

渋滞解消を考慮した渋滞区間判定モデルの構築と ファジィ推論の適用

松井 寛¹・藤田素弘²・谷上敦亨³

¹正会員 工博 名古屋工業大学教授 社会開発工学科 (〒466名古屋市中昭和区御器所町)

²正会員 工博 名古屋工業大学助教授 都市循環システム工学専攻 (〒466名古屋市中昭和区御器所町)

³正会員 工修 首都高速道路公団 交通管制部 (〒100東京都千代田区霞ヶ関1-4-1)

高速道路における渋滞情報は、その渋滞区間を明示した後、その通過所要時間や速度等を提供することによって、道路区間ごとに大きく変化する交通状況をドライバーに明確に伝えることができることから、各目的地までの経路別所要時間情報等が普及してきた状況に置いても依然として重要な意味を持つものと思われる。しかし、現在提供されている渋滞情報は、その渋滞区間判定の定義においてドライバーが実際に感じる渋滞の意識との間にずれが生じ情報の信頼性を失わせているとの指摘がある。本研究では、アンケート調査により新たに渋滞解消の定義づけを行い、先行研究の人間の知覚に基づく渋滞の定義に組み込んだモデルとファジィ推論を適用するモデルを構築し、より信頼性及び操作性に優れた渋滞区間判定モデルについて考察した。

Key Words : information system for drivers, fuzzy reasoning, traffic congestion

1. はじめに

高速道路におけるリアルタイムな交通情報には、各目的地までの経路別所要時間情報、地点ごとの渋滞情報、道路工事情報等が提供されているが、中でも、渋滞区間を明示して、その通過所要時間や速度等を提供する渋滞情報は、道路区間によって大きく変化する交通状況をドライバーに明確に把握させることによって、渋滞緩和や経路誘導、事故の未然防止など様々な効用が期待される。

しかし、従来の渋滞区間判定に用いられている渋滞の定義のほとんどは、速度という要因のみで与えられており^{1),2)}、これによる渋滞区間情報とドライバーが実際に感じる渋滞意識との間にずれが生じていることも指摘されてきている。このずれは交通情報の持つ本来の利便性・信頼性を著しく低下しているものと考えられ、これを解消し渋滞情報の本来の機能を回復する必要があると思われる。

著者ら³⁾は既にこのずれを解消することを目的とした研究を行い、心理学の知覚研究分野におけるブロッホの法則を適用することによって人間の知覚に基づく渋滞の定義を導くとともに高速道路上における車両感知器データに適用可能なモデルの構築を行いその実用可能性を示した。しかし、この定義を実際の交通観測データをもとにリアルタイムに運用し

ようとするときには、次節で説明するように幾つかの課題が残された。よって本研究では、それらの点に対処することによってより汎用性の高い渋滞判定モデルの構築を試みるものである。

2. 従来の研究と本研究の概要

近年、ITS(Intelligent Transport Systems)を代表とする高度交通情報提供に関して積極的な研究がなされているが、その多くは高速道路の渋滞を物理的に取扱ったもの^{4),5)}や経路誘導情報に対するドライバーの反応を扱ったもの⁶⁾⁻⁸⁾であり、本研究のように渋滞情報を提供する際の渋滞区間の特定化をドライバーの意識面を考慮して行うことを目的に研究¹⁾⁻³⁾したものとはなっていない。文献1),2)においては、アンケート調査によってドライバーの渋滞意識を聞いているものの、いずれも1. で述べたように、従来の渋滞の定義は速度40km/h以下を渋滞とするような速度のみによるものであった。

これに対して、著者ら³⁾が行った人間の知覚に基づく渋滞の定義(以下、知覚渋滞定義)は、渋滞を速度とその継続時間との関係から表現し、よりドライバーの渋滞意識を反映したものととして図-1のように得られた。

しかし、この定義は渋滞解消についてはとくに考

3. 渋滞解消を考慮した渋滞判定モデル

2. でも述べたように、文献3)の知覚渋滞定義は渋滞解消については説明されておらず、渋滞区間に非渋滞区間(速度60km/h以上の区間)が挟まれるような場合、これを1つの渋滞とするか2つの独立した渋滞とするかという点で問題が生じた。このようなことは渋滞の延伸時、定常時、解消時に限らずそのときの渋滞の道路区間の占有状況によって生じる問題であるが、これを解決するため、知覚渋滞定義を導いたのと同様にアンケート調査により渋滞解消について定義づけを行い、これを知覚渋滞定義に補うことで渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルの構築を試みる。ただし、ここではデータのばらつき等については考慮されない。

(1) 渋滞解消の定義

渋滞解消の定義を導くために、以下のような渋滞情報についての評価アンケート調査^{10),11)}を行った。アンケート調査は、平成5年11月3日(祝)、4日(木)の午前10時~午後5時まで、名神高速道路下りの養老サービスエリア内におけるドライバーを対象に、①個人属性、②渋滞解消の定義、③渋滞情報評価の3つの項目について調査員の聞き取りによって行った。分析の結果祝日と平日の渋滞意識には差が見られなかったので、以下ではここで得られた両日の有効サンプル634件の上記の質問②についてのデータをもとに渋滞解消についての定義づけを行う。

質問②の内容は、まず被験者に与える渋滞の条件について図-1の渋滞領域における渋滞の程度(左上方に行くほど渋滞が激しくなる)が分散することを考慮して、10km/hが10分、20分または40分続いたとき、30km/hが20分または40分続いたとき、50km/hが40分続いたとき、の6ケースを用意して、被験者にはその内の1ケースについてそれぞれ回答してもらった。質問は、①10km/h以下のスピードが10分続いている渋滞にあなたが巻き込まれたとすると、その渋滞が解消したかなと思いはじめめるスピードは、スピードが何km/hに戻ったときですか?②そのスピードが何分続けば解消したと確信しますか?、の2項目である。この質問の回答の妥当性については以下の分析で確かめるものとする。

