgebung wahrnehmen, zum Beispiel durch Softwareschnittstellen oder bei physischen Agenten wie Robotern auch durch Sensoren, und diese Informationen sammeln und verarbeiten. Im Falle von ABMS sind Agent und Umgebung oft Teile desselben Systems und diese „Wahrnehmung“ findet dabei eher auf inhaltlicher Ebene statt als auf technischer.

Jeder Agent besitzt ein Regelwerk, oder auch Verhaltensmodell, auf Basis dessen er Entscheidungen trifft. Diese Entscheidungen sind oft zielgerichtet und arbeiten auf ein individuelles oder gemeinsames Ziel hin. Das Regelwerk kann für eine Gruppe oder Art von Agenten gleich sein oder für jeden individuell anders. Komplexe Agenttypen können auch mit Lernfähigkeit ausgestattet sein und dann ihr Verhalten durch individuelle Erfahrung anpassen.

Agenten sind in der Lage auf ihre Umgebung einzuwirken. Sie können sich zum Beispiel bewegen, Objekte verändern oder mit anderen Agenten interagieren. Sie interagieren direkt oder indirekt, durch Kommunikation oder durch Veränderungen in der Umgebung. Diese Interaktionen ermöglichen es ihnen, zusammenzuarbeiten, zu konkurrieren oder sich abzustimmen, um Ziele zu erreichen.

Zusammengefasst verarbeitet ein Agent also die Einflüsse aus der Umgebung, berechnet dann auf Grundlage seines Verhaltensmodells eine Reaktion und handelt entsprechend. Diese zyklische Wechselwirkung ist in Abbildung 5 grafisch dargestellt.

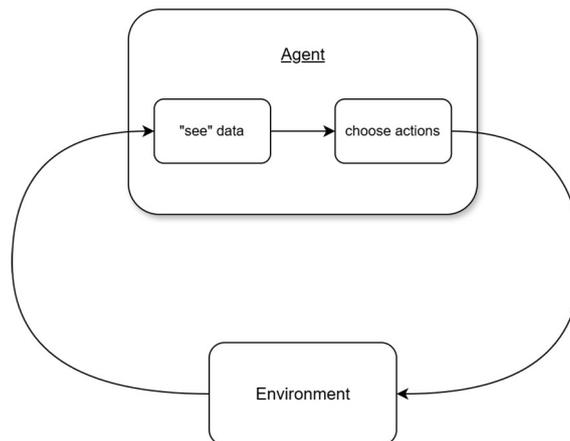


Abbildung 5: Wechselwirkung zwischen Agent und Umgebung

Umgebung

Die Umgebung in einem MAS ist der passive Teil des Systems, in dem die Agenten leben und miteinander interagieren. Sie stellt den Kontext bereit, in dem alle Aktionen der Agenten stattfinden. Umgebungen beinhalten nicht ausschließlich Agenten, sondern können auch externe Ressourcen, sowie andere Entitäten oder Objekte einbetten, die für die Aktionsräume der Agenten entscheidend sind. Sie hat mehrere Eigenschaften, die die Funktionsweise des MAS beeinflussen (Wooldridge, 2002).

Die Umgebung kann vollständig oder teilweise zugänglich sein. In einer vollständig zugänglichen Umgebung haben alle Agenten vollständige Informationen über den Zustand der Umgebung, die akkurat und aktuell sein müssen. In einer teilweise zugänglichen Umgebung erhalten Agenten nur begrenzte Informationen, dies ist bei fast allen Modellen der Fall, die die reale Welt abbilden.

Eine Umgebung kann deterministisch oder nicht deterministisch sein. Ist sie deterministisch, führen dieselben Aktionen der Agenten immer zu den exakt selben Ergebnissen. Eine nicht deterministische Umgebung beinhaltet dahingegen auch Unvorhersehbarkeiten (Zufallsfaktoren). Diese Unvorhersehbarkeit kann dabei auch durch externe Faktoren, wie eine parallele Ausführung, hervorgerufen werden.

Die Dynamik beschreibt, wie sich die Umgebung im Laufe der Zeit verändert. Eine dynamische Umgebung kann sich durch externe Einflüsse, zum Beispiel aktuelle Wetterdaten, verändern, während eine statische Umgebung nur auf die Handlungen der Agenten reagiert.

Eine diskrete Umgebung hat klar definierte, festgelegte Einheiten und eine dadurch fest begrenzte Anzahl an Möglichkeiten zur Zustandsänderung für Agenten. Eine kontinuierliche Umgebung hingegen besitzt keine festgelegten Einheiten, sondern ermöglicht den Agenten eine unendliche Anzahl an Positionen und Übergängen.

Aus der kollektiven Wirkung der individuellen Agentenaktionen und ihrer Wechselwirkung mit der Umgebung ergibt sich ein emergentes Verhalten. Dieses kann beispielsweise in Schwarmintelligenz oder komplexen sozialen Mustern auftreten. MAS sind oft robust

gegenüber Fehlverhalten einzelner Agenten. Sie sind in der Lage sich Veränderungen der Umgebung anzupassen. Da jeder Agent autonom ist und sein Verhalten verändern kann, bleibt das Gesamtsystem auch in dynamischen Umgebungen stabil. Zusammengefasst basiert ein MAS auf dem Zusammenspiel autonomer, kooperierender oder konkurrierender Agenten und ihrer gemeinsamen Umgebung, was es zu einem leistungsstarken Modellierungsansatz für eine Vielzahl komplexer und dynamischer Systeme macht.

2.3.2 Kooperation von Agenten

Ein Kernproblem bei der Entwicklung von MAS bildet die Kooperation von Agenten, um gemeinsame Ziele zu erreichen. Dabei gibt es verschiedene Teilprobleme und Lösungsstrategien.

Es ist eine wichtige Unterscheidung darin, ob die einzelnen Agenten dazu in der Lage sind, direkt miteinander zu kommunizieren oder ob nur eine indirekte Möglichkeit besteht. Bei der direkten Kommunikation kann ein Agent aktiv einem anderen Agenten eine Information geben, zum Beispiel über ein message-passing-system oder einen Ansatz nach dem speech-act-Ansatz. Eine Form der indirekten Kommunikation wäre die eines Blackboards. Dabei sehen und bearbeiten alle Agenten einer Gruppe ein zentrales Blackboard. Ein System, bei dem Agenten schlicht die von außen erkennbaren Handlungen eines anderen Agenten wahrnehmen können und aufgrund dessen über gewisse neue Informationen verfügen, zum Beispiel das Beobachten einer Bewegung, könnte, als eine Art Blackboard Kommunikation interpretiert werden (Dorri et al., 2018).

In einigen MAS ist es wichtig, dass Agentengruppen einen Konsens bilden. Die Konsensbildung ist ein zentrales Problem in der Informatik bzw. in verteilten Systemen und hat viele mögliche Lösungsalgorithmen, die vielerlei Vor- und Nachteile mit sich bringen. Für einige Fälle wurden für MAS spezifische, neue Algorithmen gebildet, wie zum Beispiel in R. Olfati-Saber and R. M. Murray (2004).

Ein ähnliches, jedoch anderes Problem bildet die Synchronisation von Agenten. Dabei muss sichergestellt werden, dass das gemeinsame Ziel von mehreren Agenten auch unter Berücksichtigung der Zeitdimension gelingen kann.

Für manche MAS ist es nötig, dass eine Gruppe von Agenten eine bestimmte Formation einnimmt und diese eventuell für eine bestimmte Zeit hält. Dieses Problem besteht aus drei Schritten: Erstens die beste Formation finden und bestimmen, zweitens die Agenten auf Basis der gefundenen Struktur organisieren und zuletzt diese Struktur für eine gewisse Zeit aufrechterhalten (Dorri et al., 2018).

In Lin et al. (2014) wird die „formation challenge“ grundlegend beschrieben und Anderson et al. (2008) bieten eine ausführliche Diskussion über Formationen und Anwendungen in Bezug auf Drohnen und Robotik.

2.3.3 MARS-Framework

Das MARS-Framework ist ein Framework zur Erstellung von agentenbasierten Modellen. Es wurde und wird weiterhin von der MARS (Multi-Agent Research Simulation) Group, an der HAW Hamburg, in C# entwickelt. Das Framework bietet Entwicklern eine große Auswahl an Werkzeugen zur Erstellung und Ausführung von Simulationsmodellen, bzw. MAS, an.

Neben der Möglichkeit Agenten nach den Grundlagen der agentenbasierten Modellierung zu definieren, zu erzeugen und ihr Verhalten zu simulieren, bietet MARS folgende wichtige Funktionen für diese Arbeit:

Layer

Ein Layer dient als Umgebung der Agenten und kann diesen bestimmte Informationen anbieten. Dabei ist es möglich verschiedene Layer zu verwenden, um verschiedene Informationsdimensionen abzubilden. Data Layer bieten die Möglichkeit externe Daten in das System zu integrieren, dabei können räumliche Daten über Raster-Layer (eine zweidimensionale Matrix) oder Vektor-Layer (Vektorobjekte in Form von Bereichen, oder auch nur Linien und Punkten) abgebildet werden.

Environment

Environments sind räumliche Datenstrukturen innerhalb der Layer, die Agenten die Möglichkeit zur Interaktion mit anderen Ressourcen ermöglicht. Ein Layer kann mehrere Environments enthalten, die den Agenten verschiedene Aktionsmöglichkeiten bieten, so etwa das Platzieren, Entfernen oder Bewegen von anderen Agenten, sich selbst oder Entitäten. Die Bewegungsmöglichkeiten hängen dabei von der spezifischen Art des Environments ab. Ein solches Environment ist das „GeoHashEnvironment“. Dieses nutzt Punkte mit Geokoordinaten (Längen- und Breitengrade), um Objekte und räumliche Dimensionen zwischen ihnen abzubilden.

Config Datei

Eine Config Datei definiert die wichtigsten Eigenschaften der Simulation und hat damit entscheidenden Einfluss auf das konkrete Verhalten. Einerseits beschreibt sie die Konfiguration des Gesamtmodells, in dem grundsätzliche Eigenschaften, wie der zu simulierende Zeitraum und die Ticklänge definiert, als auch die möglicherweise externen nötigen Ressourcen zur Initialisierung von Agenten und Layer beschreibt. Außerdem wird in der Datei festgelegt, wie die Ergebnisse protokolliert werden. Andererseits können in der Config Datei Parameter zu bestimmten Agententypen, wie zum Beispiel die Bewegungsgeschwindigkeit, definiert werden. Dadurch lässt sich das Verhalten der Agenten anpassen und steuern.

Tick Simulation

Die Ausführung der Simulation im MARS-Framework nutzt ein Tick-basiertes System. Die repräsentierte Echtzeit-Länge eines solchen Ticks kann je nach Anwendungsfall verändert werden, ist innerhalb einer einzelnen Ausführung allerdings immer dieselbe. Jeder Agent verwendet genau einmal pro Tick eine Tick-Methode, um entsprechend seiner Konfiguration und der Situation zu handeln.

2.3.4 Das bisherige EINP-Modell mit MARS

Die Entwicklung des EINP-Basis Modells ist nicht Thema dieser Arbeit. Da sie jedoch ganzheitlich darauf aufbaut und der Wolfsagent in dieses eingearbeitet wird, werden hier die wichtigsten Eigenschaften noch einmal dargestellt.

Das Modell besteht aus mehreren Layern und Agenten. Bei allen Agenten handelt es sich um Beutetiere der Wölfe, also Hirsche, Elche und Bisons. Diese teilen sich alle Eigenschaften bis auf die Bewegungsweite und den täglichen Bedarf an Nahrung und Wasser. Gemeinsame Eigenschaften, technisch notwendige Daten und Verhaltensmuster sind in einer Abstrakten Klasse *AbstractAnimal* zusammengefasst.

