

人工知能入門

-探索による人工知能-

Lecture 13

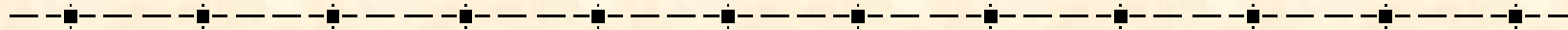
五目並べプログラム

<http://www2.teu.ac.jp/gamelab/LECTURES/ArtificialIntelligence/index.html>

第3回目 のミニテスト

持ち込み可

ミニテストの解説



最終日の内容

★ 簡単な五目並べプログラムを紹介

- ◆ Min-max探索、alpha-beta枝刈り、評価関数

★ 簡単なプログラミング

- ◆ 評価関数の調整

★ 五目並べ大会

- ◆ 評価関数の調整効果を確認

探索と評価

★ 五目並べプログラムに必要なもの

◆ Min-max探索とalpha-beta枝刈り

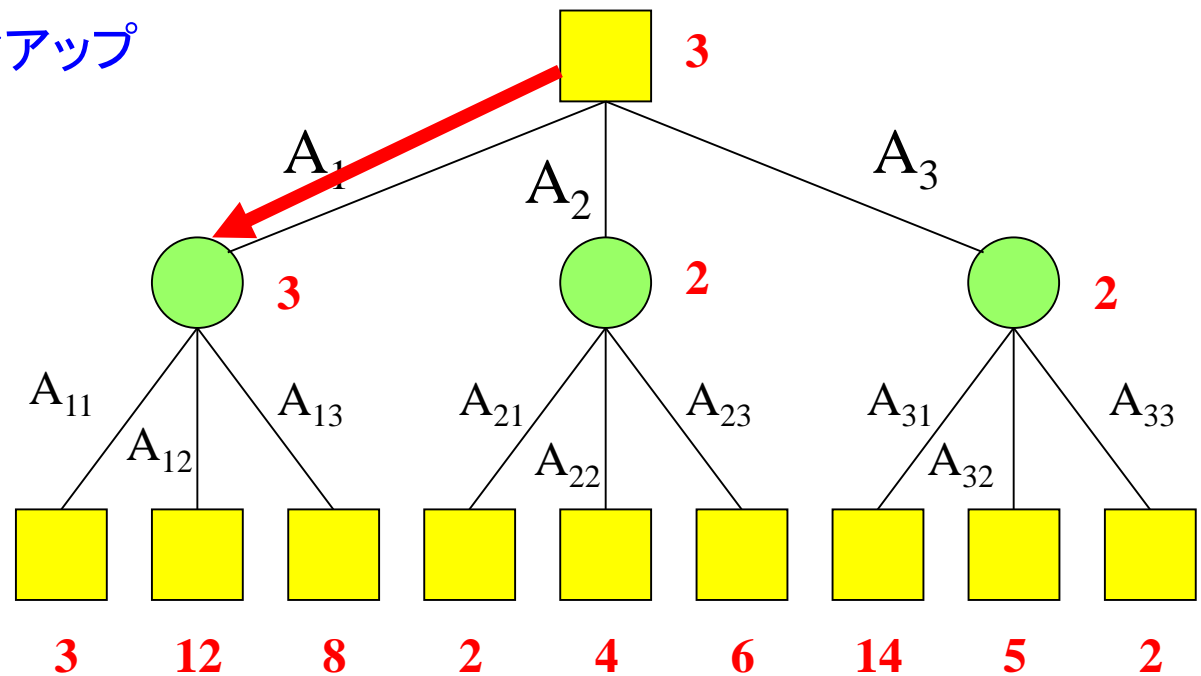
- 現在の局面のすべての手を作成、それぞれに対して相手の手をすべて作成

◆ 評価関数

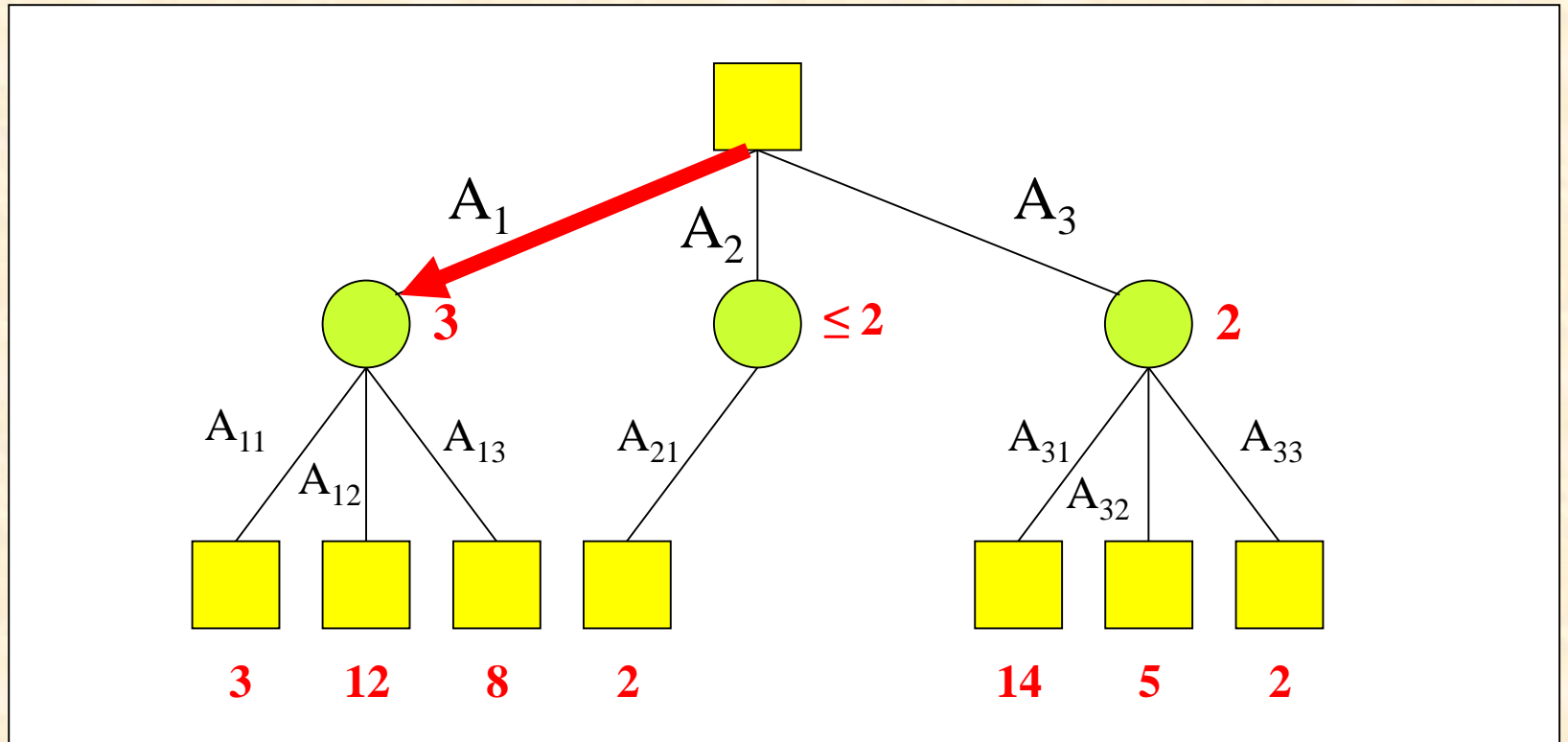
