Symulacje w grach. Podstawy teorii gier

Paweł Rychlikowski

Instytut Informatyki UWr

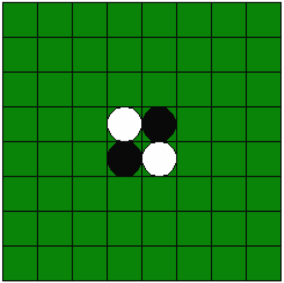
15 kwietnia 2021

Reversi

- Gra znana od końca XIX wieku.
- Od około 1970 roku pod nazwą Othello.

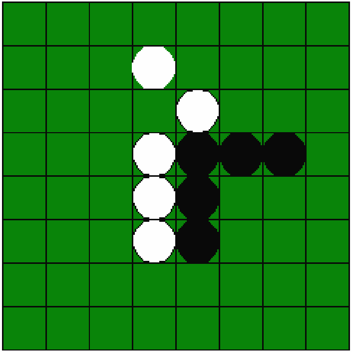
Nadaje się dość dobrze do prezentacji pewnych idei związanych z grami: uczenia i Monte Carlo Tree Search.

Reversi. Zasady



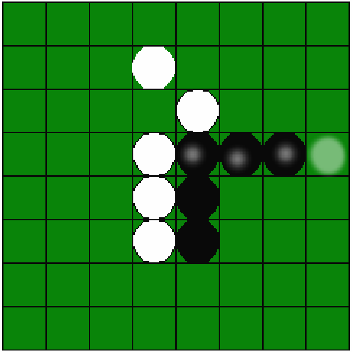
- Zaczynamy od powyższej pozycji.
- Gracze na zmianę dokładają pionki.
- Każdy ruch musi byś biciem, czyli okrążeniem pionów przeciwnkika w wierszu, kolumnie lub linii diagonalnej.
- Zbite pionki zmieniają kolor (możliwe jest bicie na więcej niż 1 linii).
- Wygrywa ten, kto pod koniec ma więcej pionków.

Reversi. Ruchy



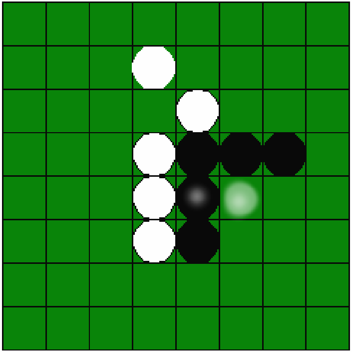
Ruch przypada na białego.

Reversi. Ruchy



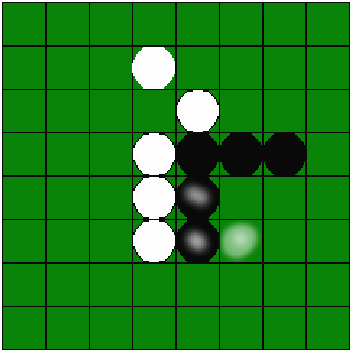
Bicie w poziomie

Reversi. Ruchy



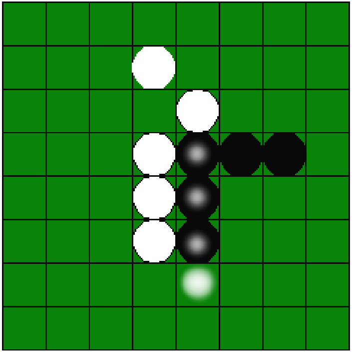
Bicie w poziomie

Reversi. Ruchy



Bicie w poziomie i po skosie

Reversi. Ruchy



Bicie w pionie

Przykładowa gra

- Popatrzmy szybko na przykładową grę.
- Biały: minimax, głębokość 3, funkcja oceniająca = balans pionków
- Czarny: losowe ruchy

Prezentacja: reversi_show.py

Przykładowa gra. Wnioski

Wniosek 1

Gracz losowy działa całkiem przyzwoicie. Może to świadczyć o sensowności oceny sytuacji za pomocą symulacji.

Wniosek 2

Jest wyraźna potrzeba nauczenia się sensowniejszej funkcji oceniającej.