ここでは、知覚渋滞定義を導いた方法と同様に、このアンケートデータを上記の渋滞条件別、及び渋滞解消開始速度(V_s)別に解消確信継続時間(T_c)の平均値を求め、その関係を図-2に示した。

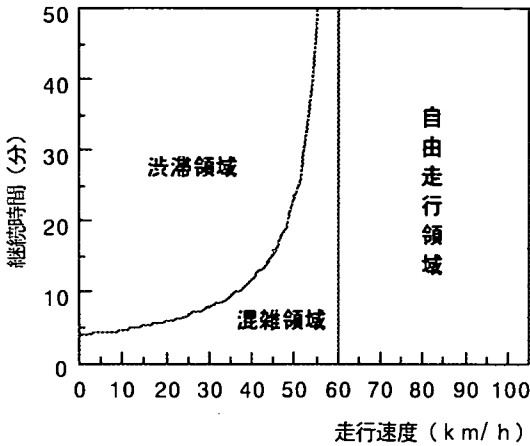


図-1 人間の知覚に基づく渋滞の定義

慮されておらず、例えば、渋滞と判定された区間に非渋滞区間(速度60km/h以上の区間)が挟まれるような場合、これを含めて1つの渋滞と判定するか、または2つの独立した渋滞と判定するかという点ではこの定義だけでは判断できないことが分かった。

そこで本研究では、文献3)と同様にアンケート調査によって渋滞解消についての定義づけを行い、これを上記の知覚渋滞定義に補うことでこの点を改良した渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルを構築する。このモデルは知覚渋滞定義と渋滞解消の定義を厳密に利用するいわば決定論的なモデルである。このモデルは渋滞判定の基本的なモデル構造と心理学的な見地からの妥当性を確認する上で重要であるが、その定義の設定の過程において、被験者から得られた多くの渋滞意識データのバラツキを考慮せず平均値として利用していることや、高速道路上の車両感知器の配置等、様々な変化に対応して道路管理者側の経験的知識が反映できるようにはなっていないという課題が残される。よって次に、これらの点を考慮に入れることを目的に、渋滞判定モデルへのファジィ推論の適用を試みるものである。

本研究の構成は以下の通りである。3. では、アンケート調査により渋滞解消の定義を導き、それを知覚渋滞定義と統合して渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルを構築し、その判定結果と従来モデルによる判定結果を比較する。4. では、ファジィ推論を利用したファジィ推論型渋滞判定モデルを構築する。さらに、それぞれの判定結果を比較検証しその妥当性を検証する。

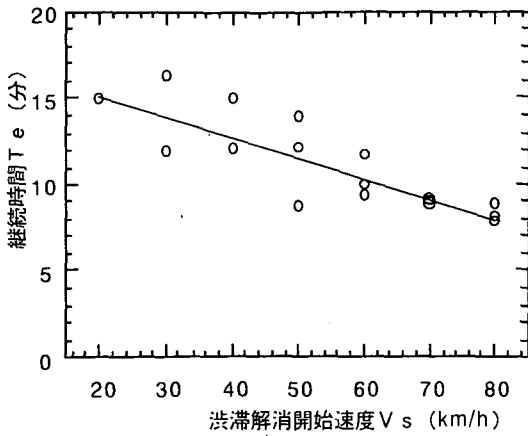


図-2 渋滞解消の定義

この図から、 V_s が大きいほど、 T_e が小さいことがわかり、さらにこの関係を回帰分析したところ、以下のような回帰式が得られた。

$$T_e = 17.7 - 0.12 V_s \quad (1)$$

($R = 0.85$, データ数17個)

ここでは、他の関数形、特に知覚渋滞定義と同様な双曲線関数についても分析したが上記の関数が最も相関が高かった。さて、図-2はそれぞれの速度が回帰線の継続時間以上続けば渋滞解消とドライバーが知覚することを示している。ここで渋滞解消開始速度を刺激強度とすれば、渋滞解消を知覚するときの刺激強度と継続時間の関係は逆比例関係となっている。この逆比例関係は一般的な視覚、聴覚、嗅覚等の知覚に対する、刺激と継続時間の関係においても同様に観測されているものである。また、この式の相関係数は0.85であることから、式(1)は渋滞解消の知覚関係を十分表しているといえる。この式をもって渋滞解消の定義とするが、次節ではこの定義を知覚渋滞定義に組み込んだ、渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルについて説明する。

なお、図-2からは20km/hが15分続けば渋滞解消という状況も読みとれるが、これは設定された渋滞条件が、10km/hが40分続いたとき、というものに解答した人の少数のデータの平均値であるといえる。この渋滞解消定義は次節の判定モデルにおいては速度60km/h以上の領域で基本的に利用されるため、上記の状況はほとんど影響しないと言える。

また、ここでは、車種別、走行速度別においても図-2と同様なものを作成したが特に違いは見られなかった。

(2) 渋滞解消を考慮した渋滞判定モデル

渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルは知覚渋滞定義に渋滞解消の定義を組み込むものである。ここではまずその知覚渋滞定義による渋滞判定について整理する。

車両感知器によって区分された道路区間において、速度60km/h以下が連続する区間($i=1 \sim n$)の感知器データ(区間距離 D_i (km), 区間平均速度 V_i (km/h))を用いて渋滞判定することを考えて、知覚渋滞定義式を整理すると以下の式が得られた³⁾。

$$\sum_{i=1}^n (D_i K_i) > 4 \text{ (km)} \quad (2)$$

ここに、 D_i : 区間 i の距離(km/h)

$$K_i = \frac{60}{V_i} - 1$$

式(2)の $D_i K_i$ は、渋滞に巻き込まれている時間を、速度60km/hで走行したときの仮想距離と1~ n 区間全体の平均速度で走行した実距離との差を示すものである。具体的には、④全道路区間から60km/h以下が連続している渋滞判定対象区間を抽出し、その各区間において $D_i K_i$ 値を計算し、それらを足しあわせて4 (km)以上になれば、その連続する60km/h以下の区間を渋滞として判定する。⑤ただし、渋滞判定対象区間に60km/h以上の区間が1つの場合はそれを含めた対象区間とし、2つ以上連続する場合は前後を別の対象区間とする。