Jeder Agent erhält bei der Initialisierung eine Referenz auf alle Layer. Dabei handelt es sich um folgende:

Der **LandscapeLayer** bildet die räumliche Expansion des Simulationsgebiets anhand einer geojson-Datei ab. Er registriert alle handelnden Agenten der Simulation. Außerdem wird auf diesem Layer ein GeoHashEnvironment für alle AbstractAnimals (also alle Agenten) geschaffen, das dafür sorgt, dass sich die Agenten hierüber, anhand ihres geographischen Abstands zueinander, gegenseitig wahrnehmen können.

Weitere Layer bilden auf Basis von einzelnen Ressource Dateien verschiedene Informationen der Umwelt ab. Dazu zählen der **VegetationLayer**, um Vegetationszonen und damit Nahrungsquellen für Pflanzenfresser zu repräsentieren, zwei **WaterLayer** (als Raster und als Vector), die alle Wasserflächen des Parks definieren, ein **TemperatureLayer** für Wetterdaten und ein **AltitudeLayer**, der die Höhenunterschiede im Park abbildet.

3 Simulationsmodell

3.1 Anforderungsanalyse

Um zu bestimmen welche Anforderungen das System erfüllen können soll, wurde eine Anforderungsanalyse durchgeführt. Die Ergebnisse werden unterteilt in folgenden drei Tabelle vorgestellt: funktionale, nicht-funktionale und technologische Anforderungen.

3.1.1 Funktionale Anforderungen

Tabelle 1: Funktionale Anforderungen

<i>ID</i>	<i>Typ</i>	<i>Anforderung</i>
FReq1	Allgemein	Ein Wolfsagent kann sich frei im Park bewegen
FReq2	Allgemein	Wölfe bewegen sich mit einer realistischen Lauf- und Jagdgeschwindigkeit
FReq3	Allgemein	Wölfe haben eine begrenzte Lebensspanne
FReq4	Jagd/Nahrung	Wölfe können in einer realistischen Reichweite Beute* finden
FReq5	Jagd/Nahrung	Wölfe können Elche, Bisons und/oder Wapiti-Hirsche jagen
FReq6	Jagd/Nahrung	Die Jagdstrategie und ihre Erfolgchancen variieren abhängig von Faktoren wie der Rudelzusammensetzung und der Beutetierart*
FReq7	Jagd/Nahrung	Jeder Wolf hat einen Nahrungsbedarf
FReq8	Jagd/Nahrung	Eine erfolgreiche Jagd stillt den Nahrungsbedarf (teilweise)
FReq9	Jagd/Nahrung	Hungrige Wölfe bewegen sich auf der Suche nach Beute* durch den Park
FReq10	Jagd/Nahrung	Ein Wolf kann sterben, wenn er zu lange keine Nahrung bekommt
FReq11	Rudelverhalten	Wölfe leben in Rudeln oder allein und jagen entsprechend
FReq12	Fortpflanzung	Bei ausreichender Nahrungsversorgung können sich zwei Wölfe fortpflanzen
FReq13	Fortpflanzung	Nachwuchs wird durch das Rudel mit Nahrung versorgt
FReq14	Fortpflanzung	Jungtiere entwickeln sich mit der Zeit über verschiedene Lebensphasen

*Hinweis zu „Beute“: Weitere Implementierung der Beutetieragenten ist nicht Thema dieser Arbeit

3.1.2 Nicht-funktionale Anforderungen

Tabelle 2: Nicht-funktionale Anforderungen

<i>ID</i>	<i>Typ</i>	<i>Anforderung</i>
NReq1	Leistung	Die Leistung der Simulation bleibt auch bei einer hohen Anzahl von Wolfsagenten stabil
NReq2	Erweiterbarkeit	Die Verhaltensweisen des Wolfsagenten sind modular aufgebaut und können unabhängig voneinander angepasst werden
NReq3	Erweiterbarkeit	Der Quellcode ist verständlich und leicht anpassbar
NReq4	Benutzer-freundlichkeit	Die Simulation führt zu visualisierbaren Ergebnissen
NReq5	Realismus	Die Berechnungen zum Verhalten der Wölfe basieren auf echten Zeiteinheiten in realistischem Maße
NReq6	Realismus	Die Simulation sollte sich so realistisch wie möglich verhalten, ohne unnötige Komplexität hinzuzufügen
NReq7	Realismus	Interaktionen zwischen Wölfen und ihrer Umwelt sollen so realitätsnah wie möglich simuliert werden

3.1.3 Technologische Anforderungen

Tabelle 3: Technologische Anforderungen

<i>ID</i>	<i>Typ</i>	<i>Anforderung</i>
TReq1	Konfiguration	Viele Simulationseigenschaften, wie z.B. die Laufgeschwindigkeit der Wölfe oder die Jagdreichweite, sollen in einer Config-Datei flexibel anpassbar sein
TReq2	Konfiguration	Die Simulation unterstützt anpassbare Ticklängen im Bereich von einer Sekunde bis zu einem Tag ohne Funktionsverlust
TReq3	Parallelität	Die Wolfsagenten sollen möglichst zeitgleich und unabhängig voneinander handeln
TReq4	Parallelität	Um Interaktionen zwischen parallel handelnden Agenten zu ermöglichen, werden wenn nötig Synchronisationsmechanismen eingeführt
TReq5	Lose Kopplung	Die Implementierung der Beutetieragenten ist von der Funktionsweise des Wolfsagenten entkoppelt

3.2 Fachliches Datenmodell

Abbildung 6 zeigt eine graphische Übersicht der inhaltlichen Zusammenhänge. Es gibt vier handelnde Entitäten, wobei Elche, Bisons und Wapitis zu Beutetieren zusammengefasst werden können. Wölfe jagen diese, während die Beutetiere selbst auf Vegetations- und Wassersuche gehen müssen. Wasser und Vegetation sind genauso wie die anderen Entitäten positioniert im Parkgelände.

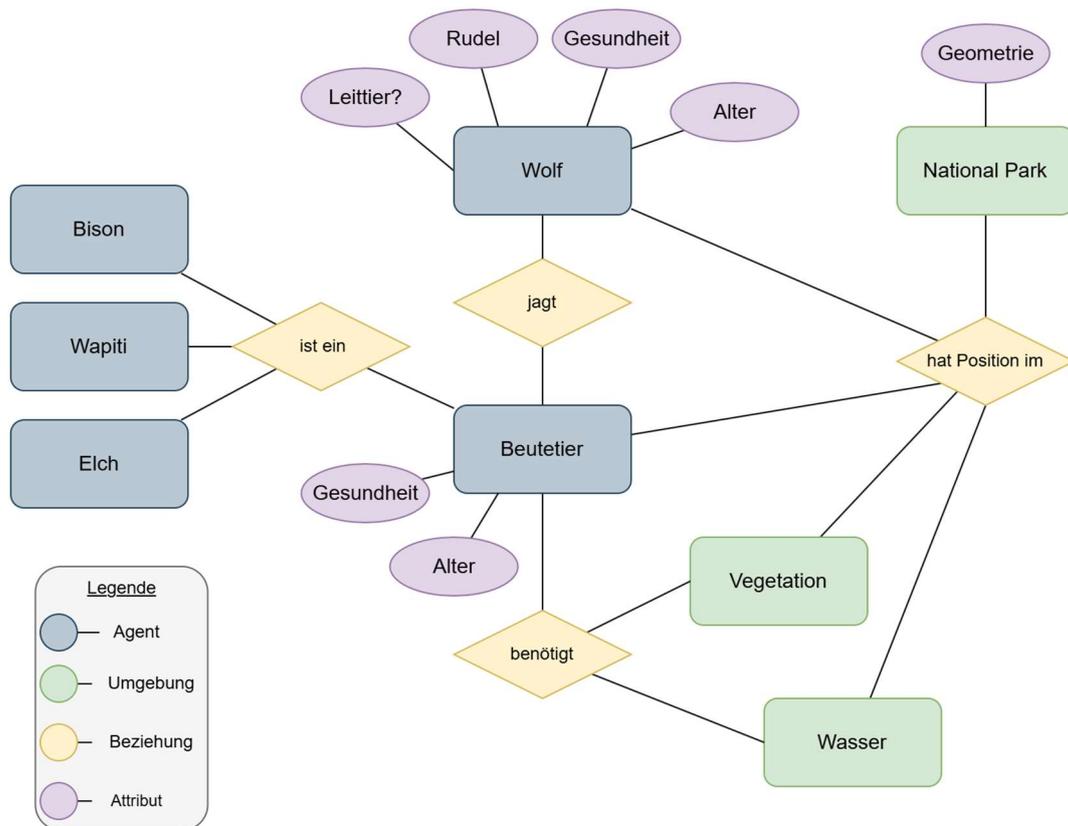


Abbildung 6: Fachliches Datenmodell der EINP-Simulation

3.3 Design

Um diese fachliche Übersicht technisch abzubilden, müssen die einzelnen Komponenten der ABMS zugeordnet werden. Dafür werden die handelnden Entitäten als Agenten umgesetzt und die statischen als Umgebung. Zusätzlich werden weitere Attribute zur besseren Abbildung und aufgrund technischer Notwendigkeiten eingeführt.

