Моделирование коррупции на основе игры в развернутой форме

Сычев Роман Сергеевич, математика и компьютерные науки (кафедра математического анализа)

Научный руководитель: Глазков Д.В., кандидат ф.-м. н., доцент

Данная работа рассматривает вопросы реализации практического вычисления . В работе приводится описание и рассматриваются некоторые возможные программные реализации с применением методов объектно ориентированного программирования.

Работа включает три главы.

В первой главе приведено описание .

Во второй главе .

В третьей главе .

Во введении определены цели и задачи, поставленные в дипломной работе, а также объект и предмет исследования. Целью данной работы является .

В заключении сделаны выводы о проделанной работе и подведен итог исследованию. В ходе работы были полученны .

Реферат

Дипломная работа «Моделирование коррупции на основе игры в развернутой форме» ?? стр., ?? илл., ?? источников, ?? прил.

Ключевые слова: теория игр, искуственный интелект, моделирование коррупции, неполная информация, игры в развернутой форме.

объектом исследования являются .

Целью работы является программная реализация .

Полученные в результате работы программные классы могут использоваться для практического расчета .

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова»

Выпускная квалификационная работа

Моделирование коррупции на основе игры в развернутой форме

02.04.01. Математика и компьютерные науки

Исполнитель: Сычев Р.С.
гр. МКН-21 МО
Руководитель: к.ф.-м.н. Глазков Д.В.

Ярославль 2022

Содержание

Введение

В настоящее время под явлением коррупции понимается неправомерное использование должностных привилегий в личных целях. Например, к коррупции относят присвоение ренты и получение взяток. При этом, некоторые из этих процессов могут быть описаны с помощью моделей теории игр. Одной из таких моделей является модель совместного преступления[1]. Такой подход подразумевает эндогенную природу игровых ситуаций и ассиметричные выплаты. Похожий вопрос, связанный с механизмом повторной проверки, в достаточно большом объеме изучен для однородного набора из нескольких проверяемых лиц[2]. В то же время, проверяемые лица могут иметь свою организационную структуру, наличие которой может вносить значительные коррективы в распределение информации на различных этапах игры. Например, за счет иерархии можно реализовать механизм дополнительных проверок[3]. Имеет смысл построение и анализ более обобщенных с точки зрения организационной структуры и распределения информации моделей.

Подобные модели могут быть представлены как игры в развернутой форме. При такой постановке задачи можно близким к естественному способом отразить в игровой форме структуру последовательного принятия решений набором участников в конфликтной ситуации.

Существуют методы позволяющие достаточно эффективно сформировать приближенное кореллированное равновесие для заданной игры в развернутой форме с неполной информацией. Довольно популярен итеративный алгоритм минимизации контрафактических сожалений (Conterfactual Regret Minimization)[4] и его модификация предусматривающая использование метода Монте-Карло (MCCFR)[5]. Данные алгоритмы появились не так давно, но на их основе уже получен ряд недостижимых до этого по сложности результатов.

Целью данной работы является изучение возможности применения алгоритма CFR в задачах моделирования корррупции и его отработка на практике для модели раскрытия совместного преступления и для модели коррупции в иерархической структуре.

В соответствии с темой работы были поставлены следующие задачи:

— выбор конкретной формы модели с использованием уже существующихи улучшил предыдущие подобные модели;
— выбор алгоритма для поиска решения и анализа модели;
— проведение расчетов и анализ результатов.

Данная работа может быть интересна людям желающим ознакомится с некоторыми современными техниками решения игр с неполной информацией.

1 Первая глава. Описание алгоритмов

1.1 Игры в развернутой форме и равновесие

Игра в развернутой форме представляют компактную общую модель взаимодействий между агентами и явно отражает последовательный характер этих взаимодействий. Последовательность принятия решений игроками в такой постановке представлена деревом решения. При этом, листья дерева отождествлены с терминальными состояниями, в которых игра завершается и игроки получают выплаты. Любой нетерминальный узел дерева представляет точку принятия решения. Неполнота информации выражается в том, что различные узлы игрового дерева считаются неразличимыми для игрока. Совокупность всех попарно неразличимых состояний игры называется информационными состояниями. Приведем формальное определение.

Определение 1 *Конечная игра в развернутой форме с неполной информацией содержит следующие компоненты:*

— Конечное множество игроков N;

— Конечное множество историй действий игроков H, такое, что $\emptyset \in H$ и любой префикс элемента из H также принадлежит H. $Z \subseteq H$ представляет множество терминальных историй (множество историй игры на являющихся префиксом). $A(h) = \{a\colon (h, a) \in H\}$ — доступные после нетерминальной истории $h \in H$ действия;

— Функция $P\colon H \setminus Z \to N \cup \{c\}$, которая сопоставляет каждой нетерминальной истории $h \in H \setminus Z$ игрока, которому предстоит принять решение, либо игрока c представляющего случайное событие;

— Функция f_c, которая сопоставляет всем $h \in H$, для которых $P(h) = c$, вероятностное распределение $f_c(\cdot|h)$ на $A(h)$. $f_c(a|h)$ представляет вероятность выбора a после истории h;

— Для каждого игрока $i \in N$ $\mathcal{I}_i$ обозначает разбиение $\{h \in H\colon P(h) = i\}$, для которого $A(h) = A(h')$ всякий раз когда h и h' принадлежат одному члену разбиения. Для $I_i \in \mathcal{I}_i$ определим $A(I_i) = A(h)$ и $P(I_i) = i$ для всех $h \in I_i$. $\mathcal{I}_i$ называют информационным набором игрока i, а $I_i \in \mathcal{I}_i$ информационным состоянием игрока i;

— Для каждого игрока $i \in N$ определена функция выигрыша $u_i\colon Z \to \mathbb{R}$. Если для игры в развернутой форме выполняется $\forall z \in Z \sum_{i \in N} U_i(z) = 0$, то такую игру называют игрой с нулевой суммой. Определим $\Delta_{u,i} = max_{z \in Z}\ u_i(z) - min_{z \in Z}\ u_i(z)$ для диапазона выплат игрока.

