

Strategische Spiele und Nash-Gleichgewichte

Algorithmische Spieltheorie

Sommer 2017

Spiele in Normalform

Satz von Nash

Komplexität von Nash-Gleichgewichten

Nullsummenspiele

Appendix A: LP-Dualität

Gefangenendilemma

	S	G
S	2, 2	1, 5
G	5, 1	4, 4

- ▶ Spieler: zwei Gefangene, werden separat befragt.
- ▶ Strategien: (G)estehen, (S)chweigen
- ▶ Gestehen gibt eine geringere Strafe wenn der andere Spieler schweigt
- ▶ Wenn beide gestehen, dann ist die Strafe höher für beide (4 Jahre) als wenn sie beide schweigen (2 Jahre).

Gefangenendilemma

	S	G
S	2, 2	1, 5
G	5, 1	4, 4

- ▶ Wenn beide (S)chweigen, sind die Gesamtkosten am kleinsten.
- ▶ Wenn beide (G)estehen, sind die Kosten höher für jeden von beiden.
- ▶ Dennoch hat jeder Spieler einen Anreiz zu gestehen, egal welche der beiden Strategien der andere wählt!

Spiele in Normalform

Definition

Ein **strategisches Spiel** in Normalform ist ein Tripel $(\mathcal{N}, (S_i)_{i \in \mathcal{N}}, (c_i)_{i \in \mathcal{N}})$. Dabei ist

- ▶ \mathcal{N} die Menge der **Spieler**, $n = |\mathcal{N}|$,
- ▶ S_i die Menge der (**reinen**) **Strategien** von Spieler i ,
- ▶ $S = S_1 \times \dots \times S_n$ ist die Menge der Zustände,
- ▶ ein **Zustand** ist $s = (s_1, \dots, s_n) \in S$,
- ▶ $c_i : S \rightarrow \mathbb{R}$ ist die **Kostenfunktion** von Spieler $i \in \mathcal{N}$. In Zustand s hat Spieler i die Kosten $c_i(s)$.

Hier ist $s_{-i} = (s_1, \dots, s_{i-1}, s_{i+1}, \dots, s_n)$ der Zustand s ohne Strategie s_i .

Dominante Strategien

Definition

Eine reine Strategie s_i ist eine **dominante Strategie** für Spieler $i \in \mathcal{N}$ wenn $c_i(s_i, s_{-i}) \geq c_i(s'_i, s_{-i})$ für jede Strategie $s'_i \in S_i$ und jedes s_{-i} .

Definition

Ein Zustand $s = (s_1, \dots, s_n)$ ist ein **Gleichgewicht in dominanten Strategien** wenn $s_i \in S_i$ eine dominante Strategie ist, für jeden Spieler $i \in \mathcal{N}$.

Hat jedes strategische Spiel ein Gleichgewicht in dominanten Strategien? Nein!

Pareto-Optimalität

Definition

Ein Zustand s **Pareto-dominiert** einen Zustand s' (alternativ: s ist eine **Pareto-Verbesserung** verglichen mit s') wenn $c_i(s) \leq c_i(s')$ für jeden Spieler $i \in \mathcal{N}$ und $c_j(s) < c_j(s')$ für mindestens einen Spieler $j \in \mathcal{N}$.

Definition

Ein Zustand s heißt **Pareto-Optimum** oder **Pareto-effizient** wenn es keinen Zustand gibt, der s Pareto-dominiert.

In einem Pareto-Optimum kann kein Spieler seine Kosten strikt verringern ohne dass sich die Kosten eines anderen Spielers strikt erhöhen.

Hat jedes strategische Spiel ein Pareto-Optimum? Ja!

Kampf der Geschlechter

	Zeil	Eintracht
Zeil	1	6
Eintracht	5	2

- ▶ In Zustand (Zeil,Zeil): Präferenz Zeil für jeden von beiden.
 - ▶ In Zustand (Eintracht,Eintracht): Präferenz Eintracht für jeden von beiden.
- ⇒ Keine globale Präferenz.

Was wäre ein plausibles Resultat in dieser Situation?

Reines Nash-Gleichgewicht

Definition

Eine Strategie s_i heißt eine **beste Antwort** auf eine Kollektion von Strategien s_{-i} , wenn $c_i(s_i, s_{-i}) \leq c_i(s'_i, s_{-i})$ für alle $s'_i \in S_i$.

Beachte: s_i dominante Strategie $\Leftrightarrow s_i$ beste Antwort auf alle s_{-i} .

Definition

Ein Zustand $s = (s_1, \dots, s_n)$ heißt **Nash-Gleichgewicht in reinen Strategien (oder reines Nash-Gleichgewicht)**, wenn s_i eine beste Antwort auf die anderen Strategien s_{-i} ist, für jeden Spieler $1 \leq i \leq n$.

Ein Nash-Gleichgewicht

- ▶ ... ist eine Kollektion von lokalen Präferenzen im Spiel.
- ▶ ... ist stabil gegen unilaterale Abweichungen.

Hat jedes Spiel in Normalform ein reines Nash-Gleichgewicht? Nein!

Stein-Papier-Schere (Rock-Paper-Scissors)



	R	P	S
R	0	-1	1
P	1	0	-1
S	-1	1	0

Stein-Papier-Schere (Rock-Paper-Scissors)



	R	P	S
R	0 ↓→	-1 ↓	1 ←
P	1 →	0 ↓→	-1 ↑
S	-1 ↑	1 ←	0 ←↑

Gemischte Strategien

Definition

Eine **gemischte Strategie** x_i für Spieler i ist eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über die Menge der reinen Strategien S_i .

In endlichen Spielen gilt für x_i , dass $x_{ij} \in [0, 1]$ und $\sum_{j \in S_i} x_{ij} = 1$.

Die Kosten eines gemischten Zustands für Spieler i sind

$$c_i(x) = \sum_{s \in S} p(s) \cdot c_i(s) ,$$

wobei

$$p(s) = \prod_{i \in \mathcal{N}, j=s_i} x_{ij}$$

die Wahrscheinlichkeit ist, dass sich am Ende der (reine) Zustand s als Resultat ergibt.