- 局面に数字をつける: 高い数字は自分にとって良い

Min-max探索

1. 現在の局面から開始
2. 探索木を作成
3. 局面の評価
4. 評価値をバックアップ
5. 最善手を決定



Alpha-beta枝刈り



評価関数の値

✦ 正の値: 黒に良い

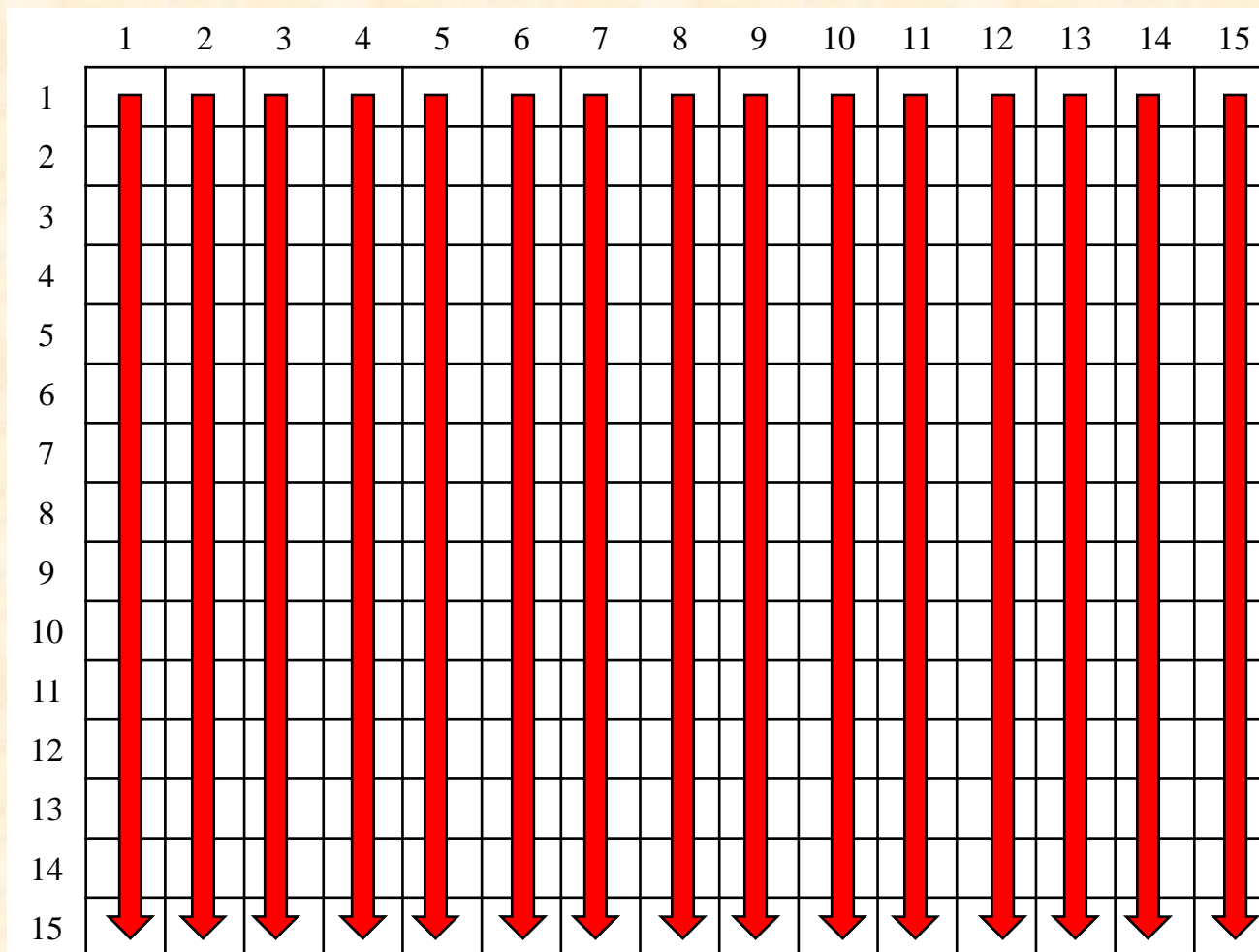
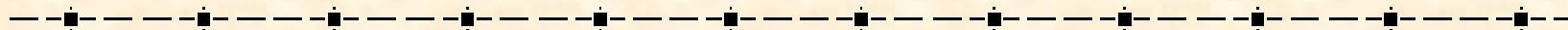
- ◆ 白の評価(コンピュータは白)の場合に最後に値を逆する必要がある