Отметим, что информационные наборы могут использоваться не только для реализации правил конкретной игры, но и могут быть использованы для того, чтобы заставить игрока забыть о предыдущих действиях. Игры в которых игроки не забывают о действиях называют играми с полной памятью. В дальнейшем мы будем рассматривать конечные игры в развернутой форме с полной памятью.

Стратегия игрока i — это функция σ_i, которая ставит в соответствие каждому информационному состоянию $I_i \in \mathcal{I}_i$ вероятностное распределение на $A(I_i)$. Обозначим за Σ_i множество всех стратегий игрока i. Стратегический профиль σ содержит стратегии для каждого игрока $i \in N$. При этом за σ_{-i} обозначим σ без σ_i.

Обозначим за $\pi^\sigma(h)$ вероятность того, что игроки достигнут h руководствуясь σ. Мы можем представить π^σ как $\pi^\sigma = \prod_{i \in N \cup \{c\}} \pi_i^\sigma(h)$, выделяя вклад каждого игрока. В таком случае, $\pi_i^\sigma(h)$ обозначает вероятность принятия совокупности решений игрока i, ведущих от $\emptyset$ к h. Иными словами

$$\pi_i^\sigma(h) = \begin{cases} \prod_{h \sqsubset h' \wedge P(h')=i \wedge h \sqsubset (h',a)} \sigma(h')(a) & \{h' | h \sqsubset h' \wedge P(h') = i\} \neq \emptyset \\ 1 & \text{иначе.} \end{cases}$$

Запись $h \sqsubset h'$ означает, что h' является префиксом h. Обозначим за $\pi_{-i}^\sigma(h)$ вероятность достижения истории h всеми игроками (включая c) за исключением i. Для $I \subseteq H$ определим $\pi^\sigma(I) = \sum_{h \in I} \pi^\sigma(h)$. Аналогично, введем $\pi_i^\sigma(I)$ и $\pi_{-i}^\sigma(I)$.

Ожидаемое значение выплаты для игрока i обозначим как $u_i(\sigma) = \sum_{h \in Z} u_i(h) \pi^\sigma(h)$.

Традиционным способом решения игр в развернутой форме является поиск равновесного профиля стратегий σ, который удовлетворяет следующему условию

$$\forall i \in N,\ \ u_i(\sigma) \geqslant \max_{\sigma_i' \in \Sigma_i} u_i(\sigma_i', \sigma_{-i}). \tag{1.1}$$

Такой стратегический профиль называют равновесием по Нэшу. В случае, если стратегический профиль σ удовлетворяет условию

$$\forall i \in N, \epsilon > 0,\ \ u_i(\sigma) + \epsilon \geqslant \max_{\sigma_i' \in \Sigma_i} u_i(\sigma_i', \sigma_{-i}). \tag{1.2}$$

его называют ϵ – равновесием по Нэшу.

Для рассматриваемых далее алгоритмов наиболее интересен вариант игры с нулевой семмой для двух игроков. Именно для него имеется строгое математическое обоснование сходимости к равновесию Нэша.

1.2 Контрафактические сожаления и их минимизация

Минимизация сожалений является популярным концептом, для построения итеративных алгоритмов приближенного решения игр в развернутой форме [6]. Приведем связанные с ней определения. Рассмотрим дискретный отрезок времени T включающий T раундов от 1 до T. Обозначим за σ_i^t стратегию игрока i в раунде t.

Определение 2 *Средним общим сожалением игрока i на момент времени T называют величину*

$$R_i^T = \frac{1}{T}\max_{\sigma_i^* \in \Sigma_i} \sum_{t=1}^{T} u_i(\sigma_i^*, \sigma_{-i}^t) - u_i(\sigma^t) \quad (1.3)$$

В дополнении к этому, определим $\bar{\sigma}_i^T$ как среднюю стратегию относительно всех раундов от 1 до T. Таким образом для каждого $I \in \mathcal{I}_i$ и $a \in A(I)$ определим

$$\bar{\sigma}_i^T(I) = \frac{\sum_{t=1}^{T} \pi_i^{\sigma^t}(I)\sigma^t(I)(a)}{\sum_{t=1}^{T} \pi_i^{\sigma^t}(I)}. \quad (1.4)$$

Теорема 1 *Если для игры с двумя игроками и с нулевой суммой на момент времени T средние общие сожаления игроков меньше ϵ, то σ является 2ϵ равновесием [4].*

Говорят, что алгоритм выбора σ^t реализует минимизацию сожалений, если средние общие сожаления игроков стремятся к нулю при t стремящимся к бесконечности. И как результат, алгоритм минимизации сожалений может быть использован для нахождения приближенного равновесия по Нэшу, в случае игр двух игроков с нулевой суммой. Вообще говоря, в случае ненулевой суммы или большего числа игроков алгоритм минимизации сожалений не приводит к равновесию Нэша. Однако, он приводит к другому классу равновесий. Доказано, что полученное решение сходится к грубому коррелированному равновесию и, более того, устраняет итеративно доминируемые действия в профилях стратегий[**?**].

Понятие контрафактического сожаления служит для декомпозиции среднего общего сожаления в набор дополнительных сожалений, которые могут быть минимизированы независимо для каждого информационного состояния.