3.3.1 Klassenarchitektur des Gesamtsystems

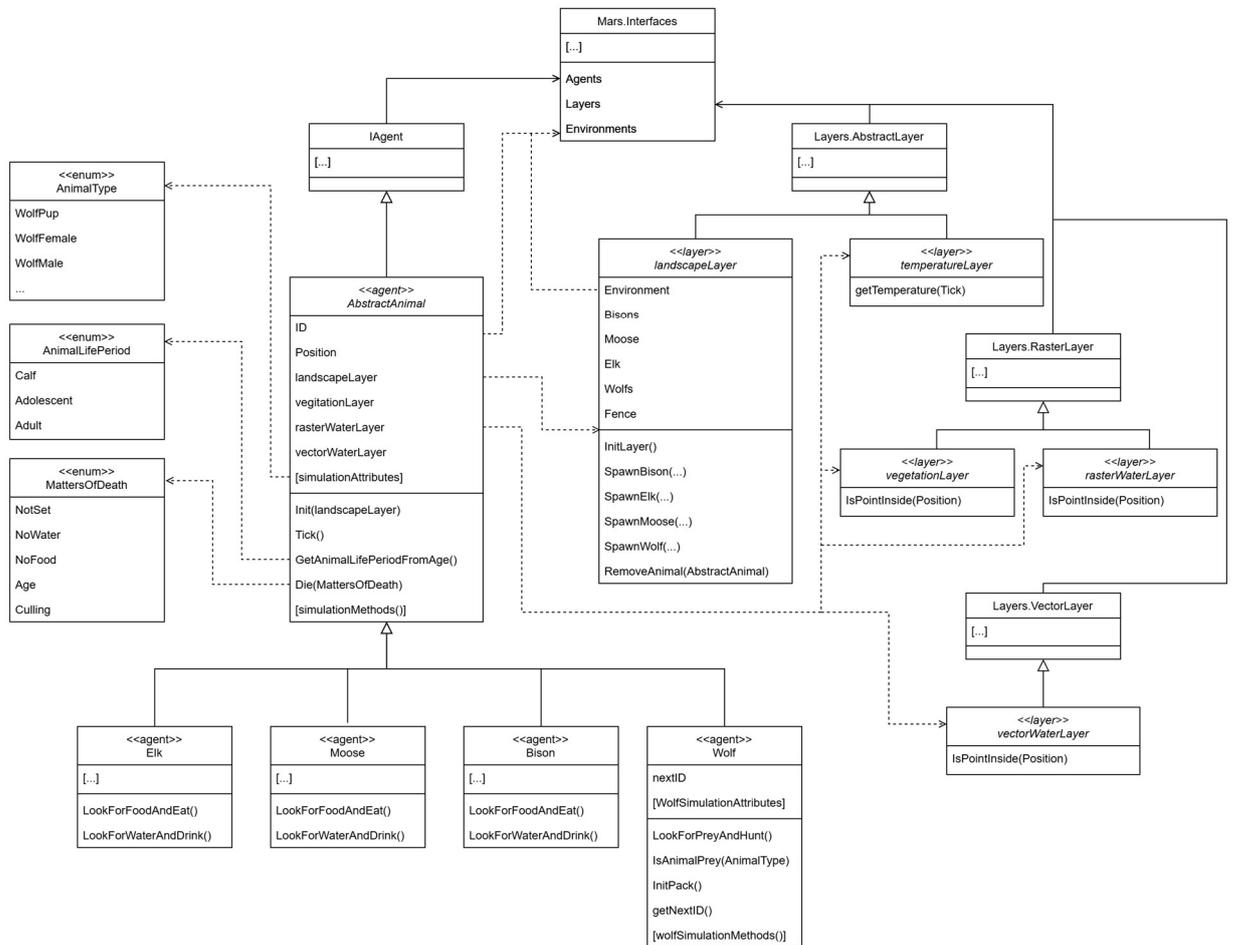


Abbildung 7: Architektur des Gesamtsystems

Große Teile dieser Architektur stammen aus dem Basis EINP Modell. Eine Beschreibung der Layer, sowie der Beutetiere und *AbstractAnimal* wurde bereits in Abschnitt 2.3.4 geliefert. Der Wolfsagent wird analog zu den anderen Tieren implementiert. Genauso wird die Enum-Klasse *AnimalType* um Typen für den Wolfsagenten erweitert.

3.3.2 Detailübersicht des Wolfsagenten

Jeder Wolfsagent hält eine Referenz auf jeden Layer und eine Liste der Konstanten und Parameter (genaueres bei Abschnitt 3.4.5), die für die Simulation entscheidend sind. Um seinen aktuellen Zustand zu beschreiben und entsprechend zu handeln, werden außerdem mehrere Attribute definiert und im Laufe der Ausführung aktualisiert. Diese überschneiden sich teilweise mit denen der anderen Agenten und es handelt sich um folgende:

```
Position : Position(Longitude, Latitude)
LastPosition : Position(Longitude, Latitude)
Satiety : 0.0 - 100.0
Pregnant : true/false
TicksLived : 0-365
Age: 0 - 18
LifePeriod : Calf/Adolescent/Adult
AnimalType : WolfPup/WolfYearling/WolfMale/WolfFemale
IsAlive : true/false
IsLeading : true/false
HerdID : 0 - MaxInt
NextID : 1 - MaxInt
IsLookingForPartner : true/false
HuntingTarget : Agent
```

Listing 1: Attributliste des Wolfagenten

Des Weiteren verfügen die Wolfsagenten über eine Reihe von Methoden zur Simulation, die je nach Konfiguration und Situation während eines Ticks ausgeführt werden können. Auch diese weisen teilweise Überschneidungen mit anderen Agenten auf.

```
void CheckForReproduction()
void YearlyRoutine()
void RandomWalk()
void RandomRoam()
void RandomFollow()
void DetailedHunting()
void EasyHunting()
void LookForPartner()
void UpdateState()
bool IsAnimalPrey(AbstractAnimal)
int  GetNextID()
```

Listing 2: Methodenliste des Wolfsagenten

3.4 Implementierung

Anhand der vorgestellten Anforderung und des Designs wurde ein Wolfsagent implementiert. Er wurde dabei in das bereits bestehende Modell unter Verwendung des Mars-Frameworks und dessen Funktionen eingearbeitet. Daher wurden die Dokumentation des Codes, sowie die Benennungen von neuen Features in Englisch gehalten (siehe Abbildung 7 und Listings 1&2). Dadurch wird die Konsistenz in der Benennung gewahrt und die Lesbarkeit und Erweiterbarkeit wird gesteigert. Bei der Implementierung wurden gewisse Kompromisse eingegangen und folgende erwähnenswerten Entscheidungen getroffen, beziehungsweise Umsetzungen gewählt:

3.4.1 Externe Simulationsfaktoren

Die Implementierung beschränkt sich weitestgehend auf den Wolfsagenten und dieser soll in das vorgegebene Basis Modell des EINP (siehe Abschnitt 2.4) eingearbeitet werden, ohne dieses mehr als nötig zu verändern.

Der Wolfsagent bildet genauso ein Tier ab, wie die bereits existieren Tieragenten, daher wird auch er als Unterklasse des AbstractAnimal implementiert und teilt sich Eigenschaften mit den

Beutetieren. Im LandscapeLayer wird eine Methode zum Erzeugen dieses neuen Agententyps hinzugefügt, analog zu den anderen Agenten.

Die Beutetiere verfügen über drei grundsätzliche Verhaltensmuster: Sie suchen nach Nahrung, bewegen sich regelmäßig zu Wasserquellen und vermehren sich. Einige Berechnungen von Werten mussten hier angepasst werden, damit sie bei einer Veränderung der Ticklänge inhaltlich konsistent bleiben.

3.4.2 Struktur und Organisation von Rudeln

Jeder Wolf ist Teil genau eines Rudels und bekommt eine „herdID“ zugewiesen. Bei der Initialisierung wird jedem Wolf eine ID zugewiesen. Wölfe mit derselben ID bilden ein gemeinsames Rudel ab. Zur Interaktion mit seinem Rudel nutzt ein Agent dann die Explore() – Funktion des Environments aus dem MARS-Modell und verwendet die herdID zur Identifikation.

Außerdem hält jeder Wolfsagent ein „isLeading“-Flag und definiert darüber, ob er zum fortpflanzenden Paar gehört. Dieses Paar wird bei der Initialisierung der Simulation als erwachsenes Tier erstellt, hierzu wird das Alter auf 3 gesetzt. Alle anderen Wölfe werden als Neugeborene initialisiert. Zusätzlich nimmt ein isLeading Agent bei der gemeinsamen Jagd eine führende Rolle ein. Hierbei wird vorrangig das Männchen gewählt, auch wenn dies in der Natur nicht immer der Fall ist (siehe Abschnitt 2.1.2).

Einmal im Jahr wird das leitende Weibchen, bei Anwesenheit eines Männchens, mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit schwanger und zwei Monate später werden neue Wolfsagenten gespawnt. Diese werden mit der herdID ihrer Eltern, isLeading = false und einem Alter von 0 erstellt. Sobald ein Agent das Alter von 2 erreicht, kann er das Rudel verlassen und ein eigenes gründen. Dann ändert sich isLeading auf true und die nächste freie herdID wird vergeben. Dafür existiert eine dauerhaft aktuelle Klassenvariable „nextID“. Diese wird aufgrund der Nebenläufigkeit der Simulation mit Hilfe der C# Klasse „Threading.Interlocked“ auf thread-sichere Weise aktualisiert.

Treffen zwei einsame Wölfe aufeinander, schließt sich das Männchen dem Rudel des Weibchens an. Sie bilden dabei ein neues fortpflanzungsfähiges Paar.

3.4.3 Bewegung durch den Park

Abhängig von der Konfiguration, seines Zustands, sowie seiner Umwelt führt ein Wolfsagent unterschiedliche Bewegungsmuster aus. Jede zufällige Bewegungsart stellt sicher, dass sie nicht auf dem Wasser endet und wird dann bei Bedarf wiederholt. Die Entscheidungsfindung ist in Abbildung 8 abgebildet. Die Bedeutung und Umsetzung der einzelnen Bewegungsmuster werden anschließend erklärt.

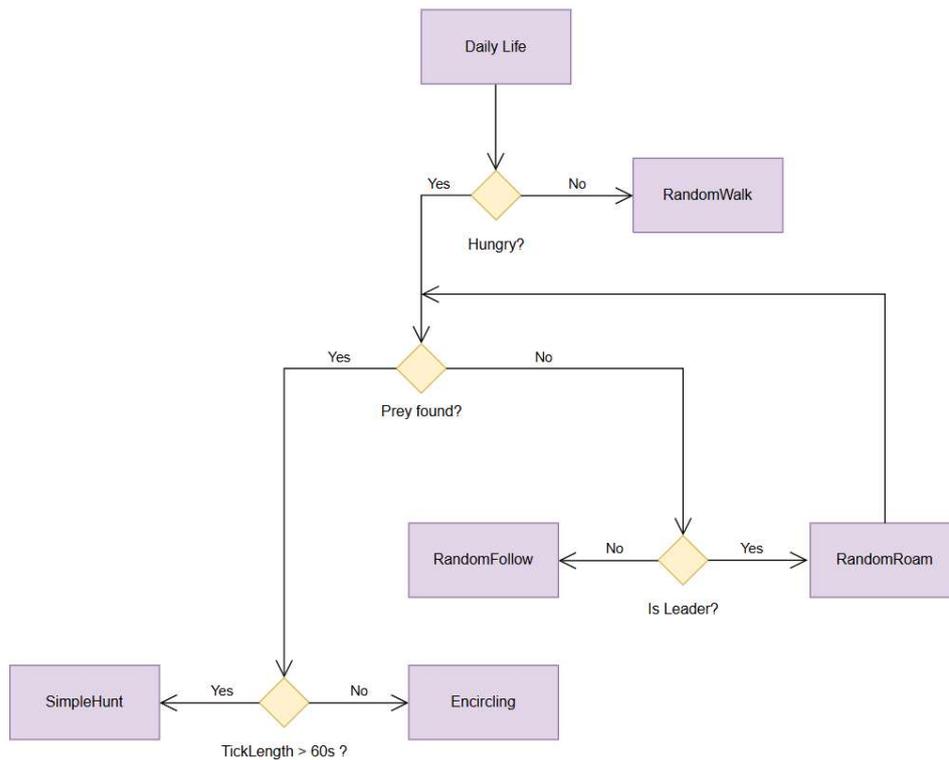


Abbildung 8: Entscheidungsbaum für Bewegungsart

RandomWalk

Der *RandomWalk* wird ausgeführt, wenn ein Wolfsagent kein aktuelles Ziel hat. Es handelt sich um eine Bewegung in zufälliger Weite und Richtung mit geringerer Reichweite.

RandomRoam

RandomRoam wird vom Leittier auf der Suche nach potenzieller Beute verwendet. Dabei wird analog zu *RandomWalk* gehandelt, nur mit der Einschränkung auf die Richtung. Diese wird nur eingeschränkt im Vergleich zur letzten Bewegung verändert, um weiterhin eine Variation abzubilden, aber trotzdem für ein zielstrebiges Umherstreifen in eine grobe Richtung zu sorgen. Sind alle Versuche erfolglos (dies könnte beim Treffen auf eine Wasserkante passieren), dann wird die Richtung zuerst um 180 Grad gedreht, und der mögliche Winkel erweitert. Ist auch dies erfolglos (zum Beispiel auf einer schmalen Landzunge), dann wird die letzte Bewegung in umgekehrter Richtung wiederholt.

RandomFollow

RandomFollow wird von Wölfen ausgeführt, die einem Leittier folgen.

