

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4252028号
(P4252028)

(45) 発行日 平成21年4月8日(2009.4.8)

(24) 登録日 平成21年1月30日(2009.1.30)

(51) Int. Cl.		F I			
G08G	1/00	(2006.01)	G08G	1/00	J
G01H	3/00	(2006.01)	G01H	3/00	A
G06N	3/00	(2006.01)	G06N	3/00	560G
G01H	3/08	(2006.01)	G01H	3/08	

請求項の数 8 (全 32 頁)

(21) 出願番号	特願2004-341045 (P2004-341045)	(73) 特許権者	000002130
(22) 出願日	平成16年11月25日(2004.11.25)		住友電気工業株式会社
(65) 公開番号	特開2006-154961 (P2006-154961A)		大阪府大阪市中央区北浜四丁目5番33号
(43) 公開日	平成18年6月15日(2006.6.15)	(73) 特許権者	591141784
審査請求日	平成17年12月16日(2005.12.16)		学校法人大阪産業大学
			大阪府大東市中垣内3丁目1番1号
		(74) 代理人	100064746
			弁理士 深見 久郎
		(74) 代理人	100085132
			弁理士 森田 俊雄
		(74) 代理人	100083703
			弁理士 仲村 義平
		(74) 代理人	100096781
			弁理士 堀井 豊

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 交通音識別装置、コンピュータを交通音識別装置として機能させるための交通音判定プログラム、記録媒体および交通音判定方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音識別装置であって、

前記交通音のパワースペクトルを演算する演算回路と、

前記演算回路により演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割し、前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、I（自然数）個の入力データを生成するサブバンド回路と、

前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて前記交通音の種類を判定するための第1番目から第L（自然数）番目まで予め順序付けられたL個のニューラルネットワークと、

前記L個のニューラルネットワークを学習させるための学習回路とを備え、

前記学習回路は、学習用のN（自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムにN個の交通音データを選択する処理をL回行なうことで、L組の学習データを順次生成して、前記L個のニューラルネットワークで順次学習させる学習処理を行ない、

前記学習されたL個のニューラルネットワークの各々は、前記I個の入力データに基づいて、前記交通音の種類を判定結果を出力し、

前記学習されたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力されたL個の判定結果の多数決に基づいて、前記交通音の種類を判定を行うための判定回路をさらに備える、交通音識別装置。

【請求項 2】

収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音識別装置であって、

前記交通音のパワースペクトルを演算する演算回路と、

前記演算回路により演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割するサブバンド回路と、

前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて前記交通音の種類を判定するための第1番目から第L（自然数）番目まで予め順序付けられたL個のニューラルネットワークと、

前記L個のニューラルネットワークを学習させるための学習回路とを備え、

前記学習回路は、学習用のN（自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムにN個の交通音データを選択するデータ選択処理をL回行なうことで、L組の学習データを順次生成して、前記L個のニューラルネットワークで順次学習させる学習処理を行ない、

前記学習回路は、前記データ選択処理では、前記L個のうちの第(k+1)（k：Lより小さい自然数）番目のニューラルネットワークの学習処理を行なう場合、前記L個のうちの第k番目のニューラルネットワークの学習処理で学習が困難であった交通音データを優先的に選択し、

前記学習されたL個のニューラルネットワークの各々は、前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、前記交通音の種類を判定結果を出力し、

前記学習されたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力されたL個の判定結果の重み付け演算に基づいて、前記交通音の種類を判定を行うための判定回路をさらに備える、交通音識別装置。

【請求項 3】

前記学習回路が前記L個のニューラルネットワークに学習させる時には、学習の判定に使用する交通音の種類をM（自然数）個とし、

前記M個の交通音は、Q個（Mより小さい自然数）のグループに分けられており、

前記判定回路が前記交通音の判定を行う場合は、判定する交通音が前記Q個のグループのどのグループに属するかを判定する、請求項1または2に記載の交通音識別装置。

【請求項 4】

交通音を収集するためのマイクを備えるコンピュータで実行される交通音判定プログラムであって、

前記交通音のパワースペクトルを演算するステップと、

前記演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割し、前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、I（自然数）個の入力データを生成するステップと、

学習用のN（自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムにN個の交通音データを選択するデータ選択処理をL回行なうことで、L組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させたL個のニューラルネットワークを順次構成するステップと、

前記学習させたL個のニューラルネットワークの各々に、前記I個の入力データに基づいて、前記交通音の種類を判定結果を出力させるステップと、

前記学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の多数決に基づいて、前記交通音の種類を判定を行うステップとをコンピュータに実行させる、交通音判定プログラム。

【請求項 5】

交通音を収集するためのマイクを備えるコンピュータで実行される交通音判定プログラムであって、

前記交通音のパワースペクトルを演算するステップと、

前記演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割するステップと、

10

20

30

40

50

学習用の N (自然数) 個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させた L 個のニューラルネットワークを順次構成するステップと、

前記学習させた L 個のニューラルネットワークの各々に、前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、前記交通音の種類¹の判定結果を出力させるステップと、

前記学習させた L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させた L 個の判定結果の重み付け演算に基づいて、前記交通音の種類¹の判定を行うステップとをコンピュータに実行させ、

前記データ選択処理では、前記 L 個のうちの第 $(k + 1)$ (k : L より小さい自然数) 番目のニューラルネットワークの学習処理を行なう場合、前記 L 個のうちの第 k 番目のニューラルネットワークで学習が困難であった交通音データを優先的に選択するステップをさらにコンピュータに実行させる、交通音判定プログラム。

【請求項 6】

請求項 4 または 請求項 5 に記載の交通音判定プログラムを記録した、記録媒体。

【請求項 7】

収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音判定方法であって、

前記交通音のパワースペクトルを演算する工程と、

前記演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割し、前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、 I (自然数) 個の入力データを生成する工程と、

学習用の N (自然数) 個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させた L 個のニューラルネットワークを順次構成する工程と、

前記学習させた L 個のニューラルネットワークの各々に、前記 I 個の入力データに基づいて、前記交通音の種類¹の判定結果を出力させる工程と、

前記学習させた L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させた L 個の判定結果の多数決に基づいて、前記交通音の種類¹の判定を行う工程とを含む、交通音判定方法。

【請求項 8】

収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音判定方法であって、

前記交通音のパワースペクトルを演算する工程と、

前記演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割する工程と、

学習用の N (自然数) 個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させた L 個のニューラルネットワークを順次構成する工程と、

前記学習させた L 個のニューラルネットワークの各々に、前記複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、前記交通音の種類¹の判定結果を出力させる工程と、

前記学習させた L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させた L 個の判定結果の重み付け演算に基づいて、前記交通音の種類¹の判定を行う工程とを含み、

前記データ選択処理では、前記 L 個のうちの第 $(k + 1)$ (k : L より小さい自然数) 番目のニューラルネットワークの学習処理を行なう場合、前記 L 個のうちの第 k 番目のニューラルネットワークで学習が困難であった交通音データを優先的に選択する、交通音判定方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

10

20

30

40

50

【0001】

本発明は、交通音識別装置、コンピュータを交通音識別装置として機能させるための交通音判定プログラム、記録媒体および交通音判定方法に関し、特に、交通音の種類を判定する交通音識別装置、コンピュータを交通音識別装置として機能させるための交通音判定プログラム、記録媒体および交通音判定方法に関する。

【背景技術】

【0002】

交通安全を確保し、事故を減少させるためには、事故発生を早期検出し通報するシステムによって二次災害を防止したり、事故の事後処理の早期解決を図るとともに、事故発生のメカニズムを解析することが不可欠である。

10

【0003】

事故発生のメカニズムを解析するためには、事故やニアミス事象の検出を行なうことが必要であり、事故などによる衝突音や急ブレーキ音などの交通音に基づき事故などを検出することが行なわれている。

【0004】

しかし、交通音には、事故が発生したときの事故音と似たような特徴を示す音がたくさんある。当該音には、たとえば、大型車の荷台の雑音や工事作業中に発生する金属音などがある。そのため、事故音と、事故音以外の音（以下においては、非事故音とも称する）との識別は、非常に困難である。

【0005】

そこで、ニューラルネットワークを用いて、事故音の正確な識別を行なう技術が特開2000-275096号公報（特許文献1）および特開2001-33304号公報（特許文献2）に開示されている。

20

【特許文献1】特開2000-275096号公報

【特許文献2】特開2001-33304号公報

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0006】

しかしながら、特開2000-275096号公報（特許文献1）および特開2001-33304号公報（特許文献2）に開示されている技術では、交通音を識別するためのニューラルネットワークの出力値が、“0”，“1”などといった整数の組み合わせでないと、交通音の正確な識別はできない。

30

【0007】

一般に、識別の非常に困難な交通音のデータが入力されたニューラルネットワークの出力層からの出力値は、当該ニューラルネットワークが十分に学習されていたとしても、整数ではなく、小数になることが多い。したがって、特開2000-275096号公報（特許文献1）および特開2001-33304号公報（特許文献2）に開示されている技術では、ニューラルネットワークの出力層からの出力値が小数であれば、交通音を正確に識別できる可能性は低くなる。

【0008】

また、特開2000-275096号公報（特許文献1）および特開2001-33304号公報（特許文献2）に開示されている技術では、ニューラルネットワークを1つしか使用していないため、ニューラルネットワークの出力層からの出力値が“0”および“1”の中間の小数（たとえば、0.4）であると、結果がなしとなり、交通音の識別がさらに困難となる。

40

【0009】

本発明は、上述の課題を解決するためになされたもので、本発明の目的の一つは、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置を提供することである。

【0010】

本発明の他の目的は、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別

50

装置として、コンピュータを機能させるための交通音判定プログラムを提供することである。

【0011】

本発明のさらに他の目的は、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置として、コンピュータを機能させるための交通音判定プログラムを記録した記録媒体を提供することである。

【0012】

本発明のさらに他の目的は、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音判定方法を提供することである。

【課題を解決するための手段】

【0013】

上述の課題を解決するために、この発明のある局面に従うと、収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音識別装置であって、交通音識別装置は、交通音のパワースペクトルを演算する演算回路と、演算回路により演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割し、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、 I （自然数）個の入力データを生成するサブバンド回路と、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて交通音の種類を判定するための第1番目から第 L （自然数）番目まで予め順序付けられた L 個のニューラルネットワークと、 L 個のニューラルネットワークを学習させるための学習回路とを備え、学習回路は、学習用の N （自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択する処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、 L 個のニューラルネットワークで順次学習させる学習処理を行ない、学習された L 個のニューラルネットワークの各々は、 I 個の入力データに基づいて、交通音の種類を判定結果を出力し、交通音識別装置は、学習された L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力された L 個の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行うための判定回路をさらに備える。

