包除積分を用いた自動車と停止線間の 距離推定モデルの検討†

平野 裕己*¹・松木 亮介*¹・早瀬 光浩*²・加納 政芳*¹・ジメネス フェリックス*³・
吉川 大弘*⁴・田中 貴紘*⁵・金森 等*⁵

近年、交通事故全体に占める高齢運転者の事故割合の増加が問題となっている。高齢者が交通事故を未然に防ぐためには、自身の運転を振り返り、運転行動を改善することが重要である。我々は、運転行動を改善するために、自宅での運転を振り返るためのシステムを構築している。本稿では、同システムのための、運転記録動画から自動車と停止線間の距離を推定するための包除積分を用いた距離推定モデルを提案する。まず、モデルを構築するために、自動車までの距離が既知のマーカーを配置した画像を取得する。次に、包除積分の t ノルムを変化させた複数のモデルを構築する。そして、得られたモデルによる推定距離を比較する。

キーワード：包除積分、距離推定、運転振り返りシステム

1. はじめに

近年、高齢運転者の交通事故率の増加が問題となっている。警視庁によると、高齢運転者の交通事故発生状況は、安全不確認、脇見や考え事をしていたことなどによる発見の遅れが多いことがわかっている [1]。このように、高齢運転者は、自分では安全運転を心がけているつもりでも、注意力・集中力・判断力が低下していたり、過去の経験にとらわれる傾向がある。高齢運転者の交通事故を防ぐためには、高齢運転者が自身の運転を振り返り、運転行動を改善することが重要である。しかし、運転行動を改善するためには、繰り返し学ぶ必要があるが、現状では講習を何度も受けるなど時間と場所の制約がある。この問題を解決するために、帰宅後に運転記録動画をもとにロボットと共に自身の運転を振り返るシステムを構築する。特に、運転を振り返る際に自動車（以下、車両）と停止線間の距離に応じて停止線を強調表示することで、より効果的に運転行動の改善が行えるシステムの開発を目指す。そこで、運転記録動画から車両と停止線間の距離を推定するために、包除積分 [2,3] を

用いた距離推定モデルを検討する。

車両と停止線間の距離を推定するような回帰問題では、重回帰分析やニューラルネットワークが用いられることが多い。重回帰分析では、説明変数間の相互作用を解析するために、説明変数間の積を説明変数として加えることがある。一方、包除積分による回帰モデルでは、一般的な積（代数積）の代わりに t ノルムを用いるため、適切な t ノルムを選択することで停止線までの距離を高い精度で推定できる可能性がある。また、ニューラルネットワークとは異なり、得られたモデルは関係式によって明示されるため解析が容易という利点もある。そこで本稿では、いくつかの t ノルムを用いて包除積分による回帰モデルを構築し、その有効性を確認する。

2. 距離推定モデル

2.1 包除積分 [2,3]

$N = \{1, 2, \dots, n\}$ を全体集合、 2^N を N のべき集合、 $|A|$ を集合 A の要素数、 v を 2^N 上の単調測度とする。 v に関する非負関数 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ の包除積分 $(I) \int f dv$ は次式で定義される。

$$(I) \int f dv = \sum_{A \subseteq N} M(f|A) v(A) \quad (1)$$

ただし、

$$M(f|A) = \sum_{B \supseteq A} (-1)^{|B \setminus A|} \otimes_{i \in B} f_i \quad (2)$$

ここで、 $B \subseteq N$ 、 $\otimes$ は t ノルムである。

包除積分は、 v のメビウス変換 m^v を用いて以下のように表現することが可能である。

$$(I) \int f dv = \sum_{A \subseteq N} \left(\otimes_{i \in A} f_i \right) m^v(A) \quad (3)$$

この表現を用いて包除積分の回帰モデルは以下のように定義される。

† Distance Estimation Models Between Vehicle and Stop Lines Using Inclusion-Exclusion Integral

Yuki HIRANO, Ryosuke MATSUKI, Mitsuhiko HAYASE, Masayoshi KANO, Felix JIMENEZ, Tomohiro YOSHIKAWA, Takahiro TANAKA, and Hitoshi KANAMORI