W: folgender Wolf, L: Leader

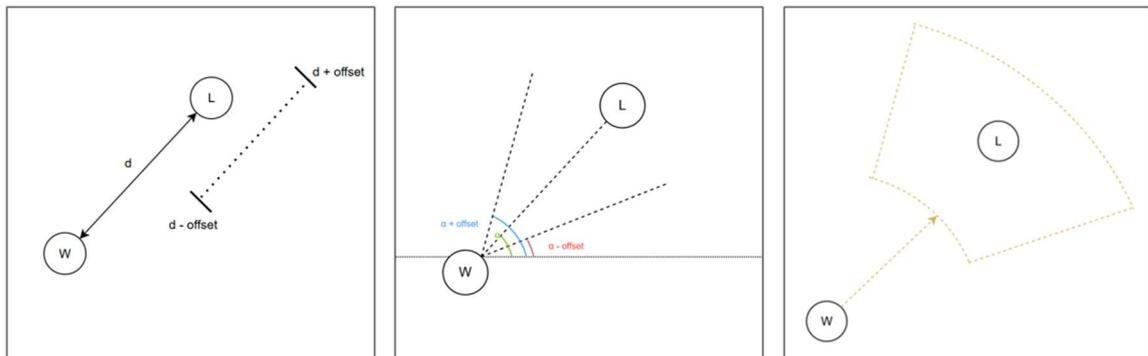


Abbildung 9: Zufallsberechnung des Bewegungsvektor bei RandomFollow

Der folgende Wolf berechnet sowohl die Distanz wie auch den Winkel zum Leittier und versieht beide Werte mit einem absoluten Zufallsmodifikator, der sowohl positiv als auch negativ sein kann. Dies führt dazu, dass ein zufälliger Punkt in einem Bereich um den Leittier gefunden wird. Die Spanne des offsets für den Abstand wird so gewählt, dass er meist negativ ist, aber hin und wieder auch positiv. Dies führt dazu, dass ein folgender Wolf von Zeit zu Zeit den Leittier „überholt“ und sich eben nicht immer eine Schlange hinter eben diesem bildet.

Encircling

Encircling beschreibt das Umzingeln eines Beutetiers. Dabei handelt jeder Wolf nach denselben Regeln und sorgt so dafür, dass die Beute umzingelt wird.

Für einige dieser Bewegungsmuster gibt es auch andere, etablierte Lösungen, wie zum Beispiel von Reynolds(1999) (siehe Abschnitt 1.4). Es wurde sich dazu entschieden eigene Methoden zu verwenden, da sie leichter anzupassen und im Falle der Umzingelung und der Verfolgung dann genaueren Vorstellungen folgen können.

3.4.4 Umsetzung von Jagdstrategien

Ein Wolfsrudel jagt immer gemeinsam genau ein Beutetier. Auf der Suche nach Beute entscheidet sich der Leitwolf für das erste gefundene Beutetier. Werden mehrere Beutetiere im selben Tick gefunden, dann werden zuerst Jungtiere und danach schwache Tiere bevorzugt. Diese Information wird indirekt übermittelt, in dem ein Attribut in allen Wolfsagenten eines Rudels durch den Agenten des Leittiers gesetzt wird.

Eine detaillierte Simulation von Bewegungen während der Jagd wird nur bei einer Ticklänge im Sekundenbereich durchgeführt. Bei Werten größer gleich 60 Sekunden also, wird nur per Zufall entschieden, ob eine Jagd erfolgreich war oder nicht. Die Berechnung der Erfolgchance basiert auf einer Tabelle mit Werten aus MacNulty et al. (2014). In dieser Grundlage fehlen Werte für Elche. Daher werden für diese aufgrund der Größe auch die für Bisonjagden verwendet.

Bei Werten unter 60 Sekunden wird auf die Regeln aus Muro et al. (2011) zurückgegriffen. Diese gelten für jeden Wolf einzeln und bedürfen keinerlei explizite Kommunikation zwischen den Agenten, um zum gewünschten Ergebnis zu führen. Zusammengefasst und frei übersetzt sagen diese:

Erste Regel: Bewege in Richtung des Beutetiers und stoppe, sobald eine gewisse sichere Distanz erreicht ist.

Zweite Regel: Wenn die sichere Distanz erreicht ist, bleibe innerhalb dieser und entferne dich von anderen Wölfen, die sich ebenfalls in sicherer Distanz befinden.

Alle Wölfe, die sich in sicherer Distanz zum Beutetier befinden, sind also auf einem Kreis mit dieser Distanz als Radius um die Beute herum. Um sich von den anderen Wölfen auf diesem zu entfernen, muss ein Wolf nun eine neue Position finden. Für diese Berechnungen gibt es sicherlich viele Lösungsarten. Für dieses Modell wurde folgende entwickelt und verwendet:

Bei keinem anderen Wolf ist eine Berechnung hinfällig, und bei nur einem weiteren ist es trivial, da schlicht die entgegengesetzte Position eingenommen werden muss. Ab einem dritten Wolf auf dem Kreis muss diese jedoch berechnet werden:

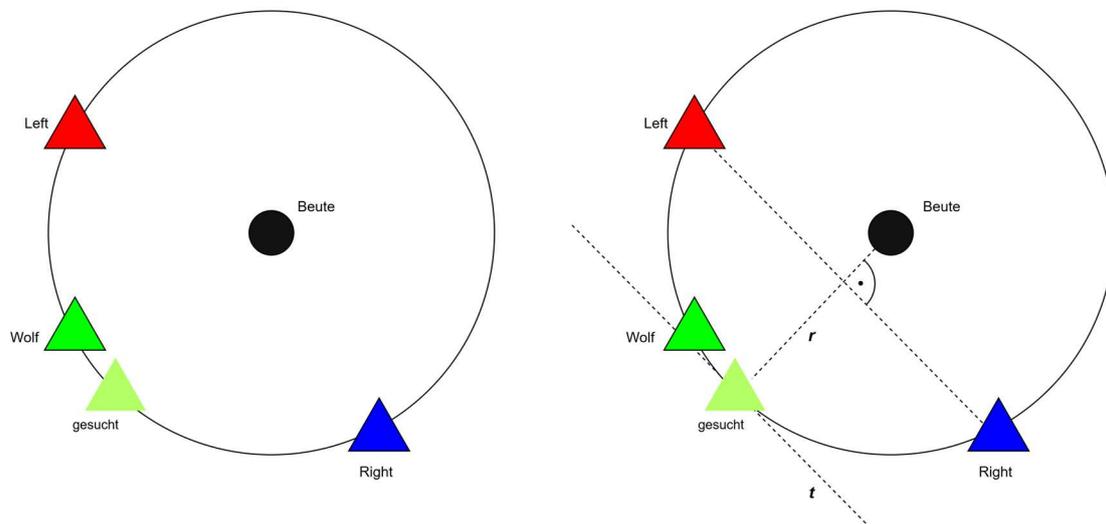


Abbildung 10: Berechnung der Mitte auf Kreis um Beutetier

Um die Position in Relation zur Beute zu finden sind zwei Werte von Nöten: Die Distanz, sei es r , und der Winkel von der Beute aus gesehen, sei es φ . Die Distanz ist vorgegeben, bleibt also nur der Winkel φ . An jedem Punkt auf einem Kreis existiert eine Tangente t , die im rechten Winkel zum Radius r verläuft. Da von diesem gesuchten Punkt in der Mitte beide Nachbarn (*left* und *right*) exakt gleichweit entfernt sind, ist auch die Verbindung zwischen diesen beiden parallel zu t (siehe Abbildung 10). Es reicht also den Winkel dieser Verbindung zu berechnen

und um 90 Grad zu drehen. Da *left* und *right* aus Sicht vom *wolf* definiert sind ist diese Drehung auch immer positiv, heißt im Uhrzeigersinn, also gilt

$$\varphi_{\text{gesucht}} = \varphi_r = \varphi_t + 90^\circ = \varphi_{\text{left} \rightarrow \text{right}} + 90^\circ$$

Nun gilt es nur noch aus der Perspektive des handelnden Wolfs *left* und *right* zu definieren. Dazu wird eine zyklische Liste des gesamten Rudels erstellt und diese dann im Uhrzeigersinn, also aufsteigend anhand des Winkels zum Beutetier, sortiert. Der Wolf direkt vor dem selbst handelnden ist dann *right* und der direkt auf den Wolf selbst folgende *left*.

```
cyclicList = packList.sortUsing(BearingToPrey)
ownIndex = cyclicList.findIndex(this)
left = cyclicList[ownIndex + 1]
right = cyclicList[ownIndex - 1]
```

Listing 3: Pseudocode zum Finden der Nachbarn

Das Sortieren dieser Liste sorgt für keine hohe Komplexität, da die Liste sehr kurz ist. Um Fehler aufgrund der Parallelität zu vermeiden, wird auf Basis eines snapshots der Daten gearbeitet.

Mithilfe dieses Algorithmus findet ein Wolf die genaue Position auf dem Kreis zwischen seinen beiden Nachbarn und kann die zweite Regel erfolgreich befolgen.

3.4.5 Anpassbare und festgelegte Parameter

In dem Modell finden sich viele konkrete Werte wieder, die großen Einfluss auf den Ablauf der Simulation haben. Dazu gehören naturgegebene Konstante, wie zum Beispiel die Anzahl an Sekunden pro Stunde zur Umrechnung von Zeitschritten, aber auch einige bewusst gewählte, aber festgesetzte, und andere Werte, die in der Config-Datei angepasst werden können.

Dabei handelt es sich um folgende:

Name	Wahl	Begründung
DailyFoodNeed	Config	Der Nahrungsbedarf kann je nach Anwendungsfall unterschiedlich sein und einzeln untersucht werden
DailyWaterNeed	Config	Analog zum FoodNeed
HungerThreshold	Config	(Ab wann aktive Futtersuche beginnt) Analog zu FoodNeed
EdibleWeight	Config	Je nach Quelle und zu untersuchendem Anwendungsfall, kann der Nährwert bestimmter Beute variieren
MaxAge	Fest	Die Lebenserwartung von Wölfen ist gut erforscht, die tatsächlich Mortalität kann anders simuliert werden
RandomWalkDist	Config	Der Bewegungsradius hat großen Einfluss auf die Bewegungsmuster und kann zentraler Bestandteil von Versuchen sein
MaxMoveSpeed	Config	Das Lauftempo der Agenten ist zentraler Bestandteil der Simulation und Effizienz der Jagd
RandomMove-Offset	Fest	Die entwickelten Algorithmen zum Folgen und Umherstreifen sind eng auf konkrete Werte angepasst
RandomMove-Tries	Fest	Die Anzahl an Versuchen während Zufallsbewegungen ist Teil des Algorithmus nicht der Untersuchungen
PregnancyChance	Config	Unterschiede in Quellen und bietet Grundlage für Experimente
LitterSize	Config	Analog zu PregnancyChance
PupSurvivalRate	Config	Analog zu PregnancyChance
MaxHuntDistance	Config	Zentraler Wert zur Simulation der EasyHunt und dessen Erfolg
SafeDistanceTo	Config	Entscheidend fürs Verhalten bei der Jagd und Bewegungen
VisionRange	Config	Analog zu MaxHuntDistance

Tabelle 4: Parameterliste

4 Simulationsexperimente und -ergebnisse

Ziel der Erstellung eines Wolfsagenten, und damit auch der daraus abgeleiteten Anforderungen, war es eine realistische und anpassbare Simulation des Lebens von Wölfen im Elk Island National Park zu bieten.

Diese umfasst verschiedene Aspekte mit unterschiedlichster Ausdehnung, sowohl in räumlicher wie auch in zeitlicher. Daher wurden einzelne Experimente mit verschiedenen Konfigurationen durchgeführt, um die einzelnen Aspekte der Simulation genauer zu untersuchen.