【0015】

この発明の他の局面に従うと、収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音識別装置であって、交通音識別装置は、交通音のパワースペクトルを演算する演算回路と、演算回路により演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割するサブバンド回路と、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて交通音の種類を判定するための第1番目から第 L （自然数）番目まで予め順序付けられた L 個のニューラルネットワークと、 L 個のニューラルネットワークを学習させるための学習回路とを備え、学習回路は、学習用の N （自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、 L 個のニューラルネットワークで順次学習させる学習処理を行ない、学習回路は、データ選択処理では、 L 個のうちの第 $(k+1)$ （ k ： L より小さい自然数）番目のニューラルネットワークの学習処理を行なう場合、 L 個のうちの第 k 番目のニューラルネットワークの学習処理で学習が困難であった交通音データを優先的に選択し、学習された L 個のニューラルネットワークの各々は、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、交通音の種類を判定結果を出力し、交通音識別装置は、学習された L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力された L 個の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行うための判定回路をさらに備える。

【0016】

好ましくは、学習回路が L 個のニューラルネットワークに学習させる時には、学習の判定に使用する交通音の種類を M （自然数）個とし、 M 個の交通音は、 Q 個（ M より小さい自然数）のグループに分けられており、判定回路が交通音の判定を行う場合は、判定する交通音が Q 個のグループのどのグループに属するかを判定する。

【0017】

この発明の他の局面に従うと、交通音を収集するためのマイクを備えるコンピュータで実行される交通音判定プログラムであって、交通音判定プログラムは、交通音のパワースペクトルを演算するステップと、演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割し、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、 I （自然数）個の入力データを生成するステップと、学習用の N （自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させた L 個のニューラルネットワークを順次構成するステップと、学習させた L 個のニューラルネットワークの各々に、 I 個の入力データに基づいて、交通音の種類¹⁰の判定結果を出力させるステップと、学習させた L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させた L 個の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類¹⁰の判定を行うステップとをコンピュータに実行させる。

【0018】

この発明の他の局面に従うと、交通音を収集するためのマイクを備えるコンピュータで実行される交通音判定プログラムであって、交通音判定プログラムは、交通音のパワースペクトルを演算するステップと、演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割するステップと、学習用の N （自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させた L 個のニューラルネットワークを順次構成するステップと、学習させた L 個のニューラルネットワークの各々に、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、交通音の種類²⁰の判定結果を出力させるステップと、学習させた L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させた L 個の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類²⁰の判定を行うステップとをコンピュータに実行させ、交通音判定プログラムは、データ選択処理では、 L 個のうち第 $(k+1)$ （ k ： L より小さい自然数）番目のニューラルネットワークの学習処理を行なう場合、 L 個のうち第 k 番目のニューラルネットワークで学習が困難であった交通音データを優先的に選択するステップをさらにコンピュータに実行させる。

【0020】

この発明のさらに他の局面に従うと、記録媒体は、交通音判定プログラムを記録した媒体である。

【0021】

この発明の他の局面に従うと、収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音判定方法であって、交通音判定方法は、交通音のパワースペクトルを演算する工程と、演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割し、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、 I （自然数）個の入力データを生成する工程と、学習用の N （自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させた L 個のニューラルネットワークを順次構成する工程と、学習させた L 個のニューラルネットワークの各々に、 I 個の入力データに基づいて、交通音の種類⁴⁰の判定結果を出力させる工程と、学習させた L 個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させた L 個の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類⁴⁰の判定を行う工程とを含む。

【0022】

この発明の他の局面に従うと、収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう交通音判定方法であって、交通音判定方法は、交通音のパワースペクトルを演算する工程と、演算されたパワースペクトルを複数のサブバンドに分割する工程と、学習用の N （自然数）個の交通音データから重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択するデータ選択処理を L 回行なうことで、 L 組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させた L 個のニューラルネットワークを順次構成する工程と、学習させた L 個のニューラルネットワークの各々に、複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルに基づいて、交通音の種類⁵⁰の判定結果を出力させる工

程と、学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行う工程とを含み、データ選択処理では、L個のうちの第(k+1)(k:Lより小さい自然数)番目のニューラルネットワークの学習処理を行なう場合、L個のうちの第k番目のニューラルネットワークで学習が困難であった交通音データを優先的に選択する。

【発明の効果】

【0024】

本発明に係る交通音識別装置は、交通音の種類を判定するためのL個のニューラルネットワークと、L個のニューラルネットワークを学習させるための学習回路とを備え、学習されたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力されたL個の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

10

【0025】

したがって、複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置を提供することが可能となる。

【0026】

また、本発明に係る交通音識別装置は、交通音の種類を判定するためのL個のニューラルネットワークと、L個のニューラルネットワークを学習させるための学習回路とを備え、学習されたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力されたL個の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

20

【0027】

したがって、複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置を提供することが可能となる。

【0028】

本発明に係る交通音判定プログラムは、L組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させたL個のニューラルネットワークを順次構成し、学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

【0029】

したがって、学習させた複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置として、コンピュータを機能させるための交通音判定プログラムを提供することが可能となる。

30

【0030】

本発明に係る交通音判定プログラムは、L組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させたL個のニューラルネットワークを順次構成し、学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

【0031】

したがって、学習させた複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置として、コンピュータを機能させるための交通音判定プログラムを提供することが可能となる。

40

【0032】

本発明に係る記録媒体は、交通音判定プログラムを記録する。交通音判定プログラムは、L組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させたL個のニューラルネットワークを順次構成し、学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

【0033】

50

したがって、学習させた複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置として、コンピュータを機能させるための記録媒体を提供することが可能となる。

【0034】

また、本発明に係る記録媒体は、交通音判定プログラムを記録する。交通音判定プログラムは、L組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させたL個のニューラルネットワークを順次構成し、学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

10

【0035】

したがって、学習させた複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音識別装置として、コンピュータを機能させるための記録媒体を提供することが可能となる。

【0036】

本発明に係る交通音判定方法は、L組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させたL個のニューラルネットワークを順次構成し、学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

20

【0037】

したがって、学習させた複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の多数決に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音判定方法を提供することが可能となる。

【0038】

また、本発明に係る交通音判定方法は、L組の学習データを順次生成して、順次生成された学習データを順次学習させたL個のニューラルネットワークを順次構成し、学習させたL個のニューラルネットワークからそれぞれ出力させたL個の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行う。

【0039】

したがって、学習させた複数のニューラルネットワークからそれぞれ出力された複数の判定結果の重み付け演算に基づいて、交通音の種類を判定を行うので、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができる交通音判定方法を提供することが可能となる。

30

【発明を実施するための最良の形態】

【0040】

以下、図面を参照しつつ、本発明の実施の形態について説明する。以下の説明では、同一の部品には同一の符号を付してある。それらの名称および機能も同じである。したがって、それらについての詳細な説明は繰り返さない。

【0041】

<第1の実施の形態>

40

図1は、本実施の形態における交通音識別装置1000の構成を示すブロック図である。

【0042】

図1を参照して、交通音識別装置1000は、マイク100と、音圧演算回路110と、パワースペクトル演算回路120と、サブバンド演算回路130と、ニューラルネットワーク部200とを備える。

【0043】

マイク100は、道路付近(たとえば、交差点付近)における交通音を収集する機能を有する。音圧演算回路110は、マイク100により収集された交通音の音圧値を測定し、所定の演算処理を行なう。パワースペクトル演算回路120は、音圧演算回路110に

50

より演算処理された音圧値に基づきパワースペクトルを演算する。サブバンド演算回路 130 は、パワースペクトル演算回路 120 により演算されたパワースペクトルを複数の周波数帯域（サブバンド）に分割する。ニューラルネットワーク部 200 は、サブバンド演算回路 130 により複数のサブバンドに分割されたパワースペクトルのデータに基づいて、交通音の種類を判定し、当該判定結果を出力する。

【0044】

図 2 は、本実施の形態におけるニューラルネットワーク部 200 の内部構成を示した図である。

【0045】

図 2 を参照して、ニューラルネットワーク部 200 は、第 1 番目から第 L（自然数）番目まで予め順序付けられたニューラルネットワーク 200.1, 200.2, …, 200.L を含む。以下においては、ニューラルネットワークを単に“NN”とも記載する。

10

【0046】

図 3 は、本実施の形態におけるニューラルネットワーク 200.1 の詳細な内部構成を示した図である。

【0047】

図 3 を参照して、ニューラルネットワーク 200.1 は、入力層 200.1A、隠れ層 200.1B、出力層 200.1C を有する。

【0048】

入力層 200.1A は複数の入力ユニットを有する。なお、「ユニット」とは、人間の脳の神経細胞素子である「ニューロン」をモデル化したものである。複数の入力ユニットには、複数のデータがそれぞれ入力される。本実施の形態では、入力ユニットの数は、一例として、32 個であるとする。なお、入力ユニットの数は、32 個に限定されることなく、任意の数であってよい。

20

【0049】

隠れ層 200.1B は複数の隠れユニットを有する。

【0050】

出力層 200.1C は複数の出力ユニットを有する。

【0051】

複数の入力ユニットと、複数の隠れユニットとは、互いに結合される。また、複数の隠れユニットと、複数の出力ユニットとは、互いに結合される。複数の出力ユニットからは、ニューラルネットワーク 200.1 による複数の結果データ OT1, OT2, …, OTc が、それぞれ出力される。複数の結果データ OT1, OT2, …, OTc は、第 1 番目～第 c 番目まで予め順序付けられている。なお、複数の結果データ OT1, OT2, …, OTc を総括的に判定結果とも称する。

30

【0052】

結果データ OT1, OT2, …, OTc は、それぞれ、複数種類の交通音と対応づけられている。結果データ OT1 は、たとえば、「衝突音」に対応づけられている。

【0053】

なお、図 2 のニューラルネットワーク 200.2, …, 200.L の各々も、図 3 のニューラルネットワーク 200.1 と同様な構成および機能を有する。

40

【0054】

再び、図 1 を参照して、交通音識別装置 1000 は、さらに、学習回路 210 と、判定回路 250 とを備える。

【0055】

学習回路 210 は、ニューラルネットワーク部 200 から出力された複数の判定結果に基づいて、ニューラルネットワーク部 200 内のニューラルネットワーク 200.1, 200.2, …, 200.L に、教師データ TD1, TD2, …, TD L をそれぞれ入力させることで、ニューラルネットワーク 200.1, 200.2, …, 200

50

、Lを学習させる。なお、複数のニューラルネットワークに学習させる処理を集団学習処理とも称する。集団学習処理は、学習回路210によって行なわれる。

【0056】

判定回路250は、ニューラルネットワーク部200から出力された複数の判定結果に基づいて、交通音の種類が何であるかを判定し、当該判定された交通音を特定するための結果データRTを出力する。

【0057】

次に、複数のニューラルネットワークを学習させ、当該学習させた複数のニューラルネットワークを使用して、入力データの判定を行なう手法について説明する。当該手法の代表的なものとしては、バギングと、アダブーストとがある。