✦ 評価関数は盤を左上から右下をスキャンする

✦ 評価する項目

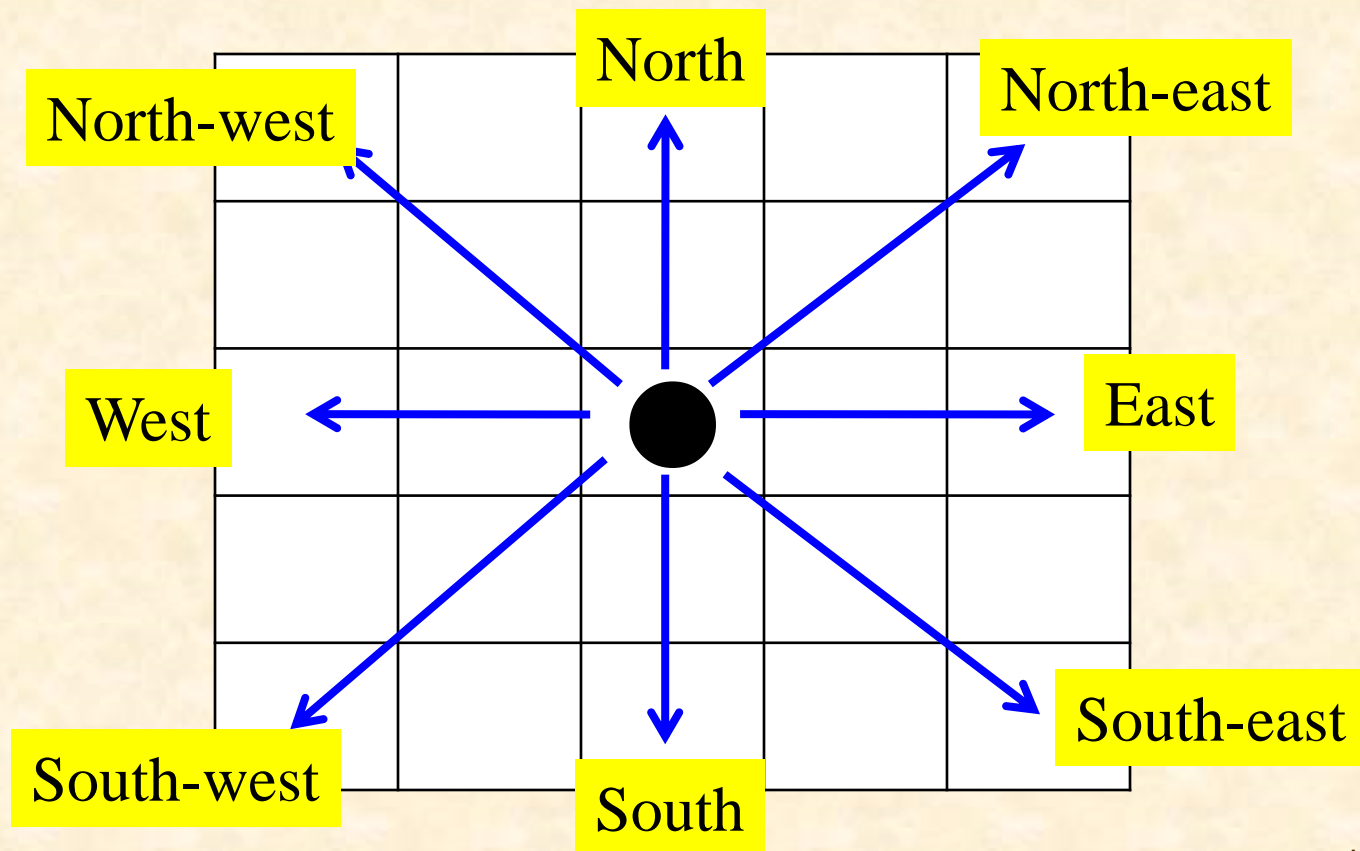
- ◆ 石の連結
- ◆ 端より中
- ◆ 手番

局面の評価



連結の情報を獲得

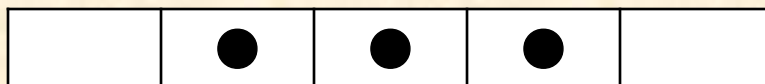
✦ 黒い石か白い石のマスとの8方向の連結情報を獲得



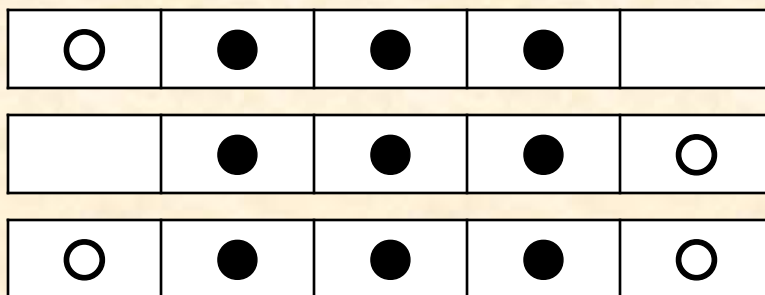
連結情報を獲得

★ 連結のパターン