この⑤の操作は知覚渋滞定義とは関係のない便宜的な操作であるが、これは、地点データとしてしか得られない感知器データの信頼性の問題、すなわち一ヶ所のデータだけから渋滞解消を判断するのを避ける目的でおこなうということと、次のようなドライバーの意識もまた考慮されたものである。

すなわち実際の高速道路の非定常な渋滞流においては、短期間中に速度の上昇、低下が繰り返されることが少なくなく、したがって速度が一度上がったからといってドライバーが直ちに渋滞解消を認識しないという意識傾向を考慮した操作である。

本研究ではこういった操作もドライバーの渋滞解消意識に基づいて行うことによって総合的な渋滞の定義方法を考えていくものである。したがって、本研究における渋滞解消の定義は、知覚渋滞定義において渋滞と判定された後に再び60km/h以上になった区間を対象にして解消地点を判定し、それによって渋滞区間を特定する。

この判定方法を図-3の例をもとに説明する。ここで、

D_i' : 感知器の勢力範囲(区間距離)

その利用されるデータの時刻は図-4、5における図左端の時刻から過去数分間に観測されたもので、その時間帯における平均速度をそれぞれのA-J区間のデータで算定して使用する。これはドライバーが実際の状況において情報を渋滞前に前もって受ける時の状況を考慮したものである。また、その速度データは通常過去5分間の平均速度データが利用されるが、本研究ではその感知器データの集計方法を改良した推定実測値を用いた。推定実測値は、過去のデータを用いるが、過去5分間に固定せず実際に車が測定区間内を通過する時間のデータを利用して平均するものである⁹⁾。また、この感知器データは平成5年5月26日(水)の名神高速道路上り大垣I.C.～一宮I.C.間のものを使用した。従来モデルによる判定結果と渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルによる判定結果を図-4、5に示した。

両図を比較すると明らかなように、知覚渋滞定義のみを扱った従来モデルよりも本研究の渋滞解消を考慮したモデルの方がより多くの箇所を渋滞と判定する傾向が見られるが、従来モデルに比べて中抜けは少なく安定した判定をすることが分かる。両者の比較で従来モデルで渋滞でなく本研究のモデルで渋滞と判定された箇所についてはいずれも60km/h前後の速度となっており、通常80~100km/hを平均速度として走行しているドライバーにとって、特にC-E区間にかけて強い渋滞を経験した後では、その後の60km/hはいつまた速度が低下してもおかしくない不安定な状態であると判断すれば渋滞解消を考慮した本モデルの妥当性が理解できるものと思われる。また、実際に従来モデルの中抜け状況を見ると、前後の状態から一つの渋滞と判断してもいいようなものとか、また9:00の交通状況などのようにF区間に60km/h以上の区間がまぎれているのでそれ以降は渋滞と判断されていないが、その隣のG区間では29km/hの比較的渋滞度の高い区間がはいってその後も60km/h以下の速度が続くような箇所があり、このような箇所では特に渋滞解消を考慮したモデルが妥当であると思われる。また、11:00の従来モデルの結果を見ると、40km/h未満の区間が長く続くにもかかわらず渋滞と全く判定されていないが、これは、F区間に一つだけ60km/h以上の区間が入ったためであり、この速度がたとえば59km/hであればC-I区間は知覚渋滞定義においても渋滞と判断されるところである。

さらに、1つの車両感知器について縦(時系列)方向に渋滞区間を見ても、図-4は中抜けが多く不連続だが、図-5はほとんど見られない。このことから、渋滞情報を提供する道路管理者側にとっても渋

滞情報の渋滞区間を常に変動させて提供するよりは都合の良い結果といえよう。

(4)本モデルの課題とファジィ推論

さて、本渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルは、渋滞意識を速度と継続時間によって一次関数として表現することによって、心理学的な見地からこの定義の有効性を確認するとともに、その定義になら変更を加えることなく、各道路区間の速度データを適用したものといえるが、さらにより汎用性の高いモデルを構築する上では以下のような問題が残される。

すなわち、①その定義はアンケート集計結果の平均値から導かれており、渋滞意識におけるアンケート回答のバラツキを考慮していないこと、②知覚渋滞定義と渋滞解消定義をそのまま適用する上記の判定モデルでは柔軟に道路管理者側の経験を導入するような構造にはなっていない点などである。

これらのうち特に②の点は実際の渋滞判定において以下のような状況を示す。

図-4、5の判定例で見たように、60km/h以下の渋滞区間に挟まれた、60km/h以上の道路区間Aを、前後の渋滞区間に含めるかどうかを判断する際、たとえば、その区間Aの前後の区間が10km/hの渋滞で区間A自体の速度が60.5km/hのときと、前後の区間が58km/hで区間Aの速度が95km/hのときとではその判定を変えた方がよいであろうということ、また、その区間Aの区間長が長いときや、インターチェンジの存在や定期的工事のためあらかじめ渋滞の特徴が分かっているようなとき等、むしろ柔軟に道路管理者側の経験を導入した方がよい判定となる場合も多いということである。このような場合においては、各個別道路区間ごとに渋滞判定を制御するシステムの方が扱いやすいと思われるが、特に知覚渋滞定義では60km/h以下の連続する区間全体の平均速度を求めて判定する必要があるため各区間単位の状況変化に対してむしろ鈍感となる傾向があり、柔軟に対応できるものにはなっていないことである。

結局、上記のような状況と、幾つかの連続する区間の渋滞状況を同時に加味して渋滞判定をするという知覚渋滞定義の基本(継続時間の考慮)とを考慮して整理すると、前後の渋滞意識の程度の状況を見て、渋滞かどうかを判断するという以下のような新たなシステムが想起される。