10

【0058】

本実施の形態では、バギングの集団学習処理（以下においては、バギング集団学習処理とも称する）について説明する。

【0059】

バギング集団学習処理では、たとえば、N個の交通音データからなる学習セットSを利用する。以下においては、学習セットSを学習データとも称する。学習セットSは、次の(1)式によって表される。

【0060】

【数1】

$$S = \left\{ \begin{array}{l} (x_1, y_1) \\ (x_2, y_2) \\ \vdots \\ (x_N, y_N) \end{array} : y_i \in Y = \{1, \dots, c\} \right\} \quad \dots (1)$$

20

【0061】

(1)式の x_1, x_2, \dots, x_N は、入力ベクトルを表す。 y_i は、入力ベクトル x_i のカテゴリラベルを表す。本実施の形態において、入力ベクトル x_i は、32個のデータを示す。なお、入力ベクトル x_i の示すデータの個数は、32個に限定されることなく、任意であってよい。また、本実施の形態において、カテゴリラベル y_i は、整数であるとする。たとえば、カテゴリラベル y_i が、“2”なら、第2番目の結果データOT2が、“1”となるように、ニューラルネットワークを学習させることになる。また、 c は、カテゴリラベルまたは後述するグループの数を示す。

30

【0062】

図4は、バギング集団学習処理の流れを示すフローチャートである。

【0063】

図4を参照して、ステップS100では、初期化処理が行なわれる。初期化処理では、学習させるニューラルネットワークの数、その他パラメータ等が設定される。また、 k の初期値が、“1”に設定される。本実施の形態では、ニューラルネットワークの数は、L個であるとする。その後、ステップS110に進む。

40

【0064】

ステップS110では、 k 番目の学習セット S_k の生成処理（以下においては、学習セット生成処理とも称する）が行なわれる。

【0065】

図5は、学習セット生成処理を説明するための図である。

【0066】

図5(A)は、前述の(1)式を示す。

【0067】

図5(B)、図5(C)および図5(D)は、学習セット生成処理により生成された学習セット S_1, S_2, S_L を示す。学習セット S_1, S_2, S_L は、N個の交通音データ

50

からなる学習セット S (学習データ) から、重複を妨げないで一定の確率 (たとえば、 $1/N$) でランダムに N 個の交通音データを選択することによって生成される。

【0068】

すなわち、生成された学習セットには、同じ交通音データが複数ある場合もある。また、生成された学習セットに含まれる交通音データは、全て同じ場合もある。また、生成された学習セット S_1 、 S_2 、 S_L の少なくとも2つが同じ場合もある。

【0069】

再び図4を参照して、ステップ S_{110} において、 k 番目の学習セット S_k の生成処理が終了すると、ステップ S_{120} に進む。

【0070】

ステップ S_{120} では、学習セット S_k を k 番目のニューラルネットワーク (たとえば、ニューラルネットワーク 200.1) で学習させる NN 学習処理が行なわれる。

【0071】

このとき、 $k=1$ なので、学習処理では、図3のニューラルネットワーク 200.1 の複数の入力ユニットに、学習セット S_1 の1番目の入力ベクトル x_1 (図5(B)参照) の値が入力される。

【0072】

ニューラルネットワーク 200.1 は、入力された値に対して出力する結果データ OT_1 、 OT_2 、 \dots 、 OT_c と、学習セット S_1 の1番目のカテゴリラベル y_1 (図5(B)参照) とに基づいて、ニューラルネットワーク 200.1 の各ユニット間の結合の重みを変化させる処理 (以下においては、結合重み変化処理とも称する) を行なう。

【0073】

具体的には、結合重み変化処理では、入力ベクトル x_1 に対応するカテゴリラベルと、入力ベクトル x_1 によりニューラルネットワークが出力したデータとの誤差の値を、各ユニット間の結合の重みに対して、フィードバックさせる。これにより、各ユニット間の結合の重みを変化させることができる。なお、この変化させる割合を「学習率」という。

【0074】

次に、学習セット S_1 の2番目から N 番目までの各入力ベクトルに対しても、前述と同様な処理を繰返すことで、ニューラルネットワーク 200.1 を学習させる。その後、ステップ S_{130} に進む。

【0075】

ステップ S_{130} では、 k 番目のニューラルネットワーク (ニューラルネットワーク 200.1) を識別器の集団に追加する。ここで、識別器とは、ニューラルネットワークのことである。また、識別器の集団とは、後述する交通音の種類を判定させる処理において使用する学習済みのニューラルネットワークの集団のことである。なお、初めて、ステップ S_{130} の処理が行なわれる前の識別器の集団には、何も含まれていない。その後、ステップ S_{140} に進む。

【0076】

ステップ S_{140} では、 k が1インクリメントされる。その後、ステップ S_{150} の処理が行なわれる。

【0077】

ステップ S_{150} では、 k が L より大きいか否かが判定される。ステップ S_{150} において、 NO の場合、再度、ステップ S_{110} に進む。

【0078】

以上説明した、ステップ S_{110} 、 S_{120} 、 S_{130} 、 S_{140} の処理が、ステップ S_{150} の条件を満たすまで繰り返されることにより、ニューラルネットワーク 200.1 、 200.2 、 \dots 、 $200.L$ の全てが学習済みとなる。このとき、識別器の集団には、学習済みのニューラルネットワーク 200.1 、 200.2 、 \dots 、 $200.L$ が含まれる。

【0079】

10

20

30

40

50

そして、ステップ S 1 5 0 において、Y E S の場合、このバギング集団学習処理は終了する。

【 0 0 8 0 】

次に、バギングにおいて、収集した交通音の種類を判定させる処理（以下においては、バギング判定処理とも称する）について説明する。

【 0 0 8 1 】

図 6 は、バギング判定処理の流れを示すフローチャートである。

【 0 0 8 2 】

図 7 は、バギング判定処理を説明するための図である。

【 0 0 8 3 】

図 7 (A) は、マイク 1 0 0 から入力された交通音をグラフで表した図である。図 7 (A) では、横軸が経過時間、縦軸が音圧値を表す。

【 0 0 8 4 】

次に、図 1、図 6、図 7 を参照して、バギング判定処理を説明する。

【 0 0 8 5 】

ステップ S 2 0 0 では、交通音収集処理が行なわれる。交通音収集処理では、マイク 1 0 0 から交通音の収集が行なわれる。収集されたアナログデータとしての交通音は、音圧演算回路 1 1 0 が、4 8 k H z でサンプリングする。なお、サンプリング周波数は、4 8 k H z に限定されることなく、他の値であってもよい。

【 0 0 8 6 】

そして、音圧演算回路 1 1 0 は、4 8 k H z で連続してサンプリングした 1 0 2 4 個のデータのある区間を 1 区間とし、当該 1 区間の音圧値の合計値を求める。以下においては、当該合計値を区間音圧値とも称する。図 7 (A) では、区間 J , K , L , M , N の各々が、前述の 1 区間に相当する。

【 0 0 8 7 】

次に、音圧演算回路 1 1 0 は、隣あう 2 つの区間（たとえば、区間 J および区間 K ）を第 1 の区間および第 2 の区間に設定する。ここで、第 1 の区間は、第 2 の区間よりも前の時間の区間（区間 J ）である。第 2 の区間は、第 1 の区間よりも後の時間の区間（区間 K ）である。

【 0 0 8 8 】

音圧演算回路 1 1 0 は、第 2 の区間の区間音圧値から第 1 の区間の区間音圧値を減算することで、第 1 および第 2 の区間の区間音圧値の差を求める処理を行なう。当該処理は、所定時間の経過毎に音圧演算回路 1 1 0 により行なわれる。すなわち、交通音の音圧値（図 7 (A) の波形）は、音圧演算回路 1 1 0 により、常に監視される。その後、ステップ S 2 1 0 に進む。

【 0 0 8 9 】

ステップ S 2 1 0 では、所定レベル以上の交通音が発生したか否かが判定される処理（以下においては、大交通音判定処理とも称する）が行なわれる。

【 0 0 9 0 】

大交通音判定処理では、音圧演算回路 1 1 0 が、第 1 および第 2 の区間の区間音圧値の差が所定のしきい値より大きいかが判定する。

【 0 0 9 1 】

ステップ S 2 1 0 において、N O の場合、再度、ステップ S 2 0 0 に進む。一方、ステップ S 2 1 0 において、Y E S の場合、ステップ S 2 2 0 に進む。

【 0 0 9 2 】

ステップ S 2 2 0 では、パワースペクトル演算処理が行なわれる。

【 0 0 9 3 】

パワースペクトル演算処理では、パワースペクトル演算回路 1 2 0 が、音圧演算回路 1 1 0 により設定された第 2 の区間と、第 2 の区間（区間 K ）から連続する 3 つの区間（区間 L , M , N ）とに対し、F F T (Fast Fourier Transform) 演算処理を行なう。

10

20

30

40

50

【 0 0 9 4 】

図 7 (B)、図 7 (C)、図 7 (D) および図 7 (E) は、パワースペクトル演算回路 1 2 0 が、それぞれ、区間 K、区間 L、区間 M、区間 M および区間 N の波形を F F T 演算処理することによって得られたパワースペクトルである。

【 0 0 9 5 】

そして、パワースペクトル演算回路 1 2 0 は、区間 K、区間 L、区間 M および区間 N を、それぞれ F F T 処理することによって得られたグラフを合成する。

【 0 0 9 6 】

図 7 (F) は、パワースペクトル演算回路 1 2 0 により合成された波形を示す図である。パワースペクトル演算回路 1 2 0 は、合成された波形の各周波数における最大値に基づいて合成波形を生成する。合成波形は、図 7 (F) の太線の波形となる。その後、ステップ S 2 3 0 に進む。

10

【 0 0 9 7 】

ステップ S 2 3 0 では、サブバンド演算処理が行なわれる。

【 0 0 9 8 】

サブバンド演算処理では、生成された合成波形に対し、各々が異なり、連続した複数の周波数帯域（たとえば、1 k H z ~ 1 0 k H z）の各々に含まれるパワースペクトルの平均値が、サブバンド演算回路 1 3 0 により演算される。これにより、パワースペクトルが複数の周波数帯域（サブバンド）に分割される。以下においては、各サブバンドに対応する平均値を、特徴データと称する。本実施の形態における特徴データの数は 5 1 2 個であるとする。なお、特徴データの数は、5 1 2 個に限定されない。その後、ステップ S 2 4 0 に進む。

20

【 0 0 9 9 】

ステップ S 2 4 0 では、平均化演算処理が行なわれる。特徴データの数が 5 1 2 個だとニューラルネットワークの入力データ数としては大きいので、平均化演算処理では、サブバンド演算回路 1 3 0 が、5 1 2 個の特徴データのうち、連続する 1 6 個の特徴データ毎に平均値を求める。また、サブバンド演算回路 1 3 0 は、当該平均値を、“ 0 ” ~ “ 1 ” の範囲に収まるように正規化処理する。本実施の形態では、当該正規化処理された平均値（以下においては、正規化済平均値とも称する）をニューラルネットワークの入力データとする。当該入力データの数は、5 1 2 / 1 6 より 3 2 個である。