Prosty eksperyment

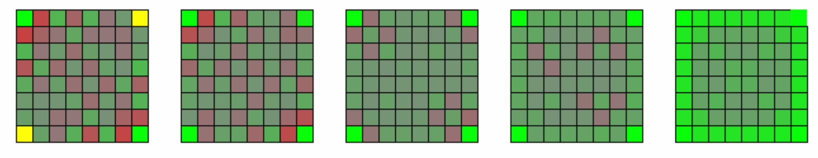
Cel

Ocena wartości pól w różnych momentach gry (pod koniec wiadomo jaka).

1. Wykonujemy losowych K-ruchów. Będziemy oceniać wartość pól po K ruchach.
2. Rozgrywamy partię po tych K ruchach:
   a. Białe wygrały: zwiększamy trochę wartość pól zajętych przez białe, zmniejszamy wartość pól zajętych przez czarne.
   b. Czarne wygrały: postępujemy odwrotnie.

Wyniki eksperymentu

- Zielone – pozytywne pola, warto na nich mieć pionka w momencie K.
- Czerwone – tych pól powinniśmy raczej unikać (w momencie K), mają bowiem wartość ujemną, czyli utrzymując je zajęte, cześciej przegrywamy niż wygrywamy.



Wyniki dla $K = 6, 10, 30, 40, 56$

Koniec części I

Eksploracja i eksploatacja

Wariant *życiowy*

Jesteśmy na wakacjach, jemy obiad w restauracji. Nawet smakowało. Powtarzamy, czy szukamy innego miejsca?

- Standardowy dylemat agenta działającego w nieznanym środowisku:
  1. Maksymalizować swoją korzyść biorąc pod uwagę aktualną wiedzę o świecie.
  2. Starać się dowiedzieć więcej o świecie, być może ryzykując nieoptymalne ruchy.
- Pierwsza strategie to eksploatacja, druga to eksploracja.

Jednoręki bandyta

Źródło: Wikipedia

Po pociągnięciu za rączkę, pojawia się wzorek, który (potencjalnie) oznacza naszą niezerową wypłatę.

Wieloręki bandyta

- Mamy wiele tego typu maszyn.
- Możemy zapomnieć o wzorkach, maszyny po prostu generują wypłatę, zgodnie z nieznanym rozkładem.
- Bardzo wyraźnie widać dylemat eksploracja vs eksploatacja.

Wieloręki bandyta. Przykładowe strategie

- **Zachłanna**: każda rączka po razie, a następnie... ta która dała najlepszy wynik.
    - **Lepiej:** najlepszy wynik do tej pory
- ε-**zachłanna**: rzucamy monetą. Z $p = \varepsilon$ wykonujemy ruch losową rączką, z $p = 1 - \varepsilon$ – wykonujemy ruch rączką, która ma naljepszy średni wynik do tej pory.
- **Optymistyczna wartość początkowa**: inny sposób na zapewnienie eksploracji. Na początku każdy wybór obniża atrakcyjność danego bandyty.

Upper Confidence Bound

- Wybieramy akcję a (bandytę) maksymalizującą:

$$Q_t(a) + c\sqrt{\frac{\ln t}{N_t(a)}}$$

gdzie: Q_t to uśredniona wartość akcji do momentu t, N_t – ile razy dana akcje była wybierana (do momentu t)

- Zwróćmy uwagę, że jak akcja nie jest wybierana, to prawy składnik powoli rośnie. Akcja wybierana natomiast traci „premię eksploracyjną”, na początku w szybkim tempie (wzrost mianownika).

Uwaga

Bardzo powszechnie używana strategia! (np. w AlphaGo)

Monte Carlo Tree Search

Algorytm odpowiedzialny za przełom w:

a. W grze w Go
b. W General Game Playing

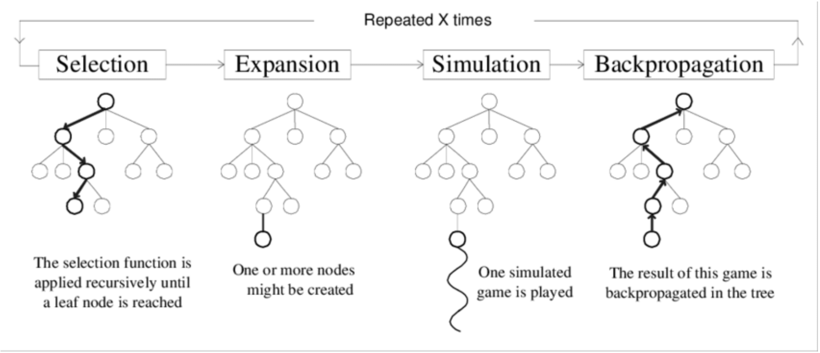
Główne idee

1. Oceniamy sytuację wykonując symulowane rozgrywki.
2. Budujemy drzewo gry (na początku składające się z jednego węzła – stanu przed ruchem komputera)
3. Dla każdego rozwiniętego węzła utrzymujemy statystyki, mówiące o tym, kto częściej wygrywał gry rozpoczynające się w tym węźle
4. Selekcję wykonujemy na każdym poziomie (UCB), na końcu rozwijamy wybrany węzeł dodając jego dzieci i przeprowadzając rozgrywkę.

MCTS. Podstawowe operacje

1. **Selection**: wybór węzła do rozwinięcia
2. **Expansion**: rozwinięcie węzła (dodanie kolejnych stanów)
3. **Simulation**: symulowana rozgrywka (zgodnie z jakąś polityką), zaczynające się od wybranego węzła
4. **Backup**: uaktualnienie statystyk dla rozwiniętego węzła i jego przodków

MCTS. Rysunek



Inna opcja

Rozwinięcie to dodanie wszystkich dzieci i przeprowadzenie dla nich po jednej symulowanej rozgrywce (powyższy rysunek zakłada rozwinięcie częściowe, wówczas dochodząc do węzła kolejny raz powinniśmy wziąć kolejny ruch, aż do uzyskania rozwinięcia pełnego).

MCTS. Dodatkowe uwagi

- Rozgrywka nie musi być prostym losowaniem, p-stwo ruchu może zależeć od jego (szybkiej!) oceny.
- Im więcej symulacji, tym lepsza gra – precyzyjne sterowanie trudnością i czasem działania.

Wybór ruchu

- Naturalny wybór: ruch do najlepiej ocenianej sytuacji
- Inna opcja: ruch do sytuacji, w której byliśmy najwięcej razy

MCTS. Dodatkowe uwagi

- Rozgrywka nie musi być prostym losowaniem, p-stwo ruchu może zależeć od jego (szybkiej!) oceny.
- Im więcej symulacji, tym lepsza gra – precyzyjne sterowanie trudnością i czasem działania.

Wybór ruchu

- Naturalny wybór: ruch do najlepiej ocenianej sytuacji
- **Lepsza opcja: ruch do sytuacji, w której byliśmy najwięcej razy**

Komentarz do wyboru ruchy

- W pewnym sensie opcje są podobne: UCB też raczej wybiera dobre ruchy (eksploatacja!)
- Wybierając częstą sytuację, uwzględniamy wiarygodność szacunków
- Pojedyncza bardzo korzystna partia zmienia stosunkowo niewiele

Jeszcze o rozgrywce i wyborze węzła w MCTS

- Ciekawa idea: **all-moves-as-first**: w danej sytuacji na planszy szacujemy jakość ruchów widzianych (w symulacjach, w $\alpha\beta$-search też by się dało to zastosować) niezależnie od tego, w którym momencie się zdarzyły
- Motywacja: w tej sytuacji **zawsze** jak ruszę hetmanem na B5 to wygrywam
- Możemy liczyć wartość ruchu jako średni wynik rozgrywki, w której ten ruch był wykonany.
- **Uwaga**: nie $Q(s, a)$, ale $Q(a)$! (ta wartość nie zależy od konkretnego momentu, w którym ruch został wykonany)

Więcej szczegółów w pracy S.Gelly, D.Silver, *Monte-Carlo Tree Search and Rapid Action Value Estimation in Computer Go*

Stosowalność MCTS

- Nie tylko do gier!
- Można stosować do *poważnych* zadań, związanych z przeszukiwaniem (bez oponenta)
  - Na przykład do rozwiązywania więzów (pewnie szczegóły na ćwiczeniach)

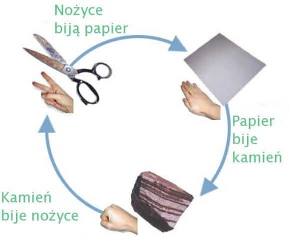
Koniec części II

Gry z jedną turą

- Powiemy sobie trochę o grach z jedną turą
- Ale takich, w których gracze podejmują swoje decyzje jednocześnie

Rozważamy gry z sumą zerową.

