

ヒヤリ経験のデータから駆動する 推奨速度ドライバモデルの構築

齊藤裕一

所属： 筑波大学システム情報系・人工知能研究センター

saito.yuichi.gt@u.tsukuba.ac.jp

本日の話題提供： ドライブレコーダのデータ × AI活用

Drive recorder data

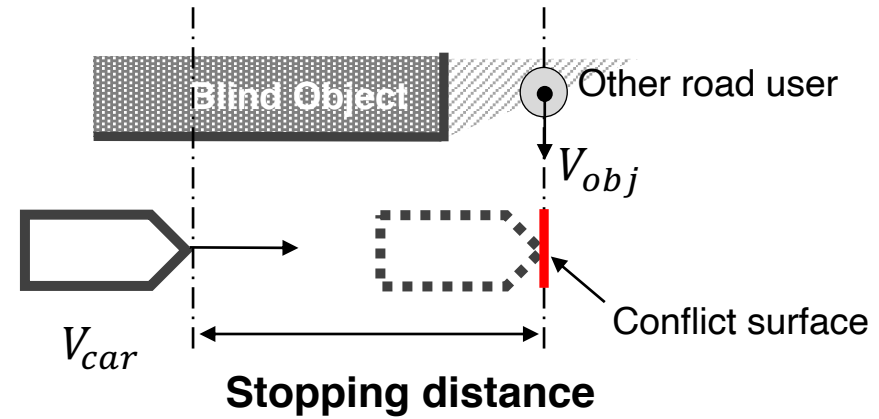


Drive recorder data

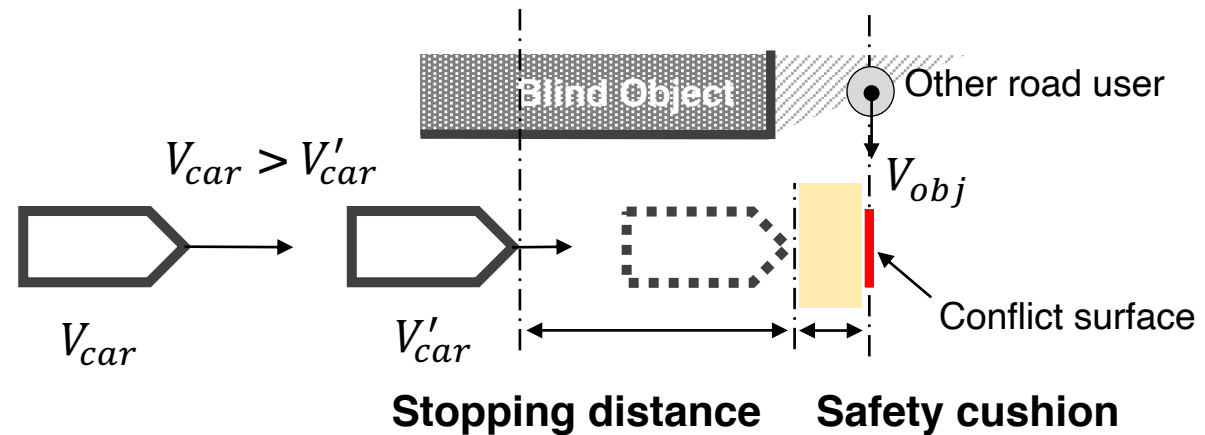


Safety cushion

- Novice driver

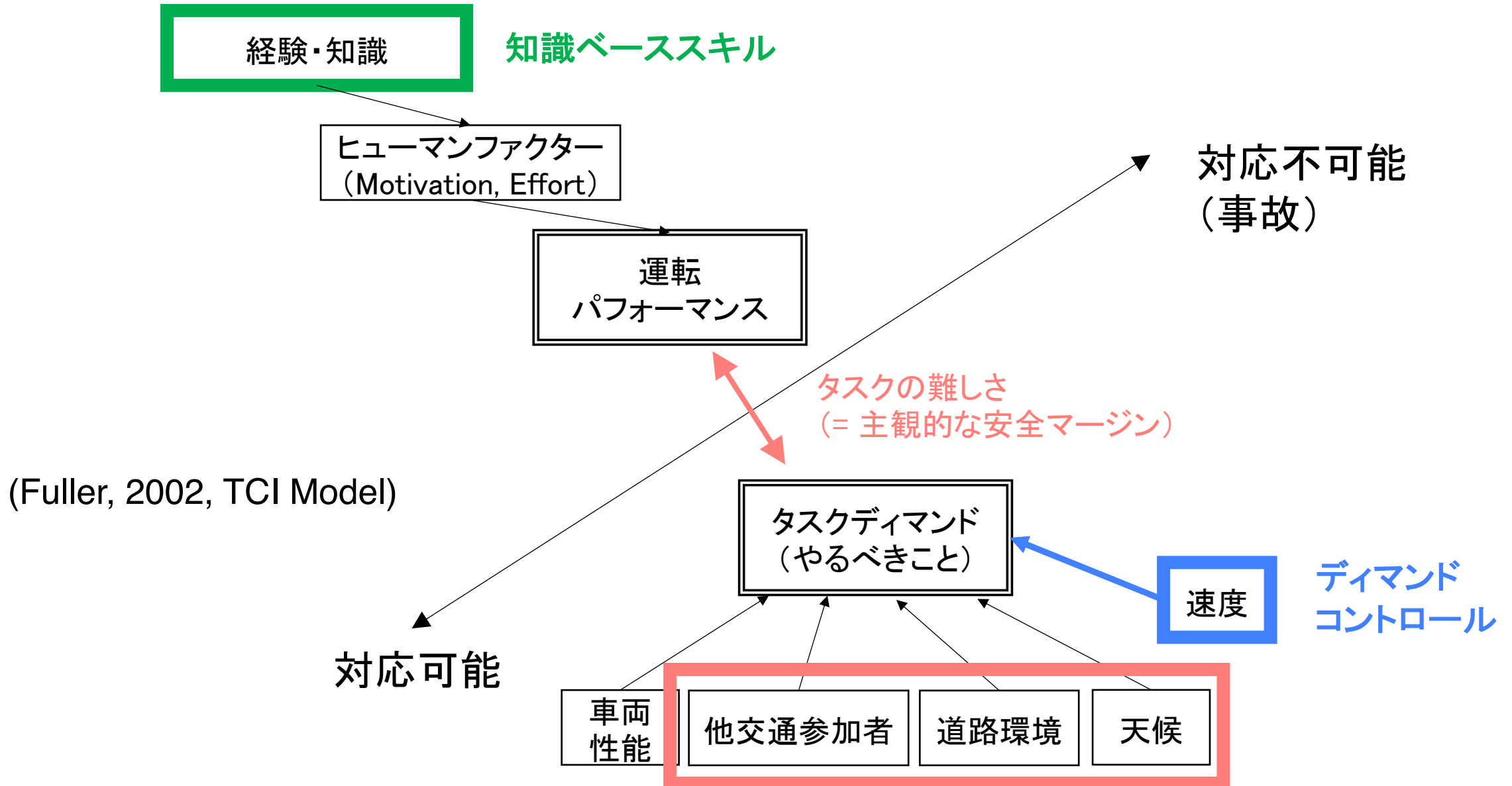


- Experienced driver



Question: How should the safety margin be created for a given situation?

速度調節のメカニズム



Drive recorder data

ハザード： 自転車(子供)

- 中心街(市街・繁華街)
- 歩道と車道の上に白線がある道路
- 双方通行の1車線道路
- 横断歩道のない4叉路交差点
- 駐車車両の密度は低い
- 5人程度の歩行者
- 先行車なし
- 晴れ, お昼の時刻帯

