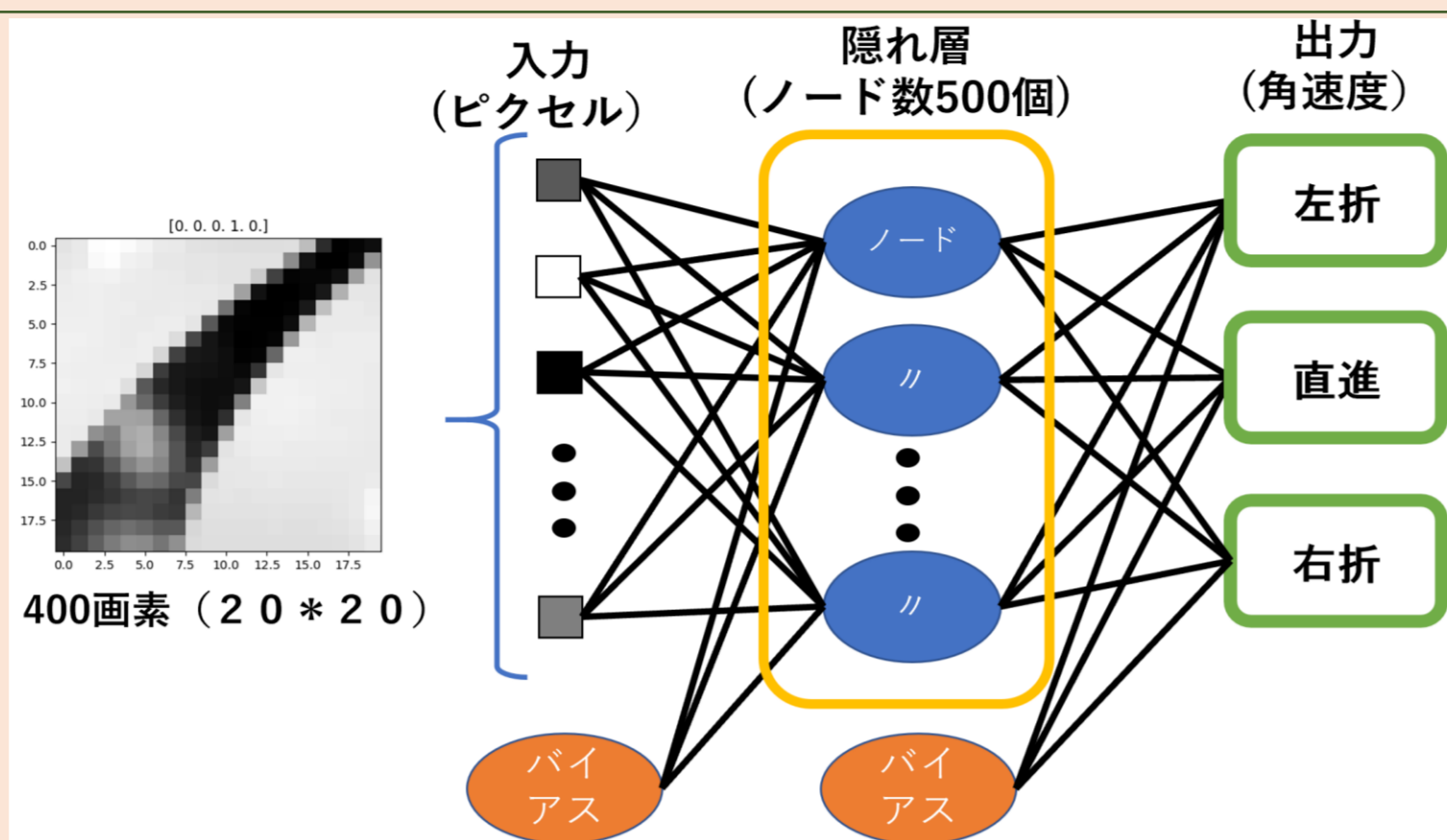


## 昨年の研究内容～分類型ニューラルネットワークを使用したライトレース～

### 車線維持方法

400画素のグレースケール画像の入力をもとに一定前進速度に対する回転角速度を出力する隠れ層一層、ノード数500個のニューラルネットワークを作成し人間の操作データを学習させ入力された画像に対する適切な回転角速度を出力できるようにした。