Обозначим через $u_i(\sigma, h)$ цену игры с точки зрения истории h, при условии, что h была достигнута, и игроки спользуют в дальнейшем σ.

Определение 3 *Контрафактической ценой $u_i(\sigma, I)$ назовем ожидаемую цену, при условии, что информационное состояние I было достигнуто, когда все игроки кроме i играли в соответствии с σ. Формально*

$$u_i(\sigma, I) = \sum_{h \in I, h' \in Z} \pi_{-i}^{\sigma}(h)\pi^{\sigma}(h, h')u_i(h'), \quad (1.5)$$

где $\pi^{\sigma}(h, h')$ — вероятность перехода из h в h'.

Обозначим за $\sigma^t|_{I\to a}$ стратегический профиль идентичный σ за исключением того, что i всегда выбирает a в I.

Средним немедленным контрафактическим сожалением назовем

$$R_{i,imm}^T(I) = \frac{1}{T}\max_{a \in A(I)} \sum_{t=1}^{T} u_i(\sigma^t|_{I\to a}, I) - u_i(\sigma^t, I). \quad (1.6)$$

Интуитивно это выражение можно понимать как аналог среднего общего сожаления в терминах контрафактической цены. Однако, вместо рассмотрения всевозможных максимизирующих стратегий рассматриваются локальные модификации стратегии. Положим $R^{T,+}_{i,imm}(I) = \max(R^{T}_{i,imm}(I), 0)$. Связь немедленных контрафактических сожалений и общих средних сожалений раскрывает следующая теорема.

Теорема 2 $R_i^T \leqslant \sum_{I \in \mathcal{I}_i} R^{T,+}_{i,imm}(I)$*[4].*

Минимизация средних немедленных контрафактических сожалений приводит к минимизации средних общих сожалений. В свою очередь, минимизация среднего немедленного контрафактического сожаления может происходить за счет минимизации выражений под функцией максимума. Таким образом, мы приходим к понятию среднего контрафактического сожаления

$$R_i^T(I, a) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} u_i(\sigma^t|_{I \to a}, I) - u_i(\sigma^t, I). \tag{1.7}$$

Контрафактическое сожаление рассматривает действие в информационном состоянии. В свою очередь, для минимизации средних контрафактических сожалений можно применить алгоритм приближения Блэквела[6], который приведет к следующей последовательности стратегий

$$\sigma_i^{T+1}(I)(a) = \begin{cases} \frac{R_i^{T,+}(I,\, a)}{\sum_{a \in A(I)} R_i^{T,+}(I,\, a)} & \text{если } \sum_{a \in A(I)} R_i^{T,+}(I,\, a) > 0, \\ \frac{1}{|A(I)|} & \text{иначе.} \end{cases} \tag{1.8}$$

Другими словами, действие выбирается в пропорции соотношения позитивных контрафактических сожалений о не выборе этого действия. Обоснование сходимости полученного решения и оценку ее скорости предоставляет следующая теорема.

Теорема 3 *Если игроки придерживаются стратегий, заданных выражением (1.8), то* $R^T_{i,imm}(I) \leqslant \Delta_{u,i}\sqrt{|A_i|}/\sqrt{T}$ *и следовательно* $R_i^T \leqslant \Delta_{u,i}|\mathcal{I}_i|\sqrt{|A_i|}/\sqrt{T}$*, где* $|A_i| = \max_{h:\, P(h)=i} |A(h)|$*[4].*

Таким образом, по мере увеличения числа проведенных итераций уменьшаются средние общие сожаления.

2 Вторая глава. Описание моделей

2.1 Модель раскрытия совместного преступления

Модель раскрытия совместного преступления, предложенная Спенглером [1], предполагает игру в развернутой форме для трех игроков с эндогенным характером формирования игровых историй. Игра построена следующим образом. В игре участвуют три игрока: клиент(C), чиновник(O) и инспектор(I). Игру начинает клиент. Клиент может подкупить чиновника с вероятностью γ или нет с вероятностью $1-\gamma$. Чиновник, в случае подкупа, может ответить взаимностью с вероятностью β или нет с вероятностью $1-\beta$. Взаимность определяется как акт возврата благосклонности за взятку, то есть возвращение некоторых привелегий (например, государственный контракт) клиенту. Коррупция, как взаимное взяточничество, может произойти только при совместных усилиях клиента и чиновника. Игра включает в себя четыре штрафа, один за подкуп p_L и один для получения взаимности q_L (штрафы клиента), а также один для принятия взятки и взаимности q (штраф чиновника). Это позволяет использовать асимметричное распределение штрафов. Штрафы применяются с вероятностью инспектирования, которая представлена действием инспектора. Таким образом инспектор может провести проверку с вероятностью α, либо не проводить с вероятностью $1-\alpha$. При этом награда инспетора зависит факта инспектирования и наличия преступления.

Для подкупа чиновника клиент тратит b на взятку и получает выгоду от взаимности чиновника в размере v. Чиновник в случае подкупа получает взятку в размере b , а неотвечая взяимностью получает r. Параметр r играет роль нейтральной выплаты, для подкрепления непринятия взятки и может быть расценен как моральное удавлетворение от несовершения преступления. В случаях выявленного преступления клиент и чиновник должны выплатить соответствующие штрафы. Распределение выплат инспектору показано в таблице 2.1.

История игры	Провести проверку: α	Не проводить: $1-\alpha$
Взаимная взятка: $\gamma\beta$	$x+\Delta x$	x
Невзяимная взятка: $\gamma(1-\beta)$	$y+\Delta y$	y
Не было взятки: $(\gamma-1)$	z	$z+\Delta z$

Таблица 2.1 — Схема распределения выплат инспектору

Предполагается, что проверка приводит к лучшим для инспектора результатам в случае (взаимного) взяточничества, чем в случае отсутствия взяточничества и наоборот: $0 < \Delta x, \Delta y, \Delta z$.