ID: 547789 TOKYO UNIVERSITY OF AGRI. AND TECH.

危険認知速度: 24.0 km/h

Drive recorder data

ハザード： 自転車(若年者)

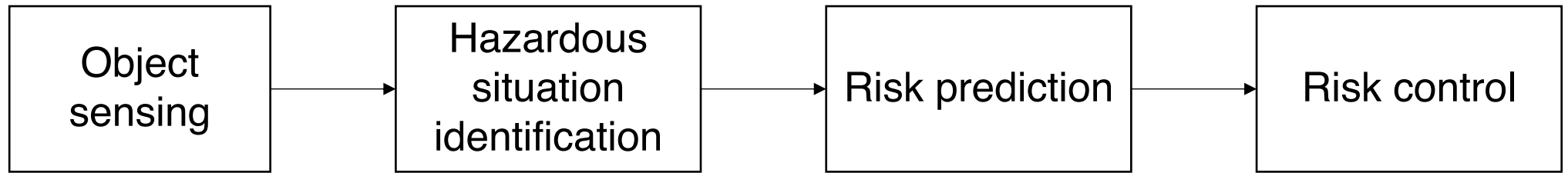
- 住宅街
- 歩道と車道の上に白線がある道路
- 双方通行の1車線道路
- 横断歩道のない4叉路交差点
- 駐車, 走行車両, 人の密度は低い
- 先行車なし
- 晴れ, 朝の時刻帯

ID: 646120 TOKYO UNIVERSITY OF AGRI. AND TECH.

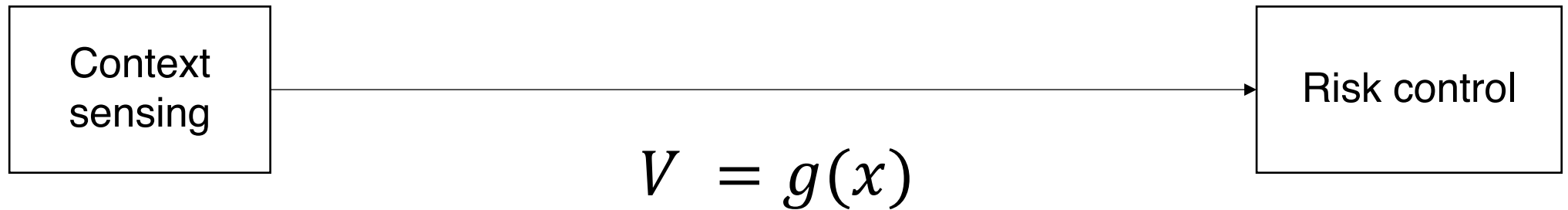
危険認知速度: 35.3 km/h

データ駆動アプローチ

Model-driven risk management



Data-driven resilience management



「何のデータに学ぶか」

x = 状況特徴づける情報の集合

データの価値

1. タクシードライバのデータに学ぶ価値

- 特定の街において短期間で運転経験を豊富に積む職業ドライバーである。
- タクシードライバは、隠れたハザードを上手く特定できる。 (Borowsky et al., 2013)
- 職業ドライバーのモチベーションやエフォートは、比較的にばらつかない。

