

Entwicklung hierarchischer Klassifikatoren beim Wabenbau sozialer Insekten

Vortrag zur Diplomarbeit

Marius Zirngibl

Ozirngib@informatik.uni-hamburg.de

Betreuung: Prof. A. Fleischer / AB Biokybernetik
Prof. B. Page / Dept. Informatik
Universität Hamburg

20. Juni 2009 / Seminar Umweltinformatik
SoSe 2009 / Veranstalter Prof. B. Page

1 / 21

Übersicht

- 1 **Einleitung**
 - Idee der Arbeit
 - Biologischer Hintergrund
- 2 **Theoretische Grundlagen**
 - Learning Classifier Systeme
 - Genetische Algorithmen
- 3 **Simulationsmodell**
- 4 **Thematische Zielsetzung**
 - Ungelöste Fragen
 - Hierarchische Klassifikatoren

2 / 21

Idee der Arbeit

- Betrachtung sozialer Insekten und ihres Nestbaus als natürliches Beispiel für ein komplexes adaptives System
- Modellierung des Wabenbaus sozialer Wespen als Simulation mit einem Schwarm adaptiver Agenten
- Ziel: Besseres Verständnis komplexer adaptiver Systeme



3 / 21

Soziale Insekten

- Ameisen, Termiten, Honigbienen und bestimmte Wespenarten bilden Staaten.
- Fähigkeit zu hochkomplexen und nur durch Kooperation möglichen Vorgängen, z.B. Futtersuche, Verteidigung und Nestbau
- *Selbstorganisation* - keine erkennbare zentrale Kontrollinstanz
- *Emergenz* - kollektive Fähigkeit des Insektenstaates übersteigt Summe der Fähigkeiten der einzelnen Individuen

4 / 21

Nestbau sozialer Wespen



- Lokale Regeln ↔ Globale Struktur
 - Handeln der Individuen nach einfachen lokalen Regeln
 - Entstehung einer komplexen globalen Struktur durch Kooperation



5 / 21

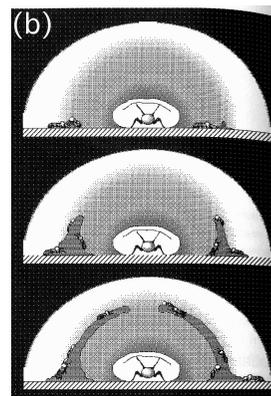
Komplexe Strukturen im Wespennest



6 / 21

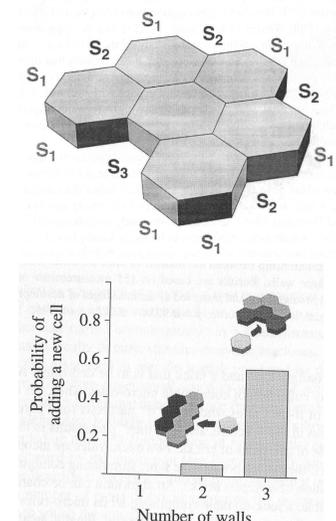
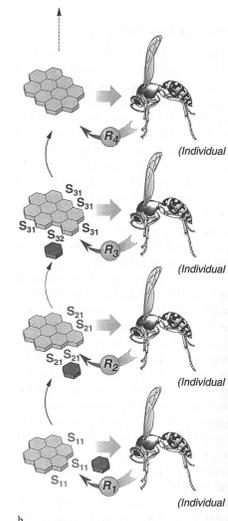
Stigmergie als Kommunikationsprinzip

- Indirekte Kommunikation als zentrales Prinzip der Selbstorganisation
- Begriff *Stigmergie* abgeleitet vom griechischen *stigma* (Zeichen, Markierung) und *ergon* (Arbeit, Aktion)
- Individuen setzen Markierungen (*stigmata*) in der Umgebung und beeinflussen dadurch das Verhalten (*ergon*) des Individuums ⇒ Indirekter Informationsaustausch