30

【 0 1 0 0 】

なお、特徴データ毎の平均値を求める際は、前述の 1 6 個に限定されることはない。また、ニューラルネットワークの入力データ数は、5 1 2 個のままであってもよい。すなわち、ステップ S 2 4 0 の処理はなくてもよい。その後、ステップ S 2 5 0 に進む。

【 0 1 0 1 】

ステップ S 2 5 0 では、ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1 , 2 0 0 . 2 , . . . , 2 0 0 . L の各々が有する 3 2 個の入力ユニットに、ステップ S 2 4 0 で求めた 3 2 個の入力データが、それぞれ入力される。ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1 , 2 0 0 . 2 , . . . , 2 0 0 . L は、入力データに応じて、出力データ O U T 1 , O U T 2 , . . . , O U T L をそれぞれ出力する。出力データ O U T 1 , O U T 2 , . . . , O U T L は、判定回路 2 5 0 へ入力される。

40

【 0 1 0 2 】

ここで、ニューラルネットワークが出力する出力データについて詳細に説明する。一例として、ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1 について説明する。ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1 では、3 2 個の入力ユニットに、ステップ S 2 4 0 で求めた 3 2 個の入力データが、それぞれ入力されると、複数の出力ユニットから、複数の結果データ O T 1 , O T 2 , . . . , O T c がそれぞれ出力される。なお、結果データ O T 1 , O T 2 , . . . , O T c は、“ 0 ” ~ “ 1 ” の間の小数（たとえば、0 . 2 , 0 . 8 等）である。また、結果データ O T 1 , O T 2 , . . . , O T c の少なくとも 2 つが、同じ値となることもある。

50

【 0 1 0 3 】

ニューラルネットワーク 200.1 から出力される結果データ OT_1, OT_2, \dots, OT_c から構成されたデータが、出力データ OUT_1 である。

【 0 1 0 4 】

ニューラルネットワーク 200.2, \dots , 200.L の各々も、ニューラルネットワーク 200.1 と同様に、32 個の入力ユニットに、ステップ S 240 で求めた 32 個の入力データが、それぞれ入力されると、複数の出力ユニットから、複数の結果データ OT_1, OT_2, \dots, OT_c をそれぞれ出力する。ニューラルネットワーク 200.2 から出力される結果データ OT_1, OT_2, \dots, OT_c から構成されたデータが、出力データ OUT_2 である。また、ニューラルネットワーク 200.L から出力される結果データ OT_1, OT_2, \dots, OT_c から構成されたデータが、出力データ OUT_L である。その後、ステップ S 260 に進む。

10

【 0 1 0 5 】

ステップ S 260 では、交通音判定処理が行なわれる。交通音判定処理とは、S 200 で収集した交通音が、予め定めた複数種類の交通音のいずれであるかの判定を行なう処理である。

【 0 1 0 6 】

図 8 は、交通音判定処理の流れを示すフローチャートである。

【 0 1 0 7 】

図 8 を参照して、ステップ S 262 では、判定回路 250 が、入力された出力データ $OUT_1, OUT_2, \dots, OUT_L$ に対し、データ処理を行なう。

20

【 0 1 0 8 】

一例として、ニューラルネットワーク 200.1 が出力する出力データ OUT_1 のデータ処理について説明する。判定回路 250 は、出力データ OUT_1 を構成する結果データ OT_1, OT_2, \dots, OT_c のうち、所定のしきい値（たとえば、0.5）以上を示す結果データを有効とする。したがって、有効な結果データは、2 つ以上のときもある。

【 0 1 0 9 】

判定回路 250 は、有効な結果データに対応づけられた交通音を判定する。なお、ニューラルネットワーク 200.1 が出力した複数の結果データのうち、有効な結果データが 2 つ以上である場合、2 つの有効な結果データにそれぞれ対応する 2 つの交通音（たとえば、「衝突音」、「急ブレーキ音」）が判定されたとする。

30

【 0 1 1 0 】

ニューラルネットワーク 200.2, \dots , L がそれぞれ出力する出力データ OUT_2, \dots, OUT_L についても、判定回路 250 は、前述のニューラルネットワーク 200.1 と同様にデータ処理するので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップ S 264 に進む。

【 0 1 1 1 】

ステップ S 264 では、ニューラルネットワーク 200.2, \dots , 200.L の各々の判定結果の多数決がとられる。具体的には、判定回路 250 が、ニューラルネットワーク 200.1, \dots , 200.L の各々で判定された交通音の集計を行なう。たとえば、「衝突音」が、2 つのニューラルネットワークで判定されたなら、「衝突音」を 2 件とする。たとえば、「急ブレーキ音」が、3 つのニューラルネットワークで判定されたなら、「急ブレーキ音」を 3 件とする。このような集計を行ない、最終的に、最多件数の交通音を、ニューラルネットワーク部 200 の判定結果とする。なお、本実施の形態では、最多件数の交通音が複数の場合、当該複数の最多件数の交通音の中に、マイク 100 から収集させた交通音としての入力ベクトル x_i に対応するカテゴリラベル y_i に対応する交通音が含まれていれば、ニューラルネットワーク部 200 は、正しい判定を行なったとする。そして、この交通音判定処理は、終了し、バギング判定処理に戻る。

40

【 0 1 1 2 】

再び、図 5 を参照して、ステップ S 260 の処理の後、このバギング判定処理は終了す

50

る。

【0113】

なお、本実施の形態におけるバギング判定処理においては、複数のニューラルネットワークの各々が出力する結果データが所定のしきい値以上を示す結果データを有効なデータとして処理したが、複数のニューラルネットワークの各々が出力する結果データの出力値を、対応する交通音毎に合計し、最も大きな値に対応する交通音を判定された交通音としてもよい。

【0114】

次に、実際に具体的なデータを使用した場合の、前述したバギングによる処理の説明と、処理の結果について説明する。

【0115】

図9は、交通音の判定に使用したデータテーブルT100を示す図である。

【0116】

図9を参照して、本実施の形態では、119個の交通音データを使用した。119個の交通音データは、カテゴリN1～N11、すなわち、11個のカテゴリのいずれかに属する。また、 $119 / 11 = 10.8$ により、1カテゴリあたり約11件の交通音データとなる。なお、使用する交通音のデータの個数は、119個に限定されることはなく任意の個数であってよい。また、カテゴリの個数も11個に限定されることはなく任意の個数であってよい。

【0117】

一例として、カテゴリN1について説明する。カテゴリN1は、「衝突音」のカテゴリである。また、カテゴリN1には、10個の交通音データが含まれる。

【0118】

また、カテゴリN1～N11は、複数のグループに分けられる。本件では、2つのグループ(グループA、グループB)に分けた。グループAは「事故音」、グループBは事故音以外の「非事故音」とした。なお、グループの数は、2個に限定されることはなく任意の個数であってよい。

【0119】

以下に、実験条件を説明する。119個の交通音データのうち、100個を学習に用い、残りの19個を判定に用いた。また、ニューラルネットワークの個数は10個とした。また、ニューラルネットワークの入力ユニットの数は32個とした。また、ニューラルネットワークの隠れ層の数は、1つとした。また、ニューラルネットワークの隠れユニットの数は20個とした。また、ニューラルネットワークの学習率は、“0.2”とした。また、ニューラルネットワークから出力される結果データの値の範囲は、“0”～“1”となるように設定される。

【0120】

本実施の形態では、条件A、条件B、条件Cの3つの条件で実験を行なった。条件Aは、ニューラルネットワークに学習させる場合、学習回路210が、交通音データが、11個のカテゴリのうちどのカテゴリに属するかを判定してニューラルネットワークを学習させる。学習させたニューラルネットワークで交通音を判定するときは、判定回路250が、交通音データが、11個のカテゴリのうちどのカテゴリに属するかを判定する。

【0121】

条件Bは、ニューラルネットワークに学習させる場合、学習回路210が、交通音データが、2つのグループのうちどのグループに属するかを判定してニューラルネットワークを学習させる。学習させたニューラルネットワークで交通音を判定するときは、判定回路250が、交通音データが、2つのグループのうちどのグループに属するかを判定する。

【0122】

条件Cは、ニューラルネットワークに学習させる場合は、条件Aと同様である。学習させたニューラルネットワークで交通音を判定するときは、条件Bと同様である。

【0123】

10

20

30

40

50

まず、バギングでの条件 A における、データテーブル T 1 0 0 に基づいたバギング集団学習処理を説明する。

【 0 1 2 4 】

再び、図 4 を参照して、ステップ S 1 0 0 では、ニューラルネットワークの数が 1 0 個に設定される。また、各ニューラルネットワークの入力ユニットの数は 3 2 個に設定される。また、ニューラルネットワークの隠れ層の数は、1 つに設定される。また、ニューラルネットワークの隠れユニットの数は 2 0 個に設定される。また、ニューラルネットワークの学習率は、“ 0 . 2 ” に設定される。また、ニューラルネットワークから出力される結果データの値の範囲は、“ 0 ” ~ “ 1 ” となるように設定される。

【 0 1 2 5 】

また、条件 A により、ニューラルネットワークの出力ユニットの数が 1 1 個に設定される。したがって、学習用の 1 0 0 個の交通音データの入力ベクトル x_1, \dots, x_{100} にそれぞれ対応するカテゴリラベル y_1, \dots, y_{100} の示すデータは、“ 1 ” ~ “ 1 1 ” のいずれかに設定される。なお、カテゴリラベル y_i の示す値 “ 1 ” ~ “ 1 1 ” は、カテゴリ $N 1 \sim N 1 1$ にそれぞれ対応する。その後、ステップ S 1 1 0 に進む。

【 0 1 2 6 】

ステップ S 1 1 0 では、前述した学習セット生成処理が行なわれる。その後、ステップ S 1 2 0 に進む。

【 0 1 2 7 】

ステップ S 1 2 0 では、前述のニューラルネットワーク学習処理が行なわれる。その後、ステップ S 1 3 0、S 1 4 0 の処理が順に行なわれる。

【 0 1 2 8 】

ステップ S 1 3 0、S 1 4 0 の処理は、前述のステップ S 1 3 0、S 1 4 0 の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップ S 1 5 0 に進む。

【 0 1 2 9 】

ステップ S 1 5 0 では、 k が $L(10)$ より大きいかが判定される。ステップ S 1 5 0 において、NO の場合、再度、ステップ S 1 1 0 に進む。

【 0 1 3 0 】

以上説明した、ステップ S 1 1 0、S 1 2 0、S 1 3 0、S 1 4 0 の処理が、ステップ S 1 5 0 の条件を満たすまで繰り返されることにより、ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1、2 0 0 . 2、 \dots 、2 0 0 . 1 0 の全てが学習済みとなる。このとき、識別器の集団には、学習済みのニューラルネットワーク 2 0 0 . 1、2 0 0 . 2、 \dots 、2 0 0 . 1 0 が含まれる。