2. ヒヤリ経験のデータに学ぶ価値

- ドライバと自転車の行動は独立であることから、ヒヤリは回避しようがない。
- 学習データを上手く選別できれば, ヒヤリ経験を効果的に学習できる。

データの選別法がすべて

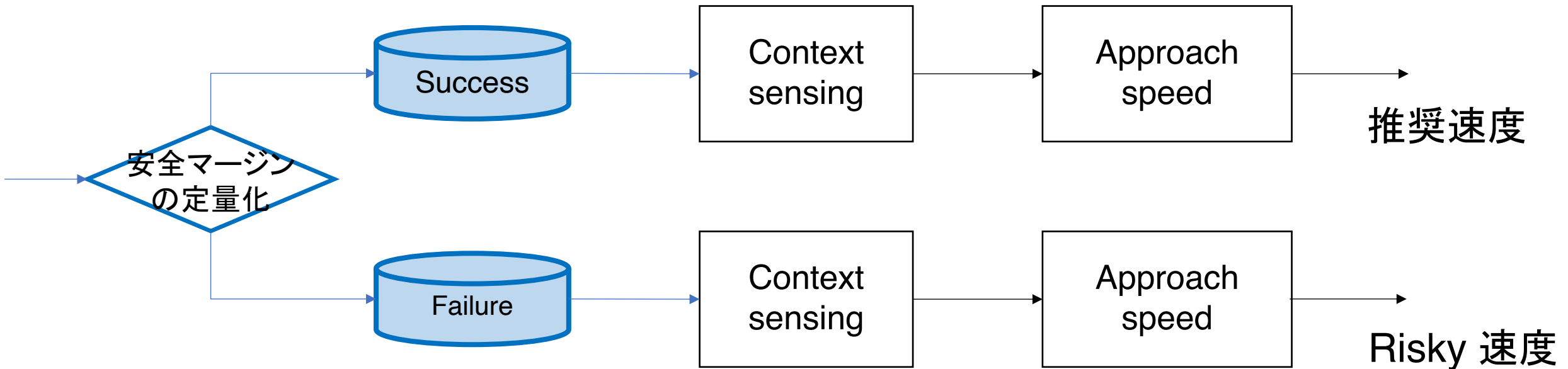
推奨速度ドライバモデル

ドライバモデル

速度

状況特徴づける文脈情報

$$V_j = \beta_0 + \sum_{p=1}^k \beta_p x_p + \varepsilon$$



データの抽出

①

	Number of data
Number of data related to cyclists	15,670

②

	Number of data
Number of data related to blind spots	4,639

③

	Number of data (%)
Building structure	2,526 (54.5)
Parked vehicle	456 (9.8)
Stopping vehicle	377 (8.1)
Moving vehicle	735 (15.8)
Other	545 (11.7)

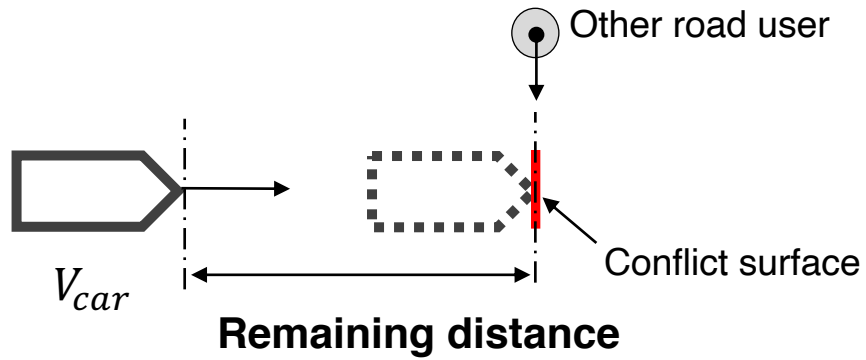
④

	Number of data
Blind intersections	1,054

⑤

	Number of data
Blind intersections with 30 km/h limit	956

安全マージンの定量化



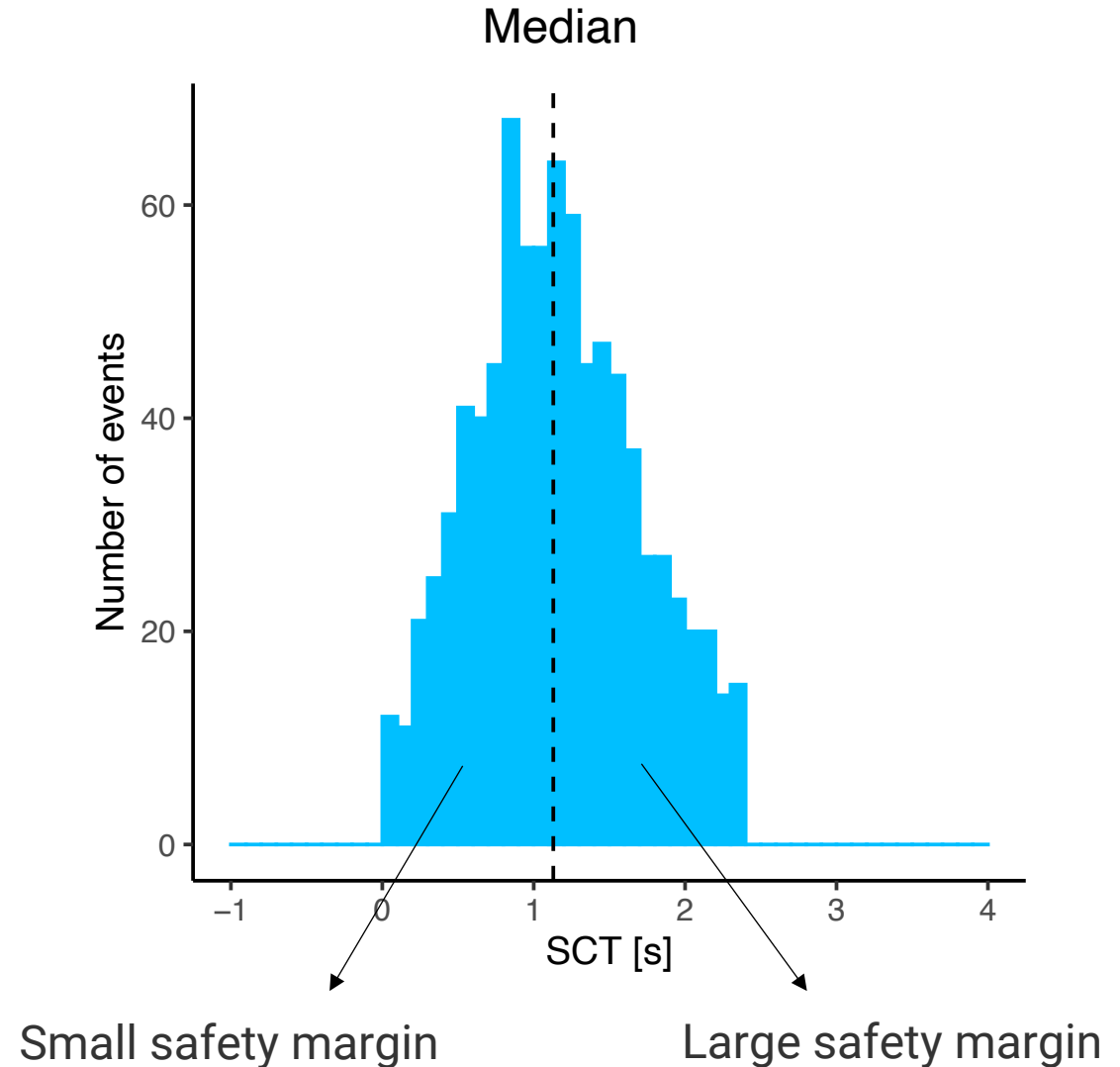
$$D - \left\{ V_{car}(\tau + \text{SCT}) - \frac{V_{car}^2}{2a_{max}} \right\} = 0$$