すなわち、前の区間の渋滞意識が‘かなり渋滞’で、判定対象区間Aが、‘混雑’で、次の区間が‘渋滞’ならば、判定対象区間Aは‘渋滞’とするとか、前の区間の渋滞意識が‘混雑’で、判定対象区間A

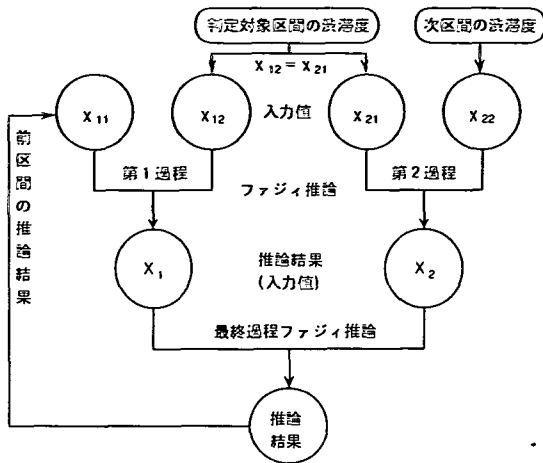


図-6 ファジィ推論による渋滞判定過程

が、'混雑'で、次の区間が'かなり渋滞'ならば、判定対象区間Aを'渋滞'とするとかというようなシステムである。そして、その区間ごとの渋滞意識には、渋滞なしのレベル(アンケートにおいてだれも渋滞を意識しない速度とその継続時間の領域)から、かなり渋滞(例えば80%以上の人が渋滞と答えている速度とその継続時間の領域)というレベルまで利用しながら前後の状況を考慮して渋滞判定する。

このようにもともとばらつきを持っている渋滞意識をそのまま利用しながら、上記のようにして渋滞なし、かなり渋滞、などのラベルに置き換えれば、推論ルールにおけるラベルの意味(何%の人がかなり渋滞と考えるかなど)が明確になるとともに、かつ上記で述べたような様々な交通状況と道路状況に対して積極的に道路管理者の経験的知識を導入しやすくなり、より汎用性の高い渋滞判定モデルの構築を可能にするように思われる。

さて、上記のような推論型判定モデルを構築しようとするとき、道路管理者の経験的知識をルール表によって扱うことができ、渋滞意識というより曖昧なデータを取り扱うときの適当な方法の一つとしてファジィ推論の適用が考えられるであろう。よって上記の理由から、次章では渋滞判定モデルへのファジィ推論の適用について分析することとする。

4. ファジィ推論型渋滞判定モデル

(1) ファジィ推論の演算過程

3.(4)で考察したような、判定対象区間Aとその前後の区間の渋滞意識を利用して渋滞判定する構造を

そのまま導入したファジィ推論型渋滞判定モデルの演算過程は図-6のようになる。

図に示すように、本研究ではモデル構造を明確化する意味から第1過程、第2過程及び最終過程の3つの推論を組み合わせることで渋滞判定を行う。すなわち、第1過程では判定対象区間Aの渋滞意識(以下、渋滞度)とその前区間の判定結果を入力値としてファジィ推論を行い、第2過程では判定対象区間Aとその次区間の渋滞度をそれぞれ入力値としてファジィ推論を行う。最終過程でそれぞれの推論結果を入力値として最終的な判定対象区間Aの渋滞判定のためのファジィ推論を行う。このように第1過程、第2過程において前後区間の渋滞度を考慮して対象道路区間の渋滞判定を行うのは、前章(4)で述べたように3章までの渋滞判定モデルが隣接道路区間の状況を加味して渋滞判定する方法をとっているためであり、したがって渋滞速度の継続時間を前後区間の速度変化も考慮して算定する必要があるためである。本モデルでは第1、2過程の推論においてそれぞれ非ファジィ化されて求められた前後区間の渋滞度(−1~1)を利用して、最終過程において対象道路区間の渋滞判定をすることになる。これらの各過程のルールは1つの大きなルールへと統合することも可能と思われるが、それによってルールの数は激増するため、逆にルール作成が煩雑でルール表が本来持っている直観的な性質を失うことになると考え、本研究では以上の3つの過程で行うものとした。なお本モデルでは各過程における2つの入力値をもとに、各過程においてそれぞれマムダニ(Mamdani)の推論法^{12),13)}によりファジィ推論を行うものとする。また、第1過程、第2過程の過程の入力値は次節で説明する。

(2) ファジィ推論の入力値

入力値とは、判定される区間の状態(渋滞又は解消(非渋滞)の割合)を示す数値である。本ファジィ推論型渋滞判定モデルでは、その入力値は渋滞解消を考慮した渋滞の定義式をベースとして求める。しかし、これらの定義式を求める際にはもともとのデータのあるカテゴリー別(知覚渋滞定義では渋滞とは言えない最低速度別)に平均値を出した後に定義式を構築する手順を取っているため、個人個人の渋滞意識のバラツキを考慮して渋滞度合いを示したものはなっていない。本研究では、このような渋滞意識のバラツキを取り入れることも重要な目的であるため、次のように入力値を求めることにした。すなわち図-7、8のように、それぞれの定義のもととなっているアンケートの個人データ(知覚渋滞定義

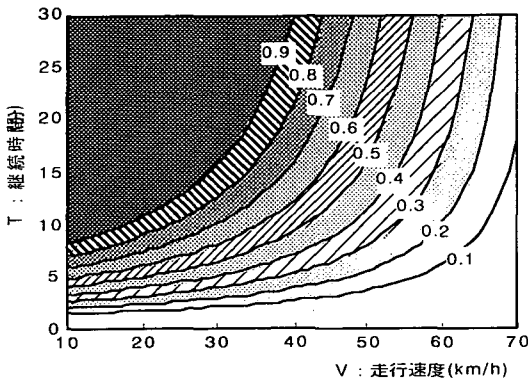


図-7 渋滞定義データの累積相対度数(渋滞度)

