

道路交通環境と道路上移動物体解析による リアルタイム危険状態検出手法に関する研究

Study on Real-Time Risk Detection Method Using Road Traffic Environment
information and Road-Moving Object Data

金子 哲也（Kaneko Tetsuya）

1. はじめに

近年、自動運転レベル 3 の自動車が市販化され自動運転技術は急速に発展しており開発競争は激化している。本研究では、熟練かつ安全予測能力の高いヒューマンドライバの運転行動を規範とした意思決定アルゴリズムを検討対象とする。特に一般ドライバにおいて技能差が顕著に現れる車線合流における意思決定アルゴリズムの開発を目的とした。提案するアルゴリズムでは、人間のリスク感覚を定量化したリスクポテンシャル法と、人間の主観を取り入れることができる AHP 法（階層分析法）を組み合わせることで、より人間の運転行動に近い意思決定手法について述べる⁽¹⁾⁽²⁾。

2. 合流部意思決定アルゴリズム

本稿における合流部意思決定アルゴリズムは、本線を走行する車列における合流位置を算出するため、リスクポテンシャル評価をもとに、AHP 法を用いて最適に選択するものとする。

2.1. リスクポテンシャル法

本研究ではドライバの危険感覚を定量化したリスクポテンシャルの考えを用いる。これは図 1 に示すように、車両周辺物体との位置関係により危険感覚が変化し、その関係を指数関数的に示したものである。式中 C の値はゲイン、 τ はリスクの勾配である指数関数の変化勾配を表す定数である。この式により道路上のあらゆる物体や道路規制の危険感覚を数値化し、これら個々のリスクポテンシャル値を合成したリスクポテンシャルマップを作成する。

ここでは IPG Automotive 社製のシミュレーションツール CarMaker を用い実車走行実験相当のセンサや障害物の情報取得可能な環境シナリオを作成し、リスクポテンシャルマップの作成を行った。

2.2. CarMaker を用いたリスクポテンシャルマップの作成

車両周辺環境の取得は、車両モデルに物体の相対速度や距離の情報を取得するセンサを設定し、その情報を用いた。図 2 に実際に作成したリスクポテンシャルマップの例を示す。

2.3. AHP 法

AHP 法は人間の感覚的な部分を計量化、複数の決定事項を階層化し、意思決定を行う手法である。これを用いることにより、人間の主観的優先度を意思決定の重み付けとして反映することができる。

3. 合流位置の算出

3.1. 各評価基準における重要度の算出

AHP による合流位置決定の際には、その評価基準自体の重要度を定める必要がある。そこでまず評価基準の一対比較を行った。一対比較では表 1 で示す様な尺度を使用し、言語表現を数値で置き換えることで各評価基準を比較した。この比較結果から式(1)に示す各評価基準の幾何平均 g_i 及びその合計 gt から割合を求め、重要度 w_i を決定した。また、複数の転経験豊富なドライバーに、車線合流の瞬間に各評価基準のうちどの項目をどの程度重要視するかの一対比較をしてもらい、平均化した結果と重要度を表 2 に示す。

$$g_i = \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n a_{ij}}, \quad w_i = \frac{g_i}{gt} \quad (1)$$

AHP の評価値には各評価基準の動作を行った際の本線車線前後に発生するリスクを平均したものを使用する。評価基準とするリスクの範囲を図 5 に示す。この範囲は横幅 3.5m、縦幅 30m とした。

Table.1 Rating scale for AHP

Language	Numerical scale
• Equal importance	1
• Weak importance	3
• Essential or strong importance	5
• Demonstrated importance	7
• Absolute importance	9