7 / 21

Stigmergie beim Nestbau sozialer Wespen



8 / 21

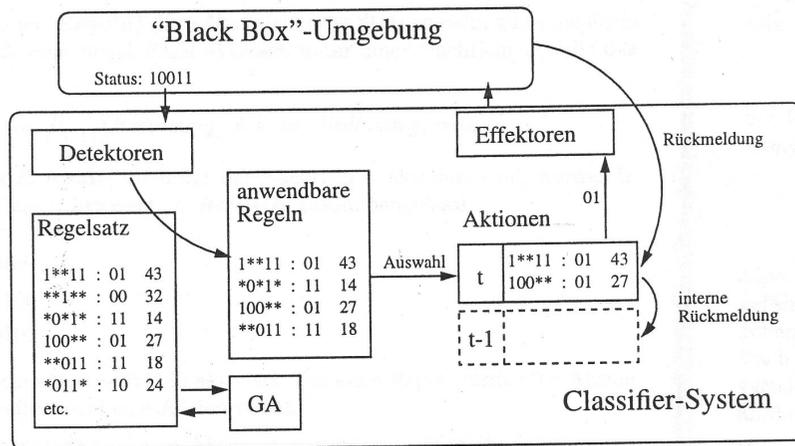
Learning Classifier System

- LCS: Regelbasiertes Verfahren für *Maschinelles Lernen*, vor allem in Zusammenhang mit adaptiven Agentensystemen
- Agenten handeln aufgrund lokaler Regeln (*Klassifikatoren*)
- Klassifikator bestehend aus
 - *Detektor* - vergleicht Input aus Umgebung mit Bedingung der Regel
 - *Effektor* - definiert die Aktion des Agenten bei Aktivierung
 - *Fitnesswert* - Wahrscheinlichkeit für Aktivierung des Klassifikators

Reinforcement Learning in LCS

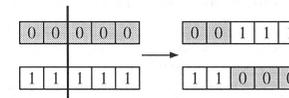
- Anpassung der Regeln durch Feedback von außen → Adaption des Systems an die Umgebung
- Reinforcement Learning
 1. Bewertung der *Overall Performance* des Systems durch globale Fitnessfunktion
 2. Anpassung der Fitnesswerte beteiligter Klassifikatoren aufgrund globaler Bewertung → *positives / negatives Feedback*

Schema eines Learning Classifier System



Genetischer Algorithmus (GA)

- Heuristisches Optimierungsverfahren nach Vorbild biologischer Evolution
- Betrachtung von Lösungsvorschlägen als Individuen einer Population (*Genotyp* vs. *Phänotyp*), die durch Kombination neue (bessere) Lösungsvorschläge hervorbringen
- Bei LCS: Individuum \leftrightarrow Regelsatz
- Wichtigste Grundprinzipien:
 1. Selektion: Auswahl geeigneter Ausgangsindividuen
 2. Rekombination: Erzeugen neuer Individuen aus vorhandenen
 3. Mutation: Zufällige Veränderung einzelner Elemente (Regeln) des Individuums



Modellierung und graphische Darstellung der Simulation

- Implementation in MATLAB
- Variable Anzahl adaptiver Agenten - Insektenpopulation als LCS
- Stochastische Bewegung der Agenten auf hexagonalem Gitternetz variabler Größe
- Satz von Klassifikatoren zur Steuerung der Agentenaktionen (Stigmergieprinzip)
- Mögliche Aktionen: Bau verschiedener Typen von Zellbausteinen
- Globale Fitnessfunktion zur Zuweisung eines Fitnesswertes zur entstandenen Struktur - Beurteilung z.B. nach Kompaktheit (aktuell) oder Symmetrie

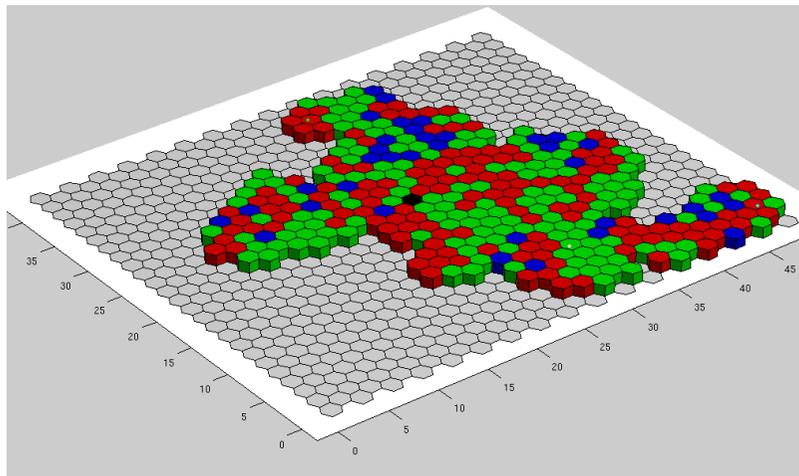
13 / 21

Beispiele für Klassifikatoren

Detektor-/Effektor-String	Fitness	Graphische Darstellung
[***B**1]	37	
[*BBB**2]	65	
[*111**1]	97	

