1. **Abbildung 1: Vergleich der beiden Szenarien (Citizen Science vs. Generative AI)**

Diese Abbildung stellt die beiden Anwendungsfälle direkt gegenüber:

* **Obere Reihe**: Impact-Matrizen für beide Szenarien, getrennt nach Organisation und Forscher
* **Untere Reihe**: Zeitliche Entwicklung von Exigence und Impact sowie Strategieentwicklung für beide Szenarien

Die Visualisierung zeigt deutlich, wie die unterschiedlichen Impact-Bewertungen zu verschiedenen optimalen Strategien führen und wie sich die Exigence in beiden Szenarien entwickelt.

1. **Abbildung 2: Modellentwicklung und Gleichgewichtsanalyse**

Diese Abbildung konzentriert sich auf die Dynamik des Modells:

* **Panel A**: Entwicklung von Utilities und Impact über die Zeit
* **Panel B**: Exigence-Dynamik mit Annotation der gewählten Strategien
* **Panel C**: Gleichgewichtspunkte für verschiedene Schwellenwerte (θ) mit Strategieregionen
* **Panel D**: Exigence-Verläufe für verschiedene Parameterkombinationen

Diese Visualisierung verdeutlicht die adaptiven Eigenschaften des Systems und zeigt, wie verschiedene Parameter die langfristigen Gleichgewichtspunkte beeinflussen.

1. **Abbildung 3: Strategische Aspekte**

Diese Abbildung hebt die strategischen Elemente des Modells hervor:

* **Panel A+B**: Heatmaps der optimalen Strategien für Organisation und Forscher bei verschiedenen α-Werten
* **Panel C**: Exigence-Dynamik für verschiedene Lernraten (β)
* **Panel D**: Impact und gewählte Strategien für verschiedene α-Werte (bei gleichen Werten für beide Akteure)

Diese Visualisierung zeigt, wie die Gewichtungsparameter (α) die Strategiewahl beeinflussen und wie sich dadurch der Gesamtimpact verändert.

Ein Bild, das Text, Screenshot, Diagramm, Reihe enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.Ein Bild, das Text, Diagramm, Reihe, parallel enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.

Ein Bild, das Text, Screenshot, Diagramm, Reihe enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.

1. **4. Modelldynamiken und empirische Anwendung**

Die grafische Analyse der CASSCO-Modelldynamiken (Abbildungen 1-3) verdeutlicht die Wechselwirkungen zwischen Akteuren, Rollen und Kommunikationsmodi in wissenschaftlichen Kommunikationssystemen sowie die strategischen Implikationen für beide untersuchten Szenarien.

1. **4.1 Vergleich der Szenarien**

Abbildung 1 kontrastiert die Impact-Bewertungen und resultierenden Strategiedynamiken für die beiden untersuchten Szenarien. Bei Generative AI (AI) sind höhere Impact-Werte bei wissensorientierten Strategien (k-Modus) zu beobachten, während beim Citizen Science-Szenario (CS) partizipative Ansätze (p-Modus) dominieren. Diese unterschiedlichen Impact-Bewertungen führen zu deutlich verschiedenen optimalen Strategiekombinationen: Im AI-Szenario wählen beide Akteure egoistische, wissenszentrierte Strategien (('e','k')), was den Fokus auf Validitätsfragen im AI-Kontext widerspiegelt. Im CS-Szenario hingegen entwickelt sich eine asymmetrische Konstellation mit egoistischen partizipativen Ansätzen seitens der Organisation und altruistischen partizipativen Ansätzen bei Forschern (('e','p'), ('a','p')).

Die Exigence-Dynamik zeigt in beiden Szenarien eine kontinuierliche Abnahme über die Zeit, was auf eine sukzessive Verringerung des Kommunikationsbedarfs durch die gewählten Strategien hindeutet. Bemerkenswert ist, dass das CS-Szenario trotz höherer kombinierter Impact-Werte eine langsamere Exigence-Reduktion aufweist, was auf die spezifischen Gleichgewichtsbeziehungen zwischen Impact, Lernrate (β) und Schwellenwert (θ) zurückzuführen ist.

