

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2014 年 12 月 11 日(11.12.2014)



(10) 国際公開番号
WO 2014/196167 A1

- (51) 国際特許分類:
G06T 7/00 (2006.01) **G06N 3/00** (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2014/002816
- (22) 国際出願日: 2014 年 5 月 28 日(28.05.2014)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (30) 優先権データ:
特願 2013-116918 2013 年 6 月 3 日(03.06.2013) JP
特願 2014-028980 2014 年 2 月 18 日(18.02.2014) JP
- (71) 出願人: 株式会社デンソー(DENSO CORPORATION) [JP/JP]; 〒4488661 愛知県刈谷市昭和町 1 丁目 1 番地 Aichi (JP).
- (72) 発明者: 安倍 満(AMBAI, Mitsuru); 〒1500002 東京都渋谷区渋谷 2-15-1 渋谷クロスタワー 28F 株式会社デンソーアイティラボラトリ内 Tokyo (JP). 清水 幹郎(SHIMIZU, Mikio); 〒4488661 愛知県刈谷市昭和町 1 丁目 1 番地株式会社デンソー内 Aichi (JP).
- (74) 代理人: 金 順姫(KIN, Junhi); 〒4600003 愛知県名古屋市中区錦 2 丁目 1 3 番 1 9 号 瀧定ビル 6 階 Aichi (JP).

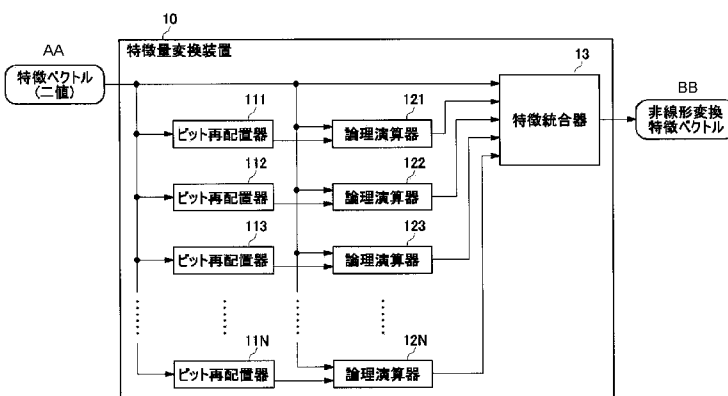
- (81) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, KE, KG, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.
- (84) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類:

— 国際調査報告 (条約第 21 条(3))

(54) Title: FEATURE AMOUNT CONVERSION DEVICE, LEARNING DEVICE, RECOGNITION DEVICE, AND FEATURE AMOUNT CONVERSION PROGRAM PRODUCT

(54) 発明の名称: 特徴量変換装置、学習装置、認識装置、及び特徴量変換プログラム製品



10 Feature amount conversion device
13 Feature integration unit
111, 112, 113, 11N Bit rearrangement unit
121, 122, 123, 12N Arithmetic logic unit
AA Feature vector (binary)
BB Non-linearly converted feature vector

(57) Abstract: A feature amount conversion device (10) is provided with a plurality of bit rearrangement units (111-11N) for generating rearranged bit strings derived by rearranging the elements of an inputted binary feature vector into diverse arrangements, a plurality of arithmetic logic units (121-12N) for generating arithmetic logic bit strings by performing an arithmetic logic operation on each of the plurality of rearranged bit strings and the inputted feature vector, and a feature integration unit (13) for generating a non-linearly converted feature vector by integrating the plurality of generated arithmetic logic bit strings.

