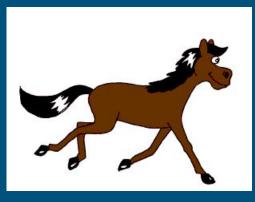
Road to Winning at Horse Racing with Data Science

2018/06/27(Wed) AlphaImpact NUKUI Shun

Data x











Profile

- Name: NUKUI Shun
- Speciality: Machine Learning
- Experience of horse racing: 11 years
- Bio
 - The president of horse racing club in Tokyo Tech ~2017/03
 - Participated in 電脳賞(春) 2016/03
 - Alphalmpact (development of horse racing Al) 2016/06~
- Favorites: Watching training progress of LightGBM, Kaggle(Home Credit Default Risk)



AlphaImpact Project

- Developing horse racing AI
- Members
 - NUKUI Shun : Machine Learning, Horse racing domain knowledge
 - OMOTO Tsukasa : Machine Learning, System Architect, One of committers of LightGBM
 - HARA Tomonori : Horse racing hacker
- Activities
 - HP: <u>https://alphaimpact.jp/</u>
 - Published AI scores for free (~2018/06/24)
 - Sell predictions on netkeiba ウマい馬券
 - http://yoso.netkeiba.com/



Road to winning

- 1. Introduction to the system of horse racing
- 2. Definition of objective
- 3. Feature engineering
- 4. Prediction model
- 5. Evaluation

Road to winning

- 1. Introduction to the system of horse racing
- 2. Definition of objective
- 3. Feature engineering
- 4. Prediction model
- 5. Evaluation

What is the Purpose of Horse Racing Prediction?

• Hit?

What is the Purpose of Horse Racing Prediction?

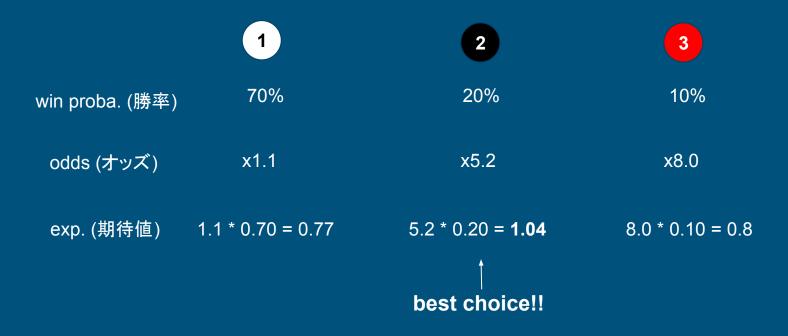


• MAKE A PROFIT!!

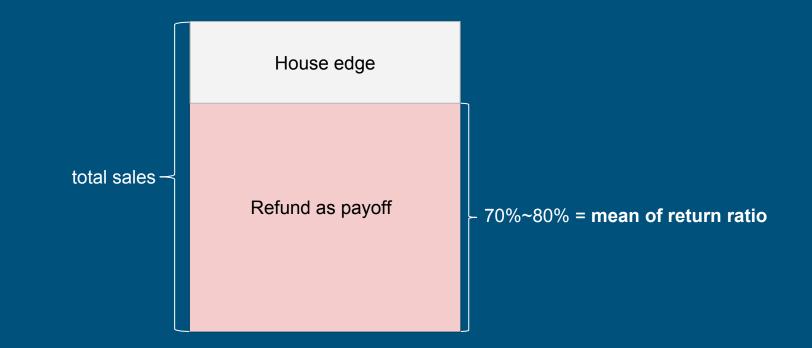
Which should we bet on?



Which should we bet on?



House Edge (控除率)



Betting Type

- Win (単勝)
- Place (複勝)
- Bracket Quinella (枠連)
- Quinella (馬連)
- Quinella Place (ワイド)
- Exacta (馬単)
- Trio (3連複)
- Trifecta (3連単)

house edge

20.0%

22.5%

25.0%

27.5%

Not Impossible to Win

- Mr. 卍 (Manji) made a profit of 140 million in a 3 years
- His theory and analytical skill is great, but we believe it is not impossible to exceed him by machine learning
- Not hitting tickets are acknowledged as expenses under certain conditions



Road to winning

- 1. Introduction to the system of horse racing
- 2. Definition of objective
- 3. Feature engineering
- 4. Prediction model
- 5. Evaluation

What should we solve?