### 教師データの採取

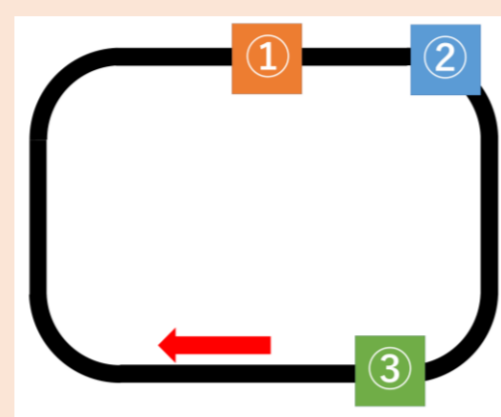
下図のように車体から送信されるカメラ画像のみを見て右図のコース上で車体进行操作しその時の画像と車体の回転角速度をセットで保存することで画像に対する回転角速度をラベル付けした。



### 実験1: 外乱への適応(分類型)

(目的) ライトレース時に考えられる遮蔽物による外乱に対して今回のシステムが適応できるかをそれぞれ検証する。

(方法) 右図のように、コースの3か所に遮蔽物となる6種類の透けない白い紙を置き学習率0.01で5000回学習させたパラメータでコースアウトせず走行できるかを調べる。



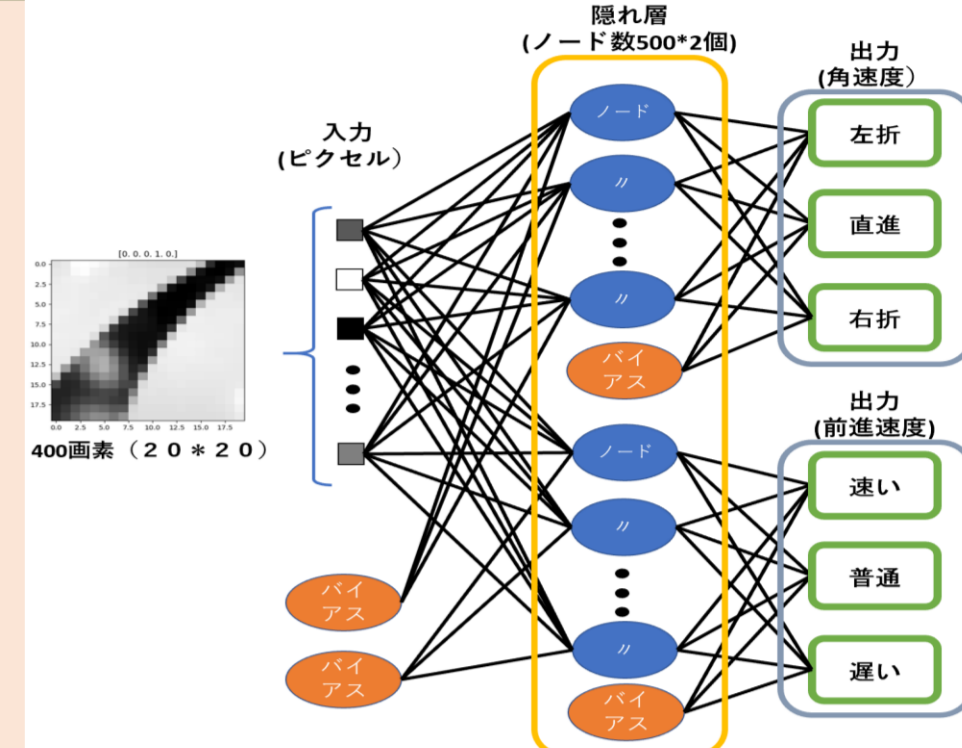
場所\縦	40mm	50mm	60mm	70mm	80mm	90mm
①	○	○	○	△	×	×
②	○	○	×	×	×	×
③	○	○	△	×	×	×

○: コースアウトしなかった  
△: 侵入角度によってはコースアウトした  
×: コースアウトした

(考察) 線が途切れても、カメラに写っているその先のラインをとらえて、コースアウトせずに走り続けることができた。車体のカメラが認識することができるラインの範囲は測定可能な範囲のおよそ61%が遮蔽物で覆われていたとしてもライトレースが可能であるとえられる。

### 実験2: 直角への適応

(目的) これまでの右折、左折だけを出力させていたネットワークでは直角のような急なカーブを学習させたとしてもそれらのカーブを曲がるができなかった。そこで前進速度を出力するネットワークをこれまでのネットワークと右図のように平行させることで直角のような急なカーブを曲がることを検証する。