(57) 要約: 特徴量変換装置 (10) は、入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列した再配列ビット列を生成する複数のビット再配列器 (111~11N) と、複数の再配列ビット列の各々と入力された特徴ベクトルとの論理演算をそれぞれ行って、それぞれ論理演算ビット列を生成する複数の論理演算器 (121~12N) と、生成された複数の論理演算ビット列を統合して、非

線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部 (13) とを備えている。

WO 2014/196167 A1

明 細 書

発明の名称：

特徴量変換装置、学習装置、認識装置、及び特徴量変換プログラム製品
関連出願の相互参照

[0001] 本開示は、2013年6月3日に出願された日本出願番号2013-116918号と、2014年2月18日に出願された日本出願番号2014-28980号に基づくもので、ここにその記載内容を援用する。

技術分野

[0002] 本開示は、対象の認識に用いる特徴量を変換する特徴量変換装置、それを含む学習装置及び認識装置、並びに特徴量変換プログラム製品に関するものである。

背景技術

[0003] 従来、画像検索、音声認識、文章検索などの多くの分野で機械学習によって対象を認識する認識装置が実用化されている。この認識のために、画像、音声、文章などの情報から特徴量が抽出される。画像から特定の対象を認識する場合には、画像の特徴量として、例えばHOG (Histograms of Oriented Gradients) 特徴量を用いることができる（例えば、非特許文献1を参照）。特徴量は、計算機で扱いやすいように特徴ベクトルの形式で扱われる。すなわち、画像、音声、文章などの情報は、対象認識のために特徴ベクトルに変換される。

[0004] 認識装置は、特徴ベクトルを認識モデルに適用することで対象を認識する。例えば、線形識別器の認識モデルは、式（1）で与えられる。

[0005] $f(x) = w^T x + b \quad \dots (1)$

ここで、 x は特徴ベクトルであり、 w は重みベクトルであり、 b はバイアスである。線形識別器は、特徴ベクトル x が与えられたときに、 $f(x)$ がゼロより大きい小さいかによって、二値分類を行う。

[0006] このような認識モデルは、学習用に準備された多数の特徴ベクトルを用い

て学習を行うことによって決定される。上記の線形識別器の例では、多数の正例と負例を学習データとして用いることで、重みベクトル w 及びバイアス b が決定される。具体的な方法としては、例えば、SVM (support vector machine) による学習を採用できる。

[0007] 線形識別器は、学習及び識別に要する計算が速いため、特に有用である。しかしながら、線形識別器は、線形判別（二値分類）しかできないため、識別能力に乏しいという欠点がある。そこで、特徴量に予め非線形変換をかけておくことで、特徴量の記述能力を向上させる試みがされている。例えば、特徴量の共起性を用いることで、識別能力を強化する試みが行われている。具体的には、FIND (Feature Interaction Descriptor) 特徴量がこれに相当する（例えば、非特許文献2を参照）。

[0008] FIND特徴量は、特徴ベクトルの各要素のすべての組み合わせに関して調和平均をとることで、共起要素とし、特徴量の識別能力を高めるものである。具体的には、 D 次元の特徴ベクトル $x = (x_1, x_2, \dots, x_D)^T$ が与えられたときに、すべての要素の組み合わせに対して、式(2)の非線形な計算を行う。

$$[0009] \quad y_{ij} = x_i y_j / (x_i + y_j) \quad \dots (2)$$

このとき、FIND特徴量は、 $y = (y_{11}, y_{12}, \dots, y_{DD})^T$ で与えられる。

[0010] 例えば、特徴ベクトル x が32次元であるとき、組み合わせの重複を取り除いたFIND特徴量は528次元となる。なお、必要に応じて、 y は長さが1となるように正規化されてよい。

先行技術文献

非特許文献

[0011] 非特許文献1: Navneet Dalal and Bill Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", CVPR '05 Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Volume 1 - Volume 01, Pages 886-893

非特許文献2 : Hui CAO, Koichiro YAMAGUCHI, Mitsuhiko OHTA, Takashi NAITO, and Yoshiki NINOMIYA, "Feature Interaction Descriptor for Pedestrian Detection", IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems Vol.E93-D No.9 pp.2656-2659