- classification
 - imbalance problem
- regression
 - better choice
 - important to design smoothed objective
- ranking
 - seems to be a natural choice too
 - but not better performance than regression



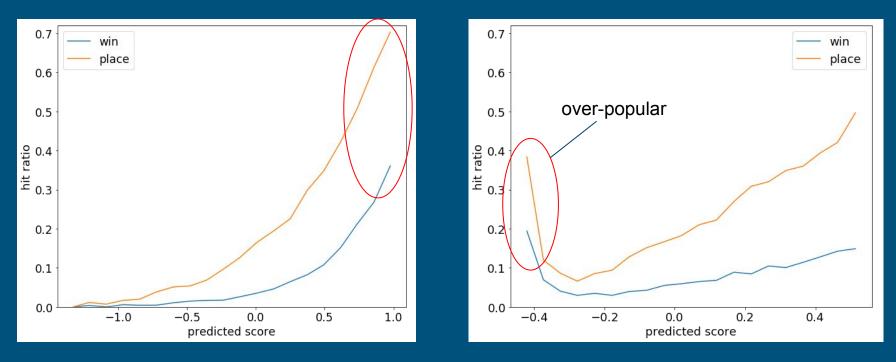
Objective of Regression

• Strength

- place of order (着順)
- standardized time (標準化走破タイム)
- standardized velocity (標準化平均速度)
- prize (賞金)
- speed index (スピード指数)
- Profit
 - place (=within top3) payoff (複勝払い戻し)
 - 1st 120 yen < 3rd 540 yen
 - dark score (business secret)
 - transform strength score to be high correlated with return ratio

Two types of Objective vs Hit Ratio

all turf races in 2017

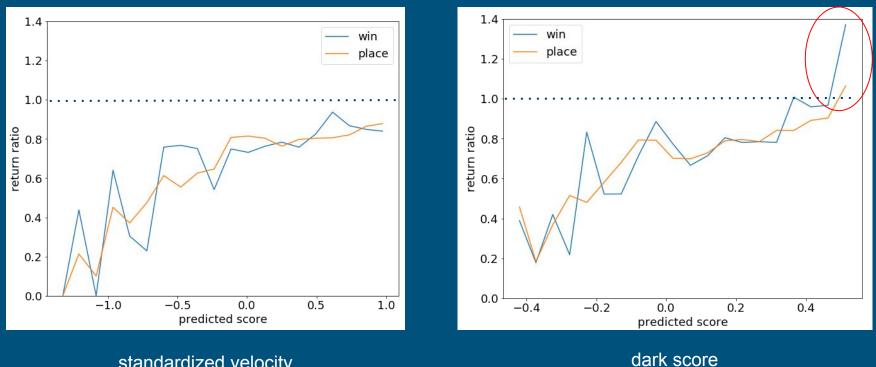


standardized velocity

dark score

Two types of Objective vs Return Ratio

all turf races in 2017



standardized velocity

Road to winning

- 1. Introduction to the system of horse racing
- 2. Definition of objective
- 3. Feature engineering
- 4. Prediction model
- 5. Evaluation

Feature Engineering in Horse Racing

- Most important and most time-consuming part
- Necessary to collect data by ourselves, unlike Kaggle
- Difficult to handle complicated structured data
- Requires deep domain knowledge to horse racing

Horse Table (馬柱)



race histories

Many Types of History

horse

【出走レース】												
年月日	場	レース名	距離	馬場	頭数	人気	着順	騎手	負担 重量	馬体重	タ イ ム	1着馬(2着馬)
2018.06.24	東京	3歳未勝利	芝1600	重	15	14	8	宮崎 北斗	56.0	464	1:37.2	トーセンクロノス
2018.03.11	中京	3歳未勝利	\$1800	稍重	13	10	12	D.バルジュー	56.0	468	2:01.2	パキュートハート
2018.02.25	中山	3歳未勝利	夕 1800	良	16	12	13	柴田大知	56.0	476	2:00.9	ライクアロケット
2017.06.24	東京	2歳新馬	芝1600	良	16	6	8	柴田大知	54.0	436	1:37.4	マイネルサイルーン