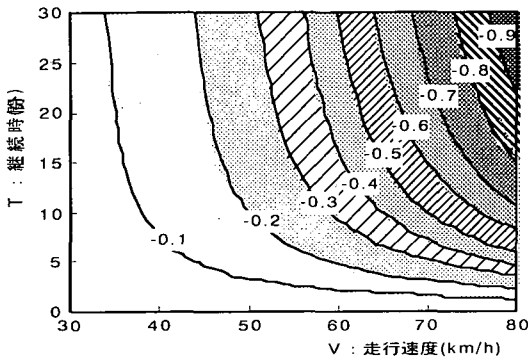


図-8 渋滞解消定義データの累積相対度数(渋滞解消度)

では1111件、渋滞解消定義では634件)を集計し直し、各走行速度における渋滞を認識するまでの継続時間、もしくは、渋滞解消を認識するまでの継続時間の累積相対度数を求めた。

そしてこの走行速度-継続時間平面における累積相対度数の値そのものを渋滞度(渋滞定義では正、渋滞解消の定義では負の値)を示すものと考え、それを入力値とすることにした。すなわち、図中の曲線及び数値の絶対値はその曲線上の累積相対度数を示しており、たとえば、図-7の0.4の曲線ではその曲線よりも上側の領域について渋滞と感じる人が4割以上になることを示している。渋滞解消の定義において数値を負の値としているのは次節のメンバーシップ関数作成の段階で理解しやすいためである。さて、ここで図-1の知覚渋滞定義を考えると、それは図-7中の曲線の0.5-0.6の領域上に示されることになる。これは、知覚渋滞定義では5割以上の人々が渋滞とを感じる領域をあらかじめ渋滞と定義しているためである。厳密に0.5の曲線に知覚渋滞定義が一致しないのは、集計方法の手順が図-7と異なるためである。図-8についても同様なこと

が言える。渋滞度の利用方法は厳密には感知器データより得られた走行速度 $V(\text{km/h})$ と継続時間 $T(\text{分})$ を図-7, 8に当てはめてその V, T 座標上の渋滞と感ずるドライバーの割合を図から求めてそれを入力することになる。しかし、その入力値を簡便に求めるため V, T を変数として重回帰分析を行い、以下の回帰式を得た。

$$x_a = 0.6681 - 0.0116 V + 0.0203 T \quad (3)$$

$$x_b = 0.4431 - 0.0103 V - 0.0148 T \quad (4)$$

式(4)の x_a は知覚渋滞定義における0~1までの渋滞度を示し、式(5)の x_b は渋滞解消の定義における-1~0までの渋滞解消度を示している。相関係数もそれぞれ0.91, 0.85と比較的高く、アンケートから得られたドライバーの渋滞意識はこの回帰式によってある程度近似できる。よって、これらの式より求められる判定対象区間の渋滞(解消)度を入力値としてファジィ推論を行う。なお、式(3), (4)は図を利用して渋滞割合を求める作業を回帰式で代用するものであり、また、図-7, 8は V, T に対して単調な(増加または減少)が保証される累積分布であるため、式(3), (4)の利用がもともとの渋滞意識分布を大きく変えるものではないと考えられる。

(3)メンバーシップ関数とルールの設定

ここでは、まず基本的なメンバーシップ関数とルールの設定例として、第1, 2過程のルールの前件部と後件部に利用するメンバーシップ関数を図-9のように、ルールを表-1のようにそれぞれの過程で同じものを用いた。次いで最終過程のルールの前件部と後件部に利用するメンバーシップ関数を図-10に、ルールを表-2に示すように設定した。表-1, 2では基本ルールとして上三角形, 下三角形で対称となっていることに特徴がある。実際にはこのメンバーシップ関数はその x 軸が $V-T$ 関係から得られた渋滞度(-1~1)の値であり、渋滞と感ずるドライバーの割合を示していることを考慮しながら、道路管理者の経験的知識をルール表の扱い易さ、最終的な判定結果を考慮して決定される。

ここで、図表中のP.B., P.S., Z.O., N.S., N.B.はそれぞれかなり渋滞, 渋滞, 混雑, 解消, かなり解消という5つの指標のファジィ集合を示した。また、第1, 2過程は 5×5 で25個のルールで、最終過程はP.B., Z.O., N.B.の3つの指標において 3×3 の9個のルールでファジィ推論を行う。最終的な判定は、図-10上のZ.O.の領域-0.5~0.5の間において

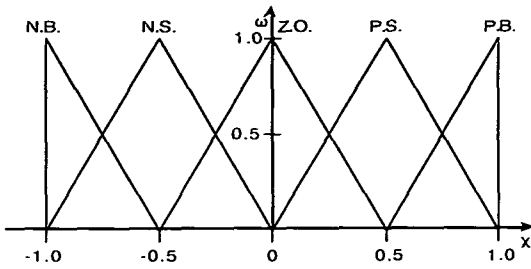


図-9 メンバシップ関数(第1, 2過程)

表-1 基本的なファジールール(第1, 2過程)

A_{i1} \ A_{i2}	P.B.	P.S.	Z.O.	N.S.	N.B.
P.B.	ル-ル1 P.B.	ル-ル2 P.B.	ル-ル3 P.S.	ル-ル4 P.S.	ル-ル5 Z.O.
P.S.	ル-ル6 P.B.	ル-ル7 P.S.	ル-ル8 P.S.	ル-ル9 Z.O.	ル-ル10 N.S.
Z.O.	ル-ル11 P.S.	ル-ル12 P.S.	ル-ル13 Z.O.	ル-ル14 N.S.	ル-ル15 N.S.
N.S.	ル-ル16 P.S.	ル-ル17 Z.O.	ル-ル18 N.S.	ル-ル19 N.S.	ル-ル20 N.B.
N.B.	ル-ル21 Z.O.	ル-ル22 N.S.	ル-ル23 N.S.	ル-ル24 N.B.	ル-ル25 N.B.