Для клиента мы предполагаем, что взяточничество является прибыльным, если оно встречает взаимность, но не с проверкой, где b - взятка, а v - это выгода от взаимного обращения с клиентом. Это подразумевает, что $0 < b < v$ и $0 < p_L$, p_H и $v - b - p_L - p_H < 0$. Для инспектора предполагется, что проверка является прибыльной, если по крайней мере один правонарушитель совершает правонарушения, но обходится дорого, если нет. Это подразумевает, что $x < 0 < x + \Delta x$ и $y < 0 < y + \Delta y$, но $z < 0 < z + \Delta z$. Эта настройка отражает интуицию, что успешный осмотр стоит того, поскольку он приводит к продвижению или аналогичным выгодам, в то время как безуспешная проверка просто стоит усилий. Сложность модели требует, чтобы мы сделали некоторые дополнительные предположения о выплатах инспектора. Мы предполагаем, что проверка взаимного взяточничества является более прибыльной, чем проверка простого взяточничества, и, аналогично, что не проверки взаимного взяточничество несет большую потерю, чем не проверка простого взяточничества из-за более высокой альтернативной стоимости неинспекции. Это подразумевает, что $0 < y + \Delta y < x + \Delta x$ и $x < y < 0$. Для чиновника мы предполагаем, что получение взятки является прибыльным, пока нет проверки, подразумевая, что $0 < r < b < q$.

Последовательность выборов игроков и распределение выплат данной игры могут быть представлены в развернутой форме. Развернутая форма игры представлена на рисунке 2.1.

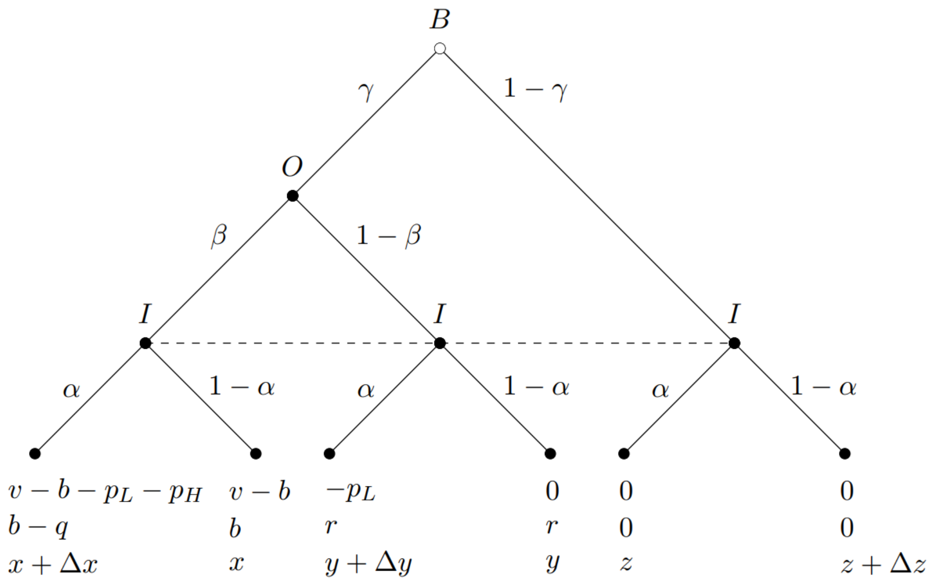

Рисунок 2.1 — Развернутая форма игры

Рассмотрим равновесие данной игры. Чтобы алгебраически выразить равновесие, для каждого игрока приравняем выплаты каждой стратегии. Используя выплаты на рисунке 2.1, мы получаем уравнения (2.1), (2.2) и (2.3), связанные с выплатами клиента, чиновника и инспектора соответственно.

$$\beta(v - b - \alpha(p_L + p_H)) + (1 - \beta)(-\alpha p_L) = 0 \tag{2.1}$$

$$\alpha(b - q) + (1 - \alpha)b = \alpha r + (1 - \alpha)r \tag{2.2}$$

$$\gamma\beta(x+\Delta x)+\gamma(1-\beta)(y+\Delta y)+(1-\gamma)z=\gamma\beta x+\gamma(1-\beta)y+(1-\gamma)(z+\Delta z) \quad (2.3)$$

Мы получаем следующие вероятности равновесия для v, β и α из предыдущих уравнений:

$$\beta = \frac{\alpha p_L}{v-b-\alpha p_H} \quad (2.4)$$

$$\alpha = \frac{b-r}{q} \quad (2.5)$$

$$\gamma = \frac{\Delta z}{\beta(\Delta x-\Delta y)+\Delta y+\Delta z} \quad (2.6)$$

Дальнейшие преобразования (2.4-2.6) позволяют получить выражения β и γ заисящие от параметров:

$$\alpha = \frac{(b-r)p_L}{(v-b)q-(b-r)p_H} \quad (2.7)$$

$$\gamma = \frac{((v-b)q-(b-r)p_H)\Delta z}{(b-r)p_L(\Delta x-\Delta y)+((v-b)q-(b-r)p_H)(\Delta y+\Delta z)} \quad (2.8)$$

Относительно полученных значений можно отметить следующие предположения:

— для клиента вероятность предложения взятки должна быть равна нулю, если вероятность принятия меньше вероятности принятия/возврата в уравнении (2.4) и равна одному в обратном случае;

— для чиновника вероятность принятия должна быть равна нулю, если вероятность проверки больше, чем вероятность проверки в уравнении (2.5) и равен одному в обратном случае;

— для инспектора вероятность проверки должна быть равна нулю, если вероятность предложения взятки меньше, чем вероятность предложения взятки в уравнении(2.6) и равна единице в обратном случае.