Gemischtes Nash-Gleichgewicht

Definition

Eine (**gemischte**) **beste Antwort** x_i auf eine Kollektion von gemischten Strategien x_{-i} erfüllt $c(x_i, x_{-i}) \leq c_i(x'_i, x_{-i})$ für jede andere gemischte Strategie x'_i .

Definition

Ein gemischter Zustand x heißt **Nash equilibrium in gemischten Strategien** (oder **gemischtes Nash-Gleichgewicht**), wenn x_i eine beste Antwort auf x_{-i} ist, für jeden Spieler $1 \leq i \leq n$.

Bemerkung:

- ▶ Jede reine Strategie ist eine gemischte Strategie.
- ▶ Jedes reine Nash-Gleichgewicht ist eine gemischtes Nash-Gleichgewicht.

Beispiel

	0.3	0.7	
0.2	2	3	$0.3 \cdot 1 + 0.7 \cdot 2$ $= 0.3 + 1.4$ $= 1.7$
0.8	4	2	$0.3 \cdot 1 + 0.7 \cdot 5$ $= 0.3 + 3.5$ $= 3.8$
	0.2 · 2 + 0.8 · 4 $= 0.4 + 3.2$ $= 3.6$	0.2 · 3 + 0.8 · 2 $= 0.6 + 1.6$ $= 2.2$	

- ▶ $c_1(x) = 1.7 \cdot 0.2 + 3.8 \cdot 0.8 > 1.7$ – beste Antwort ist (1, 0)
- ▶ $c_2(x) = 3.6 \cdot 0.3 + 2.2 \cdot 0.7 > 2.2$ – beste Antwort ist (0, 1)
- ▶ Zustand x mit $x_1 = (0.2, 0.8)$ und $x_2 = (0.3, 0.7)$ ist kein gemischtes Nash-Gleichgewicht.

Beobachtung

Im obigen Beispiel ist x kein gemischtes Nash-Gleichgewicht, weil mindestens ein Spieler mit positiver Wahrscheinlichkeit eine suboptimale Strategie auswählt.

Fakt

Wenn $x_{ij} > 0$ in einer gemischten besten Antwort x_i auf x_{-i} , dann ist j eine reine beste Antwort auf x_{-i} .

Die Kosten von x_i sind ein *gewichtetes Mittel* von Kosten für die reinen Strategien. Dies gewichtete Mittel ist minimal \Leftrightarrow Es wird nur über reine Strategien mit minimalen Kosten gemittelt.

Beispiel

	1	0	
1	2	3	$1 \cdot 1 + 0 \cdot 2$ $= 1$
0	4	2	$1 \cdot 1 + 0 \cdot 5$ $= 1$
	1	5	
	$1 \cdot 2 + 0 \cdot 4$ $= 2$	$1 \cdot 3 + 0 \cdot 2$ $= 3$	

- ▶ Zustand x mit $x_1 = (1, 0)$ und $x_2 = (1, 0)$ ist ein reines (und somit auch gemischtes) Nash-Gleichgewicht.

Beispiel

	1	0	
$\frac{2}{3}$	2	3	$1 \cdot 1 + 0 \cdot 2$ $= 1$
$\frac{1}{3}$	4	2	$1 \cdot 1 + 0 \cdot 5$ $= 1$
	$\frac{2}{3} \cdot 2 + \frac{1}{3} \cdot 4$ $= \frac{8}{3}$	$\frac{2}{3} \cdot 3 + \frac{1}{3} \cdot 2$ $= \frac{8}{3}$	

- ▶ Zustand x mit $x_1 = (\frac{2}{3}, \frac{1}{3})$ und $x_2 = (1, 0)$ ist ein gemischtes Nash-Gleichgewicht.
- ▶ Für den Reihenspieler ist die obere Strategie eine dominante Strategie, aber in der ersten Spalte ist sie nicht *strikt* besser. Wenn sie in jeder Spalte strikt besser wäre, dann würde die untere Strategie in keinem gemischten Nash-Gleichgewicht gespielt. (Warum?)

Spiele in Normalform

Satz von Nash

Komplexität von Nash-Gleichgewichten

Nullsummenspiele

Appendix A: LP-Dualität

Satz von Nash

Satz (Satz von Nash)

Jedes endliche strategische Spiel hat mindestens ein gemischtes Nash-Gleichgewicht.

Wir nutzen den Fixpunktsatz von Brouwer zum Beweis.

Satz (Fixpunktsatz von Brouwer)

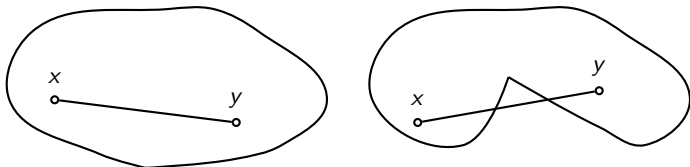
Jede stetige Funktion $f : D \rightarrow D$, die eine kompakte und konvexe Menge $D \subseteq \mathbb{R}^m$ auf sich selbst abbildet, hat mindestens einen Fixpunkt $x^ \in D$ mit $f(x^*) = x^*$.*

Brouwers Fixpunktsatz: Voraussetzungen und Definitionen

- ▶ Eine Menge $D \subset \mathbb{R}^m$ ist **konvex** genau dann wenn für jedes $x, y \in D$ und jedes $\lambda \in [0, 1]$ gilt $\lambda x + (1 - \lambda)y \in D$.
- ▶ Eine Menge $D \subset \mathbb{R}^m$ ist **kompakt** genau dann wenn sie abgeschlossen und beschränkt ist.
- ▶ Eine Menge $D \subseteq \mathbb{R}^m$ ist **beschränkt** genau dann wenn es eine ganze Zahl $M \geq 0$ gibt mit $D \subseteq [-M, M]^m$.
- ▶ Betrachte eine Menge $D \subseteq \mathbb{R}^m$ und eine Folge x_0, x_1, \dots , so dass für alle $i \geq 0$ gilt $x_i \in D$ und $x \in \mathbb{R}^m$ existiert mit $x = \lim_{i \rightarrow \infty} x_i$ (d.h., für alle $\epsilon > 0$ gibt es eine ganze Zahl $k > 0$ mit $\|x - x_j\|_2 < \epsilon$ für alle $j > k$). Eine Menge D ist **abgeschlossen** wenn $x \in D$ für jede solche Folge.
- ▶ Eine Funktion $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$ ist stetig am Punkt $x \in D$ wenn für alle $\epsilon > 0$ ein $\delta > 0$ existiert, so dass für alle $y \in D$ gilt: Wenn $\|x - y\|_2 < \delta$, dann $\|f(x) - f(y)\|_2 < \epsilon$. f heißt **stetig** wenn sie an jedem Punkt $x \in D$ stetig ist.