発明の概要

- [0012] しかしながら、FIND特徴量を求めるには、特徴ベクトルの要素のすべての組み合わせの計算が必要であり、この計算量は次元数に対して二乗のオーダーになる。また、各要素の計算において割り算が発生するため、きわめて遅いという問題がある。さらに、特徴量の次元数が大きい場合、メモリの消費量が大きくなるという問題もある。
- [0013] 本開示は、上記の問題に鑑みてなされたものであり、特徴量が二値であるときに、特徴量の非線形変換を高速に行う特徴量変換装置を提供することを目的とする。
- [0014] 本開示の他の目的は、特徴ベクトルが二値でない場合にも、これを二値に変換する特徴量変換装置を提供することである。
- [0015] 本開示の第一の例の特徴量変換装置は、入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列した複数の再配列ビット列を生成するビット再配列部と、前記複数の再配列ビット列の各々と入力された前記特徴ベクトルとの論理演算をそれぞれ行って、複数の論理演算ビット列を生成する論理演算部と、生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部とを備えた構成を有している。この構成により、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。
- [0016] 前記特徴統合部は、さらに、入力された前記特徴ベクトルの要素も生成された複数の前記論理演算ビット列とともに統合してよい。この構成によれば、もとの特徴ベクトルの要素も利用することで、演算量を増大させることなくより記述能力の高い非線形変換特徴ベクトルを得ることができる。

- [0017] 前記論理演算部は、前記再配列ビット列と、入力された前記特徴ベクトルとの排他的論理和を計算してよい。排他的論理和は、調和平均と等価であり、「+1」と「-1」の出現確率も同じであるので、この構成によれば、F I N D相当の高い特徴記述能力をもつ共起要素を算出できる。
- [0018] 前記ビット再配列部は、入力された前記特徴ベクトルの要素に対して、キャリアなしローテートシフトを行うことで前記再配列ビット列を生成してよい。この構成によれば、特徴記述能力の高い共起要素を効率よく算出できる。
- [0019] 前記特徴量変換装置は、入力された前記特徴ベクトルが d 次元であるときに、 $d/2$ 個の前記ビット再配列部を備えていてよい。この構成によれば、各ビット再配列部が1ビットずつずらしたキャリアなしローテートシフトを行うことで、複数のビット再配列部によって、入力された特徴ベクトルの要素のすべての組み合わせを生成できる。
- [0020] 前記ビット再配列部は、入力された前記特徴ベクトルの要素に対して、ランダムな再配列を行ってよい。この構成によっても、特徴記述能力の高い共起要素を算出できる。
- [0021] 前記特徴量変換装置は、入力された実数の特徴ベクトルを二値化して前記二値の特徴ベクトルを生成する複数の二値化部と、前記複数の前記二値化部の各々に対応する複数の共起要素生成部とを備え、前記複数の共起要素生成部の各々は、前記複数のビット再配列部と前記複数の論理演算部とを備え、前記複数の共起要素生成部の各々には、対応する前記二値化部から前記二値の特徴ベクトルが入力され、前記特徴統合部は、複数の前記共起要素生成部の複数の前記論理演算部の各々によって生成された前記論理演算ビット列のすべてを統合して、前記非線形変換ベクトルを生成してよい。この構成によれば、特徴ベクトルの要素が実数である場合にも、特徴記述能力の高い二値の特徴ベクトルを高速に得ることができる。
- [0022] 前記二値の特徴ベクトルはH O G特徴量を二値化して得られた特徴ベクトルであってよい。

[0023] 本開示の第二の例の特徴量変換装置は、入力された二値の特徴ベクトルの要素を再配列して再配列ビット列を生成するビット再配列部と、前記再配列ビット列と入力された前記特徴ベクトルとの論理演算を行って、論理演算ビット列を生成する論理演算部と、前記特徴ベクトルの要素と生成された前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部とを備えた構成を有している。この構成によっても、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。

[0024] 本開示の第三の例の特徴量変換装置は、入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列した再配列ビット列を生成する複数のビット再配列部と、前記複数のビット再配列部にて生成されたそれぞれの前記再配列ビット列どうしの論理演算を行って、論理演算ビット列を生成する論理演算部と、前記特徴ベクトルの要素と生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部とを備えた構成を有している。この構成によっても、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。