Помимо приведенного выше примера, также рассматривается вариант данной игры, в котором не проводится проверка после отклонения взятки, а сразу выписывается штраф [1]. Но в силу того, что проверка коррупции часто инициируется заранее, то факт проверки часто не зависит от факта предложения взятки. Таким образом ограничемся только этим более обобщенным вариантом.

2.2 Модель коррупции в иерархической структуре

3 Третья глава. Программная реализация моделей

3.1 Общая схема вычислений

В рассмотренных далее примерах рассматривалась вероятностная реализация алгоритмов CFR и MCCFR. При использовании метода MCCFR значения случайных событий генерируются перед началом каждой обучающей итерации. Данный подход позволяет сократить обьем памяти и ускорить вычисления в некоторых случаях[5]. При реализации примеров были выделены следующие компоненты:

— описание правил игры (зависит от настроек);
— модуль с реализацией алгоритма относительно определенных правил.

Настройки игры, например, по возможности могут включать число игроков, параметры выплат и т.п.

Правила игры включают структуру игрового дерева, механизм распределения событий и функцию выплат. Игровое дерево строится с применением узлов – обьектов с информацией о историии игры, о игроке и о возможных действиях.

Итерации алгоритма проходят рекурсивно, начиная с вершины дерева. В ходе одной итерации t + 1 происходит следующее:

— расчет стратегий q^{t+1} используя контрафактические сожаления t(1.8);
— расчет $t + 1$ слагаемого контрафактических сожалений;
— обновление сумм контрафактических сожалений (1.7).

Сам расчет итераций CFR происходит на основе определенных для каждого конкретного случая правил игры. Работа алгоритма начинается с создания игрового дерева. Далее происходит расчет заданного числа итераций. После любой итерации можно получить стратегии игроков, которые представляют из себя приближенное коррелированное равновесие.

3.2 Моделирование раскрытия совместного преступления

Рассмотрим несколько частных случаев задачи разоблачения совместного преступления. В соответствии с определением 1.1, опишем игровые истории и информационные наборы игроков.

$$A = \{\text{Предложить взятку}, \text{Не предлагать взятку}, \text{Принять взятку},$$
$$\text{Отклонить взятку}, \text{Провести проверку}, \text{Не проводить проверку}\}$$

Также определим перечень всех досупных игровых историй, включая терминальные:

$$\begin{aligned}
hB =& \{\text{Предложить взятку}\}\\
hBT =& \{\text{Предложить взятку}, \text{Принять взятку}\}\\
zBTC =& \{\text{Предложить взятку}, \text{Принять взятку}, \text{Провести проверку}\}\\
zBTnC =& \{\text{ Предложить взятку}, \text{Принять взятку}, \text{Не проводить проверку}\}\\
hBnT =& \{\text{Предложить взятку}, \text{Отклонить взятку}\}\\
zBnTC =& \{\text{ Предложить взятку}, \text{Отклонить взятку}, \text{Провести проверку}\}\\
zBnTnC =& \{\text{ Предложить взятку}, \text{Отклонить взятку}, \text{Не проводить проверку}\}\\
hnB =& \{\text{ Не предлагать взятку}\}\\
znBC =& \{\text{ Не предлагать взятку}, \text{Провести проверку}\}\\
znBnC =& \{\text{ Не предлагать взятку}, \text{Не проводить проверку}\}
\end{aligned}$$

$$H = \{\emptyset, hB, hBT, zBTC, zBTnC, hBnT, zBnTC, zBNCnC, hnB, znBC, znBnC\}$$

$$Z = \{zBTC, zBTnC, zBnTC, zBnTnC, znBC, znBnC\}$$

Будем рассматривать множество N, состоящее из трех игроков: клиент, чиновник и инспектор

$$N = \{0, 1, 2\}$$

Далее, определим информационные состояния игроков. В данном случае информационные наборы каждого игрока состоят из одного информационного состояния

$$\begin{aligned}
\mathcal{I}_0 =& \{\{\emptyset\}\}\\
\mathcal{I}_1 =& \{\{hB\}\}\\
\mathcal{I}_2 =& \{\{hBT, hBnT, hnB\}\}
\end{aligned}$$

Данное определение информационных состояний позволяет сопоставить игроков и различные игровые истории и таким образом определить функцию P.

$$P(h0) = 0$$

$$P(hB) = 1$$

$$P(hBT) = P(hBnT) = P(hnB) = 2$$

Наконец, определим следующие терминальные выплаты для игроков из N на множестве Z. В таблице 3.1 указано значение функции $u_i(z)$, для игрока $i \in N$ и терминальной истории $z \in Z$.

u	$zBTC$	$zBTnC$	$zBnTC$	$zBnTnC$	$znBC$	$znBnC$
0	$v - b - p_L - p_H$	$v - b$	$-p_L$	0	0	0
1	$b - q$	b	r	r	0	0
2	$x + \Delta x$	x	$y + \Delta y$	y	z	$z + \Delta z$

Таблица 3.1 — Значения функции выплат u

Проведем расчеты для некоторых значений параметров. Рассмотрим набор параметров из таблицы 3.2 и проведем расчет равновесия для данного случая

v	b	p_L	p_H	q	r	Δx	x	Δy	y	Δz	z
6	4	3	3	5	1	6	-3	4	-2	2	-1

Таблица 3.2 — Значения параметров для первого примера

Учитывая параметры из таблицы 3.2 построим игровое дерево со случайным профилем стратегий. Схематичное изображение игрового дерева показано на рисунке 3.1.