*1 中京大学

Chukyo University

*2 豊橋創造大学

Toyohashi Sozo University

*3 愛知県立大学情報科学部

School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

*4 鈴鹿医療科学大学医工学部

Faculty of Medical Engineering, Suzuka University of Medical Science

*5 名古屋大学未来社会創造機構

Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University

$$D_{\otimes} = \sum_{A \subseteq N} \left(\bigotimes_{i \in A} f_i \right) m^v(A) + a_0 \quad (4)$$

例えば、 $N = \{1, 2, 3\}$ のときの包除積分の回帰モデルは以下の式で表される。

$$\begin{aligned} D_{\otimes} &= \sum_{A \subseteq N} \left(\bigotimes_{i \in A} f_i \right) m^v(A) \\ &= f_1 m^v(\{1\}) + f_2 m^v(\{2\}) + f_3 m^v(\{3\}) + f_1 \otimes f_2 m^v(\{1, 2\}) \\ &\quad + f_1 \otimes f_3 m^v(\{1, 3\}) + f_2 \otimes f_3 m^v(\{2, 3\}) \\ &\quad + f_1 \otimes f_2 \otimes f_3 m^v(\{1, 2, 3\}) + a_0 \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、項の数の増大を解消するために、 $|A| > k$ なるすべての $A \in 2^N$ に対して、 $m^v(A) = 0$ としたものを k -加法的測度という [4]。

包除積分の回帰モデルを用いることで、ファジィ測度による積分を線形結合として表すことができるため、重回帰分析と同様の手続きによって未知のパラメータ m^v を推定することができる。

2.2 t ノルム

包除積分は t ノルムを変えることで、説明変数間の相互作用の解釈が変化し、様々な表現が可能である [5]。本稿で使用する t ノルムを以下に示す。

- 代数積

$$x \otimes_a y = x \times y \quad (6)$$

t ノルムに代数積を用いることは、積包除積分 [2] もしくは多重線形ファジィ積分 [6, 7] に対応する。

- 論理積

$$x \otimes_{\min} y = \min(x, y) \quad (7)$$

これは、シヨケ積分に対応する。

- 激烈積

$$x \otimes_d y = \begin{cases} x & (y = 1) \\ y & (x = 1) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (8)$$

- Dubois と Prade の t ノルム [8]

$$x \otimes_{DP} y = \frac{xy}{\max(x, y, \lambda)}, \quad 0 \leq \lambda \leq 1 \quad (9)$$

ただし、本稿では $\lambda = 0.5$ とする。

- Schweizer と Sklar の t ノルム [9]

$$x \otimes_{SS} y = \max(x^\lambda + y^\lambda - 1, 0)^{\frac{1}{\lambda}}, \quad \lambda > 0 \quad (10)$$

ただし、本稿では $\lambda = 0.9$ とする。

- Dombi の t ノルム [9]

$$x \otimes_D y = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{1-x}{x} \right)^\lambda + \left(\frac{1-y}{y} \right)^\lambda \right)^{\frac{1}{\lambda}}}, \quad \lambda \geq 0 \quad (11)$$

ただし、本稿では $\lambda = 5$ とする。

上記 6 つの t ノルムを用いて距離推定モデルを構築し、推定精度の比較を行う。

図1 マーカー配置

図2 車載カメラで撮影したマーカーの様子

2.3 距離推定モデルの構築

包除積分を用いて距離推定モデルを構築するために、車両までの距離が既知のマーカーを配置して車載カメラで撮影する。図1にマーカーの配置を示す。まず、フロントバンパーの先端位置を0 mとし、車載カメラ設置位置の鉛直線下にマーカーを配置する。つぎに、その左右に各3個のマーカーを1 m 間隔で配置する。この7個のマーカーを一列として、車両前方方向2.5 m から32.5 m まで2.5 m 間隔でマーカー列を配置する。したがって、マーカーは7個×13列で合計91個となる。マーカーを設置した状況を車載カメラで撮影した様子を図2に示す。同図に示した画像を用いて距離推定モデルを構築する。なお、本研究で推定する距離 D^* は、車両とマーカー間の直線距離ではなく、車両が前方に進行したときの距離とする。すなわち、たとえば、最遠列の7つのマーカーまでの距離は、すべて32.5 m とする。