Remaining distance

Stopping distance

$$SCT = TTC + \frac{V_{car}}{2a_{max}} - \tau$$

SCT: Allowable time margin for drivers to avoid a crash



走行環境文脈の変数

Context properties	Type	Definition
Static properties	Ygap [m]	Lateral distance to blind object [m]
	Area type	Residential area/ Urban and business area/ Rural area/ Other
	Road type	Other/ One way/ Both way
	Sidewalk type	Condition 1/ Condition 2/ Condition 3/ Condition 4
	Intersection type	T and Y types/ 4 type
	Road width	Lanes: other/ 1/ 2/ 3/ 4/ 5 over
	Crosswalk	Without/ With
Dynamic properties	Parked vehicle	0~2/ 3~5/ More
	Pedestrian	0~2/ 3~9/ More
	Traffic	0~2/ 3~9/ More
	Leading vehicle	Without/ With
Other properties	Time	6:00~10:00/ 10:00~16:00/ 16:00~20:00/ 20:00~6:00
	Weather	Sunny and cloudy/ Rain and Snow

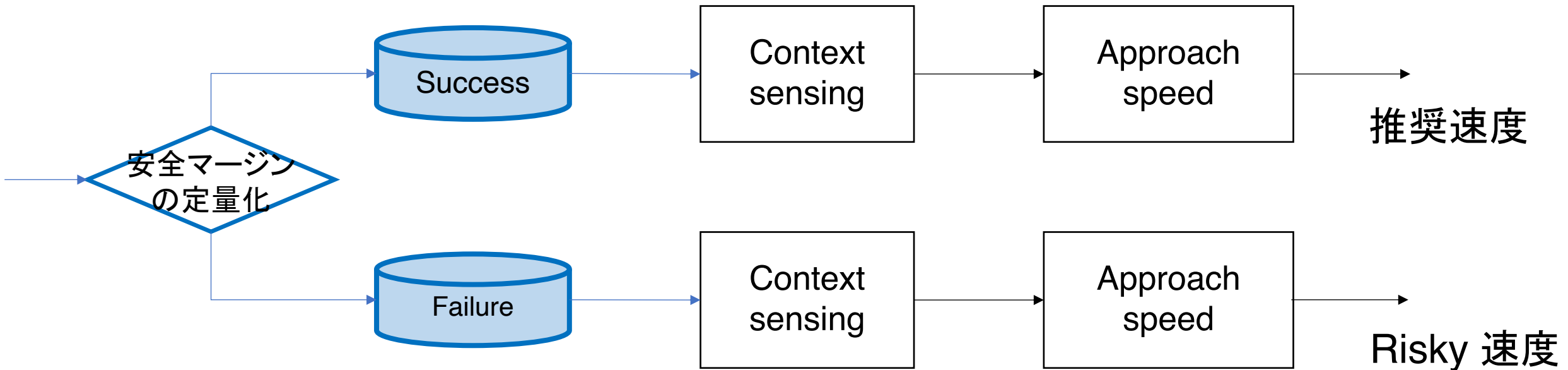
推奨速度ドライバモデル

ドライバモデル

速度

状況特徴づける文脈情報