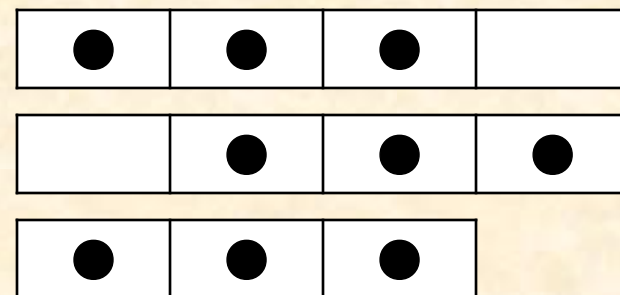
◆ Open



◆ Closed



相手ブロック

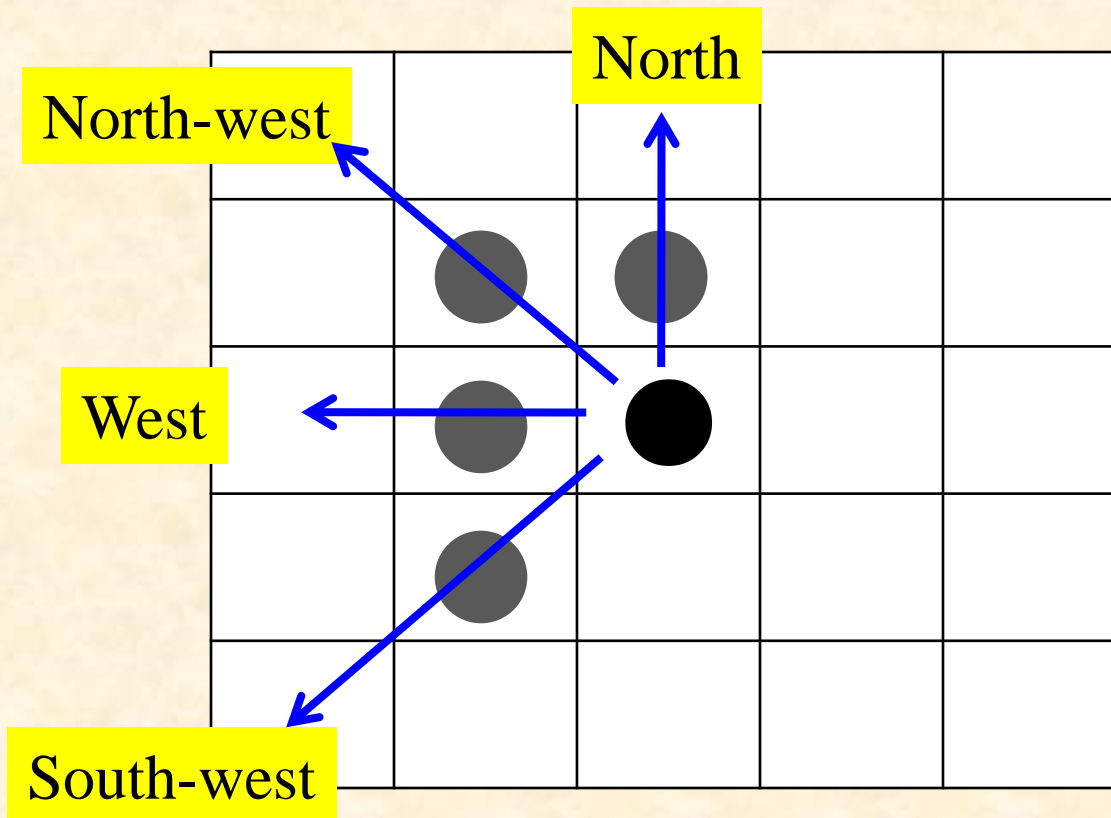


盤の端ブロック

ダブルカウントの問題

✦ 現在の盤のスキャンの順番

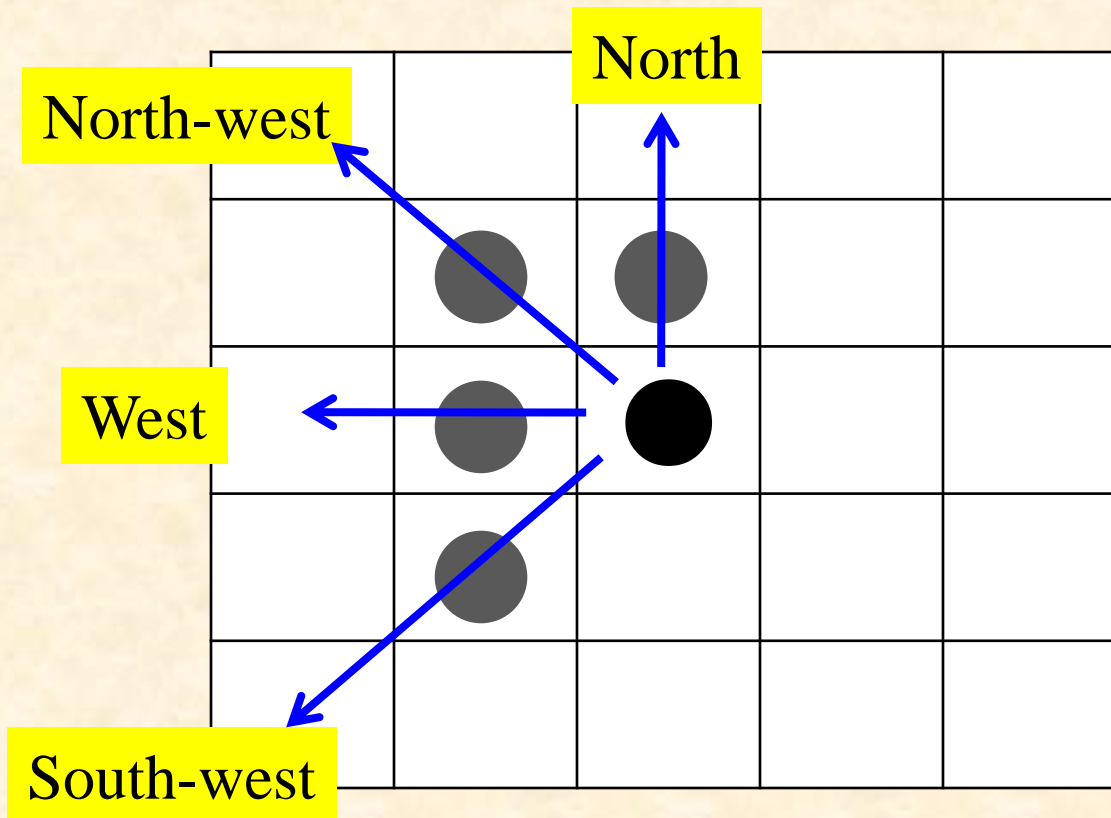
- ◆ North-west, North, West, South-westに同じ色の石があるとダブルカウントしてしまう