(方法) 右図のコースで右回り、左回りの教師データを5000個ずつ採取し編集を加えずネットワークを10000回学習させた。そして右図のコースの右回り、左回りそれぞれを100秒間走行させた。

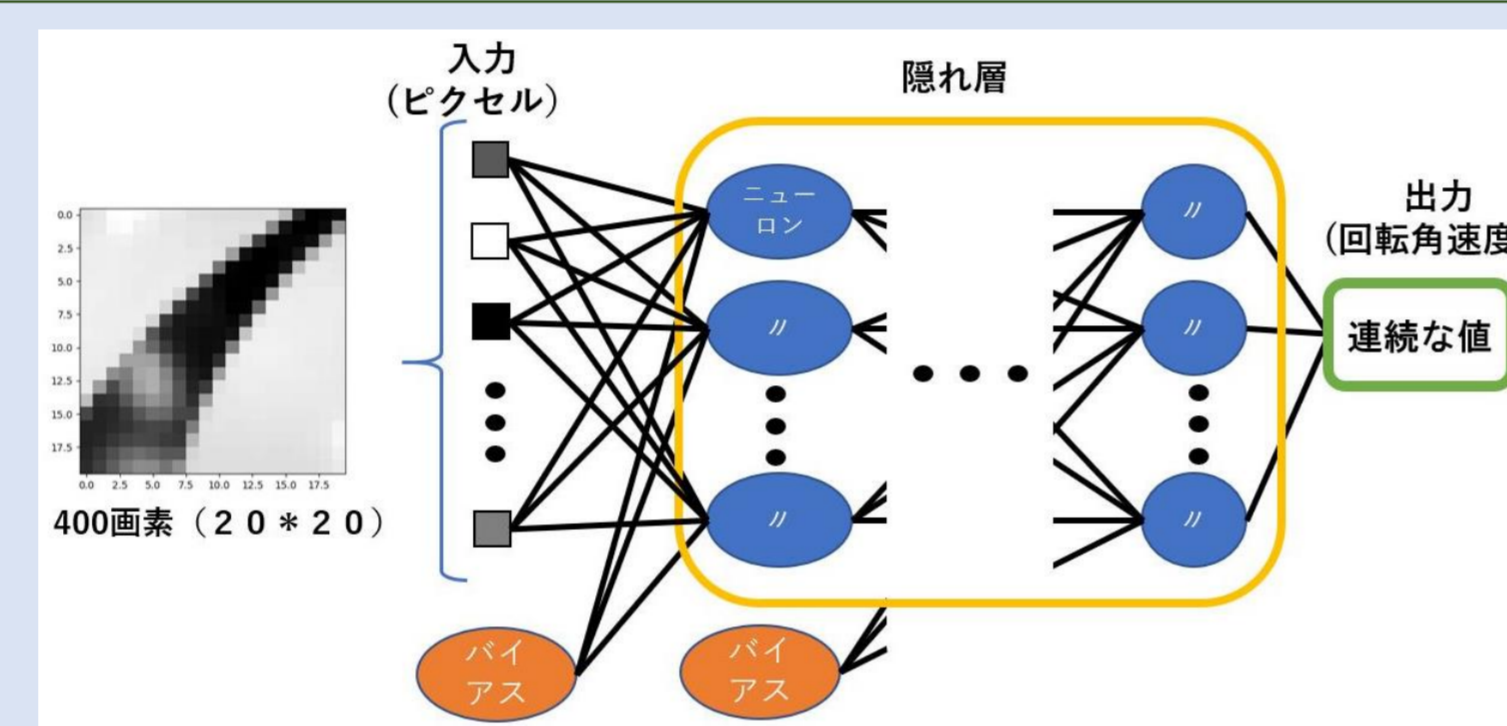
(結果) 左回り、右回りとも完走できた。

(考察) 前進速度と回転角速度を出力するネットワークを組み合わせることによって、急なカーブにも適応することができるようになったとえられる。

## 今回の研究内容～回帰型ニューラルネットワークを使用したライトレース～

### 車線維持方法

400画素のグレースケール画像の入力をもとに一定前進速度に対する回転角速度を出力する回帰型ニューラルネットワークを作成し人間の操作データを学習させ入力された画像に対する適切な回転角速度を出力できるようにした。