車載カメラの画像から計測可能なパラメータは、画像内でのマーカーの座標点 (x, y) である。これに加え、画像の中心 (u, v) とマーカー間の距離 $d = \sqrt{(u-x)^2 + (v-y)^2}$ を用いて、2.2節で述べた6つの t ノルムにより車両と停止線間の距離を推定するモデルを構築する。ここで、遠い距離ほど、 y 軸方向のピクセル値に対してセンシティブに変化するようになる。すなわち、距離 D^* が遠いほど、 y 軸値の変化量は指数関数的に減少

する。この特性を踏まえ、座標点 y および距離 d に対して、以下の変換を行ったパラメータを考える。

$$\log y = \min \left(1, \frac{2 + \log(0.01 + Z_y)}{2} \right) \quad (12)$$

$$\log d = \min \left(1, \frac{2 + \log(0.01 + Z_d)}{2} \right) \quad (13)$$

ただし、 Z_y , Z_d は y , d の値を $[0, 1]$ に正規化したものである。これらの式は実験的に決定した。

したがって、推定モデルの構築に使用するパラメータは、 x を正規化した Z_x , $\log y$ および $\log d$ の3つであり、これらを用いて、距離 D^* を $[0, 1]$ に正規化した値を推定する。

2-加法的測度を採用の上、構築された距離推定モデルを示す。

- 代数積

$$\begin{aligned} D_{\otimes a} = & 0.57Z_x - 0.79 \log y + 0.08 \log d \\ & - 0.30Z_x \otimes_a \log y - 0.26Z_x \otimes_a \log d \\ & - 0.18 \log y \otimes_a \log d + 0.81 \end{aligned} \quad (14)$$

- 論理積

$$\begin{aligned} D_{\otimes \min} = & -0.26Z_x - 1.27 \log y + 0.25 \log d \\ & + 0.47Z_x \otimes_{\min} \log y - 0.17Z_x \otimes_{\min} \log d \\ & - 0.22 \log y \otimes_{\min} \log d + 1.16 \end{aligned} \quad (15)$$

- 激烈積

$$\begin{aligned} D_{\otimes d} = & 0.07Z_x - 1.10 \log y - 0.05 \log d - 0.04Z_x \otimes_d \log d \\ & + 0.01 \log y \otimes_d \log d + 1.08 \end{aligned} \quad (16)$$

- Dubois と Prade の t ノルム

$$\begin{aligned} D_{\otimes DP} = & -0.26Z_x - 1.19 \log y + 0.38 \log d \\ & + 0.54Z_x \otimes_{DP} \log y - 0.24Z_x \otimes_{DP} \log d \\ & - 0.40 \log y \otimes_{DP} \log d + 1.13 \end{aligned} \quad (17)$$

- Schweizer と Sklar の t ノルム

$$\begin{aligned} D_{\otimes SS} = & 0.64Z_x - 0.84 \log y - 0.19 \log d \\ & - 0.70Z_x \otimes_{SS} \log y + 0.07Z_x \otimes_{SS} \log d \\ & + 0.19 \log y \otimes_{SS} \log d + 0.79 \end{aligned} \quad (18)$$

- Dombi の t ノルム

$$\begin{aligned} D_{\otimes D} = & -0.24Z_x - 1.28 \log y + 0.36 \log d \\ & + 0.58Z_x \otimes_D \log y - 0.30Z_x \otimes_D \log d \\ & - 0.30 \log y \otimes_D \log d + 1.15 \end{aligned} \quad (19)$$

また、重回帰分析を用いて同様にモデルを構築する。

- 重回帰

$$D = 0.07Z_x - 1.10 \log y - 0.05 \log d + 1.08 \quad (20)$$

なお、包除積分の回帰モデルでは、 f_i および D^* の値を $[0, 1]$ に正規化するが、これに必要なパラメータを表1に示す。

各マーカーまでの距離推定精度を確認するために、マーカーまでの距離 D^* と各モデルの推定距離 $D_{\otimes}$ の誤差を見る。表2に各モデルの決定係数 R^2 を、表3に D^* と $D_{\otimes}$ の誤差を示す。表3から、モデル構築に使用した画像に対しては、Schweizer と Sklar の t ノルムを用いた場合が最も精度がよく、次いで Dubois と Prade の t ノルムであった。