trainer

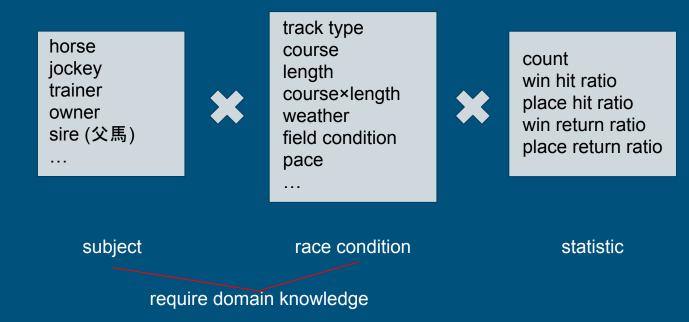
本年成績 萱野浩二 (カヤノコウジ) 2018年6月25日現在										□ 戻る		
										I <u>次の20件</u>		
年月日	場	レース名	馬名	距離	馬場	頭数	人気	着順	騎手	負担 重量	馬体重	タイム
2018.06.24	函館	津軽海峡特別	ノースランドボーイ	ダ 1700	良	14	10	13	勝浦正樹	57.0	490	1:47.5
2018.06.24	東京	パラダイスS	トウショウドラフタ	芝1400	稍重	10	4	4	田中勝春	56.0	482	1:22.6
2018.06.24	東京	3歳未勝利	コスモラフェット	芝1600	重	15	14	8	宮崎 北斗	56.0	464	1:37.2
2018.06.24	阪神	皆生特別	クラウンアゲン	芝1200	稍重	14	14	6	川又賢治	52.0	440	1:09.7
2018.06.23	東京	3歳上500万下	ニシノジャガーズ	芝1400	重	15	4	14	戸崎 圭太	54.0	472	1:26.1
2018.06.23	東京	3歲上500万下	タイムトラベル	\$ 1600	稍重	16	16	15	岩部 純二	55.0	454	1:39.7
2018.06.23	東京	3歳未勝利	<u>א-חכוע</u>	芝2400	良	15	6	3	北村宏司	54.0	446	2:27.3

jockey

本年成績 宮崎 北斗 (ミヤザキ ホクト)									2018年6月25日現在 🗖 🖩			
								次の20件				
年月日	場	レース名	馬名	距離	馬場	頭数	人気	着順	調教師	負担重量	馬体重	タイム
2018.06.24	東京	2歳新馬	クラウンオペラ	芝1800	重	14	14	14	伊藤伸一	54.0	466	1:59.4
2018.06.24	東京	3歳未勝利	コスモラフェット	芝1600	重	15	14	8	萱野 浩二	56.0	464	1:37.2
2018.06.23	東京	3歳未勝利	エイワファースト	\$ 1600	稍重	16	10	9	菊川正達	54.0	452	1:40.1
2018.06.23	東京	2歳未勝利	マイネルオリエンス	芝1600	良	14	12	9	高橋祥泰	54.0	472	1:37.5
2018.06.17	東京	3歳未勝利	ムーンケリー	\$ 1600	重	16	9	11	中川公成	56.0	504	1:40.0
2018.06.17	東京	3歳未勝利	ブラウンファシール	∮ 1400	重	16	14	16	小西一男	54.0	450	1:27.3
2018.06.16	東京	3歳未勝利	ショウナンハイル	芝1800	重	16	11	9	田中剛	54.0	426	1:50.6
2018.06.16	東京	2歳新馬	ウインプレイヤー	\$1400	重	16	9	16	宗像義忠	54.0	470	1:30.1
2018.06.16	東京	3歳未勝利	エリースコール	\$ 1400	不良	16	13	12	青木 孝文	54.0	454	1:26.5
2018.06.16	東京	3歳未勝利	ザラストキャンディ	\$ 1600	不良	16	13	13	天間昭一	54.0	458	1:39.5
2018.06.12	川崎	ジューンF賞	マイネルマリポッサ	\$1500	重	13		12	清水 英克	56.0	461	1:41.2
2018.06.10	東京	3歳未勝利	ラプチュア	\$ 1600	良	16	5	8	伊藤伸一	54.0	430	1:41.5
2018.06.03	東京	3歳未勝利	サングリアロッサ	\$ 1300	良	16	15	11	伊藤伸一	54.0	410	1:21.6
2018.06.03	東京	3歳未勝利	デザートカレー	\$ 1400	良	16	11	11	和田勇介	54.0	428	1:28.3
2018.06.02	東京	3歲上500万下	イエローブレイヴ	\$1300	良	16	11	9	武市康男	54.0	522	1:19.6
2018.05.26	東京	3歳未勝利	<u>ラブチュア</u>	∮ 1600	良	16	16	3	伊藤伸一	54.0	432	1:40.1
2018.05.20	新潟	3歳未勝利	ラグナーズルート	芝1200	重	16	6	7	松山将樹	54.0	442	1:10.9
2018.05.19	新潟	大日岳特別	ワカコマタイヨウ	芝1200	重	16	13	15	武市康男	55.0	434	1:12.1
2018.05.19	新潟	早苗賞	タイプムーン	芝1800	重	10	9	2	青木孝文	54.0	458	1:50.6
2018.05.19	新潟	3歳未勝利	<u>ペリータ</u>	芝2000	重	15	6	12	水野貴広	54.0	438	2:06.4