14 / 21

Beispiel für einen Simulationslauf



15 / 21

Parameter der Beispielsimulation

- Schwarm aus 10 Individuen
- Verwendeter Regelsatz:
 - ① 'BBB***3'
 - ② '*BBB**3'
 - ③ '**BBB*3'
 - ④ '***BBB3'
 - ⑤ '*BB***2'
 - ⑥ '****BB2'
 - ⑦ '***B**1'
 - ⑧ 'B*****1'
- Stochastische Verteilung der einzelnen Fitnesswerte - höhere Auswahlwahrscheinlichkeit für spezifischere Klassifikatoren
- Globales Fitnesskriterium: Kompaktheit der Struktur (Verhältnis Umfang zu Gesamtfläche minimal)

16 / 21

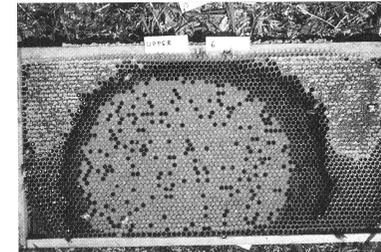
Ungelöste Fragen

- Inwieweit kann sich die globale Struktur tatsächlich auf die lokalen Regeln auswirken, wenn das Individuum nur seine unmittelbare Umgebung wahrnimmt?
- Können tatsächlich komplexe Strukturen wie reale Wespennester entstehen, wenn jedes Individuum nach immer den gleichen unveränderlichen Regeln baut?
- Bisher: Abbruch der Simulation nach bestimmter Anzahl von Schritten. Aber woher weiß das Individuum, wann das Nest fertiggestellt ist?

17 / 21

Mögliche Lösung: Einführung von Hierarchien

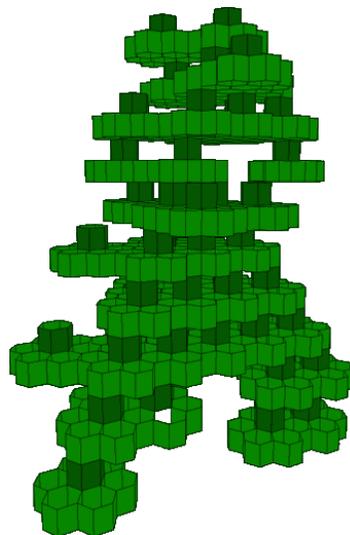
- Idee: Einführung hierarchischer Klassifikatoren
- Statt nur einem Regelsatz werden mehrere eingesetzt, zwischen denen durch globale Ereignisse umgeschaltet wird.
- Beispiel: Erreichen einer bestimmten Größe → Umschalten auf anderen Regelsatz, der anderen Zelltyp baut → Entstehen einer Ringstruktur



18 / 21

Ausblick in die Zukunft

- Erweiterung des Modells in die dritte Dimension - Möglichkeiten für komplexere und realitätsnähere Strukturen



19 / 21

Zusammenfassung

- Komplexe adaptive Systeme in der Natur - Beispiel: Nestbau sozialer Wespen
- *Stigmergie* - wichtiges Prinzip für indirekte Kommunikation
- Theoretische Grundlagen des Modells:
 - 1 Learning Classifier Systeme
 - 2 Reinforcement Learning
 - 3 Genetische Algorithmen
- Zur Verbesserung des Modells: Einführung hierarchischer Strukturen in das Regelsystem

20 / 21

- [Bonabeau et al. 1999] BONABEAU, Eric ; DORIGO, Marco ;
THERAULAZ, Guy: *Swarm Intelligence: From Natural to
Artificial Systems*. Oxford University Press, 1999
- [Camazine et al. 2001] CAMAZINE, Scott ; DENEUBOURG,
Jean-Louis ; FRANKS, Nigel R. ; SNEYD, James ; THERAULAZ,
Guy ; BONABEAU, Eric: *Self-Organization in Biological Systems*.
Princeton University Press, 2001
- [Goldberg 1989] GOLDBERG, David E.: *Genetic Algorithms in
Search, Optimization & Machine Learning*. Addison Wesley
Longman, 1989
- [Holland 1992] HOLLAND, John H.: *Adaptation in Natural and
Artificial Systems*. MIT Press, 1992
- [Sutton und Barto 1998] SUTTON, Richard S. ; BARTO,
Andrew G.: *Reinforcement learning : an introduction*. MIT
Press, 1998