ダブルカウントの問題

✦ 現在の盤のスキャンの順番

- ◆ North-west, North, West, South-westに同じ色の石があるとダブルカウントしてしまう



評価する連結

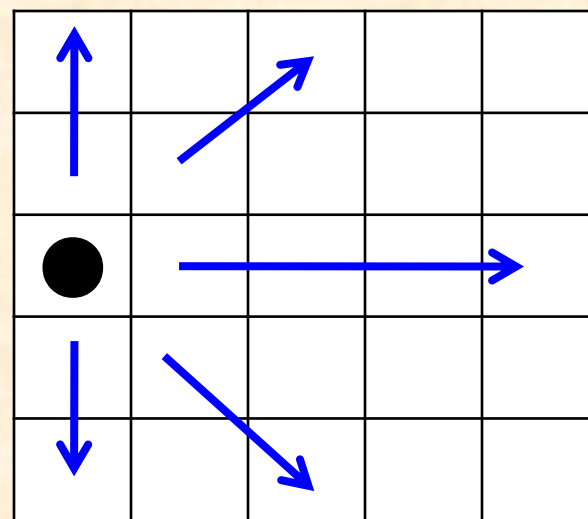
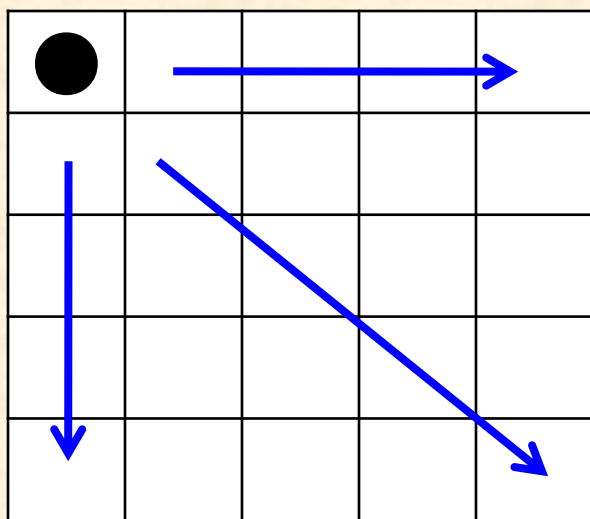
- ✦ **Open four**
 - ◆ 4連結、両端はブロックされていない
- ✦ **Closed four**
 - ◆ 4連結、片方はブロックされている
- ✦ **Open three**
 - ◆ 3連結、両端はブロックされていない
- ✦ **Closed three**
 - ◆ 3連結、片方はブロックされている
- ✦ **Open two**
 - ◆ 2連結、両端はブロックされていない
- ✦ **Closed two**
 - ◆ 2連結、片方はブロックされている

注意：連結は五目並べまで伸ばせるかを確認！

端の方が不利

★ 可能な五目並べ

- ◆ 隅(に近い): 三つ
- ◆ 端(に近い): 五つ
- ◆ 他: 八つ



手番

★ 手番は有利

- ◆ Initiativeというボーナス点
- ◆ 手番は評価関数の引数

評価値のつけ方(勝ち)

★ 手番で勝ち

- ◆ Open four
- ◆ Closed four

★ 手番ではなくても勝ち

- ◆ Open four
- ◆ 二つ以上のFour

注意: チェックの順番が重要

評価値のつけ方(勝ち以外)

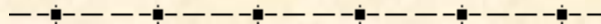
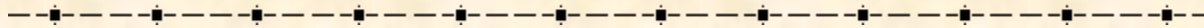
★ 勝ち以外の評価値

- ◆ (連結のそれぞれの数 × ボーナス) +
(端から離れたボーナス) +
(手番のボーナス)

ウェブページからダウンロード

GomokuAITester.c

追加：何故コンピュータ囲碁は
世界一の人間に勝てるのか？



囲碁の評価関数の問題

★ 強いゲームに強力な評価関数の設計が必要

- ◆ ゲーム特有の知識が必要なのでゲームの強い人が必要になる
- ◆ 評価関数の学習はあいう程度できるようになったが、学習対象のパラメータを選択するにはゲームの性質の理解が必要となる
 - 囲碁の場合：評価が曖昧で、評価関数は作りにくい