Automated Achievement Features

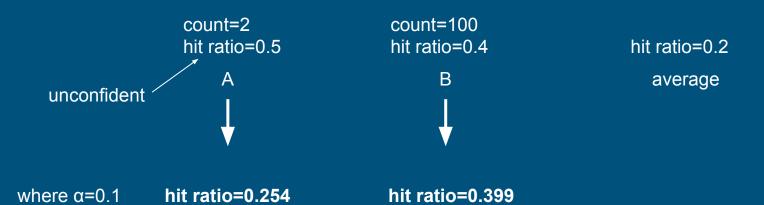
• We made more than 1500 achievement features



Smoothing Ratio Features

Eliminate noise of unpopular subject×condition

$$R_{smooth} = (1 - \exp(-\alpha N)) \cdot R + \exp(-\alpha N) \cdot R_{average}$$



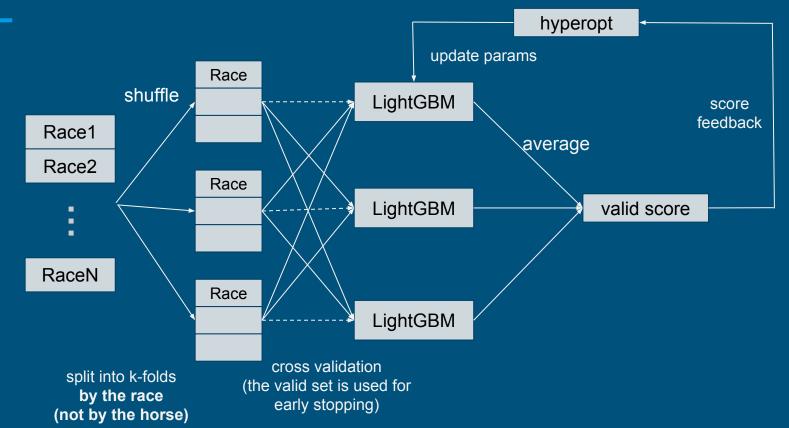
Road to winning

- 1. Introduction to the system of horse racing
- 2. Definition of objective
- 3. Feature engineering
- 4. Prediction model
- 5. Evaluation

LightGBM

- One of the most popular frameworks in Kaggle
- Very strong to structured data
- Not affected by scales of features
- Can handle the missing value
- Robust to meaningless features
- We have a committer of LightGBM

Training Architecture



Notice of LightGBM

- Early stopping is important to avoid overfitting
- Dummied features are better than categorical ones
 - \circ Depends on dataset
- Sensitive to random_state
 - May result from subsample/colsample_bytree?
- pred_contrib is useful for feature analysis

Feature Analysis with LightGBM

of features



feature contribution matrix = predict(data, pred_contrib=True)