Papier, nożyce, kamień



Źródło: Wikipedia

Macierz wypłat

Grę definiuje **macierz wypłat**. Przykładowo poniżej dla P-N-K

Max/Min	Papier	Nożyce	Kamień
Papier	0	-1	+1
Nożyce	+1	0	-1
Kamień	-1	+1	0

Strategie

- Czysta strategia: zawsze akcja a
- Mieszana strategia: rozkład prawdopobieństwa na akcjach

PNK – spostrzeżenia

- **Oczywisty fakt:** każdą strategię stałą można pokonać (też stałą strategią)
- **Fakt 1:** każdą strategię mieszaną można (prawie) pokonać za pomocą strategii stałej:
  Mój przeciwnik gra losowo, ale z przewagą kamienia – zatem ja daję **zawsze** papier
- **Fakt 2:** Optymalna strategia jest mieszana (w tej grze każde z $p = \frac{1}{3}$)
- **Fakt 3:** Znajomość optymalnej strategii mieszanej gracza A, nie daje żadnej przewagi graczowi B (i odwrotnie)

PNK – uwagi końcowe

- W prawdziwym P-N-K dochodzi kilka innych aspektów:
  - Grają ludzie, którzy nie potrafią realizować losowości, Który człowiek (nie dysponując kostką do gry), przegrawszy 3 razy z rzędu jako papier pokaże papier?
  - za to wysyłają swoimi ciałami różne informacje, które można analizować
- Zatem ma sens organizowanie zawodów w PNK
- Sens miałyby również zawody ludzko-komputerowe, realizowane on-line (agent musiałby zgadnąć, czy gra z człowiekiem, czy z maszyną i czy opłaca się próbować zgadnąć model losowania używany przez człowieka)

Gra w zgadywanie (Morra 2)

- Mamy dwóch graczy:
  A) Zgadywacz
  B) Zmyłek

  którzy na sygnał pokazują 1 lub 2 palce.
- Jeżeli Zgadywacz nie zgadnie (pokazał coś innego niż Zmyłek), daje Zmyłkowi 3 dolary.
- Jeżeli Zgadywacz zgadnie, to dostaje od Zmyłka:
  - jak pokazali 1 palec, to 2 dolary
  - jak pokazali 2 palce, to 4 dolary

Pytanie

Jak grać w tę grę? (prośba o podanie wstępnych intuicji)

Macierz wypłat

Definicja

Taką grę zadajemy za pomocą macierzy wypłat, w której $V_{a,b}$ jest wynikiem gry z punktu widzenia pierwszego gracza.

Nasza gra:

Zg/Zm	1 palec	2 palce
1 palec	2	-3
2 palce	-3	4

Proste fakty

- Jak Zmyłek będzie grał cały czas to samo, to Zgadywacz wygra każdą turę (i odwrotnie)
- Muszą zatem stosować strategie mieszane, ale jakie?

Wartość gry

Definicja

Wartość gry dla dwóch strategii graczy jest równa:

$$V(\pi_A, \pi_B) = \sum_{a,b} \pi_A(a)\pi_B(b)V(a, b)$$

Przykładowo: Zgadywacz zawsze zgaduje 1, Zmyłek wybiera akcję losowo z prawdopodobieństwem 0.5.

Wynik: $-\frac{1}{2}$ (tak samo często zyskuje 2 jak traci 3 dolary)

Strategia mieszana vs czysta

Uwaga

Jeżeli gracz A zapowie, że będzie grał strategią mieszaną (i ją poda), wówczas gracz B może grać strategią czystą (i osiągnie optymalny wynik).

Dlaczego?