【 0 1 3 1 】

次に、バギングでの条件 A における、データテーブル T 1 0 0 に基づいたバギング判定処理を説明する。ここでは、判定用に 1 9 個の交通音データが用いられ、入力ベクトルは、 $x_{101} \sim x_{119}$ となる。

【 0 1 3 2 】

再び図 6 を参照して、ステップ S 2 0 0、S 2 1 0、S 2 2 0、S 2 3 0、S 2 4 0 の処理が順に行なわれる。ステップ S 2 0 0、S 2 1 0、S 2 2 0、S 2 3 0、S 2 4 0 の処理は、前述のステップ S 2 0 0、S 2 1 0、S 2 2 0、S 2 3 0、S 2 4 0 の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップ S 2 5 0 に進む。

【 0 1 3 3 】

ステップ S 2 5 0 では、ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1、2 0 0 . 2、 \dots 、2 0 0 . 1 0 の各々が有する 3 2 個の入力ユニットに、ステップ S 2 4 0 で求めた 3 2 個の入力データが、それぞれ入力される。ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1、2 0 0 . 2、 \dots 、2 0 0 . 1 0 は、入力データに応じて、出力データ OUT 1、OUT 2、 \dots 、OUT 1 0 をそれぞれ出力する。出力データ OUT 1、OUT 2、 \dots 、OUT 1 0

10

20

30

40

50

は、判定回路 250 へ入力される。

【0134】

なお、カテゴリの数が 11 個なので、OUT1, OUT2, …, OUT10 の各々は、結果データ OT1, OT2, …, OT11 から構成される。その後、ステップ S260 に進む。

【0135】

ステップ S260 では、交通音判定処理が行なわれる。

【0136】

交通音判定処理では、前述したステップ S262, S264 において、 $L = 10$ とし、 $c = 11$ としたときの処理と同様なので詳細な説明は繰り返さない。そして、バギング判定処理は終了する。

10

【0137】

そして、119 個の交通音データのうち学習に用いる 100 個の交通音データのランダムな選定処理、119 個の交通音データのうち判定に用いる 19 個の交通音データのランダムな選定処理、当該 100 個の交通音データの学習処理および当該 19 個の交通音データの判定処理を 20 回繰返し行ない、正しい判定が行なわれた確率（以下においては、「正解率」とも称する。）を求める。

【0138】

図 10 は、実験結果を示すデータテーブル T200 を示す図である。

【0139】

20

図 10 を参照して、NN（ニューラルネットワーク）の列は、複数のニューラルネットワークではなく、従来の 1 つのニューラルネットワークで、学習、判定処理を行なった場合の正解率を示す。前述したバギングでの条件 A における、データテーブル T100 に基づいたバギング判定処理の正解率は、0.555 となった。条件 A では、バギングの正解率は、1 つのニューラルネットワークの正解率（0.554）とほぼ同等という結果となった。

【0140】

次に、バギングでの条件 B における、データテーブル T100 に基づいたバギング集団学習処理を説明する。

【0141】

30

再び、図 4 を参照して、ステップ S100 では、条件 A のときと比較して、ニューラルネットワークの出力ユニットの数が 2 個に設定される点のみが異なる。したがって、学習用の 100 個の交通音データの入力ベクトル x_1, \dots, x_{100} にそれぞれ対応するカテゴリラベル y_1, \dots, y_{100} の示すデータは、“1”, “2” のいずれかに設定される。なお、カテゴリラベル y_i の示す値 “1”, “2” は、グループ A, B にそれぞれ対応する。それ以外は、条件 A のときのステップ S100 の処理と同様なので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップ S110, S120, S130, S140, S150 の処理が順に行なわれる。

【0142】

ステップ S110, S120, S130, S140, S150 の処理は、前述の条件 A のときのステップ S110, S120, S130, S140, S150 の処理とそれぞれ、同様処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。そして、バギング集団学習処理は終了する。

40

【0143】

次に、バギングでの条件 B における、データテーブル T100 に基づいたバギング判定処理を説明する。ここでは、判定用に 19 個の交通音データが用いられ、入力ベクトルは $x_{101} \sim x_{119}$ となる。

【0144】

再び図 5 を参照して、ステップ S200, S210, S220, S230, S240 の処理が順に行なわれる。ステップ S200, S210, S220, S230, S240 の

50

処理は、条件AのときのステップS200, S210, S220, S230, S240の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS250に進む。

【0145】

ステップS250では、条件AのときのS250の処理と同様な処理が行なわれる。そして、出力データOUT1, OUT2, ..., OUT10は、判定回路250へ入力される。

【0146】

なお、グループ数が2なので、OUT1, OUT2, ..., OUT10の各々は、結果データOT1, OT2から構成される。その後、ステップS260に進む。

10

【0147】

ステップS260では、交通音判定処理が行なわれる。

【0148】

交通音判定処理では、前述したステップS262, S264において、 $L = 10$ とし、 $c = 2$ としたときの処理と同様なので詳細な説明は繰り返さない。前述した処理でバギング判定処理は終了する。

【0149】

そして、119個の交通音データのうち学習に用いる100個の交通音データのランダムな選定処理、119個の交通音データのうち判定に用いる19個の交通音データのランダムな選定処理、当該100個の交通音データの学習処理および当該19個の交通音データの判定処理を20回繰返し行ない、前述の正解率を求める。

20

【0150】

再び図10を参照して、前述したバギングでの条件Bにおける、データテーブルT100に基づいたバギング判定処理の正解率は、0.824となった。条件Bでは、バギング判定処理の正解率は、1つのニューラルネットワークの正解率(0.766)より、約6%も向上している。したがって、本発明における交通音識別装置は、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができたといえる。

【0151】

次に、バギングでの条件Cにおける、データテーブルT100に基づいたバギング集団学習処理を説明する。

30

【0152】

再び、図4を参照して、条件Cにおいては、条件AのときのステップS100, S110, S120, S130, S140, S150の処理が順に行なわれる。

【0153】

ステップS100, S110, S130, S120, S140, S150の処理は、前述の条件AのときのステップS100, S110, S130, S120, S140, S150の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。

【0154】

次に、バギングでの条件Cにおける、データテーブルT100に基づいたバギング判定処理を説明する。ここでは、判定用に19個の交通音データが用いられ、入力ベクトルは $x_{101} \sim x_{119}$ となる。

40

【0155】

再び図5を参照して、条件Cにおいては、条件BのときのステップS200, S210, S220, S230, S240, S250, S260の処理が順に行なわれる。ステップS200, S210, S220, S230, S240, S250, S260の処理は、条件BのときのステップS200, S210, S220, S230, S240, S250, S260の処理とそれぞれ同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。そして、バギング判定処理は終了する。

【0156】

そして、119個の交通音データのうち学習に用いる100個の交通音データのランダ

50

ムな選定処理、119個の交通音データのうち判定に用いる19個の交通音データのランダムな選定処理、当該100個の交通音データの学習処理および当該19個の交通音データの判定処理を20回繰返し行ない、前述の正解率を求める。

【0157】

再び図10を参照して、前述したバギングでの条件Cにおける、データテーブルT100に基づいたバギング判定処理の正解率は、0.843となった。条件Cでは、バギング判定処理の正解率は、1つのニューラルネットワークの正解率(0.800)より、約4%も向上している。

【0158】

また、グループレベルで学習を行ない、グループレベルで判定を行なう条件Bの正解率(0.824)より、カテゴリレベルで学習を行ない、グループレベルで判定を行なう条件Cの方が、正解率が0.843と、約2%も向上した。したがって、条件Cのバギングは、交通音の識別に非常に有効であるといえる。したがって、本発明における交通音識別装置は、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができたといえる。

【0159】

<第2の実施の形態>

第1の実施の形態では、バギングについて説明したが、本実施の形態では、アダプーストについて説明する。アダプーストでは、詳細は後述するが、学習セット S_k の作成方法がバギングと異なる。

【0160】

本実施の形態では使用する交通音識別装置は、第1の実施の形態の交通音識別装置100と同じであるので、構成および機能については、詳細な説明は繰り返さない。

【0161】

次に、アダプーストの集団学習処理(以下においては、アダプースト集団学習処理とも称する)について説明する。

【0162】

アダプースト集団学習処理では、バギング集団学習処理と同様、前述の(1)式で表される学習セット S を利用する。

【0163】

図11は、アダプースト集団学習処理の流れを示すフローチャートである。

【0164】

図11を参照して、ステップS300では、ステップS100と同様な初期化処理が行なわれる。ステップS300では、さらに、学習セット S_k を作成する際に使用する分布 w_k の初期化が行なわれる。分布 w_k は、学習セット S_k を作成する毎に更新される。具体的には、1番目の分布 w_1 が求められる。分布 w_1 は、次の(2)式によって求められる。

【0165】

【数2】

$$w_1(i, y) = 1/|B| \quad (i, y) \in B \quad \dots (2)$$

【0166】

B は、全てのミスラベルの集合である。ここで、ミスラベルとは、事例 i が入力ベクトル x_i のインデックスである場合、事例 i の正しくないラベル y のことである。すなわち、 (i, y) は、正しくないラベルのペアを示す。 B は、次の(3)式で表される。

【0167】

【数3】

$$B = \{(i, y) : i \in \{1, \dots, N\}, y \neq y_i\} \quad \dots (3)$$

【0168】

(2)式の $|B|$ は、ミスラベル集合の要素の数であり、次の(4)式によって表され

10

20

30

40

50

る。

【 0 1 6 9 】

【 数 4 】

$$|B| = N(c-1) \quad \dots (4)$$

【 0 1 7 0 】

ここで、 c は、前述のカテゴリラベルまたはグループの数を示す。

【 0 1 7 1 】

(2) , (3) , (4) 式により、分布 W_1 が求められる。その後、ステップ S 3 1 0 に進む。

【 0 1 7 2 】

ステップ S 3 1 0 では、分布 w_k を使用して k 番目の学習セット S_k の生成処理が行なわれる。このとき、 k の初期値は、“ 1 ” に設定されている。

【 0 1 7 3 】

再び、図 5 を参照して、学習セット S_1 、 S_2 、 S_L は、 N 個の交通音データからなる学習セット S (学習データ) から、 W_1 、 W_2 、 W_L にそれぞれ基づいて、重複を妨げないでランダムに N 個の交通音データを選択することによって生成される。

【 0 1 7 4 】

なお、 W_1 は定数なので、1 番目の学習セット S_1 のみは、学習セット S から、重複を妨げないで一定の確率でランダムに N 個の交通音データを選択することによって生成される。

【 0 1 7 5 】

再び図 1 1 を参照して、ステップ S 3 1 0 において、 k 番目の学習セット S_k の生成処理が終了すると、ステップ S 3 2 0 に進む。

【 0 1 7 6 】

ステップ S 3 2 0 では、学習セット S_k を k 番目のニューラルネットワーク (たとえば、ニューラルネットワーク 2 0 0 . 1) で学習させる NN 学習処理が行なわれる。NN 学習処理は、前述のステップ S 1 2 0 の NN 学習処理と同様なので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップ S 3 3 0 に進む。