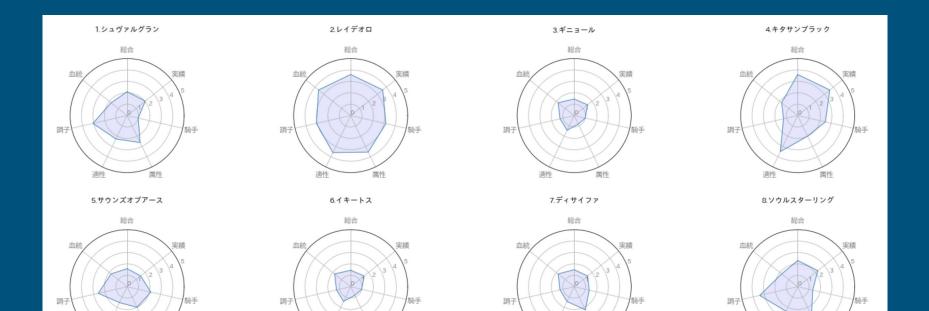
Feature Analysis with LightGBM

属性

適性

属性

適性



属性

適性



属性

適性

Road to winning

- 1. Introduction to the system of horse racing
- 2. Definition of objective
- 3. Feature engineering
- 4. Prediction model
- 5. Evaluation

nDCG

- Used in ranking evaluation
- Higher relevant score (*rel*_i) should be positioned at higher rank

non-negative, "the higher, the better"

$$DCG = rel_1 + \sum_{i=2}^{n} \frac{rel_i}{\log_2 i}$$

$$nDCG = \frac{DCG}{idealDCG}$$

The Relevant Score of nDCG

• inverse of order

- 1/1, 1/2, ..., 1/N
- consider the whole ranking
- prize
 - 15000, 6000, 3800, 2300, 1500, 0, 0, ..., 0
 - \circ consider only top 5
- prize@3
 - 15000, 6000, 3800, 0, 0, 0, 0, ..., 0
- place payoff
 - \circ emphasize the dark horses
- win betting share (単勝支持率)
 - \circ how close to popularity

The Relevant Score of nDCG

all turf races in 2017

nDCG		
	nDCG	std
inv_order	0.919	0.052
prize	0.735	0.170
prize@3	0.712	0.189
prize@1	0.460	0.403
payback	0.616	0.178
win_share	0.975	0.035

strength model1 (standardized velocity)

strength model2 (standardized velocity)

nDCG		
	nDCG	std
inv_order	0.915	0.053
prize	0.732	0.170
prize@3	0.709	0.189
prize@1	0.452	0.403
payback	0.613	0.179
win_share	0.983	0.028

- model1 is more accurate than model2
- model2 is closer to win betting share
- model1 is able to hit the horses that the public cannot predict

Evaluation of Top-N Box Betting

storength model (standardized velocity)

all turf races in 2017

---- Top-1 BOX hit ret std (ret) 0.328 0.848 1,368 win 0.669 0.658 0.878 place ---- Top-2 BOX hit ret std (ret) 0.528 0.870 1.068 win the lower hit, 0.846 0.844 0.501 place the higher return 1,451 quinella place 0.308 0.824 2,625 quinella 0.154 0.894 exacta 0.154 0.883 2,725 ---- Top-3 BOX hit ret std (ret) 0.825 0.899 win 0.640 place 0.927 0.809 0.440 quinella place 0.515 0.787 1.135 quinella 0.292 0.773 1.588 0.292 0.762 1,657 exacta 0.090 0.840 3,698 trio 0.090 0.784 4.165 trifecta

profit model (dark score)

	Тор-	1 BOX			
		hit	ret	std (ret)
	win	0.136	1.020	3	.093
	place	0.406	0.886	1	.211
1	1				
	Тор-	2 B0X			
			hit	ret	std (ret)
	win		0.259	1.015	2.140
	place		0.661	0.878	0.877
	quinella	place	0.112	0.986	3.368
	quinella		0.041	1.124	7.056
	exacta		0.041	1.221	8.420
	Тор-	3 B0X			
			hit	ret	std (ret)
	win		0.348	0.916	1.613
	place		0.789	0.850	0.764
	quinella	place	0.293	0.948	2.050
	quinella		0.101	0.917	3.611
	exacta		0.101	0.944	3.915
	trio		0.016	0.906	8.868
	trifecta		0.016	0.892	9.204

Summary

- The purpose of horse racing prediction is making a profit
- Design of objective is critical to performance
- Feature engineering requires domain knowledge too
- LightGBM is cool
- nDCG is useful for model evaluation

Future work

- Calculate expectation with predicted probability and real-time odds
- Auto buying system with investment strategies

Enjoy horse racing life!!