4.1 Durchführung von Experimenten

Jedes Experiment wurde mindestens 5-mal mit identischer Konfiguration wiederholt, davon werden ausgewählte Einzelergebnisse vorgestellt. Aufgrund der Nebenläufigkeit und der (Pseudo-)Zufallsgeneration einzelner Werte ist das Modell nicht deterministisch und kann so zu unterschiedlichen Ergebnissen führen. Zur Untersuchung von kurzfristigen Anforderungen, also Jagdverhalten, Beutesuche und Bewegung wird ein einziges Wolfsrudel in unterschiedlicher Größe initialisiert. Für langfristige Versuche werden mehrere, gleichmäßig im Park verteilte Rudel erzeugt, darunter 15% einsame Wölfe.

Abschließend wurde noch eine Simulation über 15 Jahre, basierend auf so realistischen Daten, wie möglich erstellt. Die initialen Populationsgrößen wurden den Statistiken von Parks Canada aus dem Jahre 2017 entnommen. Für Wölfe gibt es hier jedoch keine veröffentlichten Untersuchungen, daher mussten diese Populationen geschätzt werden. Dafür wurden zwei Quellen verwendet, die jährlichen Reports aus dem GVE (siehe Abschnitt 2.1.2) und die Daten von Wildkameras aus dem Park (siehe Abschnitt 2.2). Den Reports zufolge liegt die durchschnittliche Wolfsdichte in den letzten Jahren bei ca. 50-65 Wölfen pro 1000km² und die Rudelgröße

bei 3-4,5 (Gable et al., 2022; 2023). Der EINP hat eine Fläche von 194km², das würde demnach ungefähr 10-13 Wölfe in 3-4 Rudeln ergeben.

Die Wildkameras haben ca. 6000-mal Bisons, bei einer Population von ca. 1000, gesichtet. Umgerechnet auf die 24 Wolfssichtungen, würde dies 4 Wölfe im Park bedeuten. Es ist jedoch davon auszugehen, dass Wölfe schwerer zu sichten sind und diese Messung aufgrund der geringen Population ungenauer ist. Deswegen wurde eine Population von 11 Wölfen geschätzt, aufgeteilt in Rudel der Größe 5, 3 und 2, sowie einen einsamen Wolf.

Eine komplette Auflistung der Simulationsparameter aller Experimente ist im Anhang zu finden.

4.2 Ergebnisse der Experimente

Zur Visualisierung von Daten wurden kepler.gl, QGIS, Microsoft Excel, sowie die Python Bibliothek matplotlib verwendet.

Experiment 1: Ein Rudel, keine Beute



Abbildung 11: Bewegungen von Wolfsagenten auf der Beutesuche

Die Momentaufnahmen der Bewegungsmuster in Abbildung 11 zeigen ein Wolfsrudel auf Nahrungssuche. Die Bewegung folgt grob Richtung Norden und wird verändert, nachdem das Rudel auf ein Hindernis in Form eines kleinen Sees trifft. Nach zwei Wochen verhungern alle Wölfe und die Population sinkt auf 0.

Experiment 2: Ein Rudel, eine Beutetierart, große HuntDistance

<i>Rudelgröße</i>	<i>Beutetierart</i>	<i>Durchschnittliche Erfolgsquote</i>	<i>Erwartete Erfolgsquote</i>
10	Wapiti	13,63%	13,00%
8	Wapiti	18,84%	17,00%
6	Wapiti	24,16%	25,00%
4	Wapiti	32,45%	33,00%
1	Wapiti	14,28%	14,00%
10	Bison/Elch	21,76%	21,00%
8	Bison/Elch	11,65%	12,00%
6	Bison/Elch	6,89%	7,00%
4	Bison/Elch	3,82%	4,00%
1	Bison/Elch	1,21%	1,00%

Tabelle 5: Erfolgsquoten der Jagd von Wolfsagenten bei einer Ticklänge von 5 Minuten

Für dieses Experiment wurde der Code vorübergehend um eine Funktion zum Zählen von Jagdversuchen erweitert. Die Ticklänge auf 5 Minuten gestellt und ein einzelnes Rudel mit ausreichend Beute einer Art in direkter Nähe gespawnt. Alle Werte entsprechen grob den Erwarteten.

Experiment 3: Ein Rudel, reduzierter Nahrungsbedarf



Abbildung 12: Populationsverläufe bei ausreichend Nahrung

Für dieses Experiment wurde über einen Zeitraum von 6 Jahren simuliert. Dabei wurde der Nahrungsbedarf reduziert, um eine reibungslose Fortpflanzung zu gewährleisten. Einmal pro Jahr bekommen die Wölfe Nachwuchs und die Population steigt. Zum Vergleich wurde dieselbe Simulation erneut, nur mit einer maximalen Wurfgröße von 0, durchgeführt.

Experiment 4: Ein Rudel, ein Beutetier in unmittelbarer Nähe, 2-Sekunden-Ticks

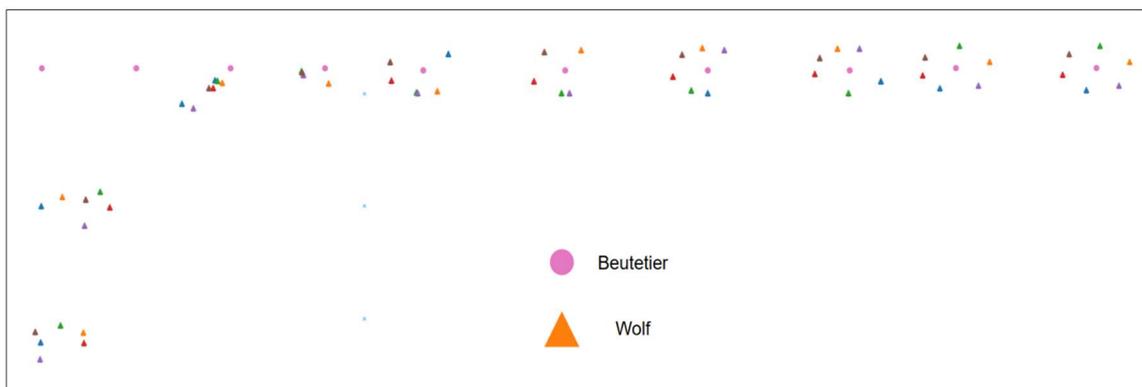


Abbildung 13: Positionen von Wölfen und Beute während einer Jagd

Für dieses Experiment wurde ein Wolfsrudel direkt neben ein Beutetier, das sich in einer geraden Linie bewegt, gespawnt. Es wurde mit Rudeln verschiedener Größen durchgeführt. In Abbildung 13 sieht man die verschiedenen Positionen während der Ticks bei einer Rudelgröße von 6 Wölfen. In den ersten Schritten nähern sie sich dem Beutetier und zuletzt ist das Beutetier umzingelt.

Experiment 5: Realistische Konfiguration

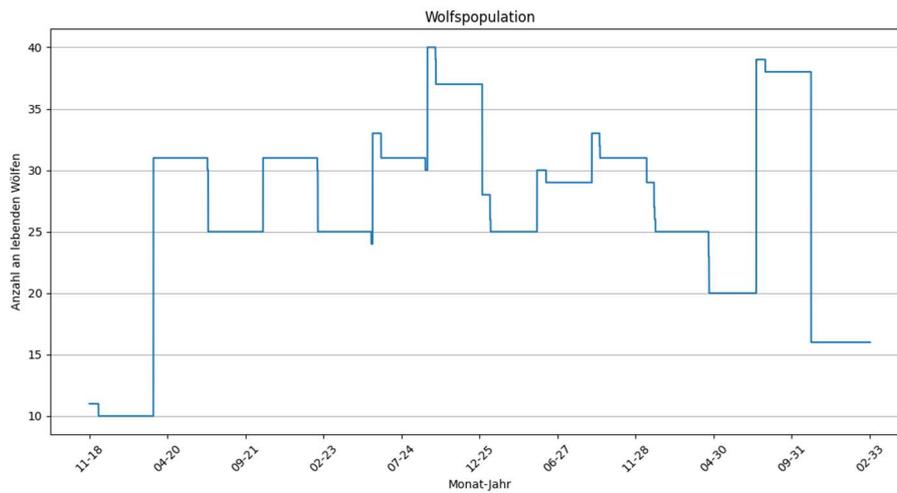


Abbildung 14: Wolfspopulation über 15 Jahre

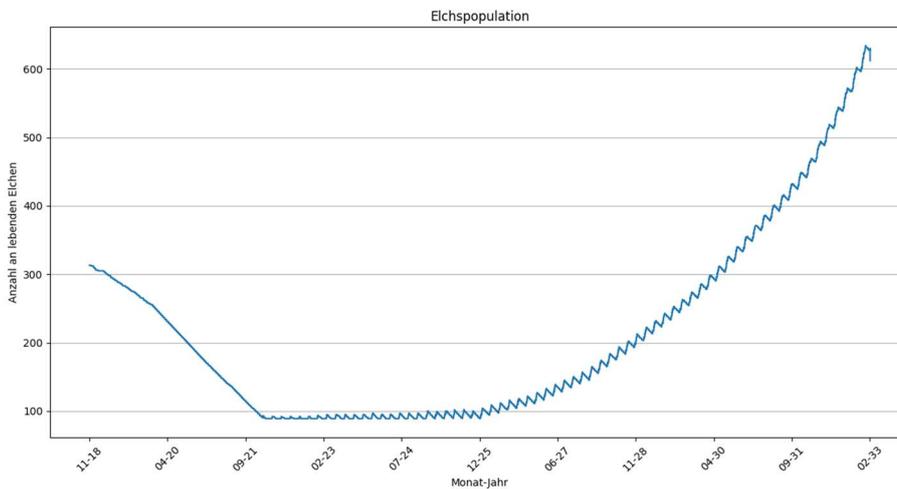


Abbildung 15: Elchspopulation über 15 Jahre

Im letzten Experiment wurden alle Werte nach den Grundlagen in Abschnitt 2 möglichst realitätsnah gewählt. Auch die Menge und Positionierung der Agenten folgt möglichst echten Daten. Abbildung 14 zeigt ein ständiges Auf und Ab der Wolfspopulation. Ungefähr einmal pro Jahr werden neue Jungtiere geboren, doch in einem ähnlichen Maße sterben auch regelmäßig Rudel aus. In Abbildung 15 ist zu sehen, dass die Elchspopulation zunächst durch den Jagddruck sinkt, dann einige Zeit in einem Gleichgewicht bleibt und schließlich in ein exponentielles Wachstum übergeht. Die Heatmaps in Abbildung 16 zeigen, dass sich die Wölfe zwar anfangs und zu Ende ganz im Süden oder ganz im Norden aufzuhalten scheinen, im Verlauf der Jahre sich aber im gesamten Park, mit einer etwas höheren Aufenthaltsquote in der Mitte, aufhalten.