Brouwers Fixpunktsatz: Voraussetzungen und Definitionen

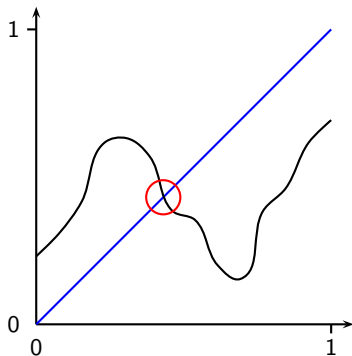
- ▶ Konvex/Nicht Konvex:



- ▶ Abgeschlossen und Beschränkt:
 $[0, 1]^2$ ist abgeschlossen und beschränkt.
 $[0, 1)$ ist nicht abgeschlossen (und nicht offen), aber beschränkt.
 $[0, \infty)$ ist abgeschlossen und unbeschränkt.
- ▶ Stetigkeit: Klar.

Brouwers Fixpunktsatz: Beispiel

Jede stetige Funktion $f : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ hat einen Fixpunkt:



Für $f : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]^2$: Papierknäuel

Satz von Nash

Satz (Satz von Nash)

Jedes endliche strategische Spiel hat mindestens ein gemischtes Nash-Gleichgewicht.

Beweis:

Zuerst prüfen wir die Bedingungen für den Fixpunktsatz.

Fakt

Die Menge X der gemischten Zustände $x = (x_1, \dots, x_n)$ in einem endlichen strategischen Spiel ist eine konvexe, kompakte Teilmenge von \mathbb{R}^m mit $m = \sum_{i=1}^n m_i$ und $m_i = |S_i|$.

Wir definieren eine stetige Funktion $f : X \rightarrow X$, die jeden gegebenen Zustand in einen anderen Zustand transformiert. Die Fixpunkte von f werden genau die gemischten Nash-Gleichgewichte des Spiels sein.

Eigenschaften von Nash-Gleichgewichten

Zur Erinnerung:

- ▶ Ein gemischtes Nash-Gleichgewicht x ist eine Kollektion von gemischten besten Antworten x_i .
- ▶ Wenn $x_{ij} > 0$ in einer besten Antwort x_i auf x_{-i} , dann ist $j \in S_i$ eine reine beste Antwort auf x_{-i} .
- ▶ Eine Kollektion von besten Antworten (also ein gemischtes Nash-Gleichgewicht) $x = (x_1, \dots, x_n)$ erfüllt

$$c_i(x) - c_i(j, x_{-i}) \leq 0 \quad \text{für jedes } j \in S_i \text{ und jedes } i \in \mathcal{N}.$$

Satz von Nash: Definition

- ▶ Für einen gemischten Zustand x sei

$$\phi_{ij}(x) = \max\{0, c_i(x) - c_i(j, x_{-i})\} .$$

- ▶ Sei $f : X \rightarrow X$ mit $f(x) = x' = (x'_1, \dots, x'_n)$ gegeben durch

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} + \phi_{ij}(x)}{1 + \sum_{k=1}^{m_i} \phi_{ik}(x)}$$

für jedes $i = 1, \dots, n$ und $j = 1, \dots, m_i$.

Fakt

*f erfüllt die Voraussetzungen von Brouwers Fixpunktsatz: f ist stetig und wenn $x \in X$, dann ist $f(x) = x' \in X$ ein gemischter Zustand.
(evtl. als Übungsaufgabe)*

Beispiel

- ▶ Spieler i hat 3 reine Strategien
- ▶ Momentane gemischte Strategie $x_i = (0.2, 0.5, 0.3)$
- ▶ Momentane Kosten der Strategien $c_i(\cdot, x_{-i}) = (2.2, 4.2, 2.2)$
- ▶ Momentane Kosten $c(x_i, x_{-i}) = 3.2$
- ▶ Unter diesen Umständen wird Strategie x_i abgebildet auf x'_i :

x_{ij}	$c_i(j, x_{-i})$	$\phi_{ij}(x)$	x'_{ij}
0.2	2.2	1	$\frac{0.2+1}{1+2} = 0.4$
0.5	4.2	0	$\frac{0.5+0}{1+2} \approx 0.166$
0.3	2.2	1	$\frac{0.3+1}{1+2} \approx 0.434$

Satz von Nash: Fixpunkte

Mit Brouwers Satz wissen wir, dass ein x^* mit $f(x^*) = x^*$ existiert. Wir müssen zwei Richtungen zeigen:

$$f(x) = x \Leftrightarrow x \text{ ist gemischtes Nash-Gleichgewicht}$$

Leicht: x ist gemischtes Nash-Gleichgewicht $\Rightarrow f(x) = x$: Jedes $\phi_{ij}(x) = 0$.

Bleibt: $x^* = f(x^*) \Rightarrow x^*$ ist gemischtes Nash-Gleichgewicht.