[0025] 本開示の第四の例の特徴量変換装置は、入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列した再配列ビット列を生成する複数のビット再配列部と、前記複数のビット再配列部にて生成されたそれぞれの前記再配列ビット列どうしの論理演算を行って、それぞれ論理演算ビット列を生成する複数の論理演算部と、生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部とを備えた構成を有している。この構成によっても、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。

[0026] 本開示の例の学習装置は、上記の複数の例の何れかの特徴量変換装置と、前記特徴量変換装置にて生成された前記非線形変換特徴ベクトルを用いて学

習を行う学習部とを備えた構成を有している。この構成によっても、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。

[0027] 本開示の例の認識装置は、上記の複数の例の何れかの特徴量変換装置と、前記特徴量変換装置にて生成された前記非線形変換特徴ベクトルを用いて認識を行う認識部とを備えた構成を有している。この構成によっても、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。

[0028] 上記の認識装置において、前記認識部は、前記認識における重みベクトルと前記非線形変換特徴ベクトルのとの内積計算において、分布の広い順又はエントロピーの値が高い順に計算をして、前記内積が認識のための所定の閾値より大きくなる、又は小さくなると判断できる時点で、前記内積の計算を打ち切ってよい。この構成により、認識処理を高速化できる。

[0029] 本開示の例の特徴量変換プログラム製品は、コンピュータを、入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列してそれぞれ再配列ビット列を生成する複数のビット再配列部、前記複数の再配列ビット列の各々と入力された前記特徴ベクトルとの論理演算をそれぞれ行って、それぞれ論理演算ビット列を生成する複数の論理演算部、及び生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部として機能させるインストラクションを含み、コンピュータ読取可能な非遷移の記憶媒体に記録される。この構成によっても、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。

[0030] 本構成によれば、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできる。

図面の簡単な説明

[0031] 本開示についての上記目的およびその他の目的、特徴や利点は、添付の図

面を参照しながら下記の詳細な記述により、より明確になる。

[図1]本開示の第1の実施の形態における二値の特徴ベクトルの要素の例を示す図

[図2]本開示の第1の実施の形態におけるXORと調和平均との関係を示す図

[図3]本開示の第1の実施の形態における二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す図

[図4]本開示の第1の実施の形態におけるキャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図

[図5]本開示の第1の実施の形態における二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す図

[図6]本開示の第1の実施の形態におけるキャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図

[図7]本開示の第1の実施の形態における二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す図

[図8]本開示の第1の実施の形態におけるキャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図

[図9]本開示の第1の実施の形態における二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す図

[図10]本開示の第1の実施の形態におけるキャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図

[図11]本開示の第1の実施の形態における二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す図

[図12]本開示の第1の実施の形態における特徴量変換装置の構成を示すブロック図

[図13]本開示の第2の実施の形態における画像の1ブロック分のHOG特徴量とそれを二値化した結果を示す図

[図14]本開示の第2の実施の形態における多重閾値による特徴記述能力の強化を説明する図

[図15]本開示の第2の実施の形態における特徴量変換を説明する図

[図16]本開示の第2の実施の形態における特徴量変換装置の構成を示すブロック図

[図17]比較例のプログラムコード

[図18]実施例のプログラムコード

[図19]学習によって認識モデルを生成した後に認識装置にて認識を行ったときの誤検出と検出率との関係を示すグラフ

発明を実施するための形態

[0032] 以下、本開示の実施の形態の特徴量変換装置について、図面を参照しながら説明する。なお、以下に説明する実施の形態は、本開示を実施する場合の一例を示すものであって、本開示を以下に説明する具体的構成に限定するものではない。本開示の実施にあたっては、実施の形態に応じた具体的構成が適宜採用されてよい。

(第1の実施の形態)

