

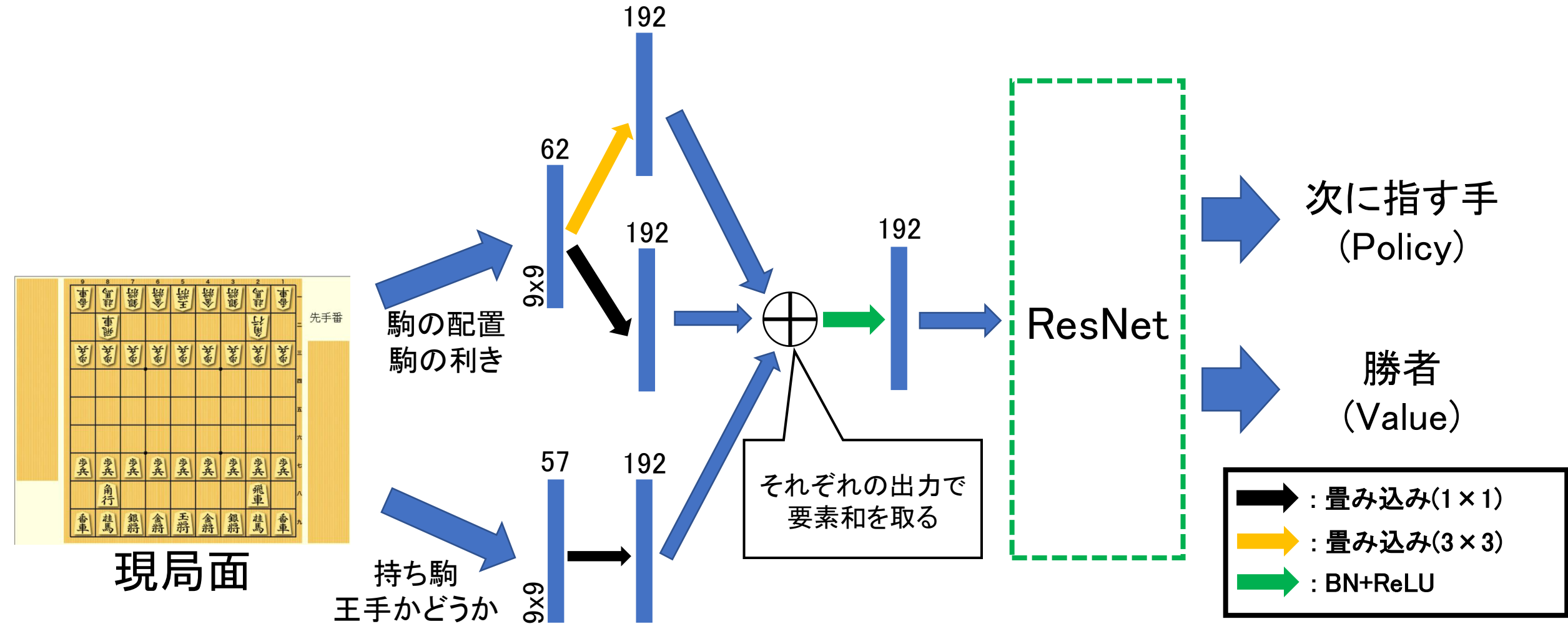
ponkotsu アピール文書(仮)