Fixpunkte als Nash-Gleichgewichte

Für jedes $i = 1, \dots, n$ und $j = 1, \dots, m_i$ gilt

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}^* + \phi_{ij}(x^*)}{1 + \sum_{k=1}^{m_i} \phi_{ik}(x^*)} ,$$

daher

$$x_{ij}^* \cdot \left(1 + \sum_{k=1}^{m_i} \phi_{ik}(x^*) \right) = x_{ij}^* + \phi_{ij}(x^*) ,$$

und

$$x_{ij}^* \sum_{k=1}^{m_i} \phi_{ik}(x^*) = \phi_{ij}(x^*) .$$

Wir werden zeigen, dass $\sum_{k=1}^{m_i} \phi_{ik}(x^*) = 0$. Das heißt, dass in x_i^* nur reine beste Antworten positive Wahrscheinlichkeit erhalten, also ist x_i^* eine gemischte beste Antwort.

Fixpunkte als Nash-Gleichgewichte

Behauptung

Für jeden gemischten Zustand x und jeden Spieler $i \in \mathcal{N}$ gibt es eine reine Strategie $j \in S_i$ mit $x_{ij} > 0$ und $\phi_{ij}(x) = 0$.

Beweis der Behauptung:

$c_i(x) = \sum_{j=1}^{m_i} x_{ij} \cdot c_i(j, x_{-i})$, daher muss es ein j geben mit $x_{ij} > 0$ und Kosten mindestens so hoch wie das *gewichtete Mittel*.

Formal gibt es j mit $x_{ij} > 0$ und

$$c_i(x) - c_i(j, x_{-i}) \leq 0 .$$

Daher gilt $\phi_{ij}(x) = \max\{0, c_i(x) - c_i(j, x_{-i})\} = 0$. □

Fixpunkte als Nash-Gleichgewichte

Für jeden Spieler i betrachten wir Strategie j aus der Behauptung. Das bedeutet $x_{ij}^* > 0$ und

$$x_{ij}^* \cdot \sum_{k=1}^{m_i} \phi_{ik}(x^*) = \phi_{ij}(x^*) = 0 .$$

Da $x_{ij}^* > 0$, ergibt sich

$$\sum_{k=1}^{m_i} \phi_{ik}(x^*) = 0 ,$$

und daher $\phi_{ik}(x^*) = 0$ for all $k = 1, \dots, m_i$. Daraus folgt

$$c_i(x^*) \leq c_i(j, x_{-i}^*) \quad \text{for all } j \in S_i.$$

Das bedeutet, dass x_i^* eine beste Antwort ist, und der Satz von Nash ist gezeigt. □

Spiele in Normalform

Satz von Nash

Komplexität von Nash-Gleichgewichten

Nullsummenspiele

Appendix A: LP-Dualität

Berechnung von Nash-Gleichgewichten

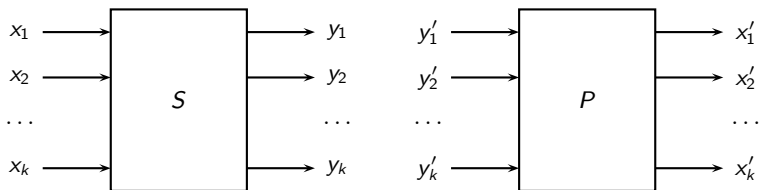
Wie können wir ein gemischtes Nash-Gleichgewicht berechnen?
Was ist die **Komplexität** des Problems?

Diese Problemstellung ist anders als die, die wir normalerweise betrachten:

- ▶ Keine Optimierung, Entscheidung trivial (da Existenz garantiert)
- ▶ Suchproblem, **finde** ein Nash-Gleichgewicht.
- ▶ Andere Komplexitätsklasse: PPAD
(polynomial parity argument, directed case)
- ▶ Konzept der PPAD-Vollständigkeit (ähnlich wie bei NP):
Definiere PPAD-vollständiges Problem, konstruiere Reduktionen in Polynomialzeit

Es gibt Spiele mit 3 Spielern und rationalen Kostenwerten, in denen alle gemischten Nash-Gleichgewichte irrationale Einträge haben. Daher können wir numerisch immer nur **Approximationen von gemischten Nash-Gleichgewichten** oder Fixpunkten berechnen.

Ein PPAD-vollständiges Problem

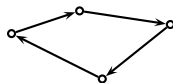
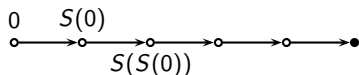


Eine Instanz des END-OF-LINE Suchproblems:

- ▶ Zwei Schaltkreise S und P , gleiche Anzahl Input- und Output-Bits
- ▶ S und P definieren einen gerichteten Graphen:
 - Knoten: k -Bit-Vektoren
 - Kanten: Die gerichtete Kante (x, y) existiert wenn $S(x) = y$ und $P(y) = x$
- ▶ Ausnahme: Der 0-Vektor hat keine eingehende Kante!

Problem: Finde eine Quelle (keine eingehende Kante) oder Senke (keine ausgehende Kante) im Graphen, die nicht der 0-Vektor ist.

END-OF-LINE



● \equiv mögliche Lösung

Beobachtungen:

- ▶ Jeder Knoten hat Eingangsgrad und Ausgangsgrad ≤ 1 .
- ▶ Durch Paritätsargument hat END-OF-LINE immer eine Lösung.
- ▶ Nicht notwendigerweise das Ende des Pfades, der bei 0 startet. Diese spezielle Senke zu finden ist PSPACE-vollständig.
- ▶ Die END-OF-LINE Instanz ist nur durch die Schaltkreise S und P gegeben. Der Graph ist exponentiell groß in der Eingabe.

Eine Lösung für END-OF-LINE zu finden ist PPAD-vollständig.

Es wird vermutet, dass kein effizienter Algorithmus für dieses Problem existiert.



Finden von (approximativen) Brouwer-Fixpunkten

Lemma

Das Finden eines (approximaten) gemischten Nash-Gleichgewichts ist in PPAD.

Beweisskizze:

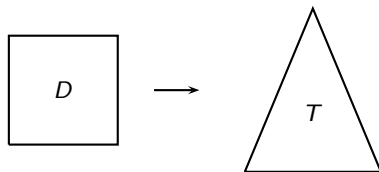
- ▶ Reduktion: Finden von Brouwer-Fixpunkten mit END-OF-LINE
- ▶ Aufteilung des Raumes in endliche Anzahl kleinerer Bereiche
- ▶ Finde einen Bereich der dem Fixpunkt ähnelt (Approximation)
- ▶ Stetigkeit: Feinere Aufteilung ergibt präzisere Approximation.