第1の実施の形態の特徴量変換装置は、二値のHOG特徴量である特徴ベクトルが与えられたときに、この特徴ベクトルに対して非線形変換を行うことで、識別力の向上した特徴ベクトル（以下、「非線形変換特徴ベクトル」という。）を得る。例えば、8ピクセル×8ピクセルを1単位とした領域をセルと定義したとき、HOG特徴量は、2×2のセルで構成されるブロックごとに32次元のベクトルとして得られる。また、本実施の形態では、このHOG特徴量が二値化されたベクトルとして得られているものとする。本実施の形態の特徴量変換装置の構成を説明する前に、二値の特徴ベクトルに対して非線形変換を行ってFIND相当の共起要素を有する非線形変換特徴ベクトルを求める原理について説明する。

[0033] 図1は、二値の特徴ベクトルの要素の例を示す図である。特徴ベクトルの各要素は、「+1」か「-1」の値をとる。図1において、縦軸は各要素の値を示しており、横軸は要素数（次元数）を示している。図1の例では、要素数は32である。

[0034] FIND特徴量を求める場合には、これらの要素を用いて、式（２）による調和平均を計算する。

$$[0035] \quad a \times b / (|a| + |b|) \quad \cdots (2)$$

ここで、 a 、 b は各要素の値（「＋１」か「－１」）である。 a 、 b は、「＋１」又は「－１」のいずれかであるので、その組み合わせは４通りに限られる。よって、特徴ベクトルの要素が「＋１」か「－１」の二値である場合には、この調和平均はXORと等価になる。

[0036] 図２は、XORと調和平均との関係を示す図である。図２に示すように、XORと調和平均との関係は、 $(-1/2) \times \text{XOR} = \text{調和平均}$ という関係にある。よって、「＋１」及び「－１」に二値化された特徴量については、それらのすべての組み合わせの調和平均を求める代わりに、それらのすべての組み合わせのXORを求めても、FIND特徴量と同等に識別力が向上した特徴量に変換できる。そこで、本実施の形態の特徴量変換装置は、「＋１」及び「－１」の値をとる二値の特徴ベクトルに対して、それらの組み合わせのXORをとることで、識別力を向上させる。

[0037] 図３は、「１」及び「－１」の値をとる二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す図である。図３では、図の簡略化のために、二値の特徴ベクトルの次元数が８である場合を示している。１行目の数列及び１行目の数列は特徴ベクトルである。図３の例では、特徴ベクトルは（＋１，＋１，－１，－１，＋１，＋１，－１，－１）である。

[0038] 式（２）から明らかなように、 a と b とはこれを入れ替えても調和平均は変わらないため、図３の図の太線で囲った部分が、この特徴ベクトルの要素のすべての組み合わせのXORのうちの重複部分を除いた部分となる。よって、本実施の形態では、この部分を共起要素として採用する。なお、同じ要素同士によるXORは必ず「－１」となるので、本実施の形態ではこれらを共起要素として採用しない。

[0039] 本実施の形態のもとの特徴ベクトルの要素と、図３の太線で囲った部分の要素（共起要素）とを並べるとFIND相当の特徴量が得られる。このとき

、もとの特徴ベクトルにキャリーなしローテートシフトを行って各要素同士のXORを計算することで、高速に共起要素を計算できる。

[0040] 図4は、キャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図である。もとの特徴ベクトルのビット列100を右に1ビットシフトして、最右のビットは1ビット目（最左）に持ってくることでキャリーなしローテートシフトを行って、再配列ビット列101を用意する。ビット列100と再配列ビット列101のXORをとると、論理演算ビット列102が得られる。この論理演算ビット列102が共起要素となる。

[0041] 図5に再び二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す。図4の論理演算ビット列102は、図5において太枠で囲った部分に相当する。要素E81は、要素E18と同じである。