概要

- Deep Learningを使用した将棋AI
- ネットワーク構造にDenseNetを採用
- 5月開催の世界コンピュータ将棋選手権に向け強化中

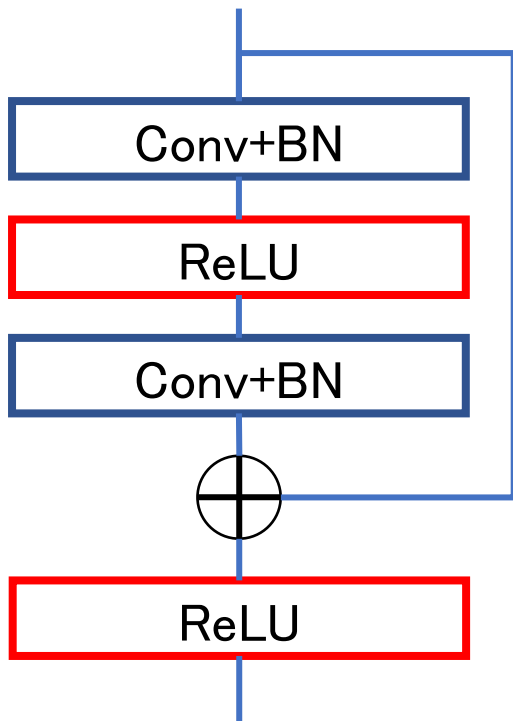
Policy Value Network

- ほとんどのAIでネットワーク構造にResNetを採用



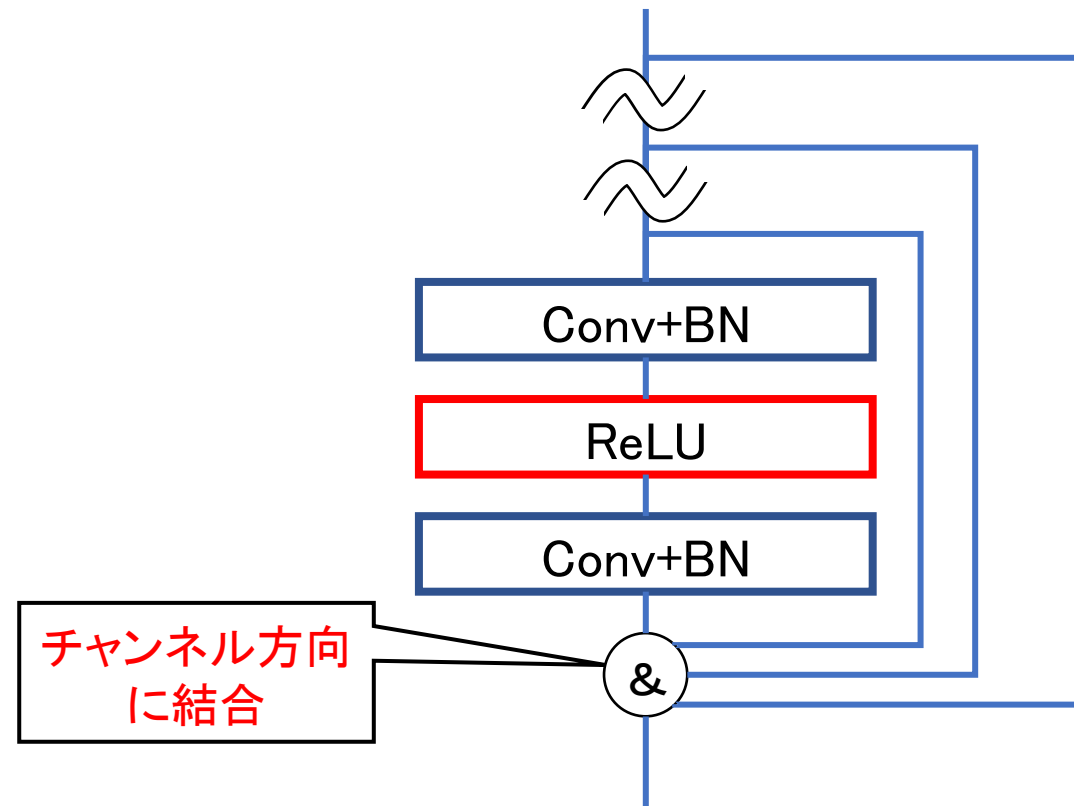
DenseNet

ResNet Block



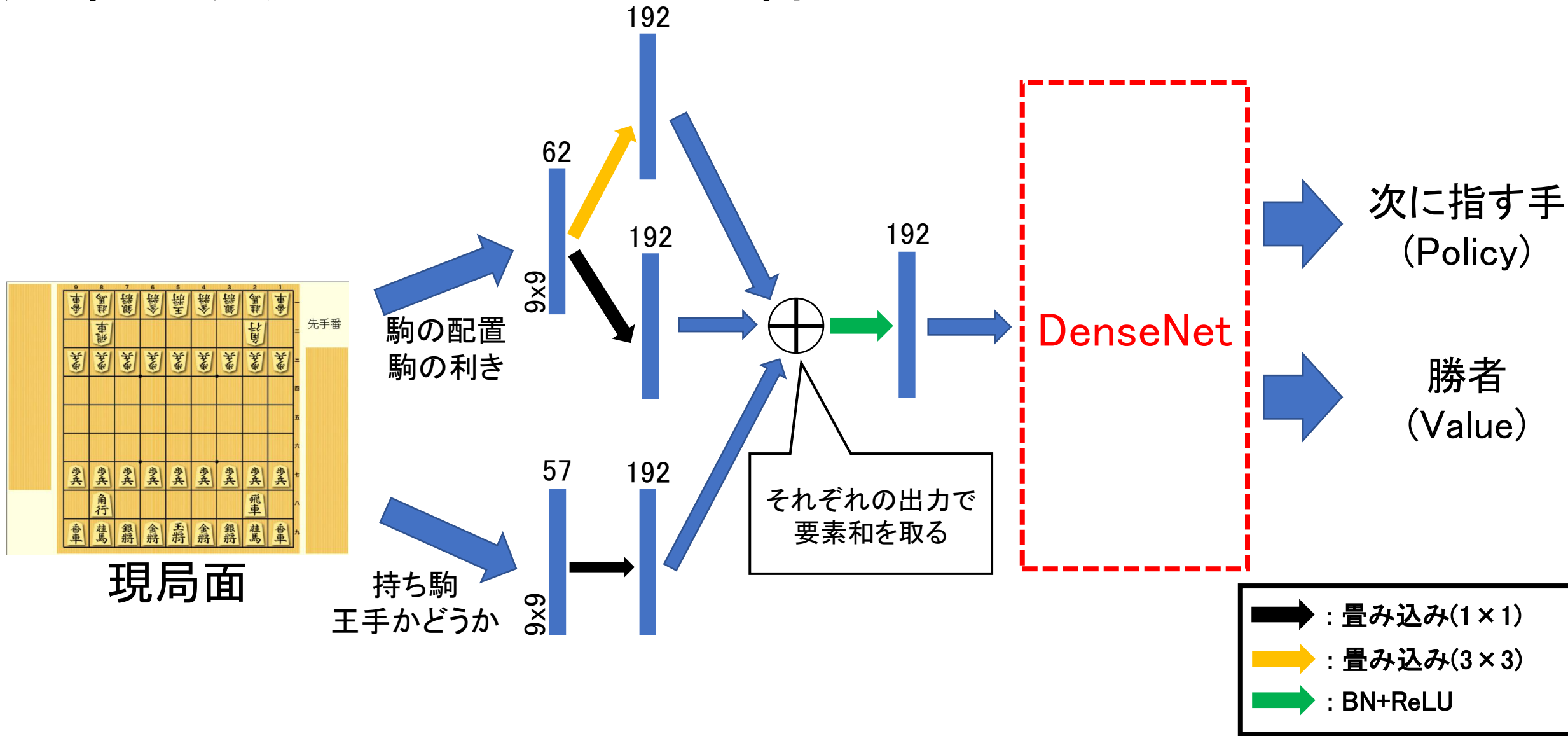