На рисунке 3.1 прямоугольными элементами отмечены все игровые истории, начиная с начала игры. Ребра между элементами обозначают возможные переходы между игровыми историями. Каждой нетерминальной игровой истории соответствует перечень доступных действий и стратегия их выбора. Терминальные истории сопровождаются информацией о выплатах игрокам. Для каждой истории указывается вероятность ее реализации. Расчетная эксплуатируемость данного профиля стратегий составляет примерно 0.75. Для достижения этого значения инспектору достаточно проводить проверку с вероятностью 1.0, изменив тем самым свой ожидаемый выигрыш с 0 до 0.75. Данный стратегический профиль достаточно далек от равновесия.

Попробуем улучшить стратегический профиль. Проведем $T = 10000$ обучающих итераций алгоритма на данном игровом дереве. Информация о обновленном стратегическом профиле представлена на рисунке 3.2.

На рисунке 3.2 отмечены выплаты, измененные стратегии игроков и измененные вероятности достижения различных игровых историй. Как можно заметить, эксплотируемость снизилась до порядка 0.01, что сопоставимо с оценкой из теоремы 3.

Дальнейшее увеличение числа итераций приводит к снижению эксплуатируемости. График изменения расчетной эксплуатируемости для данного примера приведен на рисунке 3.3.

Рисунок 3.3 — Расчетная эксплуатируемость стратегий в зависимости от T

Рассмотрим другой набор параметров алгоритма (Таблица 3.3).

v	b	p_L	p_H	q	r	Δx	x	Δy	y	Δz	z
12	3	8	8	4	2	9	1	1	7	3	5

Таблица 3.3 — Значения параметров для второго примера

Построим игровую модель и проведем 10000 обучающих итераций. Полученный профиль стратегий представлен на рисунке 3.4.

```
Выплаты: -0.0001, 0.0001, 7.9995
Информационные состояния:

0:Выбор клиента
Действия игрока 0: Предложить взятку 0.0001, Не предлагать взятку 1.0000

1:Выбор чиновника
Действия игрока 1: Принять взятку 0.0001, Отклонить взятку 1.0000

2:Выбор инспектора
Действия игрока 2: Провести проверку 0.0002, Не проводить проверку 0.9998

Погрешность равновесия: 0.00034997666242020387
```

Рисунок 3.4 — Стратегии игроков для второго примера. $T = 10000$

В результате мы получили профиль, который состоит из чистых стратегий. Хотя данное решение и является равновесием, оно маловероятно на практике по интуитивным соображениям. Так как алгоритм предоставляет единственное решение, имеет смысл наложить дополнительные ограничения на рассматриваемую задачу. Попробуем получить дополнительную информацию о данной игре. Для этого попробуем зафиксировать стратегию одного игрока и найти равновесие для двух оставшихся. Таким образом, найдем зависимости β и γ от α, α и γ от β и зависимость α и β от γ. Графики соответствующих зависимостей представлены на рисунках .