Odpowiedź

- Możemy dla każdej akcji policzyć wartość oczekiwaną wypłaty
- i wybrać (dowolną) najlepszą akcję
- (Jeżeli takich akcji jest więcej, wówczas można też dowolnie losować między nimi)

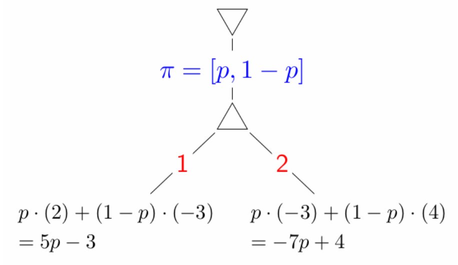
Gra w zgadywanie (Morra 2). Przypomnienie

- Mamy dwóch graczy:
  A) Zgadywacz
  B) Zmyłek

  którzy na sygnał pokazują 1 lub 2 palce.
- Jeżeli Zgadywacz nie zgadnie (pokazał coś innego niż Zmyłek), daje Zmyłkowi 3 dolary.
- Jeżeli Zgadywacz zgadnie, to dostaje od Zmyłka:
  - jak pokazali 1 palec, to 2 dolary
  - jak pokazali 2 palce, to 4 dolary

Znalezienie optymalnej strategii

Zaczyna gracz B – Zmyłek.
Wybiera strategię mieszaną z parametrem p

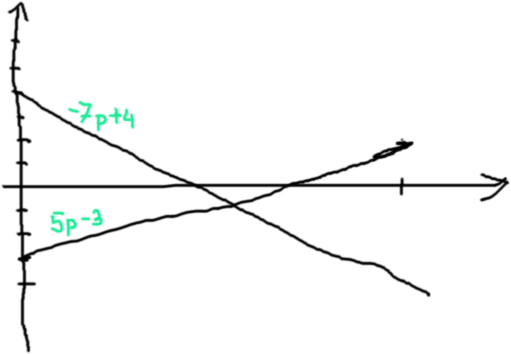


Wartość takiej gry to

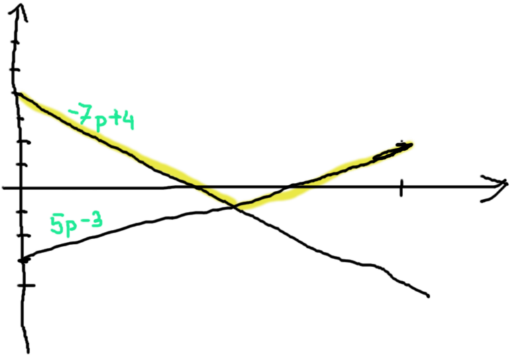
$$\min_{p \in [0,1]} (\max(5p - 3, -7p + 4))$$

Zauważmy, dla jakich p wygrywa lewe, dla jakich prawe i co z tego wynika.

Optymalna strategia. Wykresy



Optymalna strategia. Wykresy



Znalezienie optymalnej strategii (2)

- W powyższej grze, Zmyłek osiągnie najlepszy wynik, gdy przyjmie $p = \frac{7}{12}$, wynik ten to $-\frac{1}{12}$
- Ok, on zaczynał, miał trudniej – a gdyby zaczynał Zgadywacz? I podał swoją strategię mieszaną?

Wynik gry

Wynik jest dokładnie taki sam, czyli $-\mathbf{\frac{1}{12}}$!

Twierdzenie von Neumana

Twierdzenie, von Neuman, 1928

Dla każdej jednoczesnej gry dwuosobowej o sumie zerowej ze skończoną liczbą akcji mamy:

$$\max_{\pi_A} \min_{\pi_B} V(\pi_A, \pi_B) = \min_{\pi_B} \max_{\pi_A} V(\pi_A, \pi_B)$$

dla dowolnych mieszanych polityk π_A, π_B.

- Można ujawnić swoją politykę optymalną!
- **Dowód**: pomijamy, programowanie liniowe, przedmiot J.B.
- Algorytm: programowanie liniowe

- Można o grze wieloturowej myśleć jako o grze jednoturowej
- Gracze na sygnał kładą przed sobą opis strategii (program)

Uwaga

Optymalną strategią jest MiniMax (ExpectMiniMax w grach losowych). Ale wiedząc o strategii gracza różnej od optymalnej możemy oczywiście ugrać więcej.

Co pomijamy

- Gry o sumie niezerowej, w których dochodzi możliwość kooperacji.
- Punkt równawagi Nasha (jest zawsze para strategii, że żaden gracz nie chce jej zmienić, wiedząc, że ten drugi nie zmienia). **Również dla gier o sumie niezerowej!**
- Agent musi zdecydować, czy ma być miły dla innego agenta (i budować reputację przy wielu rozgrywkach, słynny dylemat więźnia).

Koniec części I