Teile den Raum in Simplizes (“multidimensionale Dreiecke”) und färbe Knoten aufgrund der Richtung der Fixpunkt-Funktion

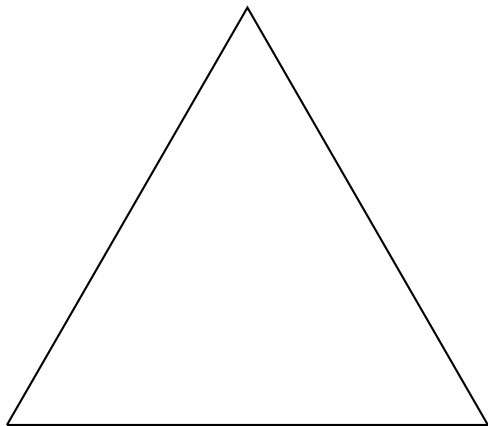
Wir beschränken uns hier zur einfachen Darstellung auf Probleme mit $D \subseteq \mathbb{R}^2$, z.B., $f : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]^2$.

Dreiecke

Der Einfachheit halber transformieren wir die Representation von $[0, 1]^2$ in ein Dreieck T . Äquivalentes Fixpunktproblem mit $f' : T \rightarrow T$.

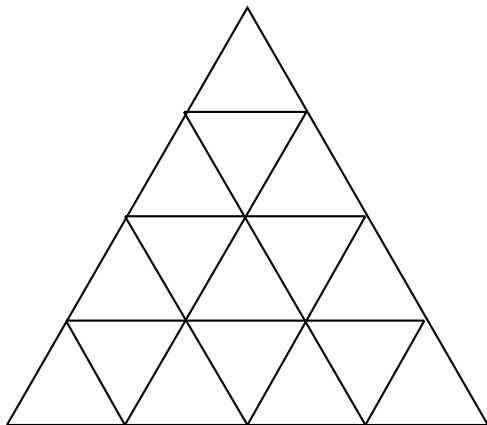


Unterteilung und Färbung



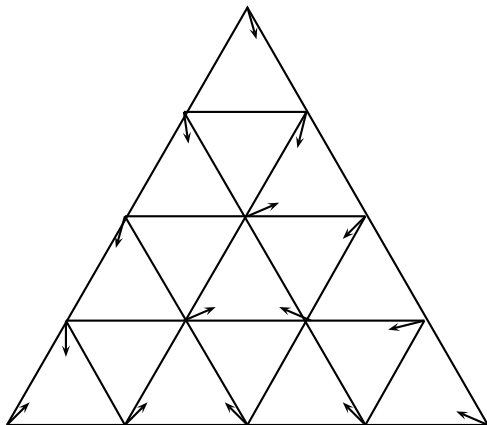
- ▶ Das Dreieck T wird unterteilt in kleinere Dreiecke

Unterteilung und Färbung



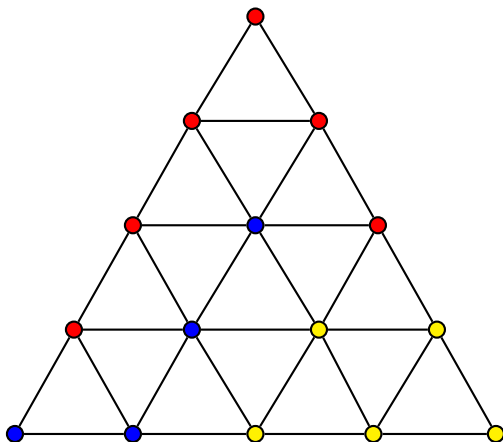
- ▶ Das Dreieck T wird unterteilt in kleinere Dreiecke
- ▶ Für jeden Eckpunkt betrachte seine Abbildung unter f' und die Richtung, in der diese Abbildung liegt

Unterteilung und Färbung



- ▶ Das Dreieck T wird unterteilt in kleinere Dreiecke
- ▶ Für jeden Eckpunkt betrachte seine Abbildung unter f' und die Richtung, in der diese Abbildung liegt
- ▶ Abhängig von der Richtung erhält der Eckpunkt eine Farbe.

Unterteilung und Färbung



- ▶ Das Dreieck T wird unterteilt in kleinere Dreiecke
- ▶ Für jeden Eckpunkt betrachte seine Abbildung unter f' und die Richtung, in der diese Abbildung liegt
- ▶ Abhängig von der Richtung erhält der Eckpunkt eine Farbe.
- ▶ Mit steigender Granularität werden die dreifarbenen Dreiecke die Fixpunkte von f' .

Sperner-Färbung

Definition

Ein **unterteiltes Dreieck** ist eine Unterteilung eines Dreiecks in kleinere Dreiecke.

Definition

Eine **Sperner-Färbung** der Eckpunkte eines unterteilten Dreiecks erfüllt:

- ▶ Jeder extreme Eckpunkt erhält eine andere Farbe.
- ▶ Ein Eckpunkt an einer Außenkante des großen Dreiecks erhält eine Farbe der zwei Eckpunkte der Außenkante.
- ▶ Innere Eckpunkte können beliebig gefärbt sein.

Beachte: Die Färbung basierend auf den Richtungen der Fixpunktfunktion f' ist eine Sperner-Färbung.

Sperners Lemma

Lemma (Sperners Lemma)

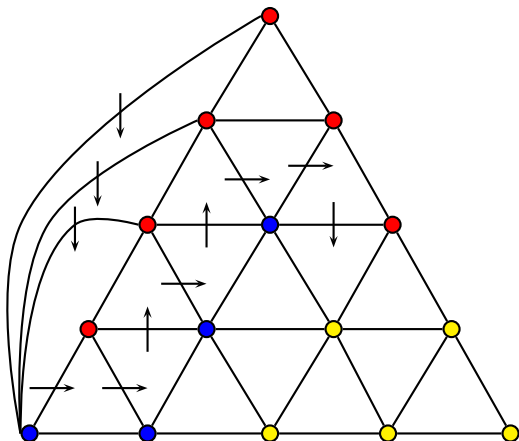
Jede Sperner-Färbung eines unterteilten Dreiecks hat ein dreifarbiges Dreieck.