- 直前の入力と出力の残差を学習
- 入力と出力で要素和を取る

Dense Block



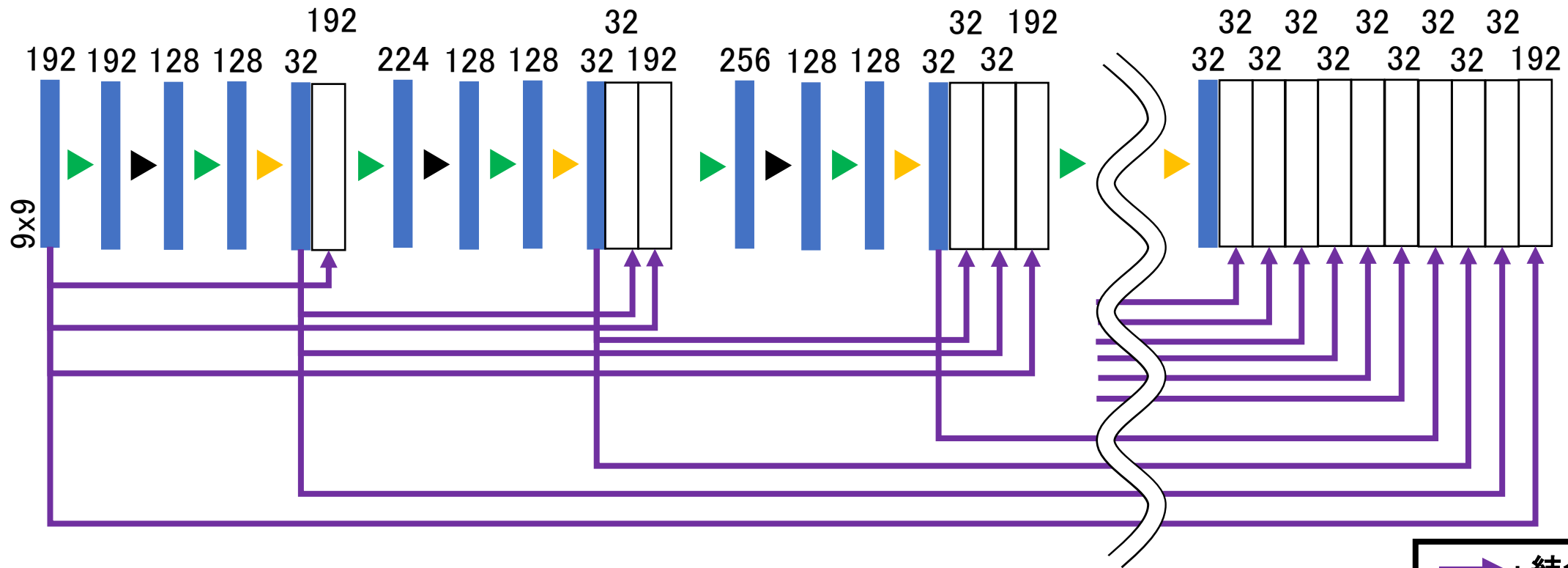
- 直前の層までのすべての層とスキップ接続する
- 入力と出力でチャンネル方向に結合する

提案手法(ネットワーク全体)



提案手法(DenseNet)

- Dense Blockのレイヤ数は10



	: 結合
	: 畳み込み(1×1)
	: 畳み込み(3×3)
	: BN+ReLU

学習方法

学習データ	<ul style="list-style-type: none">• floodgate(将棋AI対局サイト)の2019年～2021年5月の棋譜• 水匠3改の棋譜• dlshogi with GCTの棋譜
テストデータ	floodgateの2017年～2018年の棋譜
最適化手法	SGD (lr=0.01)
損失関数	Policy: Cross Entropy Value: Binary Cross Entropy
Epoch数	144
バッチサイズ	1024

結果(識別精度)

- テストデータ(floodgateの2017年～2018年の棋譜)による Policy(次に指す手)とValue(勝者)の精度
- Policy・Valueともに提案手法のほうが高精度