$$V_j = \beta_0 + \sum_{p=1}^k \beta_p x_p + \varepsilon$$

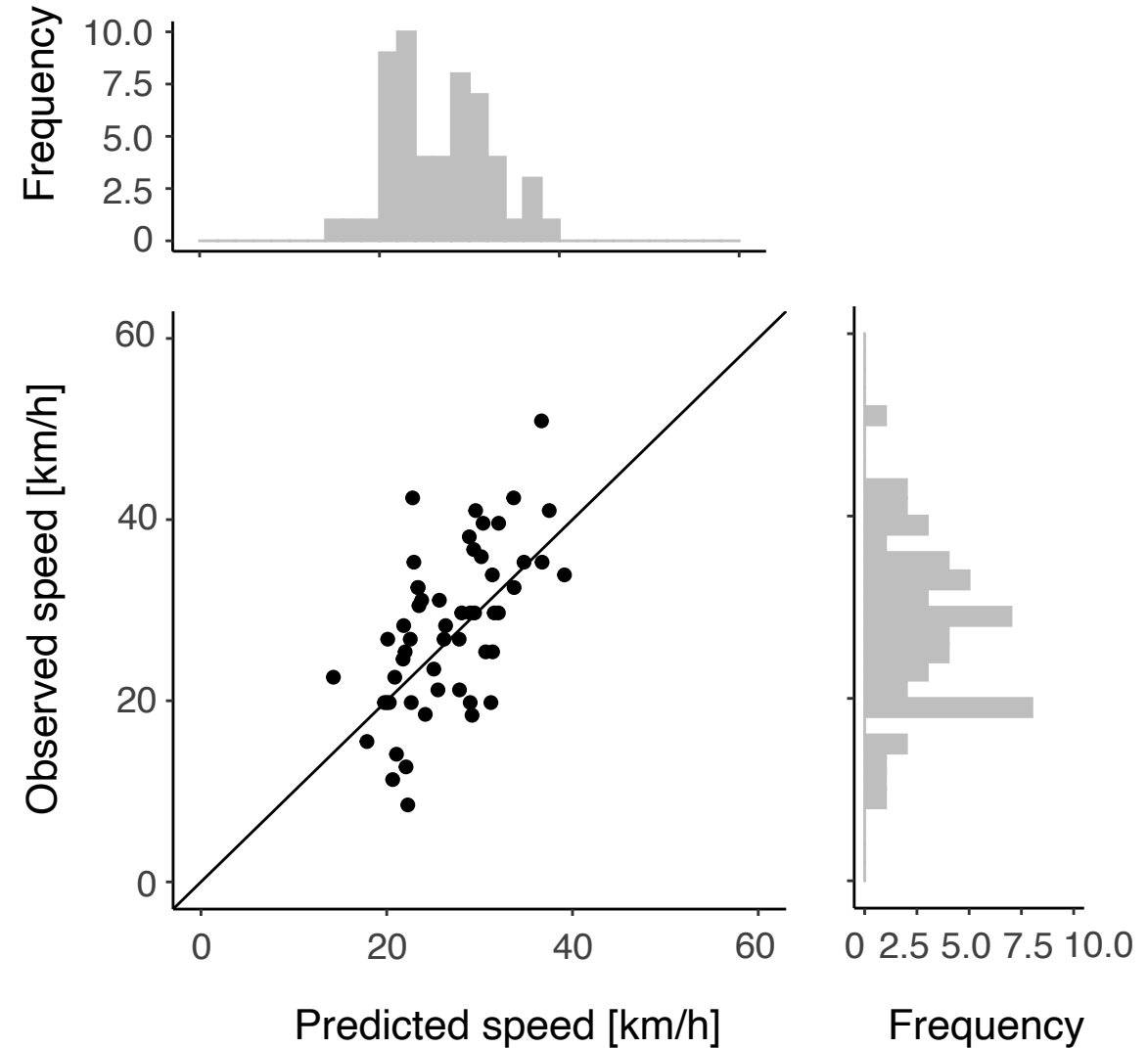


5-fold 交差検証

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - P_i|$$

	Max.	Min.	Mean	SD	n
R^2	0.36	0.11	0.20	0.10	5
MAE	7.40	5.50	6.53	0.87	5

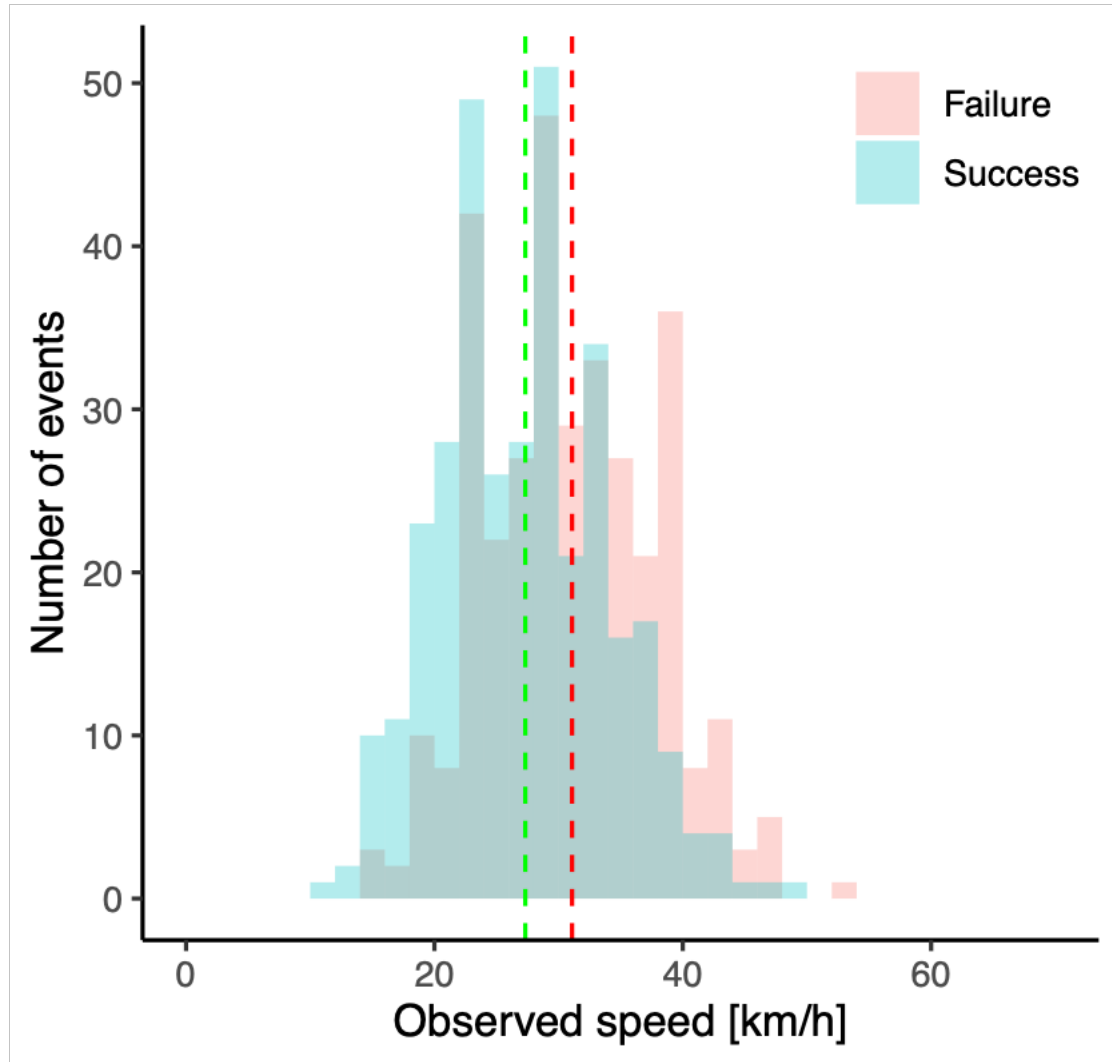


説明変数の確認

$$y_i = 10.61 + \sum_{p=1}^k b_p x_{pi}$$

Variable	value	Coefficient, β_p	p-value	VIF
(Intercept)	-	10.61	< 0.001	-
YGAP	Continuous	1.98	< 0.001	1.20
RESIDENTIAL	1 = yes	3.77	< 0.001	1.19
SIDE_3	1 = yes	2.49	< 0.001	1.10
INTERSECTION4	1 = yes	1.50	0.02	1.06
LANE_2	1 = yes	3.88	< 0.001	1.13
CROSS_YES	1 = yes	2.12	< 0.001	1.08
STOPCAR_HIGH	1 = yes	-5.29	0.01	1.09
STOPCAR_LOW	1 = yes	-2.63	< 0.001	1.04
PEDESTRIAN_LOW	1 = yes	3.84	< 0.001	1.16
SUNNY	1 = yes	2.87	0.02	1.03
TIME6_10	1 = yes	3.17	< 0.001	1.33
TIME10_16	1 = yes	3.18	< 0.001	1.51
TIME16_20	1 = yes	2.52	< 0.001	1.51