### 損失関数と評価関数

$$L = (t - y)^2 \quad \text{二乗和誤差関数}$$

回帰型ニューラルネットワークの出力は負の値を含むため学習時の損失関数には二乗和誤差関数を用いた。また、テストデータでネットワークを評価する際にライトレースをする際に曲がり切れないよりも曲がりすぎる方がコースアウトしないと考え、より適切な評価ができる二乗和誤差関数を改良した下の評価関数を作成した。しかし、この関数を損失関数に使用してしまうとより大きなy値の方が損失値が下がってしまう。そのためテストデータで検証する際の評価の時のみ使用することにした。また、この関数はy値が正しいとき1を出力し、同符号で値が大きいき1未満の値を出力する。二乗和誤差の性質も残しているため差が大きければ出力も大きくなる。

$$(t - y)^2 - (y^2 - t^2) = 2t^2 - 2ty \sim t^2 - tv$$

負の値を処理

$$E = \exp(t^2 - ty)$$

作成した評価関数

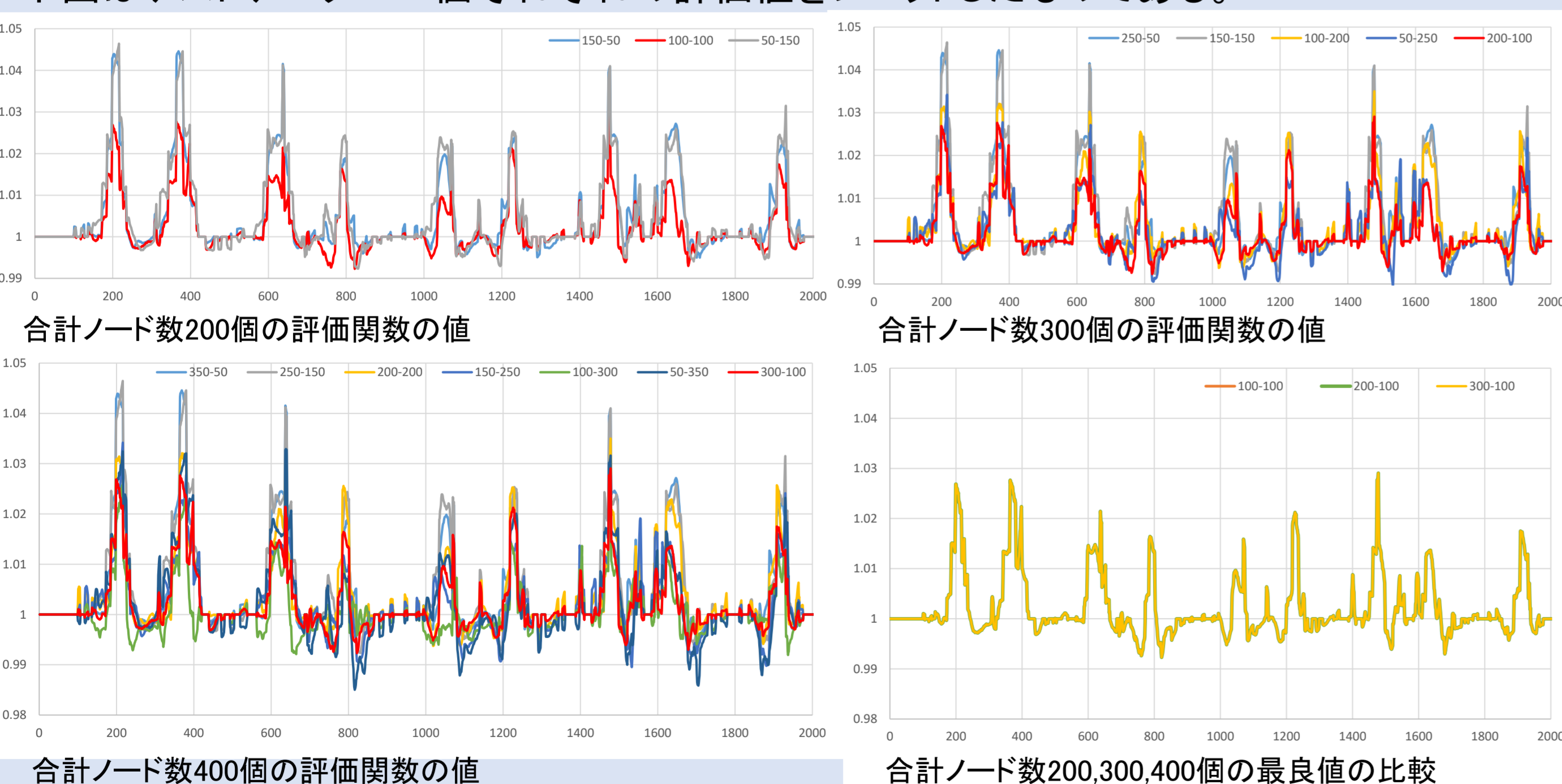


### 実験3: 最適なネットワークの構造

(目的) 隠れ層1層の回帰型ネットワークでライトレースさせたところコースアウトしてしまった。隠れ層を2層に増やして同じ実験を行ったところうまくライトレースできた。そこで、最適な各隠れ層のノード数を調べる。

(方法) 隠れ層2層のネットワークで実験を行った。各隠れ層のノード数が合計200,300,400個のネットワークそれぞれを学習率0.001で20000回学習させ2000個のテスト用データで検証を行った。(150-50は隠れ層1層目がノード数150個、2層目が50個の合計ノード数200個のネットワークを表している)

(結果) 下図はテストデータ2000個それぞれの評価値をプロットしたものである。

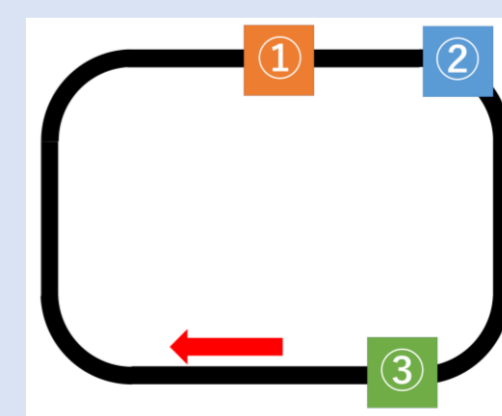


(考察) 合計ノード数が200個、300個、400個のネットワークでは隠れ層2層目のノード数が100個のもの(赤線)が最も良い値が出ていた。また、図3-4より合計のノード数に関係なく隠れ層2層目のノード数が100個のものは同じ性能であることがわかった。