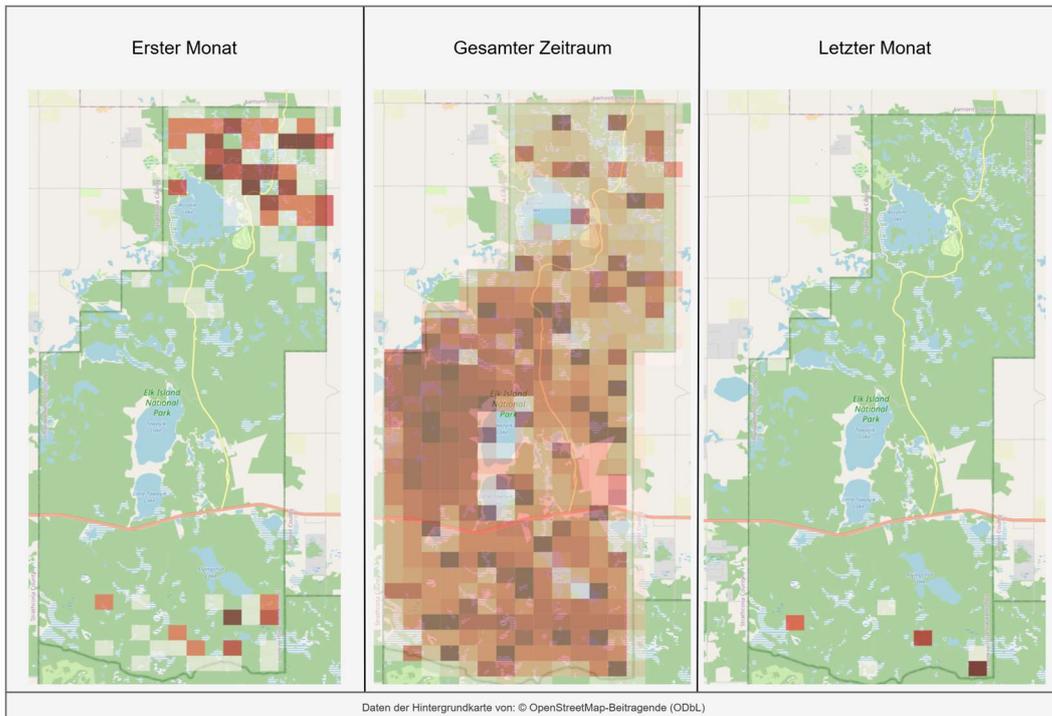


Abbildung 16: Heatmaps mit Aufenthaltssorten von Wolfsagenten nach 15 Jahren

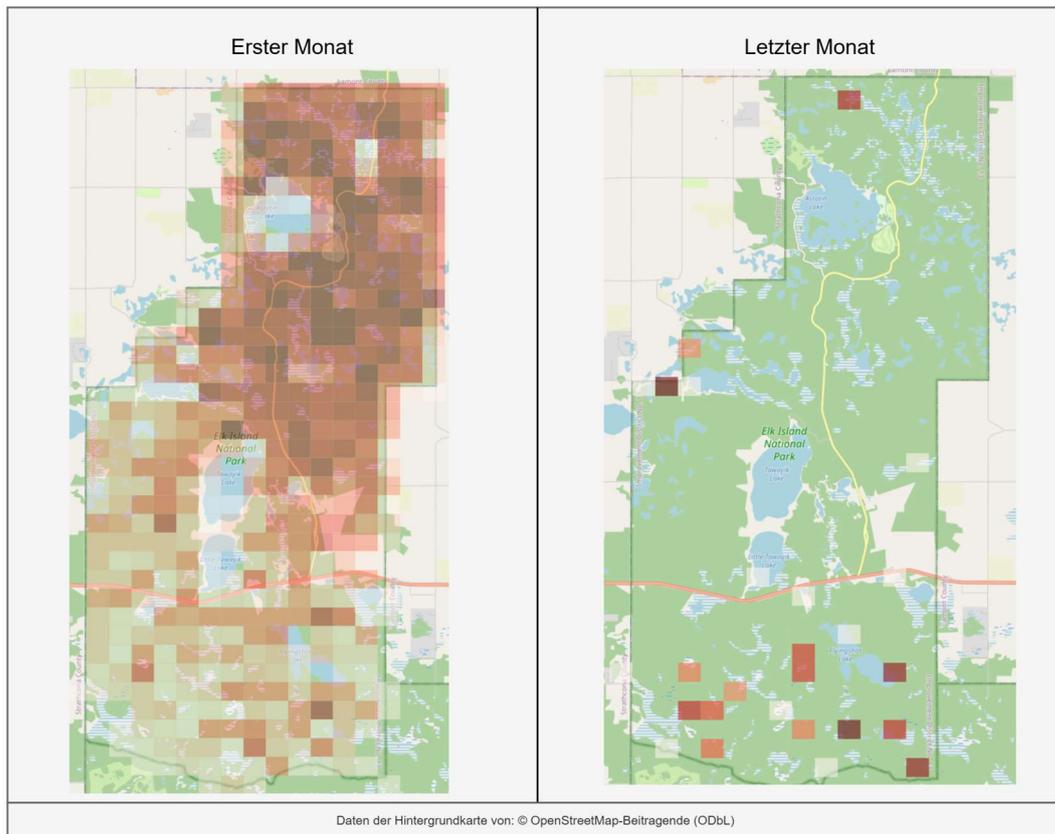


Abbildung 17: Heatmaps mit Aufenthaltsorten von Elchsagenten nach 15 Jahren

Im Vergleich dazu ist in Abbildung 17 zu sehen, dass sich die Elche zum Ende scheinbar im Süden sammeln und dabei nicht besonders weitflächig verteilen. Die Vermutung liegt nahe, dass die meisten Elche in der Mitte des Parks mit mehr Wölfen zu kämpfen hatten und deswegen dort ausgerottet wurden. Man muss bedenken, dass diese Art der Darstellung täuscht. Am Ende sind in Summe mehr als doppelt so viele Elchsagenten am Leben wie zu Beginn. Diese scheinen sich an einzelnen wenigen Orten zu sammeln, aber trotzdem auch an Stellen zu verteilen, in denen durchaus noch Wölfe jagen. Das exponentielle Wachstum ist also nicht auf eine räumliche Trennung zurückzuführen.

5 Diskussion

Es wurden verschiedene Experimente durchgeführt, um einzelne Anforderungen und Funktionen zu testen und zu demonstrieren.

5.1 Analyse der Simulationsergebnisse

Die Ergebnisse der Experimente 3 und 5 zeigen den Lebenszyklus der Wolfsagenten. Es wird sichtbar, dass diese sich einmal jährlich vermehren und eventuell auch sterben können. Auch wenn die Populationsdiagramme dies aufgrund der zeitlichen Überlappung nicht abbilden können, zeigt das Auswerten einzelner Daten, dass neugeborene Wölfe sich im Laufe der Zeit entwickeln und nach einer gewissen Zeit erwachsen werden, ein neues Rudel gründen und sich ebenfalls fortpflanzen. So existierte zum Ende von Experiment 5 noch ein Rudel mit 4 Wölfen mit der ID 30. Im Laufe der Zeit sind also mindestens 26 Wölfe erwachsen geworden und haben ein neues Rudel gegründet. Die Diagramme zeigen aber auch, dass die Wolfsagenten immer auf einen Schlag versterben. Das ist natürlich unrealistisch und liegt vor allem an den fehlenden natürlichen Todesursachen, wie Verletzungen oder Krankheiten. Das Jagen großer Beutetiere wie Bisons birgt ein gewisses Risiko, dass in dieser Simulation gänzlich außer Acht gelassen wird. Auch hat jeder Agent den exakt gleichen Nahrungsverbrauch, aber innerhalb eines Rudels auch die gleiche Nahrungsaufnahme. Dadurch gibt es innerhalb der Rudel selten Unterschiede im Sättigungswert.

Die Bewegungsmuster in Abbildung 11 folgen grob den Erwartungen. Es ist deutlich zu sehen, dass das Leittier immer vorweg geht und die anderen Agenten folgen. Ziel des eigenen Follow Algorithmus war es, dass keine klare Schlange hinter dem Anführer entsteht, sondern sich das Rudel als eine Art Wolke fortbewegt. Dies funktioniert nicht, da die Bewegung des Leittiers oft einen Tick „vorräus“ sind, also sich selbst weiterbewegt während die anderen folgen.

Demnach entsteht doch ein Muster, wie es auch eine Standardlösung, wie zum Beispiel aus Reynolds (1999) erzeugt hätte. Dies deckt sich allerdings auch mit vielen Beobachtungen aus der Natur, also wird die Bewegung trotzdem realistisch abgebildet.

Experiment 2 zeigt die erwarteten Quoten bei der Jagd. Dies bestätigt, dass die randomisierten Berechnungen mit Pseudozufallszahlen korrekt implementiert wurden und den gewünschten Effekt bringen.

Der Positionsverlauf in Abbildung 13 ist nur ein Beispiel von vielen. In anderen Durchläufen wird eine eingekreiste Formation schneller und in noch anderen nach deutlich mehr Ticks erreicht. Die Anzahl an Agenten hat darauf keinen relevanten Einfluss. Der Grund scheint also vor allem darin zu liegen in welcher Reihenfolge die Agenten aufgrund der unvorhersagbaren Parallelität der Simulation handeln. Das Umzingeln des Beutetiers funktioniert dabei immer, wenn die Wölfe eine höhere Bewegungsgeschwindigkeit aufweisen als die Beutetiere und andersherum nie, wenn sie langsamer sind. Um eine realistischere und abwechslungsreichere Jagd abzubilden wären Veränderungen nötig. Ansätze dafür wären zum Beispiel kompliziertere Fluchtversuche oder eine bessere Berechnung der angestrebten Position - nicht auf Basis der aktuellen Position, sondern vielmehr auf Basis einer Schätzung der nächsten Bewegung des Beutetiers.

Experiment 5 hat erfolgreich gezeigt, dass auch eine langfristige Simulation des gesamten Parks möglich ist. Der anfängliche Einbruch der Elchpopulation liegt sehr wahrscheinlich an dem Umstand, dass Elch Agenten erst 3 Jahre nach dem Start der Simulation mit der Reproduktion begonnen haben. Spannend ist der Umstand, dass über einen Zeitraum von 4 Jahren eine Population von ungefähr 30 Wölfen die von etwa 90 Elchen gleichmäßig reguliert und sich beide die Waage halten. Dabei gilt es zu beachten, dass Elche nur etwa 15% der verfügbaren Beutetiere der Wölfe in dieser Simulation ausmachen. Der Umschwung auf ein exponentielles Wachstum der Elchpopulation fällt zeitlich zusammen mit dem Tod von etwa 30% der Wolfsagenten. Es lässt sich vermuten, dass diese beiden Events unmittelbar zusammenhängen. Der exponentielle Anstieg von Pflanzenfressern in einem abgegrenzten Bereich, wie dem EINP, würde in der Realität durch ein begrenztes Maß an Nahrung (manchmal sogar Wasser) reguliert werden. Doch dieser Effekt kommt in der Simulation nicht zu tragen, da der

VegetationLayer durch die Nahrungsaufnahme von Agenten nicht verändert wird, also „unendlich“ Biomasse zur Verfügung stellt.

Die lokale Ausführung dieser Simulation hat ca. 90 Minuten gedauert. In Zeiten des Cloud Computing ließe sich dies natürlich weiter reduzieren und zeigt, dass das Modell auch bei großen (realistischen) Mengen an Agenten weiterhin verlässlich funktioniert. Doch durch die exponentielle Zunahme an Agenten in dieser Konfiguration würden längere Zeiträume zunehmend langsamer werden und irgendwann durch das Überschreiten von Kapazitäten der internen Datenstrukturen auch zu einem Abbruch der Simulation führen.

6 Fazit und Ausblick

6.1 Ausblick

Auch wenn die Einführung eines Spitzenprädators in Form eines Wolfagenten in das EINP-Modell erfolgreich war, gibt es viele Möglichkeiten das Modell zu verbessern. Sowohl aus technischer wie auch aus inhaltlicher Sicht wurden viele Abstraktionen gemacht, die das Verhalten und damit auch mögliche Ergebnisse unrealistischer gestalten.