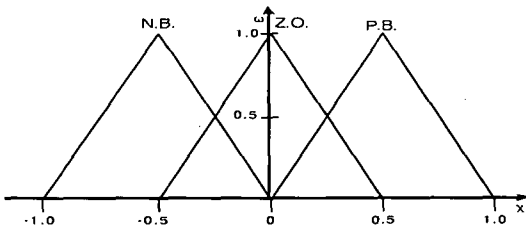


図-10 メンバシップ関数(最終過程)

表-2 基本的なファジールール(最終過程)

第2過程 \ 第1過程	P.B.	Z.O.	N.B.
P.B.	ル-ル1 P.B.	ル-ル2 P.B.	ル-ル3 Z.O.
Z.O.	ル-ル4 P.B.	ル-ル5 Z.O.	ル-ル6 N.B.
N.B.	ル-ル7 Z.O.	ル-ル8 N.B.	ル-ル9 N.B.

チューニングの結果として境界値を設定し境界値よりも出力が大きいき渋滞と判定される。

なお、以下の図-11, 12の分析ではともに境界値は、-0.27を採用した。

各過程におけるメンバシップ関数として前件部、後件部で同じものを利用するが、それは前件部、後件部とも入力と出力が同じ渋滞度を表現することを目的としているために、同じメンバシップ関数を利用した。ただし、それらは必ずしも同じである必要はない。

区間No	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
距離	1.95	1.95	2.00	1.55	4.14	1.87	1.55	2.23	2.03	1.90
6:40	97.4	98.9	98.6	75.8	68.0	80.4	70.0	72.3	72.3	73.9
6:50	99.3	100.4	99.7	67.7	68.2	69.3	69.2	72.4	72.0	75.4
7:00	95.1	96.2	93.6	49.1	35.3	66.7	66.7	63.1	24.2	71.9
7:10	98.3	98.2	98.3	50.7	31.7	46.3	58.6	26.5	26.0	76.1
7:20	98.6	97.2	96.5	70.9	70.5	67.6	44.4	26.4	49.9	71.9
7:30	98.1	97.8	94.4	25.9	30.9	25.5	27.9	61.5	17.4	74.0
7:40	99.8	100.6	93.0	37.1	25.8	55.9	55.0	63.6	27.8	76.1
7:50	98.4	98.6	93.8	18.4	29.4	30.4	54.4	26.3	51.9	69.8
8:00	100.9	97.7	82.1	13.6	57.9	52.7	26.5	30.1	24.1	73.8
8:10	100.8	98.9	84	24.5	55.5	36.0	37.4	24.3	17.6	71.1
8:20	97.3	97.8	17.3	31.8	59.6	51.1	32.3	30.5	17.6	71.1
8:30	96.3	97.2	7.9	19.4	37.7	11.1	24.6	39.8	24.1	68.0
8:40	99.0	99.7	5.9	22.5	15.1	24.0	30.9	34.3	42.5	63.6
8:50	97.4	97.5	7.1	9.2	43.7	25.9	26.3	40.4	42.5	63.6
9:00	96.1	96.2	11.0	7.0	52.7	61.5	29.1	56.2	57.1	64.1
9:10	96.0	97.0	4.5	22.1	26.5	37.3	62.5	66.6	36.9	74.0
9:20	92.5	93.5	5.7	20.0	18.9	66.5	59.8	60.2	60.8	69.1
9:30	95.5	82.4	8.0	22.6	23.0	66.6	60.2	60.0	59.6	69.4
9:40	99.4	19.6	8.9	11.6	60.3	72.0	58.8	64.8	55.2	70.9
9:50	95.4	18.6	6.3	13.6	58.9	50.2	61.7	64.3	28.3	71.8
10:00	92.7	19.7	9.4	53.7	49.6	45.6	57.0	63.4	34.3	69.2
10:10	98.6	43.3	17.8	33.2	41.2	59.5	54.5	61.9	44.7	69.2
10:20	98.9	25.8	13.1	12.6	64.7	43.9	57.3	61.1	40.2	67.7
10:30	98.6	88.5	15.0	26.5	63.1	56.1	58.4	60.0	33.7	69.1
10:40	93.5	94.7	12.9	48.9	36.5	67.0	45.7	25.4	29.4	70.2
10:50	97.5	96.5	23.3	16.5	53.2	40.5	51.7	54.2	27.7	66.2
11:00	95.6	96.8	32.7	36.6	48.5	64.0	30.3	38.3	62.7	69.9
11:10	97.1	96.7	89.2	33.2	24.4	45.3	43.3	34.6	52.1	70.6
11:20	97.4	98.9	92.7	21.1	24.2	58.2	41.4	57.8	68.9	68.4
11:30	98.1	100.5	93.4	73.0	36.0	68.8	59.4	65.8	72.5	66.9
11:40	98.9	99.0	92.7	69.0	27.3	19.8	59.5	65.6	65.2	69.8
11:50	93.5	93.9	93.0	77.8	15.8	76.8	69.8	74.1	73.8	78.2

図-11 ファジィ推論型モデルによる判定結果(チューニング前)

(4)ファジィ推論型渋滞判定モデルによる判定結果

本ファジィ推論型渋滞判定モデルによる判定結果を図-11に示し、3.の渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルによる判定結果(図-5)と比較する。

図-11を見ると、この分析で用いた基本ルールと基本的なメンバシップ関数によってもおおよそ安定した判定をしていることが分かる。しかし、図-11は図-5と比べると特に区間Bの8:40, 9:10~9:30と区間Cの8:00で80km/h以上にも関わらず渋滞と判定されているのがわかる。また、10:10と10:30では中抜けが見られやや不安定な結果となっている。これらの結果は、①表-1の基本ルールにおいて第1過程では前区間(Ai1)と判定対象区間(Ai2)の渋滞度が、第2過程では判定対象区間(Ai1)と次区間(Ai2)の渋滞度が、それぞれ同じ度合いとして推論結果に影響するような上・下三角形対称のルールとなっていること、②表-2も同様に機械的に上・下三角形において対称に設定されたルールとなっていること、などに原因があると思われる。