### 実験4: 遮蔽物への適応(回帰型)

(目的) ライトレース時に考えられる遮蔽物に対して今回のシステムが適応できるかを検証する。

(方法) 右図のように、コースの3か所に遮蔽物となる6種類の透けない白い紙を置き隠れ層2層(ノード数200-100)のネットワークを学習率0.001で20000回学習させたパラメータでコースアウトせず走行できるかを調べる。



場所\縦	30mm	40mm	50mm	60mm	70mm	80mm
①	○	○	△	×	×	×
②	△	×	×	×	×	×
③	○	△	×	×	×	×

○: コースアウトしなかった  
△: 侵入角度によってはコースアウトした  
×: コースアウトした

(考察) 分類型と違い回帰型ニューラルネットワークでは線が途切れても、カメラに写っているその先のラインをとらえて、コースアウトせずに走り続けることはできなかった。回帰型は連続な値を出力できるが少しの外乱でも出力値が大きく変わってしまうことがわかった。

### 参考文献

- [1] 山崎 隆誠 "Raspberry Pi を用いた模型自動車の制御-車線検出とライトレース-" コンピュータ理工学特別研究報告書(2016) <http://www.cc.kyotosu.ac.jp/~kano/pdf/study/student/2015YamazakiPaper.pdf>
- [2] 渡辺 光貴, 大久 保重範 "視覚センサを用いたライトレースのための自律移動ロボット" 自動制御連合講演会講演論文集(2008) [https://www.jstage.jst.go.jp/article/jacc/51/0/51\\_0\\_251/\\_article/-char/ja/](https://www.jstage.jst.go.jp/article/jacc/51/0/51_0_251/_article/-char/ja/)
- [3] 斎藤 康毅 "ゼロから作るDeep Learning" オーム社(2017)
- [4] 小倉 崇 "ROSではじめるロボットプログラミング" 工学社(2015)
- [5] ピョ ユンソク, 倉爪 亮, ジョン リョウン "ROS ロボットプログラミングバイブル" オーム社(2018)