Beweis:

- ▶ Verbinde alle Eckpunkte auf der blau-roten Außenkante zum blauen extremalen Eckpunkt. Starte auf der Außenseite und bewege Dich über Linien, die einen blauen und einen roten Punkt verbinden. Es gibt maximal 2 dieser Linien in jedem kleinen Dreieck, wir besuchen kein Dreieck doppelt.
- ▶ Das ergibt eine Instanz von END-OF-LINE:
Knoten: Kleine Dreiecke
Kanten: Es gibt eine gerichtete Kante wenn zwei kleine Dreiecke eine gemeinsame Linie zwischen einem roten und einem blauen Eckpunkt haben.
- ▶ Durch die Konstruktion Eingangs- und Ausgangsgrad ≤ 1
- ▶ Es gibt eine Quelle durch Konstruktion, andere Quellen/Senken sind dreifarbig Dreiecke.



Beweis durch END-OF-LINE



Konsequenzen und Resultate

Sperners Lemma ist eine *diskretisierte Version des Fixpunktsatzes von Brouwer*. Der Beweis des Lemmas...

- ▶ zeigt, dass Sperner-Färbungen Instanzen von END-OF-LINE sind.
- ▶ kann auf mehr Dimensionen und Simplizes verallgemeinert werden. Hier werden dreifarbige Dreiecke zu Simplizes mit maximaler Anzahl an Farben.
- ▶ mit “unendlicher Granularität” zeigt, dass maximal gefärbte Simplizes den Brouwer-Fixpunkten entsprechen.

Damit ist das Finden eines Fixpunktes, und somit auch eines gemischten Nash-Gleichgewichtes in einem endlichen Spiel, in der Klasse PPAD. □

Ein fundamentales Resultat in der Literatur zeigt darüber hinaus:

Theorem (Daskalakis/Papadimitriou und Chen/Deng/Teng)

Das Finden eines gemischten Nash-Gleichgewichts in einem endlichen Spiel mit 2 Spielern ist PPAD-vollständig.

Spiele in Normalform

Satz von Nash

Komplexität von Nash-Gleichgewichten

Nullsummenspiele

Appendix A: LP-Dualität

Definition

Um konsistent mit der Literatur zu bleiben, betrachten wir in diesem Abschnitt **Nutzenfunktionen** für Spieler anstelle von Kostenfunktionen.

Definition

Der **Nutzen** oder die **Utility** von Spieler i im Zustand s eines Spiels in Normalform ist $u_i(s) = -c_i(s)$.

Definition

Ein **Nullsummenspiel** ist ein strategisches Spiel, bei dem für jeden Zustand s gilt $\sum_{i \in \mathcal{N}} u_i(s) = 0$.

In einem Nullsummenspiel ist jeder Nutzenzuwachs für einen Spieler verbunden mit einem Nutzenverlust für einen anderen Spieler. Spiele dieser Art ergeben sich z.B. wenn Spieler gegeneinander um einen Sieg kämpfen, oder wenn sie ein gemeinsames Gut unter sich aufteilen sollen.

Nullsummenspiele mit 2 Spielern

Zwei Spieler, Spieler I (Reihenspieler), Spieler II (Spaltenspieler)

Representation als Matrix $A \in \mathbb{R}^{k \times \ell}$ mit $k = |S_I|$ Reihen und $\ell = |S_{II}|$ Spalten:

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdot & \cdot & \cdot & a_{1\ell} \\ a_{21} & a_{22} & \cdot & \cdot & \cdot & a_{2\ell} \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdot & \cdot & \cdot & a_{k\ell} \end{pmatrix}$$

a_{ij} ist der Nutzenwert für Spieler I

$-a_{ij}$ ist der Nutzenwert für Spieler II

Beispiele

Matching Pennies

$$\begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$$

Rock-Paper-Scissors

$$\begin{pmatrix} 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Ein Spiel mit $k \neq \ell$:

$$\begin{pmatrix} 0 & 2 & 4 \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$$

Nutzenwert als Matrix-Multiplikation

Wir bezeichnen gemischte Strategien mit x für I und y für II.

Berechnung des Nutzens $u_I(x, y)$:

$$\begin{array}{c|ccc} & 0.1 & 0.4 & 0.5 \\ \hline 0.8 & 0 & 2 & 4 \\ 0.2 & 1 & 2 & 3 \end{array} \longrightarrow 0.8 \cdot (0.1 \cdot 0 + 0.4 \cdot 2 + 0.5 \cdot 4) \\ + 0.2 \cdot (0.1 \cdot 1 + 0.4 \cdot 2 + 0.5 \cdot 3) \\ = 2.48$$

$$\begin{aligned}
 u_I(x, y) = -u_{II}(x, y) &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{\ell} x_i a_{ij} y_j \\
 &= \begin{pmatrix} x_1 & x_2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix} \\
 &= x^T A y
 \end{aligned}$$

Öffentliche Strategiewahl

Wir nehmen an, I muss sich zuerst entscheiden. Er wählt eine gemischte Strategie, die II sehen kann *bevor* er seine eigene Wahl trifft. Wie sollte I diese öffentliche Strategie wählen?

$$\begin{pmatrix} 0 & 2 & 4 \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$$

II wird I so stark wie möglich verletzen.

In diesem Spiel wird II immer mit Spalte 1 antworten. Daher ist die optimale Wahl für I die reine Strategie 2 (bzw: $x = (0, 1)^T$).

Maximin-Strategien

I wählt x , dann wählt II y als beste Antwort auf x . II löst also das Problem $\max_y u_{II}(x, y)$, oder in Matrixform $\max_y -x^T A y = \min_y x^T A y$.

Folglich sucht I nach einer Strategie x , die $\min_y x^T A y$ maximiert.