構築モデルに対する考察



推奨速度

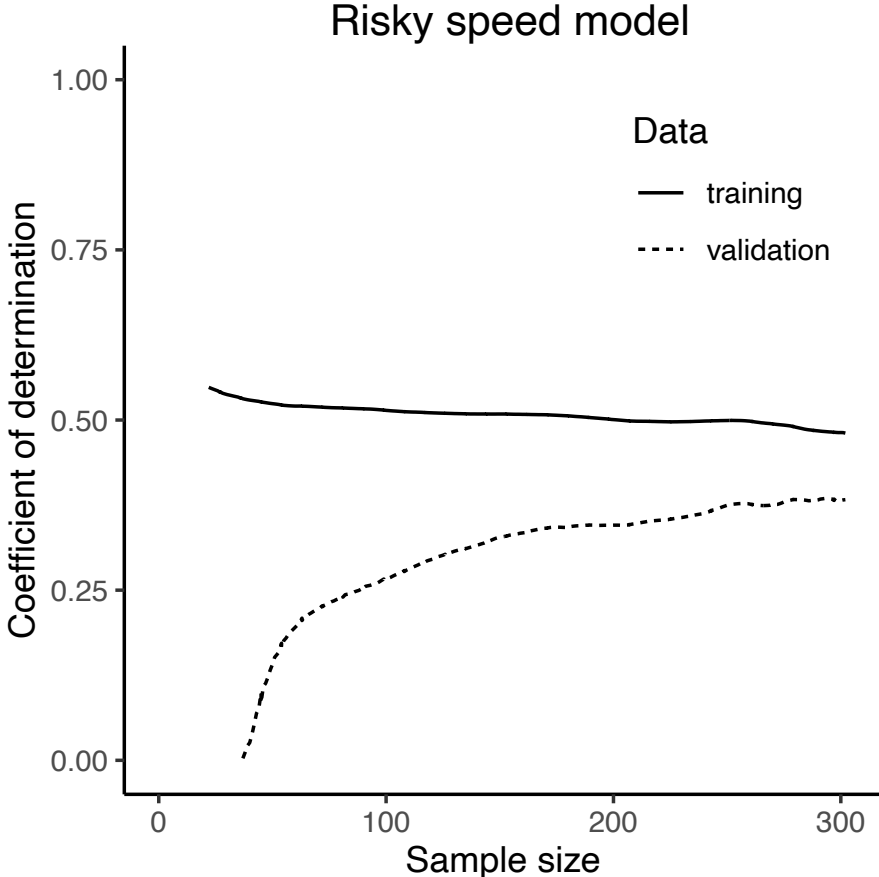
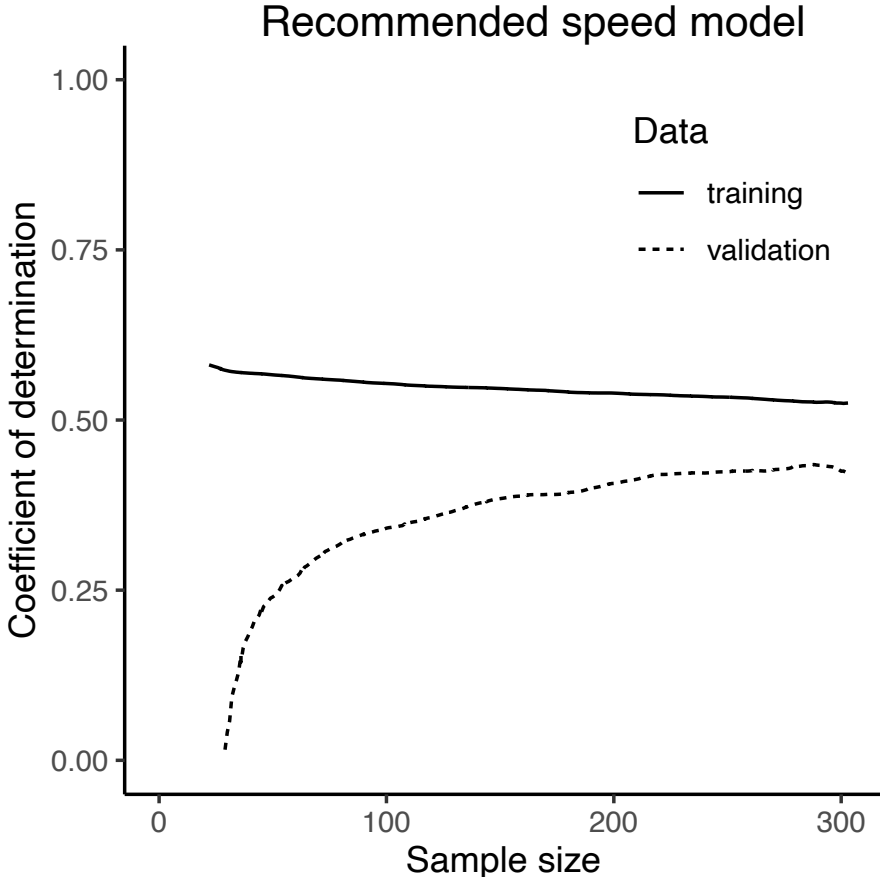
$$y_i = 10.61 + \sum_{p=1}^k b_p x_{pi}$$