★ モンテカルロ法

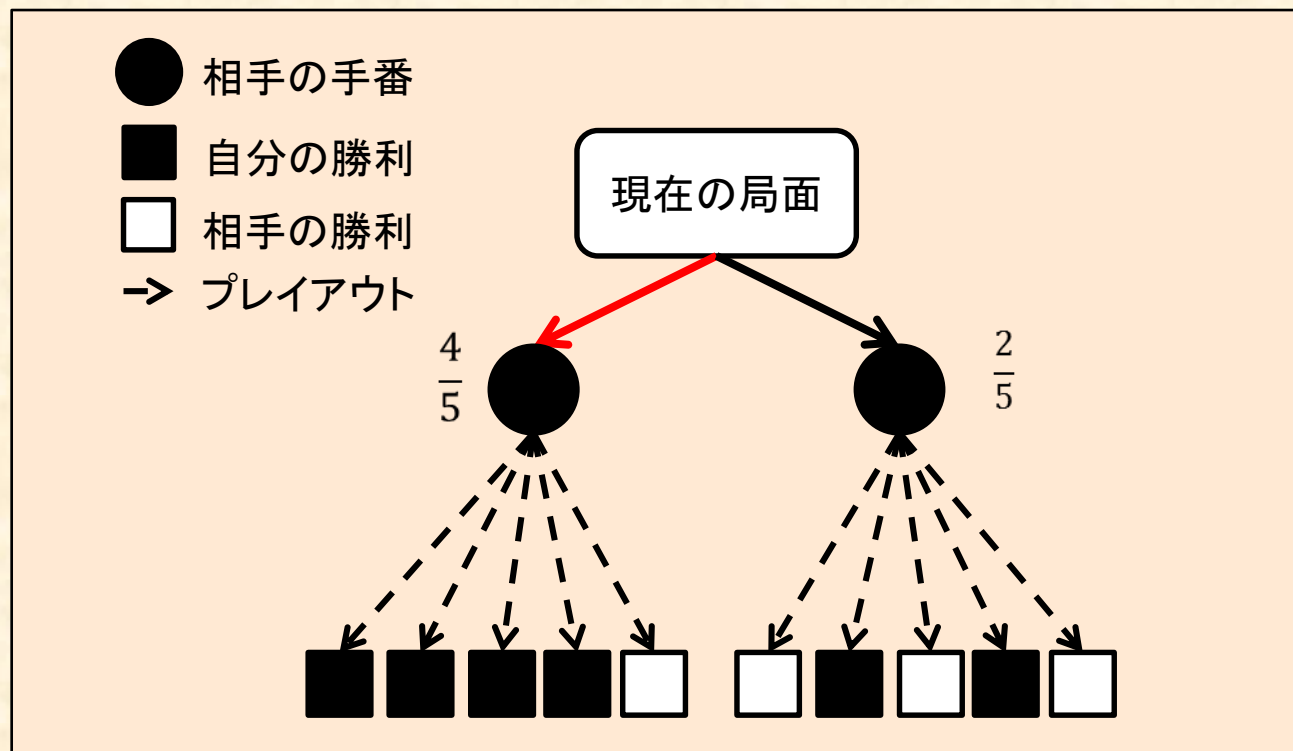
- ◆ 評価関数がいない探索方法
- ◆ 勝ち負けの判別ができるところまで探索する
 - 勝ち負けの判定はゲームのルールで決めるのでルールを実装すれば良い



モンテカルロ法の基本

★ ゲームでのモンテカルロ法

- 「ある局面からランダムに手を指し続けたときの勝率を計算し、勝率が高い局面ほど優れた局面と判断する」



囲碁でモンテカルロ法が大成功

✦ 2016年3月8日～15日:Google DeepMind Challenge Match

- ◆ Lee Sedol (韓国、トッププロ) vs. AlphaGo (Google 開発の囲碁AI)
- ◆ 結果: AlphaGoの4勝1敗 (コンピュータの圧勝)