Definition

Der **Gain-Floor** eines Nullsummenspiels mit 2 Spielern ist

$$v_I^* = \max_x \min_y x^T A y .$$

Eine Strategie x^* , die den Gain-Floor als Nutzen liefert, ist eine **optimale Strategie** (oder auch **Maximin-Strategie**) für I.

Beispiel Maximin

$$\begin{pmatrix} 5 & 1 & 2 \\ 1 & 4 & 3 \end{pmatrix}$$

II wird I so stark wie möglich verletzen.

- ▶ I wählt Reihe 1 \Rightarrow II wählt Spalte 2 \Rightarrow I hat Nutzen 1
- ▶ I wählt Reihe 2 \Rightarrow II wählt Spalte 1 \Rightarrow I hat Nutzen 1

- ▶ I wählt $x = (0.5, 0.5)$, minimaler Verlust für II ist 2.5 in Spalten 2 und 3
 \Rightarrow I hat Nutzen 2.5.

Wie sieht die optimale Strategie x^* aus, wie groß kann v_I^* werden?

Duale Sichtweise: Minimax

Nun nehmen wir an, II wählt zuerst y , dann wählt I x optimal mit $\max_x u_I(x, y) = \max_x x^T Ay$.

Folglich sucht II nach y , um $\max_x x^T Ay$ zu minimieren.

Definition

Die **Loss-Ceiling** eines Nullsummenspiels mit 2 Spielern ist

$$v_{II}^* = \min_y \max_x x^T Ay .$$

Eine Strategie y^* , die die Loss-Ceiling als Nutzen liefert, ist eine **optimale Strategie** (oder auch **Minimax-Strategie**) für II.

Wie sieht y^* aus, wie klein kann v_{II}^* werden?

Welche Beziehung haben v_I^* und v_{II}^* ?

Minimax Theorem

Wenn beide Spieler optimal spielen, dann sollte I mindestens v_I^* erhalten und II nicht mehr als v_{II}^* verlieren. Es ist einfach einzusehen, dass

Lemma

Es gilt $v_I^ \leq v_{II}^*$.*

Überraschenderweise haben von Neumann and Morgenstern gezeigt

Satz (Minimax Theorem)

In jedem Nullsummenspiel mit 2 Spielern gilt $v = v_I^ = v_{II}^*$. Der Wert v wird **Wert des Spiels** genannt.*

Minimax Theorem und Dualität in der Linearen Optimierung

Betrachte das Optimierungsproblem, bei dem wir x^* und $v_I^* = \max_x \min_y x^T A y$ finden sollen.

Beobachtungen:

- ▶ II wählt eine beste Antwort y auf x .
- ▶ Für ein gegebenes x wählt II $y_j > 0$ nur dann wenn in Spalte j der erwartete Verlust $\sum_{i=1}^k x_i a_{ij}$ minimal ist.

- ▶ Daher gilt

$$v_I = \sum_{j=1}^{\ell} \sum_{i=1}^k x_i a_{ij} y_j = \min_{j=1, \dots, \ell} \sum_{i=1}^k x_i a_{ij}$$

- ▶ Für jedes x und den resultierenden Nutzen v_I von I wissen wir daher

$$v_I \leq \sum_{i=1}^k x_i a_{ij} \quad \text{für alle } j = 1, \dots, \ell.$$

Gain-Floor Optimierung als ein Lineares Programm

Maximiere v_I

so dass
$$v_I - \sum_{i=1}^k x_i a_{ij} \leq 0 \quad \text{für alle } j = 1, \dots, \ell$$

$$\sum_{i=1}^k x_i = 1 \quad (1)$$
$$x_i \geq 0 \quad \text{für alle } i = 1, \dots, k$$
$$v_I \in \mathbb{R}$$

Loss-Ceiling Optimierung als ein Lineares Programm

Die gleichen Argumente ergeben ein lineares Programm für die Minimierung der Loss-Ceiling.

$$\begin{array}{ll}
 \text{Minimiere} & v_{\text{II}} \\
 \text{so dass} & v_{\text{II}} - \sum_{j=1}^{\ell} a_{ij} y_j \geq 0 \quad \text{für alle } i = 1, \dots, k \\
 & \sum_{j=1}^{\ell} y_j = 1 \quad (2) \\
 & y_j \geq 0 \quad \text{für alle } j = 1, \dots, \ell \\
 & v_{\text{II}} \in \mathbb{R}
 \end{array}$$

Im Appendix wird gezeigt, dass dies lineare Programm dual ist zum LP (1) für Gain-Floor-Maximierung.

Folgerungen

Das Finden optimaler Strategien für I und II kann durch duale lineare Programme formuliert werden.

Starke Dualität in der Linearen Optimierung:

- ▶ Betrachte ein lineares Programm mit einer gültigen Optimallösung
- ▶ Sei f^* der optimale Wert der Zielfunktion
- ▶ Dann hat das duale Programm eine gültige Optimallösung mit Zielfunktionswert g^*
- ▶ Starke Dualität: Es gilt $f^* = g^*$.

Starke Dualität liefert das Minimax-Theorem. □

Beispiel

$$\begin{pmatrix} 5 & 1 & 2 \\ 1 & 4 & 3 \end{pmatrix}$$

$$\begin{array}{llll} \text{Max.} & v_I & & \\ \text{s.t.} & v_I - 5x_1 - 1x_2 & \leq & 0 \\ & v_I - 1x_1 - 4x_2 & \leq & 0 \\ & v_I - 2x_1 - 3x_2 & \leq & 0 \\ & x_1 + x_2 & = & 1 \\ & x_1, x_2 & \geq & 0 \\ & v_I & \in & \mathbb{R} \end{array}$$

$$\begin{aligned} x^* &= (0.4, 0.6) \\ v_I^* &= 2.6 \end{aligned}$$

$$\begin{array}{llll} \text{Min.} & v_{II} & & \\ \text{s.t.} & v_{II} - 5y_1 - 1y_2 - 2y_3 & \geq & 0 \\ & v_{II} - 1y_1 - 4y_2 - 3y_3 & \geq & 0 \\ & & & y_1 + y_2 + y_3 = 1 \\ & & & y_1, y_2, y_3 \geq 0 \\ & & & v_{II} \in \mathbb{R} \end{array}$$

$$\begin{aligned} y^* &= (0.2, 0, 0.8) \\ v_{II}^* &= 2.6 \end{aligned}$$

Ist (x^*, y^*) ein gemischtes Nash-Gleichgewicht?