【 0 1 7 7 】

ステップ S 3 3 0 では、 k 番目のニューラルネットワークの擬似ロス ε_k の演算処理が行なわれる。擬似ロス ε_k は、次の (5) 式によって求められる。

【 0 1 7 8 】

【 数 5 】

$$\varepsilon_k = \frac{1}{2} \sum_{(i,y) \in B} w_k(i,y)(1-h_k(x_i,y_i)+h_k(x_i,y)) \quad \dots (5)$$

【 0 1 7 9 】

$h_k(x_i, y_i)$ は、 k 番目のニューラルネットワークに x_i を入力した場合の y_i の出力 OT_{y_i} の値 (たとえば、0 . 8) であり、 $h_k(x_i, y)$ は、 k 番目のニューラルネットワークに x_i を入力した場合の y_i 以外のカテゴリラベルの出力の値の合計 (たとえば、0 . 3) である。擬似ロス ε_k の値が大きいほど、交通音データの学習が困難であったことを示す。擬似ロス ε_k の値が小さい (“ 0 ” に近い) ほど、交通音データの学習が容易であったことを示す。その後、ステップ S 3 4 0 に進む。

【 0 1 8 0 】

ステップ S 3 4 0 では、分布 w_k の更新が行なわれる。分布 w_k の更新は、次の、(6) 式によって行なわれる。

【 0 1 8 1 】

10

20

30

40

【数6】

$$w_{k+1}(i, y) = \frac{w_k(i, y)}{z_k} \cdot \beta_k^{(1/2)(1+h_k(x_i, y_1)-h_k(x_i, y))} \quad \dots (6)$$

【0182】

z_k は、 w_{k+1} が確率分布になるようにするための正規化定数である。 β_k は、次の(7)式によって求められる。

【0183】

【数7】

$$\beta_k = \varepsilon_k / (1 - \varepsilon_k) \quad \dots (7)$$

10

【0184】

(5)式、(6)式、(7)式により、分布 w_k を更新した分布 w_{k+1} が求められる。その後、ステップS350に進む。

【0185】

ステップS350では、 k 番目の学習済みのニューラルネットワーク(ニューラルネットワーク200.1)を前述した識別器の集団に追加する。なお、初めて、ステップS350の処理が行なわれる前の識別器の集団には、何も含まれていない。その後、ステップS360に進む。

【0186】

ステップS360では、 k が1インクリメントされる。その後、ステップS370の処理が行なわれる。

20

【0187】

ステップS370では、 k が L より大きいか否かが判定される。ステップS370において、NOの場合、再度、ステップS310に進む。

【0188】

以上説明した、ステップS310, S320, S330, S340, S350, S360の処理が、ステップS370の条件を満たすまで繰り返されることにより、ニューラルネットワーク200.1, 200.2, ..., 200.Lの全てが学習済みとなる。このとき、識別器の集団には、学習済みのニューラルネットワーク200.1, 200.2, ..., 200.Lが含まれる。

30

【0189】

以上の処理により、S310では、 k の値を大きくする毎に、分布 w_k を変化させ、学習セット S_k を生成する。学習セット S_k は、 k の値が大きいく程、学習が困難であった交通音データを含む。すなわち、 k の値が大きい学習セット S_k を入力データとするニューラルネットワーク200.kは、交通音の判定をより正確にできるようになる。

【0190】

そして、ステップS370において、YESの場合、このアダプスト集団学習処理は終了する。

【0191】

次に、アダプストにおいて、収集した交通音の種類を判定させる処理(以下においては、アダプスト判定処理とも称する)について説明する。

40

【0192】

図12は、アダプスト判定処理の流れを示すフローチャートである。

【0193】

次に、図1、図12を参照して、アダプスト判定処理を説明する。

【0194】

ステップS400では、ステップS200と同様な処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS410に進む。

【0195】

50

ステップS 4 1 0では、ステップS 2 1 0と同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。ステップS 4 1 0において、NOの場合、再度、ステップS 4 0 0に進む。一方、ステップS 4 1 0において、YESの場合、ステップS 4 2 0, S 4 3 0, S 4 4 0, S 4 5 0の処理が順に行なわれる。

【0 1 9 6】

ステップS 4 2 0, S 4 3 0, S 4 4 0, S 4 5 0の処理は、ステップS 2 2 0, S 2 3 0, S 2 4 0, S 2 5 0の処理とそれぞれ同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS 4 6 0に進む。

【0 1 9 7】

ステップS 4 6 0では、交通音判定処理が行なわれる。交通音判定処理では、判定回路2 5 0が、ニューラルネットワーク2 0 0 . 1, 2 0 0 . 2, …, 2 0 0 . Lからそれぞれ出力された出力データOUT 1, OUT 2, …, OUT Lの重み付け演算により交通音を判定する。具体的には、判定回路2 5 0が、次の重み付け演算の(8)式によって求められたカテゴリラベル $h_{fin}(x)$ により、交通音を判定する。

【0 1 9 8】

【数 8】

$$h_{fin}(x) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{k=1}^L \left(\log \frac{1}{\beta_k} \right) h_k(x, y) \quad \dots (8)$$

【0 1 9 9】

たとえば、カテゴリラベル $h_{fin}(x)$ が、“N 2”であれば、判定する交通音は、カテゴリN 2の急ブレーキ音と判定されたことになる。

【0 2 0 0】

その後、このアダプスト判定処理は終了する。

【0 2 0 1】

次に、実際に具体的なデータを使用した場合の、前述したアダプストによる処理の説明と、処理の結果について説明する。

【0 2 0 2】

なお、本実施の形態における実験条件は、実施の形態1における実験条件と同じであるので詳細な説明は繰り返さない。

【0 2 0 3】

まず、アダプストでの条件Aにおける、データテーブルT 1 0 0に基づいたアダプスト集団学習処理を説明する。

【0 2 0 4】

再び、図1 1を参照して、ステップS 3 0 0では、条件AでのステップS 1 0 0と同様な処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS 3 1 0, S 3 2 0, S 3 3 0, S 3 4 0, S 3 5 0, S 3 6 0の処理が順に行なわれる。

【0 2 0 5】

ステップS 3 1 0, S 3 2 0, S 3 3 0, S 3 4 0, S 3 5 0, S 3 6 0の処理は、前述のステップS 3 1 0, S 3 2 0, S 3 3 0, S 3 4 0, S 3 5 0, S 3 6 0とそれぞれ、同様な処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS 3 7 0に進む。

【0 2 0 6】

ステップS 3 7 0では、kがL(1 0)より大きいかが判定される。ステップS 3 7 0において、NOの場合、再度、ステップS 3 1 0に進む。

【0 2 0 7】

以上説明した、ステップS 3 1 0, S 3 2 0, S 3 3 0, S 3 4 0, S 3 5 0, S 3 6 0の処理が、ステップS 3 7 0の条件を満たすまで繰り返されることにより、ニューラルネットワーク2 0 0 . 1, 2 0 0 . 2, …, 2 0 0 . 1 0の全てが学習済みとなる。このとき、識別器の集団には、学習済みのニューラルネットワーク2 0 0 . 1, 2 0 0 .

10

20

30

40

50

2, ..., 200.10が含まれる。

【0208】

次に、アダプーストでの条件Aにおける、データテーブルT100に基づいたアダプースト判定処理を説明する。

【0209】

再び図12を参照して、ステップS400, S410, S420, S430, S440の処理が順に行なわれる。ステップS400, S410, S420, S430, S440の処理は、前述のステップS400, S410, S420, S430, S440の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS450に進む。

10

【0210】

ステップS450では、ニューラルネットワーク200.1, 200.2, ..., 200.10の各々が有する32個の入力ユニットに、ステップS240で求めた32個の入力データが、それぞれ入力される。ニューラルネットワーク200.1, 200.2, ..., 200.10は、入力データに応じて、出力データOUT1, OUT2, ..., OUT10をそれぞれ出力する。出力データOUT1, OUT2, ..., OUT10は、判定回路250へ入力される。

【0211】

なお、カテゴリの数が11個なので、OUT1, OUT2, ..., OUT10の各々は、結果データOT1, OT2, ..., OT11から構成される。その後、ステップS460に進む。

20

【0212】

ステップS460では、交通音判定処理が行なわれる。

【0213】

交通音判定処理では、前述したステップS460において、L=10とし、c=11としたきの処理と同様なので詳細な説明は繰り返さない。そして、アダプースト判定処理は終了する。

【0214】

そして、前述したバギングの場合と同様に、学習処理および判定処理を20回繰り返さない、前述の正解率を求める。

30

【0215】

再び図10を参照して、前述したアダプーストでの条件Aにおける、データテーブルT100に基づいたアダプースト判定処理の正解率は、0.556となった。条件Aでは、アダプースト判定処理の正解率は、1つのニューラルネットワークの正解率(0.554)およびバギングの正解率(0.555)とほぼ同等という結果となった。

【0216】

次に、アダプーストでの条件Bにおける、データテーブルT100に基づいたアダプースト集団学習処理を説明する。

【0217】

再び、図11を参照して、ステップS300では、条件Aのときと比較して、ニューラルネットワークの出力ユニットの数が2個に設定される点のみが異なり、それ以外は、前述のバギングの場合と同様なので詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS310, S320, S330, S340, S350, S360, S370の処理が順に行なわれる。

40

【0218】

ステップS310, S320, S330, S340, S350, S360, S370の処理は、前述の条件AのときのステップS310, S320, S330, S340, S350, S360, S370の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。そして、アダプースト集団学習処理は終了する。

【0219】

50

次に、アダプストでの条件Bにおける、データテーブルT100に基づいたアダプスト判定処理を説明する。

【0220】

再び図12を参照して、ステップS400, S410, S420, S430, S440の処理が順に行なわれる。ステップS400, S410, S420, S430, S440の処理は、条件AのときのステップS400, S410, S420, S430, S440の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。その後、ステップS450に進む。

【0221】

ステップS450では、条件AのときのS450の処理と同様な処理が行なわれる。そして、出力データOUT1, OUT2, ..., OUT10は、判定回路250へ入力される。

10

【0222】

なお、グループ数が2なので、OUT1, OUT2, ..., OUT10の各々は、結果データOT1, OT2から構成される。その後、ステップS460に進む。

【0223】

ステップS460では、交通音判定処理が行なわれる。

【0224】

交通音判定処理では、前述した条件AのときのステップS460において、 $L=10$ とし、 $c=2$ としたときの処理と同様なので詳細な説明は繰り返さない。そして、アダプスト判定処理は終了する。