AlphaGoは何故そんなに強いのか

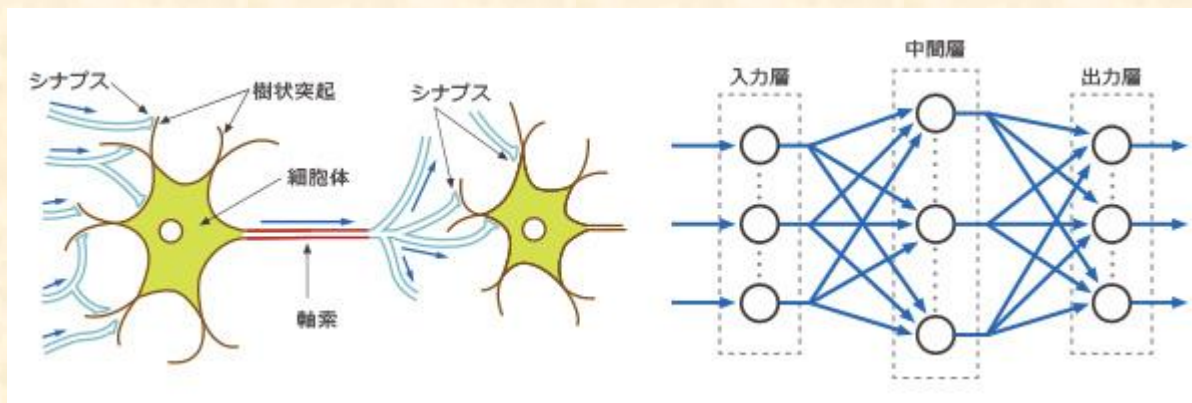
✦ AlphaGoの内容

- ◆ UCTによるモンテカルロ法
- ◆ ランダムシミュレーションの手の選び方を単純なランダムではなく、プロが選ぶ手を高確率に選ぶ
- ◆ 先端ハードウェア
 - 1,202個のCPUと176個のGPU
- ◆ ディープラーニング

AlphaGoは何故そんなに強いのか

★ ディープラーニング

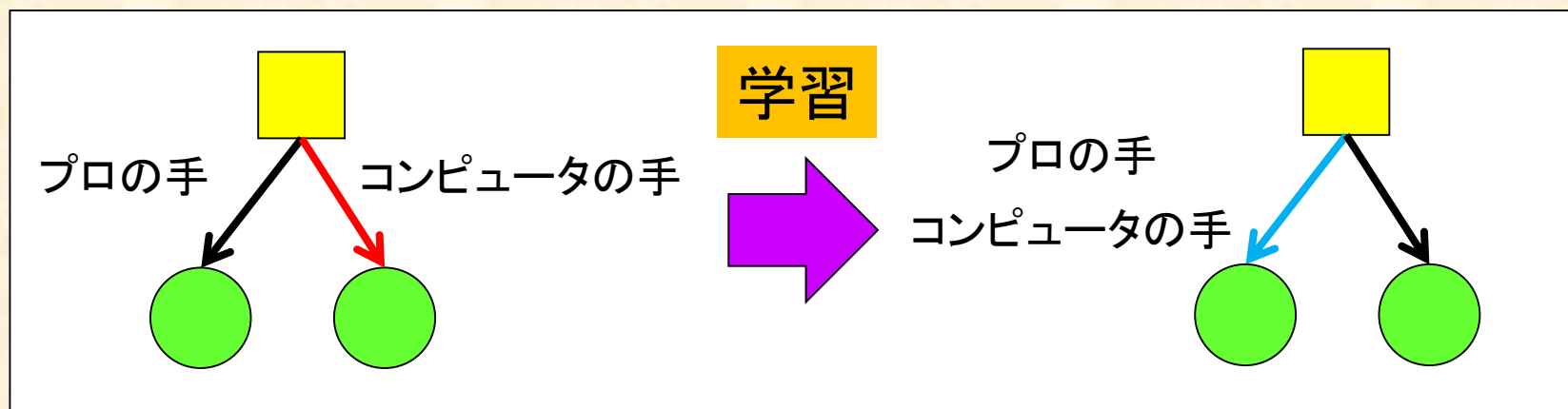
- ◆ 「プロが選ぶ手」はニューラルネットワークを使って機械学習
- ◆ 学習のためにプロレベルに近いプレイヤーの約16万対局を利用



学習

★ ゲームにおける機械学習

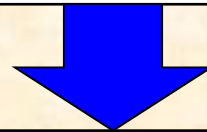
- ◆ コンピュータがプロの棋譜を使って、評価関数を学習する
- ◆ 学習のやり方: プロの手を真似する



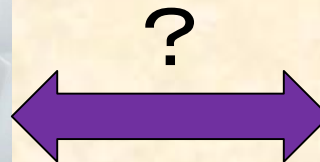
- ◆ 学習に時間がかかる
 - 多くにプロの棋譜を何回も繰り返して学習する

最後に...

AlphaGoの勝利に対して、人工知能の研究者の反応
「一般的な人工知能もこの方法でできるかもしれない」



ディープラーニングは皆様の将来に大きい影響がある



まとめ

★ 簡単な五目並べプログラムの内容

- ◆ Min-max探索とalpha-beta枝刈り
 - 一般的な探索方法
- ◆ 評価関数
 - 五目並べの知識
- ◆ AlphaGoは何故そんなに強いのか