そこで、上記の点に留意しながら図-5のような判定結果が得られるようにルール表のチューニングを行った。すなわち、第1過程、第2過程とも

表-3 チューニング後のルール (第1過程)

A_{i2}	P.B.	P.S.	Z.O.	N.S.	N.B.
A_{i1}	ルール1	ルール2	ルール3	ルール4	ルール5
P.B.	P.B.	P.B.	P.S.	Z.O.	N.S.
P.S.	ルール6	ルール7	ルール8	ルール9	ルール10
Z.O.	ルール11	ルール12	ルール13	ルール14	ルール15
N.S.	ルール16	ルール17	ルール18	ルール19	ルール20
N.B.	ルール21	ルール22	ルール23	ルール24	ルール25

表-4 チューニング後のルール (第2過程)

A_{i2}	P.B.	P.S.	Z.O.	N.S.	N.B.
A_{i1}	ルール1	ルール2	ルール3	ルール4	ルール5
P.B.	P.B.	P.B.	P.B.	P.S.	P.S.
P.S.	ルール6	ルール7	ルール8	ルール9	ルール10
Z.O.	ルール11	ルール12	ルール13	ルール14	ルール15
N.S.	ルール16	ルール17	ルール18	ルール19	ルール20
N.B.	ルール21	ルール22	ルール23	ルール24	ルール25

表-5 チューニング後のルール (最終過程)

第2過程	P.B.	Z.O.	N.B.
第1過程	ルール1	ルール2	ルール3
P.B.	P.B.	P.B.	N.B.
Z.O.	ルール4	ルール5	ルール6
N.B.	ルール7	ルール8	ルール9

に前後区間よりも判定対象 区間の渋滞度がより推論結果に反映されるようにし、また最終過程では第1過程の渋滞度の方が第2過程よりも推論結果により影響するようにルール表のチューニングを行い、そのルールを表-3~5に示した。このようにチューニングを行ったルールを用いて推論した判定結果を図-12に示す。

図-12を見ると図-5とほぼ同じような結果に推論されていることがわかる。これより、本ファジィ推論型渋滞判定モデルは、3章の決定論的なモデルとは異なり、ルール表等のチューニングによりドライバーや道路管理者の渋滞に対する認識や経験を積極的に導入できることを示している。先にも述べたとおり、3章までの渋滞判定モデルは道路線形、速度データを入手する感知器の配置、オン・オフラ

区間No	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
距離	1.95	1.95	2.00	1.55	4.14	1.87	1.55	2.23	2.03	1.90
6:40	97.4	98.9	98.6	75.8	68.0	80.4	70.0	73.1	72.3	73.9
6:50	99.3	100.4	99.7	67.7	68.2	69.3	69.2	72.4	72.8	75.4
7:00	95.1	96.2	93.6	49.9	35.9	66.7	66.7	63.1	74.2	71.9
7:10	98.3	98.2	98.3	30.7	31.7	46.3	38.6	26.3	26.8	76.1
7:20	98.6	97.2	96.5	20.9	29.5	67.6	44.4	26.4	69.9	71.9
7:30	98.1	97.8	94.4	25.0	30.9	35.5	37.9	41.5	17.4	74.0
7:40	99.8	100.6	93.0	57.4	25.0	55.9	55.0	63.6	37.8	76.1
7:50	98.4	98.6	93.8	38.4	29.4	30.4	34.4	26.2	51.9	69.8
8:00	100.9	97.7	82.1	35.6	57.9	52.7	36.5	30.1	24.4	73.8
8:10	100.8	98.9	84.4	24.5	55.5	35.0	37.4	24.3	17.6	71.1
8:20	97.3	97.8	87.5	31.8	59.6	51.1	32.2	30.5	17.6	71.1
8:30	96.3	97.2	79.9	39.4	37.7	11.1	24.6	29.8	24.4	68.0
8:40	99.0	99.7	89.9	22.5	35.4	24.8	33.9	34.3	42.5	63.6
8:50	97.4	97.5	79.9	42.2	43.7	25.9	36.3	40.4	42.5	63.6
9:00	96.1	96.2	88.0	29.0	52.2	61.3	29.1	26.2	47.1	64.1
9:10	96.0	97.0	44.5	22.3	26.5	37.3	62.5	66.6	36.9	74.0
9:20	92.5	93.5	59.7	20.0	18.9	66.5	39.8	60.2	60.8	69.1
9:30	95.5	82.4	81.0	22.6	29.0	66.6	60.2	60.0	59.6	69.4
9:40	99.4	99.6	89.9	11.6	60.5	72.0	58.8	64.8	55.2	70.9
9:50	95.4	100.6	64.3	53.6	54.9	50.2	63.7	64.3	28.3	71.8
10:00	92.7	89.7	94.4	55.7	49.6	45.6	37.8	63.4	34.3	69.2
10:10	98.6	83.3	17.8	58.2	41.2	59.5	54.5	61.9	44.7	69.2
10:20	98.9	25.8	33.1	42.6	64.7	47.9	57.3	61.1	40.2	67.7
10:30	98.6	88.5	45.0	26.5	67.1	56.1	38.4	40.8	33.7	69.1
10:40	93.5	94.7	32.9	48.9	36.5	67.8	45.7	25.6	29.4	70.2
10:50	97.5	96.5	23.5	36.5	58.2	40.3	51.7	54.2	37.7	66.2
11:00	95.6	96.8	89.9	36.6	48.4	64.8	38.9	38.3	42.7	69.9
11:10	97.1	96.7	89.2	33.2	24.4	45.3	43.3	34.6	21.1	70.6
11:20	97.4	98.9	92.7	31.3	24.2	38.2	41.8	57.8	58.9	68.4
11:30	98.1	100.5	93.4	73.0	36.0	68.8	59.4	65.8	72.5	66.9
11:40	98.9	99.0	92.7	69.0	27.3	19.8	39.5	65.6	65.2	69.8
11:50	93.5	93.9	93.0	77.8	35.8	76.8	69.8	74.1	73.8	78.2