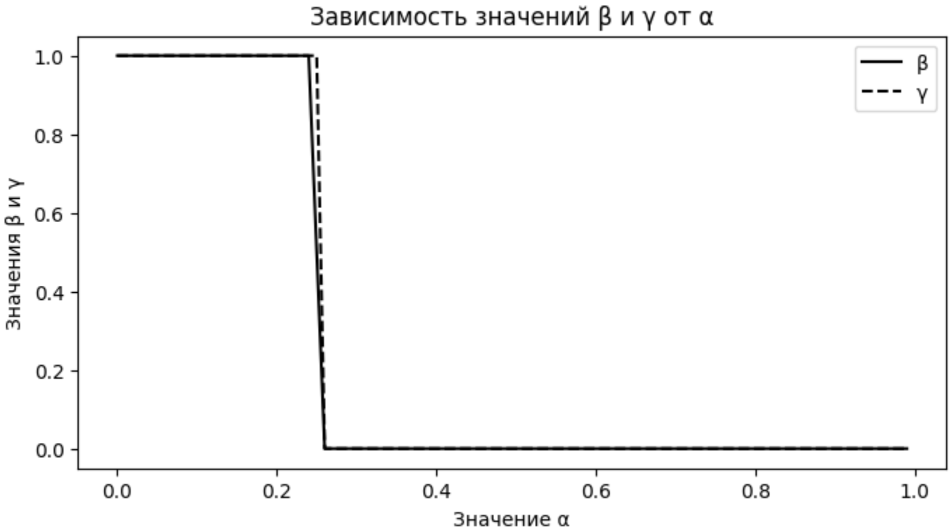

Рисунок 3.5 — График зависимости β и γ от α

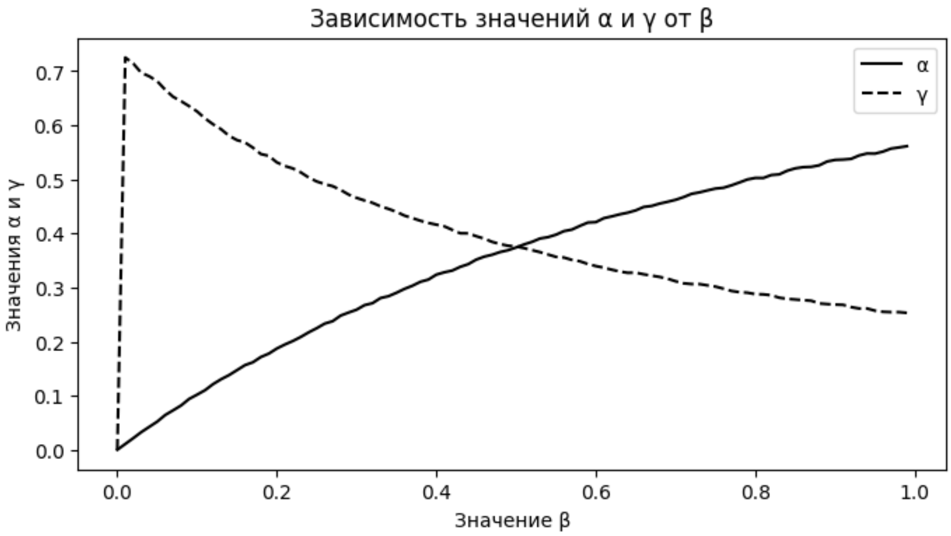

Рисунок 3.6 — График зависимости α и γ от β

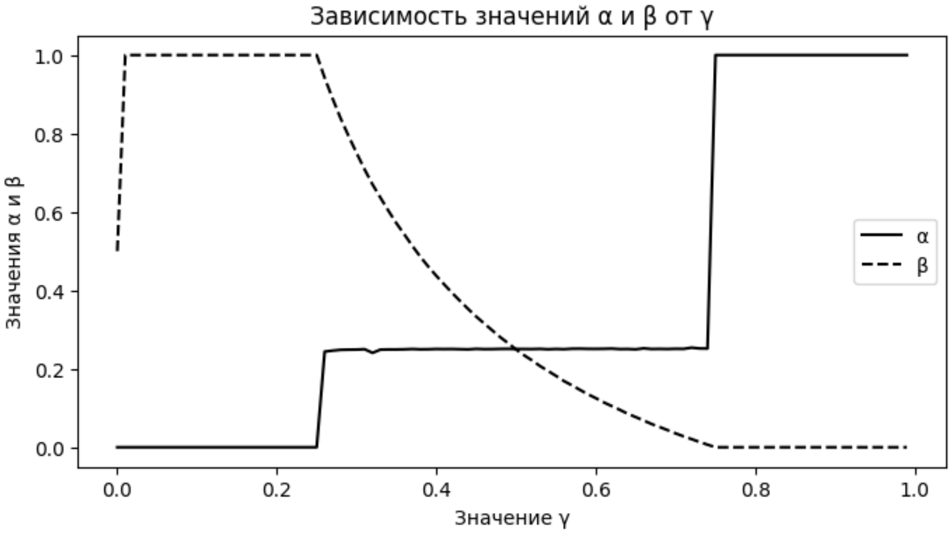

Рисунок 3.7 — График зависимости α и β от γ

В соответствии с оценкой (2.5), вероятность проверки α влияет на решение чиновника о принятии взятки. В данном случае, критическое значение равно 0.25, и на графиках 3.5 и 3.7 прослеживается изменение поведения участников при его преодолении инспектором.

3.3 Моделирование коррупции в иерархической структуре

В данной работе в качестве основного объекта исследования была выбрана игра «Иерархическая модель коррупции».

```
Выплаты: -0.6250, 0.6250, 0.0000
Игровое дерево в развернутой форме:
История: . Вероятность: 1.00000000
Действия игрока 0: Предложить взятку 0.5000, Не предлагать взятку 0.5000
    История: Предложить взятку. Вероятность: 0.50000000
    Действия игрока 1: Принять взятку 0.5000, Отклонить взятку 0.5000
        История: Предложить взятку, Принять взятку. Вероятность: 0.25000000
        Действия игрока 2: Провести проверку 0.5000, Не проводить проверку 0.5000
            История: Предложить взятку, Принять взятку, Провести проверку
            Терминальные выплаты: -4.0000, -1.0000, 3.0000. Вероятность: 0.12500000
            История: Предложить взятку, Принять взятку, Не проводить проверку
            Терминальные выплаты: 2.0000, 4.0000, -3.0000. Вероятность: 0.12500000
        История: Предложить взятку, Отклонить взятку. Вероятность: 0.25000000
        Действия игрока 2: Провести проверку 0.5000, Не проводить проверку 0.5000
            История: Предложить взятку, Отклонить взятку, Провести проверку
            Терминальные выплаты: -3.0000, 1.0000, 2.0000. Вероятность: 0.12500000
            История: Предложить взятку, Отклонить взятку, Не проводить проверку
            Терминальные выплаты: 0.0000, 1.0000, -2.0000. Вероятность: 0.12500000
    История: Не предлагать взятку. Вероятность: 0.50000000
    Действия игрока 2: Провести проверку 0.5000, Не проводить проверку 0.5000
        История: Не предлагать взятку, Провести проверку
        Терминальные выплаты: 0.0000, 0.0000, -1.0000. Вероятность: 0.25000000
        История: Не предлагать взятку, Не проводить проверку
        Терминальные выплаты: 0.0000, 0.0000, 1.0000. Вероятность: 0.25000000
Погрешность равновесия: 0.749925
```