表1 正規化に必要なパラメータ

	min	max
D^*	2.5	32.5
x	294.0	1098.5
y	412.5	575.5
d	54.8	500.8

表2 決定係数 R^2

	決定係数 R^2	標準誤差
代数積	0.99	0.04
論理積	0.99	0.04
激烈積	0.98	0.04
Dubois と Prade	0.99	0.03
Schweizer と Sklar	0.99	0.03
Dombi	0.99	0.03
重回帰	0.98	0.04

表3 モデル構築に用いたマーカーまでの距離推定における誤差

	AVE $\pm$ SD (m)
代数積	0.93 $\pm$ 0.56
論理積	0.85 $\pm$ 0.54
激烈積	0.98 $\pm$ 0.72
Dubois と Prade	0.80 $\pm$ 0.54
Schweizer と Sklar	0.71 $\pm$ 0.47
Dombi	0.83 $\pm$ 0.54
重回帰	0.99 $\pm$ 0.71

3. 実験

距離推定モデルの精度を実画像を用いて検証する。実験に用いる画像を図3、4に示す。停止線の検出は文献[10]の手法で行った。

まず、2.3節で挙げた7つの距離推定モデルを比較する。図3および図4に対して、停止線までの距離を推定した結果を表4に示す。実験の結果、距離が5mの画像では、Dombiの t ノルムで構築したモデルによる推定距離の誤差が 0.53 ± 0.55 m で最小、10mの画像では、Dubois と Prade の t ノルムで構築したモデルによる推定距離の誤差が 2.82 ± 0.71 m で最小であった。

図3の画像シーン1~3と比べ、シーン4の推定距離の誤差が大きい原因としては、停止線の奥側で直線が検出されていること、ならびに道路に勾配があることが考えられる。距離推定モデルを構築する際にはマーカーの手前側を基準にしているが、停止線の幅は一般に0.45m程度あるため、検出位置の違いによって誤差が生じることになる。また、本モデルでは道路の勾配を考慮に入れていない。シーン4および8は同一シーンを異なる距離から撮影しているが、両シーンとも距離が遠く見

図3 実画像（停止線までの距離：5 m）

図4 実画像（停止線までの距離：10 m）

表4 距離推定結果

	5 m のシーン					10 m のシーン				
	推定距離 (m)				誤差 (m)	推定距離 (m)				誤差 (m)
	シーン 1	シーン 2	シーン 3	シーン 4		シーン 5	シーン 6	シーン 7	シーン 8	
代数積	6.13	6.15	5.96	7.07	1.33 ± 0.43	13.11	12.57	13.61	14.58	3.47 ± 0.74
論理積	5.21	5.35	4.89	6.55	0.56 ± 0.58	13.18	11.97	12.75	13.90	2.95 ± 0.70
激烈積	5.98	6.08	5.70	7.04	1.20 ± 0.50	12.77	12.07	12.95	13.94	2.93 ± 0.67
Dubois と Prade	5.28	5.38	5.07	6.58	0.58 ± 0.59	13.02	11.78	12.70	13.77	2.82 ± 0.71
Schweizer と Sklar	5.14	5.28	4.87	6.58	0.53 ± 0.61	13.10	12.09	12.86	14.04	3.02 ± 0.70
Dombi	5.12	5.28	4.75	6.47	0.53 ± 0.55	13.25	11.99	12.73	13.92	2.97 ± 0.71
重回帰	5.96	6.06	5.70	7.05	1.19 ± 0.51	12.75	12.05	12.94	13.94	2.92 ± 0.68

積られている。したがって、この道路には若干の勾配があり、それが推定精度に影響した可能性がある。

つぎに、回帰問題で広く用いられるニューラルネットワークと比較する。ニューラルネットワークには、 Z_x , $\log y$, $\log d$ を入力し、 D^* を $[0, 1]$ に正規化した値を出力する3層パーセプトロンを学習して、モデル構築を行う。中間層を6ユニット、学習率を0.02、活性化関数をシグモイド関数とし、十分収束するまで100,000回学習した。その結果、距離が5 mの画像での誤差は 1.13 ± 0.21 m、10 mの画像での誤差は 1.88 ± 0.77 mであった。10 mの画像に対しては、ニューラルネットワークのモデルのほうが包除積分による回帰モデルよりも推定精度は高いが、5 mの画像では包除積分のモデルのほうが高い精度で距離が推定できている。この傾向は、モデル構築に用いたマーカーまでの距離推定でも見られた。ニューラルネットワークのモデルおよびDuboisとPradeの t ノルムで構築したモデルでは、5 m位置のマーカーの距離推定誤差はそれぞれ0.86 m、0.25 m、また10 m位置の誤差は0.51 m、0.88 mであった。車両運転時は、停止線との距離が近いほど危険なシーンとなり得るため、近い距離を精度よく推定することは重要といえる。モデル構築時のマーカー位置の推定誤差、5 m、10 mの平均推定誤差、および近距離の推定精度の高さを踏まえると、包除積分