[0042] 図6は、キャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図である。もとの特徴ベクトルのビット列100を右に2ビットシフトして、最右の2ビットは1ビット目及び2ビット目にシフトすることでキャリーなしローテートシフトを行って、再配列ビット列201を用意する。ビット列100と再配列ビット列201のXORをとると、論理演算ビット列202が得られる。この論理演算ビット列202が共起要素となる。

[0043] 図7に二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す。図6の論理演算ビット列202は、図7において太枠で囲った部分に相当する。要素E71、E82は、要素E17、E28とそれぞれ同じである。

[0044] 図8は、キャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図である。もとの特徴ベクトルのビット列100を右に3ビットシフトして、最右の3ビットは1ビット目2ビット目、及び3ビット目にシフトすることでキャリーなしローテートシフトを行って、再配列ビット列301を用意する。ビット列100と再配列ビット列301のXORをとると、論理演算ビット列302が得られる。この論理演算ビット列302が共起要素となる。

[0045] 図9に二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す。図8の論理演算ビット列302は、図9において太枠で囲った部分に相当する

。要素E 6 1、E 7 2、E 8 3は、要素E 1 6、E 2 7、E 3 8とそれぞれ同じである。

[0046] 図10は、キャリーなしローテートシフトによる共起要素の計算を示す図である。もとの特徴ベクトルのビット列100を右に4ビットシフトして、右側の4ビットは1ビット目、2ビット目、3ビット目、4ビット目にシフトすることでキャリーなしローテートシフトを行って、再配列ビット列401を用意する。ビット列100と再配列ビット列401のXORをとると、論理演算ビット列402が得られる。この論理演算ビット列402が共起要素となる。

[0047] 図11に二値の特徴ベクトルのすべて要素の組み合わせのXORを示す。図10の論理演算ビット列402は、図11において太枠で囲った部分に相当する。要素E 5 1、E 6 2、E 7 3、E 8 1は、それぞれ要素E 1 5、E 2 6、E 3 7、E 4 8と同じであり、いずれか一方は不要であるが、計算の都合上、これをそのまま用いることとする。

[0048] 図4、図6、図8、図10の計算を行うことで、図3において太線で囲った部分の要素がすべて計算できることになる。即ち、ビット数が8である特徴ベクトルの共起要素の計算は、4回のキャリーなしローテートシフト及びXORの計算によって得ることができる。同様に、二値の特徴ベクトルのビット数（次元数）が32である場合には、16回のキャリーなしローテートシフト及びXORの計算によって得ることができ、一般的には、二値の特徴ベクトルのビット数（次元数）がdである場合には、 $d/2$ 回のキャリーなしローテートシフト及びXORの計算によって得ることができる。

[0049] 特徴量変換装置は、上記のようにして求めた共起要素に、もとの特徴ベクトルの要素を加えて、非線形変換特徴ベクトルを得る。よって、32次元の二値の特徴ベクトルを変換すると、得られる非線形変換特徴ベクトルの次元数は、 $32 \times 16 + 32 = 544$ 次元となる。以下では、上記のような特徴ベクトルの変換を実現する特徴量変換装置の構成を説明する。

[0050] 図12は、本開示の実施の形態の特徴量変換装置の構成を示すブロック図

である。特徴量変換装置 10 は、N 個のビット再配列器 111 ~ 11N と、ビット再配列器と同数 (N 個) の論理演算器 121 ~ 12N と、特徴量統合器 13 を備えている。これらのビット再配列器 111 ~ 11N、論理演算器 121 ~ 12N、及び特徴量統合器 13 の一部又は全部は、コンピュータが特徴量変換プログラムを実行することによって実現されてよく、又はハードウェアによって実現されてもよい。

[0051] 本実施の形態では、特徴量変換装置 10 に、変換すべき特徴量として、二値化された特徴ベクトルが入力される。特徴ベクトルは、N 個のビット再配列器 111 ~ 11N 及び N 個の論理演算器 121 ~ 12N にそれぞれ入力される。N 個の論理演算器 121 ~ 12N にはさらに対応するビット配列器 111 ~ 11N の出力が入力される。