図-12 ファジィ推論型モデルによる判定結果 (チューニング後)

ンプ、ジャンクションなどの道路区間ごとに様々な異なる道路状況、または首都圏、大阪圏、名古屋圏といった地域によって異なるドライバーの意識などには対応できていないため、実際の適用にあたっては道路管理者の知識・経験によるところが少なくない。よって、本研究で開発したファジィ推論型渋滞判定モデルはドライバーの渋滞意識データをより合理的に扱い、また、一道路区間だけでは判定できない渋滞判定をファジィ推論で結合することによってドライバーや道路管理者の渋滞意識・経験を導入しやすいためのより汎用性の高いモデルといえる。

5. 結論と今後の課題

本研究で得られた結論はつぎのようになる。

- (1) 著者らが既に先行して研究していた人間の知覚に基づく渋滞の定義では考慮されていなかった渋滞解消についての定義づけを新たに行い、渋滞解消定義としての回帰式を得ることができた。
- (2) 渋滞解消の定義を人間の知覚に基づく渋滞の定義に組み込んだ渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルを構築したが、それによる判定結果と渋滞解消を導

入していない従来モデルによる判定結果とを比較したところ、本モデルは従来モデルに比べ、より妥当で安定した判定結果が得られることがわかった。

(3) 渋滞解消を考慮した渋滞判定モデルにファジィ推論を適用しファジィ推論型渋滞判定モデルを構築したが、ファジィ推論を適用することでアンケート回答のバラツキに伴う少数意見を考慮できることがわかった。

(4) また本モデルは、ルールの変更等によりドライバーや道路管理者の渋滞意識・経験を積極的に導入でき、速度データを入力する感知器の配置など各道路区間によって異なる状況に対応可能であることがわかった。

本研究におけるファジィ推論のチューニングは主にルール表にとどまっており、今後より良い精度を目指すためにはメンバーシップ関数も含めたよりトータルなチューニングを行うシステムの構築が必要であろう。また、本研究における渋滞意識の利用方法やモデル形態、および、ファジィ推論の手法等については、基本的な構造を示したにとどまっているため、それらの改良またはファジィ推論によらない別な方法論も合わせてより効率のよい方法を考案していく必要があると思われる。さらに今後は、様々な道路区間、もしくは感知器データとは形式の異なるデータでも判定可能か検討する必要があると思われる。

謝辞：本研究の遂行にあたって、日本道路公団名古屋管理局交通技術課およびシステム科学研究所からは適切な助言やデータ面で多大な援助をいただきました。ここに深く感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 川添卓司, 酒井利忠: 渋滞自動判定システム(暫定型)に関する検討について, 交通工学, Vol.22, No.2, pp.9~15, 1987.
- 2) 日本道路公団名古屋管理局, 社団法人システム科学研究所: 名古屋管理局管内交通管制に関する研究(その3)報告書, 1991.
- 3) 松井寛, 藤田素弘, 阿江章: 人間の知覚に基づく高速道路の渋滞評価とその情報提供方法に関する研究, 土木学会論文集, No.494/IV-24, pp127~135, 1994.
- 4) 越正毅, 桑原雅夫, 赤羽弘和: 高速道路のトンネル, サグにおける渋滞現象に関する研究, 土木学会論文集, No.458/IV-18, pp.65~71, 1993.
- 5) 秋山孝正, 邵春福: ニューラルネットワークによる交通渋滞量推定について, 土木計画学研究講演集, No.4(1), pp.417~424, 1991.
- 6) Mahmassani, H. S. and Jayakrishnan, R. : System Performance and User Response under Real-time Information in a Congested Traffic Corridor, Transp. Res. -A, Vol.25A, No.5, pp.293~308, 1991.
- 7) 飯田恭敬, 内田敬, 宇野伸宏: 交通情報の効果を考慮した経路選択行動の動的分析, 土木学会論文集, No.470/IV-20, pp.77~86, 1993.
- 8) Mahmassani, H. S. : Dynamic Models of Commuter Behavior: Experimental Investigation and Application to the Analysis of Planned Disruption, International Conference on Dynamic Travel Behavior Analysis - Preprints-, 5-1, 1989.
- 9) 中川雄太郎: ニューラルネット駆動型ファジィ推論による所要時間推定, 土木計画学研究, 講演集17 pp197~200, 1995.
- 10) 谷上敦亨: 高速道路の渋滞情報の評価に関する研究, 卒業論文, 1994.
- 11) 谷上敦亨, 松井寛, 藤田素弘, 阿江章: 高速道路における渋滞情報の評価分析, 土木学会中部支部, 講演概要集, pp.529~530, 1994.
- 12) 安信誠二: ファジィ工学, 昭晃堂, 1991
- 13) 寺野寿郎: 実用ファジィ制御技術, (社)電子情報通信学会, 1991.

(1996.4.5 受付)

SPECIFICATION OF CONGESTED SECTIONS OVER AN EXPRESSWAY BY USING FUZZY REASONING

Hiroshi MATSUI, Motohiro FUJITA and Nobuyuki TANIUE

Information provision about road congestion is one of the most important tools for relaxing congestion or drivers' irritation caused by congestion. Availability of information provision for drivers is basically dependent upon its reliability. In this connection it is sometimes pointed out that there exists some gap between the congestion defined as a physical phenomenon and the congestion perceived by drivers. In our previous paper we proposed a general recognition rule of congestion on the basis of the drivers' perception. In this paper we expand this general recognition rule by considering individual differences of the drivers' perception with fuzzy reasoning and introducing the generation and dissolution mechanism of congestion as well.