による回帰モデルのなかでも特にDuboisとPradeの t ノルムによるモデルは距離推定モデルとして有用であると考えられる。

4. おわりに

本稿では、運転振り返りシステムのための車両と停止線間の距離を推定するモデルを構築するために、ファジィ積分の1つである包除積分を用いることを検討した。

今後は、さまざまな距離画像を用いて提案モデルの有効性を検証する。また、道路の勾配を考慮に入れたモデルの構築の検討を進める。

謝辞

本研究は、名古屋大学未来社会創造機構 HMI・人間特性研究部門「エージェントを介した運転支援研究プロジェクト」の支援を受けた。

参考文献

- [1] 警視庁: 防ごう! 高齢者の交通事故!, <https://www.keishicho.metro.tokyo.jp/smph/kotsu/jikoboushi/koreisha/koreijiko.html> [accessed Jun. 30, 2020]
- [2] A. Honda and J. Okamoto: "Inclusion-Exclusion Integral and Its Application to Subjective Video Quality Estimation," *Communications in Computer and Information Science*, Vol.80, pp. 480-

- 489, 2010.
- [3] A. Honda and Y. Okazaki: "Theory of inclusion-exclusion integral," *Information Science*, Vol.376, No.C, pp. 136-147, 2017.
 - [4] M. Grabisch: "k-order Additive Discrete Fuzzy Measures and Their Representation," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.92, No.2, pp. 167-189, 1997.
 - [5] 大木真: "ファジィ重回帰分析のすすめ," 知能と情報, Vol.30, No.4, pp. 199-201, 2018.
 - [6] K. Fujimoto and T. Murofushi: "Some Characterizations of the Systems Represented by Choquet and Multi-Linear Functionals Through the use of Mobius Inversion," *Int. J. of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, Vol.5, No.5, pp. 547-561, 1997.
 - [7] Y. Matsushita and H. Kambara: "Partition of Attribute and Fuzzy Integral Model for Evaluation Process," *Methodologies for the Conception, and Design, and Application of Intelligent System: Int. Conf. on Soft Computing Proc. (IIZUKA'96)*, Sep. 30-Oct. 5, Iizuka, pp. 303-307, 1996.
 - [8] D. Dubois and H. Prade: "New Results about Properties and Semantics of Fuzzy Set-Theoretic Operators," *Fuzzy Sets*, pp. 59-75, 1980.
 - [9] E. P. Klement, R. Mesiar, and E. Pap: *Triangular Norms*, Springer, 2000.
 - [10] 松木亮介, 平野裕己, 早瀬光浩, ジメネスフェリックス, 加納政芳, 吉川大弘, 田中貴紘, 金森等: "見逃し防止のための運転時の危険度に応じた停止線の強調表示の検討," ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 9月7-9日, オンライン, TA3-3, 2020.

(2021年5月17日 受付)
(2021年7月9日 採録)

[問い合わせ先]

〒440-0016 愛知県豊橋市牛川町松下 20-1
豊橋創造大学 経営学部
早瀬 光浩
E-mail: m-hayase@sozo.ac.jp

著者紹介

ひらの ゆうき
平野 裕己 [正会員]

2021年中京大学工学部機械システム工学科卒業, 現在, 同大学大学院工学研究科機械システム工学専攻修士課程在学中. Human-Robot Interactionの研究に従事.

まつき りょうすけ
松木 亮介 [非会員]

2021年中京大学工学部機械システム工学科卒業, 現在, 同大学大学院工学研究科機械システム工学専攻修士課程在学中. Human-Robot Interactionの研究に従事.