リスクー速度

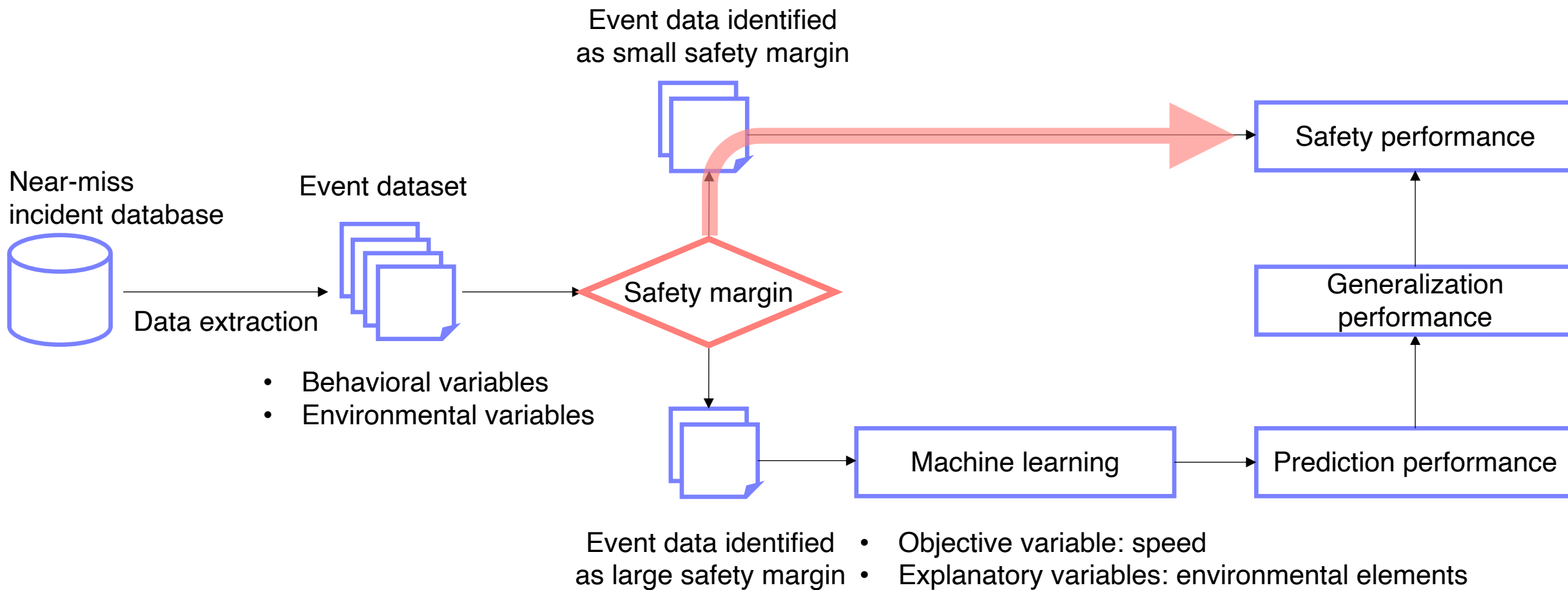
$$y_i = 29.68 + \sum_{p=1}^k b_p x_{pi}$$