6.1.1 Erweiterung des Simulationsansatzes

Die Simulationen sind aufgrund von inhaltlichen Beschränkungen an ihre Grenzen gestoßen. Es existieren viele Möglichkeiten diese aufzulösen und den Simulationsansatz zu erweitern. Dazu gehören unter anderem folgende:

Verhalten von Beutetieren

Ein zentraler Bestandteil des Lebens von Wölfen in der Natur, wie auch des Verhaltens der Wolfagenten in der Simulation, ist die Jagd auf ihre Beutetiere. Das Verhalten ebendieser wurde hier nicht thematisiert und im Verlauf der Entwicklung auch nicht verbessert. Es handelt sich bei zwei der drei Tierarten (Wapitis und Bisons) um Herdentiere. Dieses Verhalten wird jedoch nicht widerspiegelt und verzerrt dadurch die Verteilung auf die Parkgebiete drastisch. Es entfernt außerdem einen wesentlichen Teil der Jagdstrategie von Wölfen, das Isolieren. Des Weiteren ist es für jedes Raubtier relevant auf Fluchtversuche seiner Beute reagieren, beziehungsweise sie verhindern zu können. Da die Beuteagenten auch über diese Eigenschaft nicht verfügen, fällt ein wesentlicher Teil der Räuber-Beute Dynamik weg und sorgt weiter für ein Sinken der Realitätsnähe des Modells.

Variation der Jagdstrategien

Es ist nicht möglich eine klare Definition zu liefern, auf welche bestimmte Art und Weise Wölfe jagen. Ihre Strategien reichen von blitzartigen Überfällen aus dem Hinterhalt bis zu stundenlangen Hetz- und teilweise auch mehrtägigen Verfolgungsjagden (Mech & Boitani, 2003). Die Wahl dieser Strategien hängen von vielen Faktoren ab, zum Beispiel der Zusammensetzung des Rudels, der Art der Beute, der Landschaft und noch anderen, teilweise auch unbekanntem Einflüssen. Es wäre denkbar die Wolfsagenten so zu verbessern, dass sie aufgrund der Situation eine Wahl treffen eine bestimmte Jagdstrategie auszuwählen und zu verfolgen.

Außerdem bergen Jagden auch Risiken. Ein Angriff auf ein großes Beutetier kann für Verletzungen sorgen, die kurz- oder langfristig zum Tod eines Wolfes führen. Auch eine Art der Risikobewertung wäre also denkbar und realistisch.

Territorialverhalten

Bei Wölfen lässt sich ein ausgeprägtes Territorialverhalten beobachten (siehe auch Abschnitt 2.1.2) (Gable et al., 2023). Dieses trägt in großem Maße sowohl zum Bewegungsverhalten wie auch zum Sozial- und Jagderfolg bei. Der Wolfsagent hingegen bewegt sich völlig unabhängig davon durch den Park. Es gibt mehrere Möglichkeiten dieses in das Modell einzuarbeiten. Es ließe sich zum Beispiel ein realitätsnahes Verteilen von Duftmarken, die Wolfsagenten eines anderen Rudels meiden, einführen. Aber auch das Hinzufügen von Vektordaten mit Territorien bei der Initialisierung oder zumindest einer Heimathöhle, zu der ein gesättigtes Wolfsrudel zurückkehrt, könnten für eine verbesserte Annäherung an die Natur sorgen.

Variationen in den Rudelstrukturen

Nicht alle Wolfsrudel funktionieren so einfach, wie im Modell abgebildet. „Patch-Work-Familien“, in denen einsame Wölfe adoptiert oder Stiefeltern den Tod eines brütenden Tieres ausgleichen, sind keine Seltenheit. Auch diese Entscheidungen könnten den Wolfsagenten möglich gemacht werden.

Berücksichtigung von anderen Umwelteinflüssen

Das Basis-Modell bietet bereits ein Layer mit Vegetation und Wetterdaten, die Wolfsagenten nutzen könnten, um realistischer modelliert zu werden. Die Vegetation und ihr Verbrauch hat

einen wichtigen Einfluss auf das Verhalten und die Menge der Beutetiere und damit auch der Wölfe. Nicht zuletzt macht eine fehlende Regulation durch diese, längere Simulationszeiträume aktuell unmöglich. Auch das Wetter hat Einfluss auf den Energieverbrauch und damit Nahrungsbedarf, die Wahrnehmungsreichweite durch Sicht und Geruch, sowie auf die Bewegungsgeschwindigkeit, aufgrund von Schneetiefe und der Unterscheidung zwischen offenen und gefrorenen Wasserflächen.

6.1.2 Technische Verbesserung des Modells

Auch aus technischer Sicht gibt es verschiedene Ansätze, auf die bislang verzichtet wurde, die zu einer Verbesserung des Modells führen können. Dazu gehören zum Beispiel:

Kollisionsvermeidung zwischen Agenten

Aufgrund von Zufallsfaktoren in der konkreten Berechnung der Bewegung und der Verteilung während der Jagd bewegen sich Agenten selten an denselben Punkt. Aber gerade zu Beginn und zum Ende einer Jagd, kommt dies häufiger vor. Dabei sind dann die Positionen der Agenten näher beieinander, als es physischen Wölfen möglich wäre. Dies ließe sich mit einer Funktion zur Kollisionsvermeidung verhindern. Hierzu gibt es mehrere Standardansätze, die umgesetzt werden könnten.

Pfadberechnung

Jegliche Bewegungen im Modell sind genau genommen Teleportationen. Es wird in jedem Tick ein neues Ziel berechnet und die Bewegung unabhängig von allem, was dazwischen liegt, ausgeführt. Dies kann bei kurzen Ticklängen dazu führen, dass Wölfe während der Umzingelung eines Beutetiers einen Punkt erreichen, der auf direktem Wege zwar nah genug dran liegt, unter Berücksichtigung des Weges „um die Beute herum“ jedoch eine zu weite Bewegung erfordern würde. Bei langen Ticklängen kann es dafür sorgen, dass Agenten Hindernisse, wie zum Beispiel Wasserflächen „überspringen“. Dies könnte dadurch verhindert werden, dass für jede Bewegung stattdessen ein Pfad zum Zielort gefunden werden muss.

Lernende Agenten

Wölfe sind sehr intelligente Tiere und mindestens so schlau wie domestizierte Hunde. Dies macht sich vor allem durch ihr Verständnis eines Kontextes und der Erkennung von Kausalzusammenhängen bemerkbar (Lampe et al., 2017). Das Forschungsfeld der lernenden Systeme, auch in Kombination mit MAS, gewinnt immer mehr an Interesse und Relevanz (siehe auch Abschnitt 1.4).

Das Modell bietet das Umfeld für das Experimentieren für lernende Agenten. Hierbei gibt es viele verschiedene Aspekte, bei denen Maschine Learning Einsatz finden könnte. Zum Beispiel die Jagdstrategien der Wölfe, aber auch die Flucht und Verteidigungstaktiken der Beutetiere wären eine Möglichkeit. Aber auch andere Entscheidungen, wie die Auswahl eines konkreten Beutetiers, Wegen auf der Suche nach Beute oder eines Territoriums, oder auch alles gemeinsam, wären hierbei denkbar und könnten für vielerlei Erkenntnisgewinn sorgen.

6.2 Fazit

Ziel dieser Arbeit war es dem Basis Modell für den Elk Island National Park auf Basis des MARS-Frameworks einen neuen Agententypen hinzuzufügen, der einen Spitzenprädatoren in Form eines Wolfs repräsentiert und dessen Leben und Verhaltensweisen abbildet. Dafür wurden sowohl technologische als auch inhaltliche Anforderungen erstellt und erfüllt, um das Modell zu einer besseren Grundlage für weiterführende Arbeiten weiterzuentwickeln.

Die Umsetzung der technologischen Anforderungen konnte eingehalten werden und die Implementierung ermöglicht eine weitgehend stabile und funktionierende Simulation. Die inhaltlichen Anforderungen hingegen konnten nur größtenteils umgesetzt werden. Die Zusammenarbeit der Agenten während einer Jagd und deren Entscheidungsfindung auf der Suche nach Beute konnten modelliert werden. Allerdings bleibt der erreichte Realismus der Simulation begrenzt. Während grundlegende Verhaltensweisen der Wölfe erfolgreich abgebildet werden konnten, lassen sich viele Variationen des Lebens in freier Natur nur sehr vereinfacht darstellen. Dies liegt unter anderem an begrenzter Datenverfügbarkeit, aber auch an einschränkenden Entscheidungen, die während der Entwicklung getroffen wurden. Außerdem sorgt die

Notwendigkeit, die reale Welt auf Modellannahmen zu abstrahieren, sowie die Einschränkung auf die Entwicklung eines einzigen Agententyps für eine fehleranfällige Vereinfachung der Realität.

Trotz dieser Einschränkungen bietet das Modell eine geeignete Grundlage für zukünftige Erweiterungen. Die Simulation kann für weitere Fragestellungen und Untersuchungen genutzt werden. Durch die eingehaltene Modularität und lose Kopplung könnte auch die Verbesserung anderer (oder das Hinzufügen neuer) Komponenten eine realistischere Darstellung des Wolfsverhaltens zu ermöglichen.

Es lässt sich abschließend feststellen, dass die entwickelte Simulation eine Erweiterung und Verbesserung der Multiagentensimulation des EINP darstellt. Es wird durch sie eine Möglichkeit geschaffen grundlegende Dynamiken der Räuber-Beute-Interaktion am realen Beispiel zu untersuchen. Außerdem bildet das Modell eine geeignete Basis für weitere Untersuchungen in diesem Bereich. Das tatsächliche Verhalten in der Natur wird allerdings nur in einem eingeschränkten Maße erfasst, sodass diese weiterführenden Arbeiten nötig sind, um hilfreiche Erkenntnisse aus diesem Modell zu gewinnen.

Literaturverzeichnis

- Anderson, B. D., Fidan, B. Y., & Walle, D. (2008). UAV formation control: Theory and application. *Recent Advances in Learning and Control* (S. 15-33). London, U.K.: Springer.
- Bousquet, F., Le Page, C., Bakam, I., & Takforyan, A. (2001). Multiagent simulations of hunting wild meat in a village in eastern Cameroon. *Ecological Modelling, Volume 138*(15), 331-346.
- Castro, E. G., & Tsuzuki, M. S. (2007). Simulation optimization using swarm intelligence as tool for cooperation strategy design in 3d predator-prey game. In F. T. Chan, & M. K. Tiwari, *Swarm Intelligence, Focus on Ant and Particle Swarm Optimization*. InTechOpen.
- Clemen, T., Lenfers, U. A., Dybulla, J., Ferreira, S. M., Kiker, G. A., Martens, C., & Scheiter, S. (2021). A cross-scale modeling framework for decision support on elephant. *Ecological Informatics, 62*.
- Dorri, A., Kanhere, S. S., & Jurdak, R. (2018). Multi-Agent Systems: A Survey. *IEEE Access, 6*, 28573-28593.
- Estes, J. A., Terborgh, J., Brashares, J. S., Power, M. E., J., B. W., & Wardle, D. A. (2011). Trophic downgrading of planet Earth. . *Science, 333*(6040), 301-306.
- Foca, J. M., & Boyce, M. S. (2022). Bison and elk spatiotemporal interactions in Elk Island National Park. *Frontiers in Conservation Science, 3*.
- Gable, T., Homkes, A., & Bump, J. (2022). *2021–2022 Greater Voyageurs Ecosystem wolf pack and population size report*. Univ. Minn. Digit. Conserv.