Model	Policy Accuracy(%)	Value Accuracy(%)
Resnet10(32 channel)	39.5	70.7
DenseNet10(提案手法)	<u>43.8</u>	<u>72.8</u>

学習方法

最適化手法	SGD (lr=0.01)
評価値の重み	0.333
学習率	0.2から開始 10、30、50エポック目に1/10ずつ小さくする
重みの平均を取る間隔	250学習ステップごと
損失関数	Policy: Cross Entropy Value: Binary Cross Entropy
Epoch数	144
バッチサイズ	1024

結果(識別精度)

- テストデータ(floodgateの2017年～2018年の棋譜)による Policy(次に指す手)とValue(勝者)の精度
- Policy・Valueともに学習テクニックを使用したほうが高精度

Model	Policy Accuracy(%)	Value Accuracy(%)
DenseNet10	43.8	72.8
DenseNet10+ ブートストラップ+ 学習率スケジューラ+ SWA+AMP	<u>44.5</u>	<u>73.7</u>

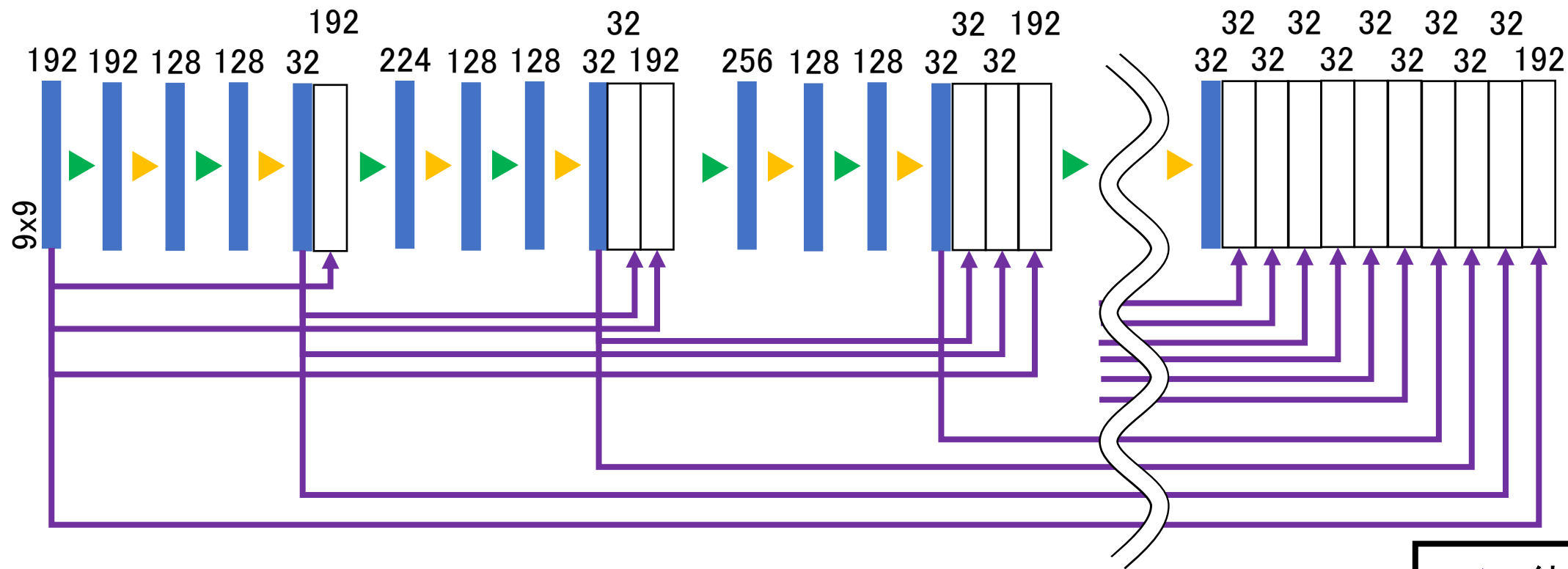
結果(戦績)