1. **4.2 Modellentwicklung und Gleichgewichtszustände**

Abbildung 2 veranschaulicht die zeitliche Entwicklung zentraler Modellparameter im AI-Szenario. Panel A zeigt, dass die Nutzwerte (Utilities) beider Akteure sowie der kombinierte Impact im Zeitverlauf leicht ansteigen und konvergieren, was die Stabilisierungstendenz des Systems verdeutlicht. Der kombinierte Impact liegt deutlich über dem Schwellenwert (θ=0,3), was die kontinuierliche Abnahme der Exigence (Panel B) erklärt. Die konsistente Strategiewahl (('e','k')) über alle Zeitschritte zeigt die Stabilität des Nash-Gleichgewichts unter den gegebenen Parametern.

Die Gleichgewichtsanalyse (Panel C) offenbart einen kritischen nichtlinearen Zusammenhang zwischen dem Schwellenwert θ und der resultierenden Gleichgewichts-Exigence. Bei niedrigen θ-Werten (< 0,5) bleibt die Gleichgewichts-Exigence nahe Null, da der erzielte Impact den Schwellenwert deutlich übersteigt. Ab θ ≈ 0,5 steigt die Gleichgewichts-Exigence jedoch dramatisch an, wobei ein Strategiewechsel von der Organisation zu (('e','k')) stattfindet. Panel D illustriert, wie unterschiedliche Parameterkonstellationen verschiedene Exigence-Verläufe erzeugen, wobei höhere β- und θ-Werte zu schnelleren Konvergenzraten führen.

1. **4.3 Strategische Interdependenzen**

Abbildung 3 konzentriert sich auf die strategischen Aspekte des Modells. Panels A und B zeigen die optimalen Strategien für Organisation und Forscher in Abhängigkeit von den jeweiligen α-Werten (Gewichtung zwischen Impact und privatem Nutzen). Bemerkenswert ist die Dominanz der Strategie (('e','k')) über weite Parameterbereiche, was die Robustheit dieser Gleichgewichtslösung im AI-Szenario unterstreicht. Nur bei sehr hohen α-Werten (>0,9) für den Forscher tritt ein Strategiewechsel zu (('a','k')) auf.

Panel C demonstriert den signifikanten Einfluss der Lernrate β auf die Exigence-Dynamik. Höhere β-Werte führen zu einer beschleunigten Abnahme und früheren Konvergenz der Exigence. Bei β=0,9 erreicht das System bereits nach etwa 10 Zeitschritten einen Gleichgewichtszustand nahe Null, während bei β=0,1 selbst nach 20 Schritten noch eine substantielle Exigence von etwa 0,3 besteht.

Panel D visualisiert den kombinierten Impact für verschiedene α-Werte (identisch für beide Akteure) und die resultierenden Strategiekombinationen. Der Impact bleibt relativ konstant in zwei Bereichen: Bei niedrigen α-Werten (0,1-0,3) und bei mittleren bis hohen α-Werten (0,4-0,9), wobei ein leichter Anstieg bei α≈0,4 zu beobachten ist, wenn beide Akteure (('e','k')) wählen.

Diese Modellanalysen verdeutlichen die Komplexität und Nichtlinearität des CASSCO-Modells sowie die Bedeutung der Parametereinstellungen für die strategische Dynamik wissenschaftlicher Kommunikationssysteme. Die unterschiedlichen Gleichgewichtslösungen in den untersuchten Szenarien unterstreichen die kontextuelle Sensitivität wissenschaftlicher Kommunikationsprozesse und die Notwendigkeit differenzierter Kommunikationsstrategien je nach Art der wissenschaftlichen Herausforderung.