- Gable, T., Homkes, A., & Bump, J. (2023). *2022–2023 Greater Voyageurs Ecosystem wolf pack and population size report*. Univ. Minn. Digit. Conserv.
- Gipson, S. P., Bangs, E. E., Bailey, T. N., Boyd, D. K., Cluff, H. D., . . . Jiminez, M. D. (2002). Color Patterns among Wolves in Western North America. *Wildlife Society Bulletin (1973-2006)* , 30(3), 821-830.
- Gupta, J., Egorov, M., & Kochenderfer, M. (2017). Cooperative Multi-agent Control Using Deep Reinforcement Learning. In G. Sukthankar, & J. Rodriguez-Aguilar, *Autonomous Agents and Multiagent Systems*. Springer, Cham.
- Hood, G., & Bayley, S. (2008). The effects of high ungulate densities on foraging choices by beaver (*Castor canadensis*) in the mixed-wood boreal forest. *Canadian Journal of Zoology*, 86(6), 484-496.
- Jedrzejewski, W., Schmidt, K., Theuerkauf, J., Jedrzejewska, B., & Okarma, H. (2001). Daily movements and territory use by radio-collared wolves (*Canis lupus*) in Bialowieza Primeval Forest in Poland. *Canadian Journal of Zoology*, 79, 1993–2004.
- Kölle, M., Erpelding, Y., Ritz, F., Phan, T., Illium, S., & Linnhoff-Popien, C. (2024). Aquarium: A Comprehensive Framework for Exploring Predator-Prey Dynamics through Multi-Agent Reinforcement Learning Algorithms. *16th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*.
- Kreeger, T. J. (2003). The Internal Wolf: Physiology, Pathology, and Pharmacology. In L. D. Mech, & L. Boitani, *Wolves: Behavior, Ecology, and Conservation* (S. 192 - 218). University of Chicago Press.
- Lampe, M., Bräuer, J., Kaminski, J., & Virányi, Z. (2017). The effects of domestication and ontogeny on cognition in dogs and wolves. *Scientific Reports*, 7.
- Lin, Z., Wang, L., Han, Z., & Fu, M. (2014). Distributed formation control of multi-agent systems using complex Laplacian. *IEEE Trans. Autom. Control*, 59(7), 1765-1777.
- MacNulty, D. R., Tallian, A., Stahler, D. R., & Smith, D. W. (2014). Influence of Group Size on the Success of Wolves Hunting Bison. *PLOS ONE*, 9(11).

- Mech, L. D. (1970). *The Wolf : The Ecology and Behavior of an Endangered Species*. The Natural History Press.
- Mech, L. D. (1999). Alpha status, dominance, and division of labor in wolf packs. *Canadian Journal of Zoology* , 77, 1196-1203.
- Mech, L. D. (2008). Weight changes in wild wolves, *Canis lupus*, from ages 2 to 24 months. *The Canadian Field-Naturalist*, 122, 173-175.
- Mech, L. D., & Boitani, L. (2003). *Wolves: Behavior, Ecology, and Conservation*. Chicago: University of Chicago Press.
- Muro, C., Escobedo, R., Spector, L., & Coppinger, R. P. (2011). Wolf-pack (*Canis lupus*) hunting strategies emerge from simple rules in. *Behavioural Processes*, 88, 192-197.
- Parks Canada. (2017). *What We Heard: Ungulate Management in Elk Island National Park*.
- Parks Canada. (29. 11 2022). *Ungulate management - Elk Island National Park*. Abgerufen am 18. 10. 2024 von <https://parks.canada.ca/pn-ab/elkisland/nature/conservation/faune-wildlife/ongules-ungulate2>
- Pepper, J. W., & Smuts, B. B. (1999). The evolution of cooperation in an ecological context: an agent-based model. In T. A. Kohler, & G. G. Gumerman, *Dynamics in Human and Primate Societies* (S. 45-76). Oxford University Press.
- Peterson, R. O., & Ciucci, P. (2003). The Wolf as a Carnivore. In L. D. Mech, & L. Boitani, *Wolves: Behavior, Ecology, and Conservation* (S. 104-130). University of Chicago Press.
- Reynolds, C. W. (1999). *Steering Behaviors For Autonomous Characters*.
- Ripple, W. J., & Beschta, R. L. (2004). Wolves and the ecology of fear: Can predation risk structure ecosystems? *BioScience*, 54(8), 755-766.
- Ripple, W. J., & Beschta, R. L. (2012). Trophic cascades in Yellowstone: The first 15 years after wolf reintroduction. *Biological Conservation*, 145(1), 205-213.
- Schenkel, R. (1947). Expression studies of wolves. *Behaviour*, 1, 81-129.

- Schmickle, G. (09. Juni 2007). *Wolf Family Reflection | Central Minnesota | Flickr*. Abgerufen am 13. Februar 2025 von <https://www.flickr.com/photos/50264123@N00/544374971/in/photolist-Q74Hn-ecyVHE-ectiCe-2m4JVLs-2dmiaZu-ectj8z-2nip64h-CJfMjG-ecyW6J-NgeFpH-6QpV9F-YW1gGW-6un7T2-2pX14Zz-2pfQvn5-2pgT6LY-qcw1Ep-CAMXG8-SPzcyN-4Xa9LH-2nQu6UY-64qJd7-7Y2wSy-xjSjaF-4p94Ny-2oD3Y6b->
- Sillero-Zubiri, C. (2009). Family Canidae (Dogs). In R. A. Don E. Wilson, *Handbook of the Mammals of the World. Band 1: Carnivores. Lynx Edicions* (S. 352-446). Barcelona.
- Smith, D. W., Mech, L. D., Meagher, M., Clark, W. E., Jaffe, R., Phillips, M. K., & Mack, J. A. (2000). Wolf–Bison Interactions in Yellowstone National Park. *Journal of Mammalogy*, *81*(4), 1128–1135.
- Sun, Z., Sun, H., Li, P., & Zou, J. (2022). Self-Organizing Cooperative Pursuit Strategy for Multi-USV with Dynamic Obstacle Ships. *Journal of Marine Science and Engineering*, *10*(5), 562.
- Thurber, J. M., & Peterson, R. O. (1993). Effects of Population Density and Pack Size on the Foraging Ecology of Gray Wolves. *Journal of Mammalogy*, *74*(4), 879–889.
- Tsutsui, K., Takeda, K., & Fujii, K. (2023). Emergence of Collaborative Hunting via Multi-Agent Deep Reinforcement Learning. *Pattern Recognition, Computer Vision, and Image Processing. ICPR 2022 International Workshops and Challenges*. Montreal: Springer, Cham.
- Wayne, R. K., & Vilà, C. (2003). Molecular Genetic Studies of Wolves. In L. B. L. David Mech, *Wolves. Behavior, Ecology, and Conservation* (S. 218-231). Chicago: The University of Chicago Press.
- Winsberg, E. (2010). *Science in the Age of Computer Simulation*. University of Chicago Press.
- Wooldridge, M. (2002). *An Introduction to MultiAgent Systems*. John Wiley & Sons.

- Xia, J., Lou, Y., Liu, Z., Zhang, Y., Shi, H., & Liu, Z. (2023). Cooperative multi-target hunting by unmanned surface vehicles based on multi-agent reinforcement learning. *Defence Technology*, 29, 80-94.
- Yellowstone National Park. (6. April 2016). *Wikimedia Commons File:Alpha male, Canyon Pack (27366164966).jpg*. Abgerufen am 13. Februar 2025 von [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Alpha_male,_Canyon_Pack_\(27366164966\).jpg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Alpha_male,_Canyon_Pack_(27366164966).jpg)
- Zengin, U., & Dogan, A. (2011). Cooperative target pursuit by multiple UAVs in an adversarial environment. *Robotics and Autonomous Systems*, 59(12), 1049-1059.
- Zimen, E. (1982). A wolf pack sociogram. In F. H. Harrington, & P. C. Paquet, *Wolves of the world* (S. 282-322). Noyes Publishers.
- Zub, K., Theuerkauf, J., Jedrzejewski, W. J., Jedrzejewska, B. J., Schmidt, K., & Kowalczyk, R. (2003). Wolf pack territory marking in the Bialowieza Primeval Forest (Poland). *Behaviour*, 140, 635–664.
- Zubiria Perez, A., Bone, C., & Stenhouse, G. (2021). Simulating multi scale movement decision making and learning in a large carnivore using agent-based modelling. *Ecological Modelling*, 452.

Anhang

Codebase

Die Codebase ist zu finden unter <https://github.com/paul-hinz/model-einp-prv>.

Außerdem wurde ein zweites Projekt zum isolierten Durchführen und Testen der Detaillierten Jagd erstellt. Dieses ist zu finden unter <https://github.com/paul-hinz/wolfhunt-isolated>.

Parameterwerte der einzelnen Experimente

Experiment 1

Parameter	Wert
DailyFoodAdult	9.1
DailyFoodAdolescent	4.2
DailyFoodPup	2.0
RandomRoamMaxDistanceInM	4000
RandomWalkMaxDistanceInM	300
RandomWalkMinDistanceInM	10
HungryThreshold	99
VisionRangeInM	100
MaxHuntDistanceInM	6
PregnancyDurationInDays	60
MinLitterSize	2
MaxLitterSize	10
PupSurvivalRate	25
RunningSpeedInMs	10
SafeDistanceToPrey	2

Experiment 2

Parameter	Wert
DailyFoodAdult	9.1
DailyFoodAdolescent	4.2
DailyFoodPup	2.0
RandomRoamMaxDistanceInM	4000
RandomWalkMaxDistanceInM	300
RandomWalkMinDistanceInM	10
HungryThreshold	98
VisionRangeInM	100
MaxHuntDistanceInM	40
PregnancyDurationInDays	60
MinLitterSize	2
MaxLitterSize	10
PupSurvivalRate	25
RunningSpeedInMs	10
SafeDistanceToPrey	2

Experiment 3

Parameter	Wert
DailyFoodAdult	9.1
DailyFoodAdolescent	4.2
DailyFoodPup	2.0
RandomRoamMaxDistanceInM	4000
RandomWalkMaxDistanceInM	300
RandomWalkMinDistanceInM	10
HungryThreshold	60
VisionRangeInM	100
MaxHuntDistanceInM	40
PregnancyDurationInDays	60
MinLitterSize	2
MaxLitterSize	10
PupSurvivalRate	50
RunningSpeedInMs	10
SafeDistanceToPrey	2

Experiment 3, ohne Fortpflanzung

Parameter	Wert
DailyFoodAdult	9.1
DailyFoodAdolescent	4.2
DailyFoodPup	2.0
RandomRoamMaxDistanceInM	4000
RandomWalkMaxDistanceInM	300
RandomWalkMinDistanceInM	10
HungryThreshold	60
VisionRangeInM	100
MaxHuntDistanceInM	40
PregnancyDurationInDays	60
MinLitterSize	0
MaxLitterSize	0
PupSurvivalRate	50
RunningSpeedInMs	10
SafeDistanceToPrey	2

Experiment 4

Parameter	Wert
DailyFoodAdult	9.1
DailyFoodAdolescent	4.2
DailyFoodPup	2.0
RandomRoamMaxDistanceInM	4000
RandomWalkMaxDistanceInM	300
RandomWalkMinDistanceInM	10
HungryThreshold	100
VisionRangeInM	100
MaxHuntDistanceInM	6
PregnancyDurationInDays	60
MinLitterSize	2
MaxLitterSize	10
PupSurvivalRate	25
RunningSpeedInMs	10
SafeDistanceToPrey	2

Experiment 5

Parameter	Wert
DailyFoodAdult	9.1
DailyFoodAdolescent	4.2
DailyFoodPup	2.0
RandomRoamMaxDistanceInM	6000
RandomWalkMaxDistanceInM	300
RandomWalkMinDistanceInM	10
HungryThreshold	80
VisionRangeInM	100
MaxHuntDistanceInM	10
PregnancyDurationInDays	60
MinLitterSize	2
MaxLitterSize	9
PupSurvivalRate	25
RunningSpeedInMs	10
SafeDistanceToPrey	2

Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung einer Abschlussarbeit

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe selbständig verfasst und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

Ort

Datum

Unterschrift im Original