Table.2 Priority rating by pairwise comparison

	$\int \overline{R_{xa}}$	$\int \overline{R_{xd}}$	$\int \overline{R_{yr}}$	$\int \overline{R_{yl}}$	$\int \overline{R_{MLVa}}$	$\int \overline{R_{MLVd}}$	Geometric mean (g_i)	Importance (w_i)
$\int \overline{R_{xa}}$	1	1/5	11/7	5/3	6/35	4/15	0.537	0.071
$\int \overline{R_{xd}}$	5	1	3	4	2	8/3	2.615	0.347
$\int \overline{R_{yr}}$	7/11	1/3	1	3	3/5	5/3	0.927	0.123
$\int \overline{R_{yl}}$	3/5	1/4	1/3	1	1/5	1/3	0.386	0.051
$\int \overline{R_{MLVa}}$	35/6	1/2	5/3	5	1	4	2.144	0.285
$\int \overline{R_{MLVd}}$	15/4	3/8	3/5	3	1/4	1	0.927	0.123
Total							7.537	1

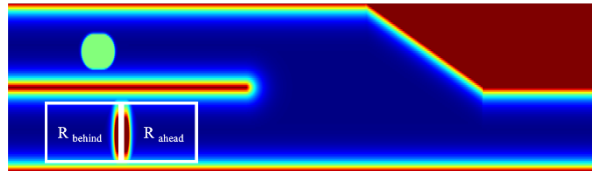


Fig.5 Area as risk potential assessment in AHP

Table.3 Individual priority of driving operations in AHP

$\int \overline{R_{yr}}$	Merging ahead	Merging behind	Geometric mean (g_i)	Priority (p_i)
Merging ahead	1	$\frac{\int \overline{R_{yr\ behind}}}{\int \overline{R_{yr\ ahead}}}$	g_{ahead}	P_{ahead}
Merging behind	$\frac{\int \overline{R_{yr\ ahead}}}{\int \overline{R_{yr\ behind}}}$	1	g_{behind}	P_{behind}
Total			$g_{ahead} + g_{behind}$	

3.2. 総合優先度を用いた合流位置の判断

評価値を用いた個別優先度の算出例として、右操舵制御における個別優先度を表 3 に示す。最後に式(2)により、提示した 2 つの代替案における総合優先度 P_{ahead} , P_{behind} を求める。総合優先度を比較し、その値が大きい方が最終的な合流位置と判断されることになる。

ここまでの総合優先度の算出等はすべて 1 サンプル毎に行なった。

$$P_{ahead} = \sum w_i \cdot p_{i ahead}, P_{behind} = \sum w_i \cdot p_{i behind} \quad (2)$$

4. 合流位置の確定

ここまで行ってきた総合優先度の算出等は意思決定に適切な一定サンプル内で行われており、1 サンプルごとに合流位置が変わる可能性がある。そのため、それまでの総合優先度の結果から最終的な合流位置の判断を行う必要がある。

4.1. 総合優先度を用いた合流位置の判断

合流位置を確定する地点は側道と本線の間リスクの終端とした。また、最終的な合流位置はこの地点までの各サンプルで算出された総合優先度を平均した結果から求めることとした。

4.2. シミュレーションによる検証

CarMaker 上に、自車両、本線車両ともに 60km/h の速度で走行し、本線車両は本線車両の 40m 前方にいるというシナリオを作成した。多くのドライバは後方に合流する場面だが、意思決定アルゴリズムでも同じ判断がされるのかを検証した。

4.3. シミュレーションによる検証結果

計算の結果、前方に合流の総合優先度は 0.5536、後方へは 0.4465 であった。意思決定アルゴリズムは合流位置を前方だと判断した。このような結果となった原因としては、リスクに与えるゲインや、前と後ろでリスクを分けていないことが考えられる。

5. おわりに

合流部において、リスクポテンシャル法と AHP 法を組み合わせた意思決定アルゴリズムの提案を行った。

本アルゴリズムを用いることにより、将来的には様々なリスクが混在する市街地においても熟練ドライバの様なスムーズかつ、リスクを考慮した自動運転が可能になるのではないかと考える。また、今後の課題として、1 台の車両に対して前後左右へのリスクマップの作成やゲインの細かい調整を行い、より信頼性の高いリスクマップを作る必要があると考える。

参考文献

- (1) 金子哲也ほか, 混合交通下における大型自律走行車両制御目標生成 -合流部意思決定アルゴリズムの開発-, 学術講演会前刷集, p1-7, 2013
- (2) 西崎一郎: 意思決定の数理, 東京, 森北出版株式会社 p151-156, p161-164, 2017