20

【0225】

そして、前述したバギングの場合と同様に、学習処理および判定処理を20回繰り返さない、正解率を求める。

【0226】

再び図10を参照して、前述したアダプストでの条件Bにおける、データテーブルT100に基づいたアダプスト判定処理の正解率は、0.793となった。条件Bでは、アダプスト判定処理の正解率は、バギングの正解率(0.824)よりも約3%悪いものの、1つのニューラルネットワークの正解率(0.766)よりは、約3%も向上している。したがって、本発明における交通音識別装置は、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができたといえる。

30

【0227】

次に、アダプストでの条件Cにおける、データテーブルT100に基づいたアダプスト集団学習処理を説明する。

【0228】

再び、図11を参照して、条件Cにおいては、条件AのときのステップS300, S310, S320, S330, S340, S350, S360, S370の処理が順に行なわれる。

【0229】

ステップS300, S310, S320, S330, S340, S350, S360, S370の処理は、前述の条件AのときのステップS300, S310, S320, S330, S340, S350, S360, S370の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので詳細な説明は繰り返さない。

40

【0230】

次に、アダプストでの条件Cにおける、データテーブルT100に基づいたアダプスト判定処理を説明する。

【0231】

再び図12を参照して、条件Cにおいては、条件BのときのステップS400, S410, S420, S430, S440, S450, S460の処理が順に行なわれる。ステップS400, S410, S420, S430, S440, S450, S460の処理は

50

、条件BのときのステップS400, S410, S420, S430, S440, S450, S460の処理と、それぞれ同様な処理が行なわれるので、詳細な説明は繰り返さない。そして、アダプスト判定処理は終了する。

【0232】

そして、前述したバギングの場合と同様に、学習処理および判定処理を20回繰返し行ない、前述の正解率を求める。

【0233】

再び図10を参照して、前述したアダプストでの条件Cにおける、データテーブルT100に基づいたアダプストの正解率は、0.805となった。条件Cでは、アダプストの正解率は、1つのニューラルネットワークの正解率(0.800)とほぼ同等という結果となった。

10

【0234】

また、グループレベルで学習を行ない、グループレベルで判定を行なう条件Bの正解率(0.793)より、カテゴリレベルで学習を行ない、グループレベルで判定を行なう条件Cの方が、正解率が0.805と、約1%も向上した。したがって、条件Cのアダプストは、交通音の識別に非常に有効であるといえる。したがって、本発明における交通音識別装置は、交通音の識別を非常に高い精度で行なうことができたといえる。

【0235】

<第3の実施の形態>

本発明は、マイクが接続されたパーソナルコンピュータ(以下においては、PC(Personal Computer)とも称する)においても、適用可能である。その場合、交通音判定プログラム180Aが記録された記録媒体から通信プログラムを読み出して、PCにインストールさせ、交通音判定プログラム180Aに基づいてPCを動作させればよい。以下に詳細な説明を行なう。

20

【0236】

図13は、本実施の形態におけるPC500の内部の構成を示すブロック図である。なお、図13には、説明のために、通信部570、記録媒体555も示している。また、図13は、交通音判定プログラム180AをPC500にインストールするときの構成を示す。この場合、PC500は、交通音識別装置1000として動作する。

【0237】

図13を参照して、通信部570は、ネットワークと有線または無線で、データの授受を行なう。通信部570は、ネットワークとデータの授受を行なう。また、通信部570は、イーサネット(登録商標)を利用した通信用インターフェース(たとえば、ルータ)である。

30

【0238】

また、通信部570は、無線LANの規格であるIEEE802.11a、IEEE802.11b、IEEE802.11g、その他無線技術を利用してデータ通信を行なう通信用インターフェースのいずれであってもよい。

【0239】

PC500には、表示部530と、マウス542と、キーボード544とマイク546

40

【0240】

表示部530は、PC500から出力された画像データに基づいた画像を表示する。表示部530は、制御部510からの指示に応じた画像を表示する。表示部530は、液晶ディスプレイ(LCD(Liquid Crystal Display))、CRT(Cathode Ray Tube)、FED(Field Emission Display)、PDP(Plasma Display Panel)、有機ELディスプレイ(Organic Electro luminescence Display)、ドットマトリクス等その他の画像表示方式の表示機器のいずれであってもよい。

【0241】

マウス542は、ユーザがPC500を操作するためのインターフェースである。キー

50

ボード 5 4 4 は、ユーザが P C 5 0 0 を操作するためのインターフェースである。マイク 5 4 6 は、前述のマイク 1 0 0 と同様、交通音を収集する機能を有する。

【 0 2 4 2 】

P C 5 0 0 は、制御部 5 1 0 と、データ一時記憶部 5 2 2 と、記憶部 5 2 0 と、通信部 5 6 0 と、V D P (Video Display Processor) 5 3 2 と、C G R O M (Character Graphic Read Only Memory) 5 3 4 と、V R A M (Video Random Access Memory) 5 3 6 と、入力部 5 4 0 と、記録媒体アクセス部 5 5 0 とを含む。

【 0 2 4 3 】

C G R O M 5 3 4 には、フォントデータ、図形データなど、表示部 5 3 0 で表示される画像を生成するための画像データが記憶されている。

10

【 0 2 4 4 】

記憶部 5 2 0 には、制御部 5 1 0 に所定の処理を行なわせるための通信プログラム 1 8 0 A、その他各種データ等が記憶されている。記憶部 5 2 0 は、制御部 5 1 0 によってデータアクセスされる。

【 0 2 4 5 】

記憶部 5 2 0 は、制御部 5 1 0 によってデータアクセスされる。記憶部 5 2 0 は、大容量のデータを記憶可能なハードディスクである。なお、記憶部 5 2 0 は、ハードディスクに限定されることなく、電源を供給されなくてもデータを保持可能な媒体（たとえば、フラッシュメモリ）であればよい。

【 0 2 4 6 】

20

すなわち、記憶部 5 2 0 は、記憶の消去・書き込みを何度でも行える E P R O M (Erasable Programmable Read Only Memory)、電氣的に内容を書き換えることができる E E P R O M (Electrically Erasable and Programmable Read Only Memory)、紫外線を使って記憶内容の消去・再書き込みを何度でも行える U V - E P R O M (Ultra-Violet Erasable Programmable Read Only Memory)、その他、不揮発的にデータを記憶保持可能な構成を有する回路のいずれであってもよい。

【 0 2 4 7 】

制御部 5 1 0 は、記憶部 5 2 0 に記憶された交通音判定プログラム 1 8 0 A に従って、P C 5 0 0 の内部の各機器に対する各種処理や、演算処理等を行なう機能を有する。制御部 5 1 0 は、マイクロプロセッサ (Microprocessor)、プログラミングすることができる L S I (Large Scale Integration) である F P G A (Field Programmable Gate Array)、特定の用途のために設計、製造される集積回路である A S I C (Application Specific Integrated Circuit)、その他の演算機能を有する回路のいずれであってもよい。

30

【 0 2 4 8 】

また、制御部 5 1 0 は、記憶部 5 2 0 に記憶された交通音判定プログラム 1 8 0 A に従って、V D P 5 3 2 に対し、画像を生成させ、当該画像を表示部 5 3 0 に表示させる指示（以下においては、「描画指示」とも称する）を出す。

【 0 2 4 9 】

V D P 5 3 2 は表示部 5 3 0 と接続されている。V D P 5 3 2 は、制御部 5 1 0 からの描画指示に応じて、C G R O M 5 3 4 から必要な画像データを読み出し、V R A M 5 3 6 を利用して画像を生成する。そして、V D P 5 3 2 は、V R A M 5 3 6 に記憶された画像データを読み出し、表示部 5 3 0 に、当該画像データに基づく画像を表示させる。

40

【 0 2 5 0 】

V R A M 5 3 6 は、V D P 5 3 2 が生成した画像を一時的に記憶する機能を有する。

【 0 2 5 1 】

データ一時記憶部 5 2 2 は、制御部 5 1 0 によってデータアクセスされ、一時的にデータを記憶するワークメモリとして使用される。

【 0 2 5 2 】

データ一時記憶部 5 2 2 は、データを一時的に記憶可能な R A M (Random Access Memory)、S R A M (Static Random Access Memory)、D R A M (Dynamic Random Access M

50

emory)、S D R A M (Synchronous DRAM)、ダブルデータレートモードという高速なデータ転送機能を持ったS D R A MであるD D R - S D R A M (Double Data Rate SDRAM)、Rambus社が開発した高速インターフェース技術を採用したD R A MであるR D R A M (Rambus Dynamic Random Access Memory)、D i r e c t - R D R A M (Direct Rambus Dynamic Random Access Memory)、その他、データを揮発的に記憶保持可能な構成を有する回路のいずれであってもよい。

【0253】

入力部540には、マウス542と、キーボード544と、マイク546とが接続されている。マウス542またはキーボード544からの入力指示は、入力部540を介して制御部510に伝達される。制御部510は、入力部540からの入力指示に基づいて所定の処理を行なう。また、マイク546から収集された交通音は、入力部540を介して制御部510に伝達される。

10

【0254】

制御部510は、入力部540から入力された交通音に対して、第1および第2の実施の形態で説明した音圧演算回路110、パワースペクトル演算回路120、サブバンド演算回路130、ニューラルネットワーク200.1, 200.2, ..., 200.L、学習回路210および判定回路250と同様な処理を行なう。

【0255】

記録媒体アクセス部550は、交通音判定プログラム180Aが記録された記録媒体555から、交通音判定プログラム180Aを読み出す機能を有する。記録媒体555に記憶されている交通音判定プログラム180Aは、制御部510の動作(インストール処理)により、記録媒体アクセス部550から読み出され、記憶部520に記憶される。

20

【0256】

記録媒体555は、D V D - R O M (Digital Versatile Disk Read Only Memory)、C D - R O M (Compact Disk Read Only Memory)、M O (Magneto Optical Disk)、フロッピー(登録商標)ディスク、C F (Compact Flash) カード、S M (Smart Media(登録商標))、M M C (Multi Media Card)、S D (Secure Digital) メモリーカード、メモリースティック(登録商標)、x DピクチャーカードおよびU S Bメモリ、磁気テープ、その他不揮発性メモリのいずれであってもよい。

【0257】

通信部560は、制御部510とデータの授受を行なう。また、通信部560は、通信部135と有線または無線で、データの授受を行なう。通信部560は、前述の通信部570と同様なインターフェースである。

30

【0258】

また、通信部560は、U S B (Universal Serial Bus) 1.1、U S B 2.0、その他シリアル転送を行なう通信用インターフェースのいずれであってもよい。また、通信部560は、セントロニクス仕様、I E E E 1284 (Institute of Electrical and Electronic Engineers 1284)、その他パラレル転送を行なう通信用インターフェースのいずれであってもよい。また、通信部560は、I E E E 1394、その他S C S I規格を利用した通信用インターフェースのいずれであってもよい。

40

【0259】

以上説明したように、交通音判定プログラム180AがインストールされたPCにおいても、第1および第2の実施の形態と同様な処理を行なうことができ、本発明を適用可能となる。