Gemischtes Nash-Gleichgewicht

Korollar

(x, y) im Nullsummenspiel mit 2 Spielern ist gemischtes Nash-Gleichgewicht

\Leftrightarrow x und y sind optimale Strategien.

Beweis (\Rightarrow):

- ▶ Betrachte (x, y) . Sei x suboptimal (Beweis ähnlich für y suboptimal)
- ▶ Es gibt y' mit $u_{II}(x, y') > -v$, daher $u_I(x, y') < v$.
- ▶ Für NG muss gelten $u_{II}(x, y) \geq u_{II}(x, y')$, daher $u_I(x, y) < v$.
- ▶ Wenn $u_I(x, y) < v$, dann I besser mit optimaler Strategie $\Rightarrow (x, y)$ kein gemischtes NG.

(\Leftarrow):

- ▶ Seien beide Strategien optimal, aber I hat eine bessere beste Antwort x'
- ▶ Das bedeutet $u_I(x', y) > v$, aber dann ist y suboptimal für II
- ▶ Gleiches Argument wenn II eine bessere Strategie hat.

Gemischtes Nash-Gleichgewicht

Korollar

Jedes gemischte Nash-Gleichgewicht in einem Nullsummenspiel mit 2 Spielern ergibt den gleichen erwarteten Nutzen von v ($-v$) für I (II).

Es gibt effiziente Algorithmen zur Lösung von linearen Programmen. Wenn wir damit die linearen Programme (1) und (2) lösen, erhalten wir optimale Strategien. Damit ergibt sich folgendes Resultat:

Satz

In jedem Nullsummenspiel mit 2 Spielern kann ein gemischtes Nash-Gleichgewicht in polynomieller Zeit berechnet werden.

Literatur

- ▶ G. Owen. Game Theory. Academic Press, 2001. (Kapitel 1 + 2)
- ▶ Nisan et al. Algorithmic Game Theory. Cambridge University Press, 2007. (Kapitel 1 + 2)
- ▶ J. Nash. Non-cooperative Games. Annals of Mathematics 54, pp. 286–295, 1951.
- ▶ P. Goldberg, C. Daskalakis, C. Papadimitriou. The Complexity of Computing a Nash Equilibrium. SIAM Journal on Computing, 39(1), pp. 195–259, 2009.
- ▶ X. Chen, X. Deng, S.-H. Teng. Settling the Complexity of Computing Two-Player Nash Equilibria. Journal of the ACM, 56(3), 2009.
- ▶ Hintergrund zu Linearer Optimierung, Dualität, und Algorithmen: Cormen, Leiserson, Rivest, Stein. Introduction to Algorithms, 3rd edition. MIT Press, 2009. (Kapitel 29)

Spiele in Normalform

Satz von Nash

Komplexität von Nash-Gleichgewichten

Nullsummenspiele

Appendix A: LP-Dualität

Konstruktion des Dualen

Wir leiten eine obere Schranke auf v_I her für jede Lösung von (1).

- ▶ Sei (v_I, x) eine Lösung von (1).
- ▶ Wir nutzen eine lineare Kombination der Constraints für die obere Schranke. Mit Faktoren z_j und w_I ergibt sich:

$$\begin{aligned} z_j \cdot \left(v_I - \sum_{i=1}^k x_i a_{ij} \right) &\leq z_j \cdot 0 \quad \text{für jedes } j \text{ und} \\ w_I \cdot \sum_{i=1}^k x_i &= w_I \cdot 1 \end{aligned}$$

Wir nehmen $z_j \geq 0$, um die richtige Richtung der Ungleichung einzuhalten.

Konstruktion des Dualen

- ▶ Jetzt leiten wir obere Schranke her mit einer Linearkombination:

$$\begin{aligned}
 v_I &\leq \sum_{j=1}^{\ell} z_j \left(v_I - \sum_{i=1}^k x_i a_{ij} \right) + w_I \cdot \sum_{i=1}^k x_i \\
 &= \left(\sum_{j=1}^{\ell} z_j \right) \cdot v_I + \sum_{i=1}^k \left(w_I - \sum_{j=1}^{\ell} a_{ij} z_j \right) \cdot x_i \\
 &\leq \sum_{j=1}^{\ell} z_j \cdot 0 + w_I \cdot 1 = w_I
 \end{aligned}$$

- ▶ Das klappt nur, wenn die erste Ungleichung erfüllt ist, und das ist der Fall, wenn die folgenden Bedingungen für die Koeffizienten der v_I und x_i auf der linken und rechten Seite gelten:

$$\begin{aligned}
 1 &= \sum_{j=1}^{\ell} z_j && \text{(Gleich da } v_I \in \mathbb{R}.) \\
 0 &\leq w_I - \sum_{j=1}^{\ell} a_{ij} z_j && \text{(Evtl größer da } x_i \geq 0.)
 \end{aligned}$$

Was ist die beste obere Schranke w_I , die wir so erreichen können?

Finde die beste obere Schranke

$$\begin{array}{ll}
 \text{Minimize} & w_I \\
 \text{subject to} & w_I - \sum_{j=1}^{\ell} a_{ij} z_j \geq 0 \quad \text{for all } i = 1, \dots, k \\
 & \sum_{j=1}^{\ell} z_j = 1 \\
 & z_j \geq 0 \quad \text{for all } j = 1, \dots, \ell \\
 & w_I \in \mathbb{R}
 \end{array} \tag{3}$$

Dieses lineare Programm wird das **duale Programm** von (1) genannt, w_I und z_j sind die **dualen Variablen**.

Beachte: Dies repräsentiert genau das Optimierungsproblem (2), die Loss-Ceiling und eine optimale Strategie für II zu finden (mit $w_I = v_{II}$ and $z_j = y_j$)!