Рисунок 3.1 — Дерево игры с первой группой параметров. Случайные стратегии

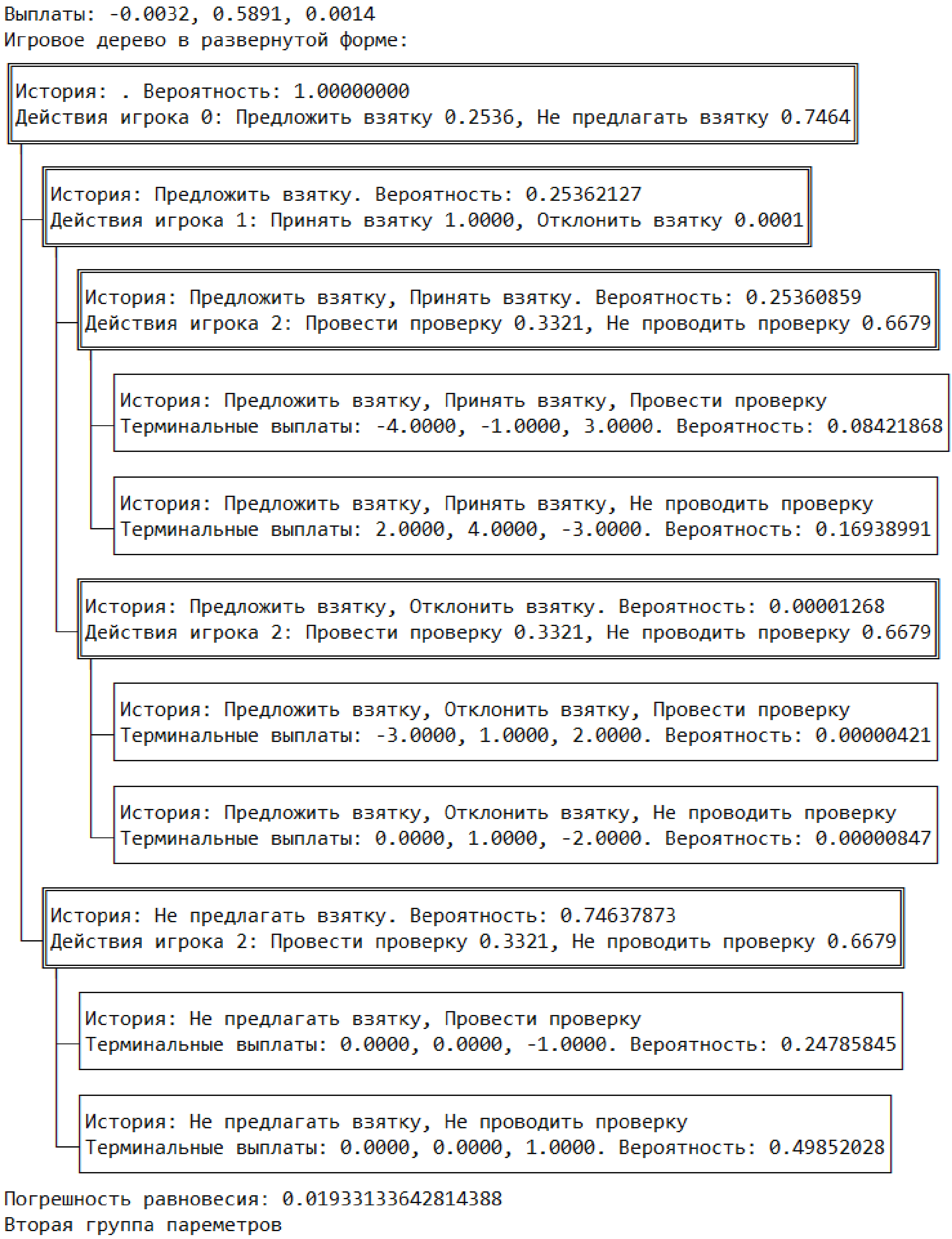

Рисунок 3.2 — Дерево игры с первой группой параметров. $T = 10000$

Заключение

Список использованных источников

1. *Spengler, D.* Detection and Deterrence in the Economics of Corruption: a Game Theoretic Analysis and some Experimental Evidence. / D. Spengler. — University of York, 2014.

2. *Kumacheva, S. Sh.* The Strategy of Tax Control in Conditions of Possible Mistakes and Corruption of Inspectors. Contributions to Game The ory and Management (Petrosyan, L. A., Zenkevich, N. A. eds), Vol. 6 / S. Sh. Kumacheva. — pp. 264–273. St. Petersburg University, St. Petersburg, 2013.

3. *Orlov I. M., Kumacheva S. Sh.* Hierarchical Model of Corruption: Game theoretic Approach [in Russian]. Mathematical Control Theory and Its Applications Proceedings / Kumacheva S. Sh. Orlov I. M. — pp. 269–271. CSRI ELEKTROPRIBOR, St. Petersburg, 2020.

4. *Martin Zinkevich Michael Johanson, Michael Bowling Carmelo Piccione.* Regret minimization in games with incomplete information. In J.C. Platt, D. Koller, Y. Singer, and S. Roweis, editors, Advances in Neural Information Processing Systems 20 / Michael Bowling Carmelo Piccione Martin Zinkevich, Michael Johanson. — MIT Press, Cambridge, 2008, pages 1729–1736.

5. *Marc Lanctot Kevin Waugh, Martin Zinkevich Michael Bowling.* Monte carlo sampling for regret minimization in extensive games. In Y. Bengio, D. Schuurmans, J. Lafferty, C. K. I. Williams, and A. Culotta, editors, Advances in Neural Information Processing Systems 22 / Martin Zinkevich Michael Bowling Marc Lanctot, Kevin Waugh. — MIT Press, Cambridge, 2009, pages 1078–1086.

6. *Hart, Sergiu.* A simple adaptive procedure leading to correlated equilibrium / Sergiu Hart, Andreu Mas-Colell. — Econometrica, 68(5), September 2000, pages 1127–1150.

7. *Brown, Noam.* Supplementary Materials for Superhuman AI for multiplayer poker / Noam Brown, Tuomas Sandholm. — Science First Release DOI: 10.1126/science.aay2400, 11 July 2019.

Приложение А Алгоритм решения

Приложение Б Реализация правил игры разоблачения совместного преступления