【0260】

したがって、本実施の形態においても、第1および第2の実施の形態と同様な効果を得ることができる。

【0261】

なお、交通音判定プログラム180Aが記録される機器は、PCに限定されることなく、交通音を収集可能な機器が接続され、交通音判定プログラム180Aをインストール可

50

能で、交通音判定プログラム 180A に基づいて動作する機器であればよい。

【0262】

以上、本発明においては、ニューラルネットワークにより、バギングまたはアダブーストの手法を行なったが、これに限定されることはなく、バギングまたはアダブーストと同様な手法を利用してもよい。

【0263】

なお、第1および第2の実施の形態に記載の実験結果は、学習用に交通音データを100個しか用いていないため、正解率があまり高くない数値となっているが、学習用の交通音データの数を増やせば、正解率は向上するものと考えられる。

【0264】

今回開示された実施の形態はすべての点で例示であって制限的なものではないと考えられるべきである。本発明の範囲は上記した説明ではなくて特許請求の範囲によって示され、特許請求の範囲と均等の意味および範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

【図面の簡単な説明】

【0265】

【図1】本実施の形態における交通音識別装置の構成を示すブロック図である。

【図2】本実施の形態におけるニューラルネットワーク部の内部構成を示した図である。

【図3】本実施の形態におけるニューラルネットワークの詳細な内部構成を示した図である。

【図4】バギング集団学習処理の流れを示すフローチャートである。

【図5】学習セット生成処理を説明するための図である。

【図6】バギング判定処理の流れを示すフローチャートである。

【図7】バギング判定処理を説明するための図である。

【図8】交通音判定処理の流れを示すフローチャートである。

【図9】交通音の判定に使用したデータテーブルを示す図である。

【図10】実験結果を示すデータテーブルを示す図である。

【図11】アダブースト集団学習処理の流れを示すフローチャートである。

【図12】アダブースト判定処理の流れを示すフローチャートである。

【図13】本実施の形態におけるPCの内部の構成を示すブロック図である。

【符号の説明】

【0266】

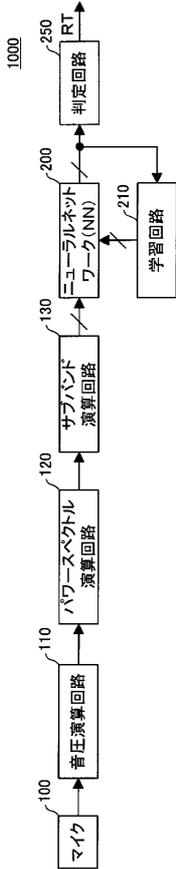
100 マイク、110 音圧演算回路、120 パワースペクトル演算回路、130 サブバンド演算回路、180A 交通音判定プログラム、200 ニューラルネットワーク部、200.1, 200.2, ..., 200.L ニューラルネットワーク、210 学習回路、250 判定回路、500 PC、555 記録媒体、1000 交通音識別装置。

10

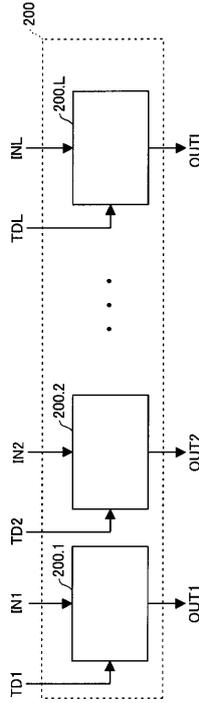
20

30

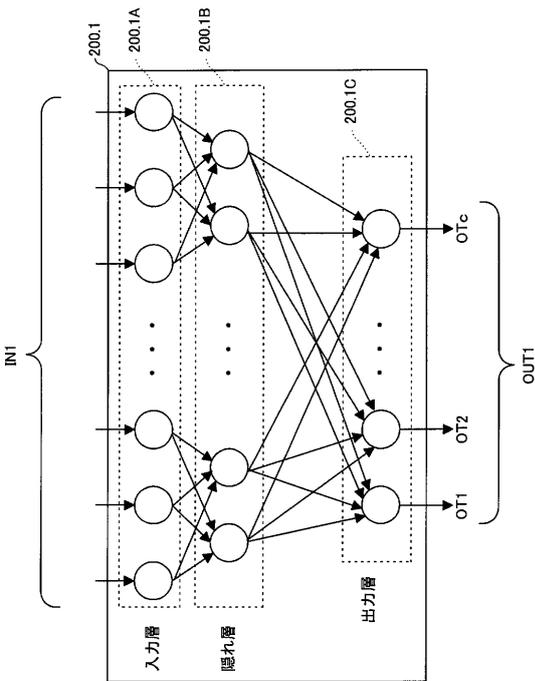
【図1】



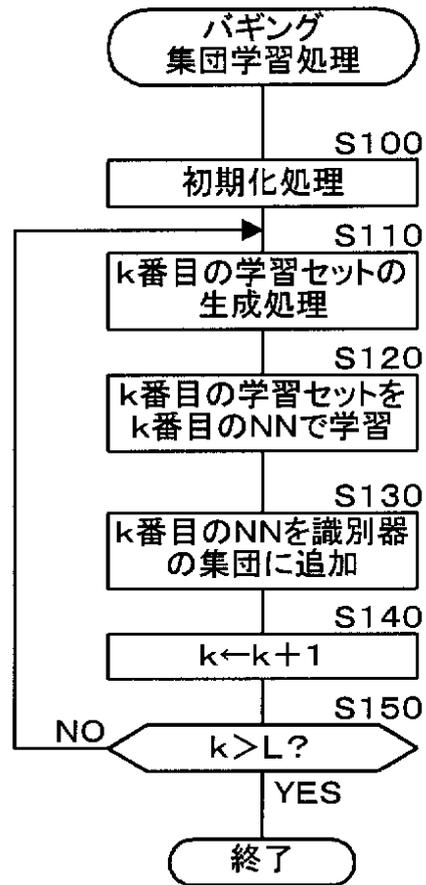
【図2】



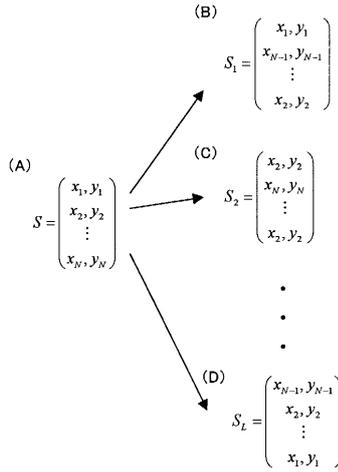
【図3】



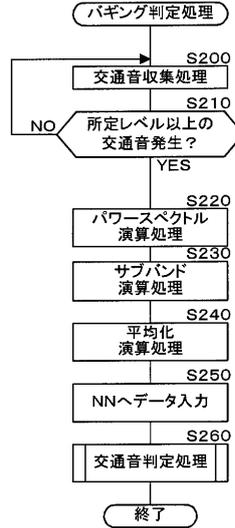
【図4】



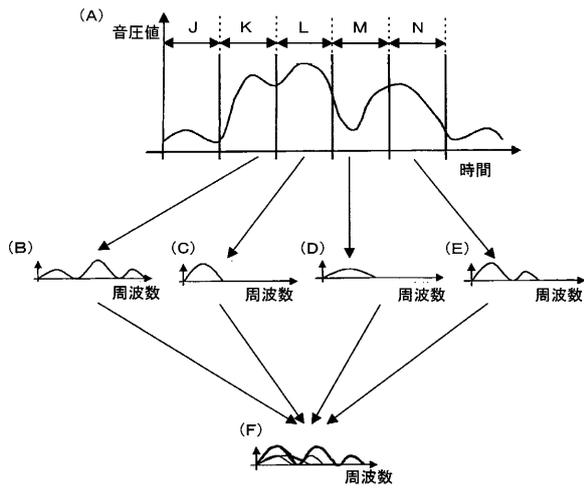
【図5】



【図6】



【図7】



【図8】



【図9】

T100

グループ	カテゴリ	個数
A	事故音	
	N1 衝突音	10
	N2 急ブレーキ音	8
	N3 警笛音	29
B	非事故音	
	N4 エアバイク	6
	N5 救急車のサイレン	6
	N6 バイクのエンジン	8
	N7 ディーゼルエンジン	15
	N8 フリクション	10
	N9 ホーン	12
	N10 クラクション	6
N11 荷台ゆれ	9	

【図10】

T200

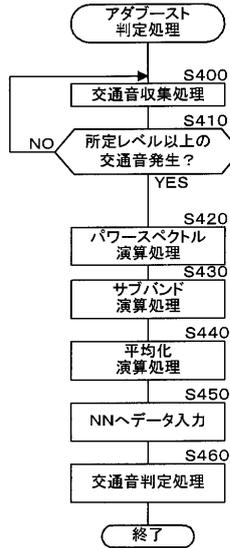
	NN	バギング	アダプスト
条件A	0.554	0.555	0.556
条件B	0.766	0.824	0.793
条件C	0.800	0.843	0.805

学習処理では交通音データ100個のみ使用

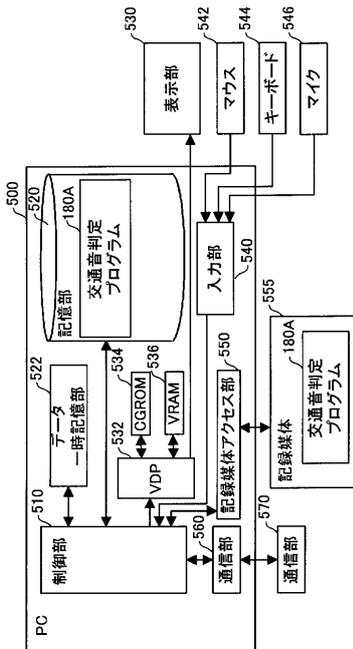
【図11】



【図12】



【図13】



フロントページの続き

- (74)代理人 100098316
弁理士 野田 久登
- (74)代理人 100109162
弁理士 酒井 将行
- (72)発明者 森田 剛史
大阪市此花区島屋一丁目1番3号 住友電気工業株式会社 大阪製作所内
- (72)発明者 服部 理
大阪市此花区島屋一丁目1番3号 住友電気工業株式会社 大阪製作所内
- (72)発明者 天目 健二
大阪市此花区島屋一丁目1番3号 住友電気工業株式会社 大阪製作所内
- (72)発明者 能勢 和夫
大阪府大東市中垣内三丁目1番1号 学校法人大阪産業大学内
- (72)発明者 平松 綾子
大阪府大東市中垣内三丁目1番1号 学校法人大阪産業大学内

審査官 高 木 真 顕

- (56)参考文献 特開2001-033304(JP,A)
特開平02-239362(JP,A)
特開平06-067698(JP,A)
特開平05-258114(JP,A)
特開平03-063775(JP,A)
特開平03-114435(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G 0 8 G	1 / 0 0	-	1 / 0 5 6
G 0 6 N	3 / 0 2		
G 0 6 F	1 5 / 1 8		