はやせ みつひろ
早瀬 光浩 [正会員]

2013年中京大学大学院情報科学研究科博士後期課程情報認知科学専攻修了. 2014年豊橋創造大学特命講師, 2015年同大学経営学部助教, 2018年専任講師, 2020年准教授, 現在に至る. 博士(情報科学). コンピュータビジョンの研究に従事. 情報処理学会, 人工知能学会, 日本ロボット学会などの各会員.

かのう まさひと
加納 政芳 [正会員]

2004年名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程電気情報工学専攻修了. 同年中京大学講師, 2010年准教授, 2015年教授, 現在に至る. 博士(工学). 感性・知能ロボティクス, インタラクションの研究に従事. 2006年日本感性工学会技術賞, 2010年日本知能情報ファジィ学会論文賞. IEEEシニア会員, 日本ロボット学会, 人工知能学会, 情報処理学会, 電子情報通信学会などの各会員.

ジメネス フェリックス [正会員]

2016年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程計算工学専攻修了. 2014-2016年3月日本学術振興会特別研究員(DC1). 同年4月名古屋大学大学院工学研究科助教. 2018年愛知県立大学情報科学部助教. 2020年講師, 現在に至る. 博士(工学). 知能ロボティクス, Human-Robot Interactionの研究に従事. 日本ロボット学会, 人工知能学会, 日本認知科学会, IEEEなどの各会員.

よしかわ ともひろ
吉川 大弘 [正会員]

1997年名古屋大学大学院博士課程修了. 同年カリフォルニア大学バークレー校ソフトコンピューティング研究所客員研究員. 1998年三重大学工学部助手. 2005年名古屋大学大学院工学研究科COE特任准教授. 2006年10月同研究科准教授. 2020年鈴鹿医療科学大学医用工学部教授, 現在に至る. 主としてソフトコンピューティングとその応用に関する研究に従事. 博士(工学). 日本知能情報ファジィ学会, 進化計算学会各会員.

たなか たかひろ
田中 貴紘 [非会員]

2006年東京工業大学大学院総合理工学研究科博士後期課程修了. 博士(工学). 2006年日本学術振興会特別研究員. 2007年東京農工大学大学院共生科学技術研究院助教. 2012年フロンテック大学訪問研究員兼任. 2014年名古屋大学未来社会創造機構特任講師. 2016年同大学特任准教授. 2021年より同大学特任教授. 現在に至る. 知的エージェント, ヒューマンエージェントインタラクションなど, 人とエージェント間のコミュニケーション支援に興味を持つ. 人工知能学会, 電子情報通信学会, ヒューマンインターフェース学会, 各会員.

かなもり ひとし
金森 等 [非会員]

1981 年慶應義塾大学大学院工学研究科修了。トヨタ自動車車両技術開発主査（部長級）を経て、2014 年より名古屋大学未来社会創造機構特任教授，現在に至る。人に優しい将来モビリティの実現を目指す。専門領域：人間工学，自動車工学ほか。自動車技術会，ヒューマンインターフェース学会各会員。

Distance Estimation Models Between Vehicle and Stop Lines Using Inclusion-Exclusion Integral

by

Yuki HIRANO, Ryosuke MATSUKI, Mitsuhiro HAYASE, Masayoshi KANO, Felix JIMENEZ, Tomohiro YOSHIKAWA, Takahiro TANAKA, and Hitoshi KANAMORI

Abstract:

In recent years, the percentage of traffic accidents involving elderly drivers has been increasing, and it is becoming a social problem. To prevent the traffic accidents, it is important for elderly drivers to improve own driving by reviewing it. We have been developing a system that allows to review driving situations at home, in order to improve driving behavior. In this paper, we propose models for estimating the distance between a vehicle and stop lines by using the inclusion-exclusion integral regression model from dashboard camera for the system. First, we extract an image where the markers are placed with known distance to the car in order to build a model. Second, we build six models by varying t-norm of the inclusion-exclusion integral regression model. Then, we compare estimated distances with each obtained model.

Keywords: inclusion-exclusion integral, distance estimation, driving review system

Contact Address: **Mitsuhiro HAYASE**

Faculty of Business Administration, Toyohashi Sozo University

20-1 Matsushita, Ushikawa-Cho, Toyohashi, Aichi 440-8511, Japan

E-mail: m-hayase@sozo.ac.jp