過去のヒヤリ経験を何回学習すれば十分か

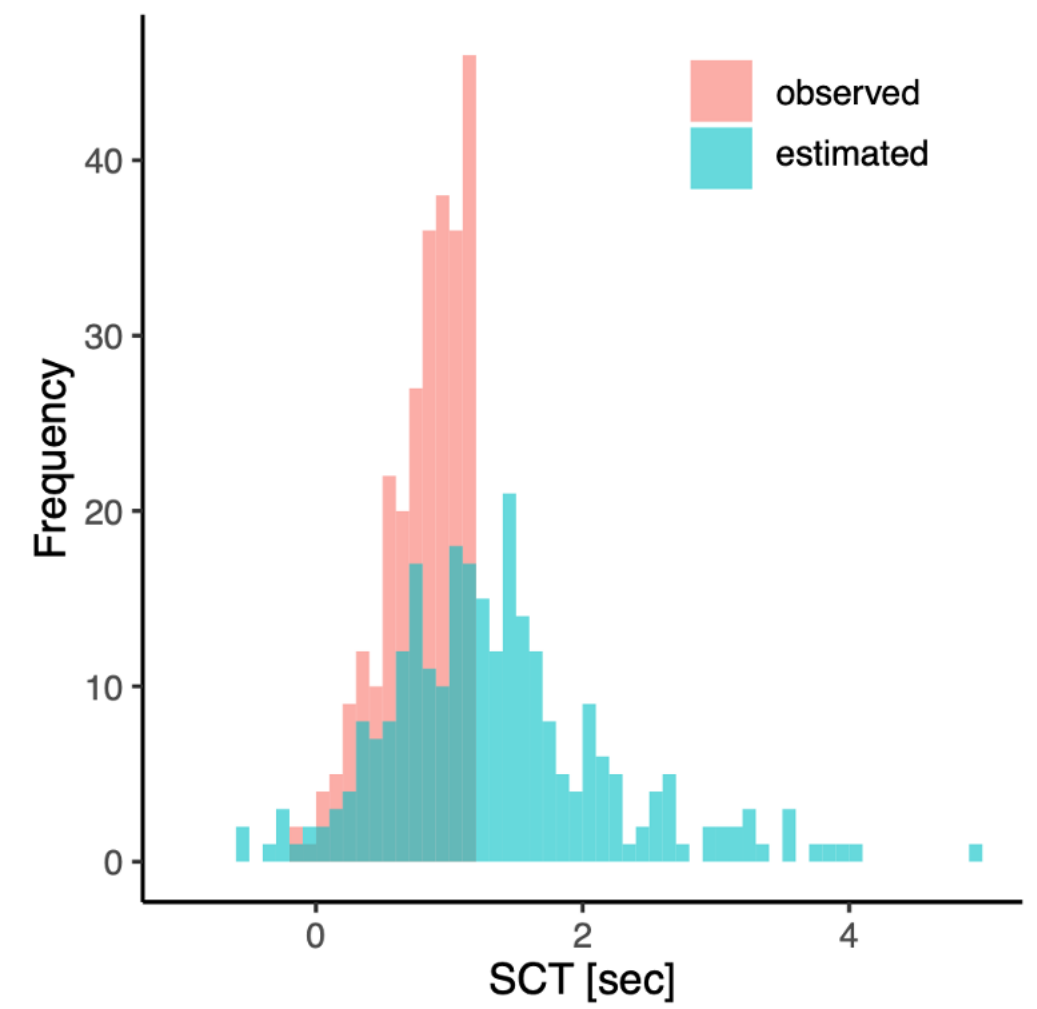
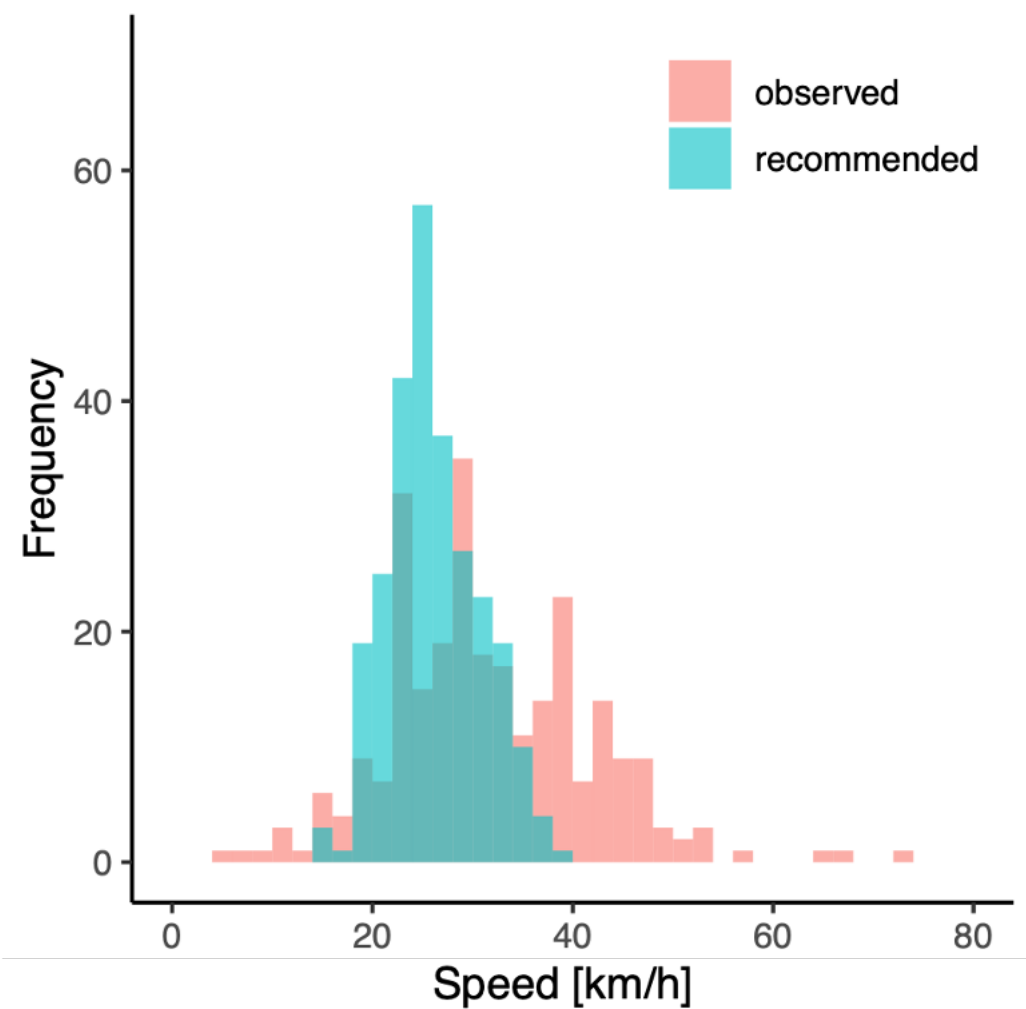
10-fold Cross Validation



推奨速度を算出するモデル構築のための方法



安全性向上の評価



ドライブレコーダデータ

ハザード： 自転車(若年者)

- 住宅街
- 歩道と車道の上に白線がある道路
- 双方通行の1車線道路
- 横断歩道のない4叉路交差点
- 駐車, 走行車両, 人の密度は低い
- 先行車なし
- 晴れ, 朝の時刻帯

ID: 646120 TOKYO UNIVERSITY OF AGRI. AND TECH.

危険認知速度: 35.3 km/h, SCT: 0.5 sec

推奨速度: 22.9 km/h

Summary

- ✓ 「次に何が起こりうるか」に係る危険予測AIは、依然として未開拓.
- ✓ 課題の一つは、「何のデータに学か」である. あらゆる環境下での指導員のデータ収集はコストが高い.
- ✓ 18年間に渡ってタクシーのヒヤリ経験を収集しているドライブレコーダDBの活用からその課題を解決しようとする.
- ✓ 安全マージンを定量化することによって、受け入れ可能な結果(データ)を選別し、学習データの選別法から、効果的にヒヤリ経験を学ぶ.

過去のヒヤリ経験から駆動するデータ駆動危険予測

Vision

- ✓ 年齢層別免許保有者10万人当たり交通事故件数は、免許取得後で多く発生し、運転経験を積むことで減少し、高齢層で再び増加する。
- ✓ 普段であればできる能力水準を確保する人機能の補完ではなく、それ以上に引き上げる人機能の拡張の必要性を説く。
- ✓ AI が膨大なヒヤリ経験データを持ち、不確実状況を推論し、推奨行為を予測し、適切なインタラクションを働きかけ、人機能の全体を拡張させる。

データ駆動危険予測AIで挑む人機能の拡張インタフェース

Adaptable Human-AI Interaction in Mobility