- floodgate(将棋AI用の対局サイト)で204勝118敗、
レーティング3803を達成した
(参考: 昨年の世界大会一次予選突破ラインが約3100)
- 少なくともプロ棋士よりは強い(対プロの期待勝率は93%)
(プロ棋士のレーティングは3300と言われている)

rating (Δ day, Δ week)	approximated rating in shogi club 24	wins (Δ day)	losses (Δ day)	%
3803 (<u>+0</u> , <u>-12</u>)	3737	204 (+0)	118 (+0)	0.634

ネットワークの改良(DenseNet)

- Dense Blockのレイヤ数は10
- **1×1の畳み込みをすべて3×3に変更**



結果(識別精度)

- テストデータ(floodgateの2017年～2018年の棋譜)による Policy(次に指す手)とValue(勝者)の精度
- Policy・Valueともに改良後のほうが高精度

Model	Policy Accuracy(%)	Value Accuracy(%)
DenseNet10(改良前)	44.5	73.7
DenseNet10(改良後)	<u>46.9</u>	<u>74.7</u>

事前学習

課題点

- 振り飛車のような出現頻度の低い戦型に対して**正確な局面評価が
できない**(相手が飛車を振ると400点近い評価値を出す)
→学習データの戦型が(居飛車に)偏っている



多様な序盤を指すAIのデータで事前に学習を行う

学習方法(事前学習)

学習データ	<ul style="list-style-type: none">• AobaZeroの棋譜• elmoの棋譜• GCTの棋譜• 水匠の相入玉局面の棋譜
テストデータ	floodgateの2017年～2018年の棋譜
学習率	0.2から開始 10、30、50エポック目に1/10ずつ小さくする
損失関数	Policy: Cross Entropy Value: Binary Cross Entropy
Epoch数	106
バッチサイズ	1024

学習方法(本学習)

学習データ	<ul style="list-style-type: none">• floodgate(将棋AI対局サイト)の2019年～2021年5月の棋譜• 水匠3改の棋譜• dlshogi with GCTの棋譜• 水匠の相入玉局面の棋譜
テストデータ	floodgateの2017年～2018年の棋譜
学習率	0.0002
損失関数	Policy: Cross Entropy Value: Binary Cross Entropy
Epoch数	144
バッチサイズ	1024

結果(識別精度)

- テストデータ(floodgateの2017年～2018年の棋譜)による Policy(次に指す手)とValue(勝者)の精度
- Policy・Valueともに事前学習を行ったほうが高精度

Model	Policy Accuracy(%)	Value Accuracy(%)
DenseNet10 (事前学習なし)	46.9	74.7
DenseNet10 (事前学習あり)	<u>47.3</u>	<u>74.9</u>

結果(戦績)

- floodgate(将棋AI用の対局サイト)で54勝9敗、
レーティング3973を達成した
(参考: 昨年の世界大会一次予選突破ラインが約3100)
- ネットワークの改良・事前学習の実施によりレーティングが
170上昇(前のバージョンに対する期待勝率は73%)

rating (Δ day, Δ week)	approximated rating in shogi club 24	wins (Δ day)	losses (Δ day)	%
3973 (<u>+3973</u> , <u>+3973</u>)	3899	54 (+9)	9 (+3)	0.857

使用ライブラリ

- dlshogi

使用データ

- 「強い将棋ソフトの創り方」付属データ
- GCT学習データ
(URL: <https://tadaoyamaoka.hatenablog.com/entry/2021/05/06/223701>
2023年3月29日アクセス)

参考文献

- 「強い将棋ソフトの創り方」(山岡忠夫著、マイナビ出版)
- 「Densely Connected Convolutional Networks」
(Gao Huang、Zhuang Liu、Laurens van der Maaten、Kilian Q. Weinberger)