[0052] ビット再配列器 111 ~ 11N は、入力された二値の特徴ベクトルに対して、キャリーなしローテートシフトによる再配列を行って、再配列ビット列を生成する。具体的には、ビット再配列器 111 は、特徴ベクトルを右に 1 ビットのキャリーなしローテートシフトを行い、ビット再配列器 112 は、特徴ベクトルを右に 2 ビットのキャリーなしローテートシフトを行い、ビット再配列器 113 は特徴ベクトルを右に 3 ビットのキャリーなしローテートシフトを行い、ビット再配列器 11N は特徴ベクトルを右に N ビットのキャリーなしローテートシフトを行う。

[0053] 本実施の形態では、入力される二値の特徴ベクトルを d 次元とすると、 $N = d / 2$ とする。これにより、特徴ベクトルのすべての要素のすべての組み合わせについて XOR を計算することができる。

[0054] 論理演算器 121 ~ 12N は、それぞれ対応するビット再配列器 111 ~ 11N から出力された再配列ビット列ともとの特徴ベクトルのビット列との XOR を計算する。具体的には、論理演算器 121 は、ビット再配列器 111 から出力された再配列ビット列ともとの特徴ベクトルのビット列との XOR を計算し (図 4 参照)、論理演算器 122 は、ビット再配列器 112 から出力された再配列ビット列ともとの特徴ベクトルのビット列との XOR を計

算し（図6参照）、論理演算器123は、ビット再配列器113から出力された再配列ビット列ともとの特徴ベクトルのビット列とのXORを計算し（図8参照）、論理演算器12Nは、ビット再配列器11Nから出力された再配列ビット列ともとの特徴ベクトルのビット列とのXORを計算する。

[0055] 特徴統合器113は、もとの特徴ベクトルと、論理演算器121～12Nからの出力（論理演算ビット列）を並べて、それらを要素とする非線形変換特徴ベクトルを生成する。上述のように、入力される特徴ベクトルが3次元であるとき、特徴統合器113で生成される非線形変換特徴ベクトルは5次元となる。

[0056] 以上のように、本実施の形態の特徴量変換装置10によれば、二値化された特徴ベクトルの要素にそれらの共起要素（論理演算ビット列の要素）を付け足して特徴ベクトルの次元を増加させるので、特徴ベクトルの識別力を向上できる。

[0057] また、本実施の形態の特徴量変換装置10は、もとの特徴ベクトルの要素が「+1」及び「-1」であるのでFIND特徴量のようにそれらの調和平均を共起要素とすることと各要素のXORを共起要素とすることが等価であることに着目して、各要素のすべての組み合わせのXORを計算して、それらを共起要素とするので、共起要素の計算を高速に行うことができる。

[0058] さらに、本実施の形態の特徴量変換装置10は、各要素のXORを計算するために、もとの特徴ベクトルのビット列と、それに対してキャリーなしローテートシフトを行ったビット列とのXORを計算するので、計算機のレジスタの幅がもとの特徴ベクトルのビット数（XORの計算の数）以下である場合には、このXORの計算を同時に行うことができ、従って共起要素の計算を高速に行うことができる。

（第2の実施の形態）

次に、第2の実施の形態として、HOG特徴量が二値ベクトルではなく、実数ベクトルとして得られている場合について、それを識別力の高い二値ベクトルに変換する特徴量変換装置について説明する。

[0059] 図13は、画像の1ブロック分のHOG特徴量とそれを二値化した結果を示す図である。本実施の形態のHOG特徴量は、32次元の特徴ベクトルとして得られる。図13の上段は、この特徴ベクトルの各要素を示しており、縦軸は各要素の大きさ、横軸は要素数を示している。

[0060] 各要素は、二値化されて、下段の二値化された特徴ベクトルが得られる。具体的には、各要素のレンジの所定の位置に二値化のための閾値を設け、要素の値が設定された閾値以上である場合は、その要素を「+1」とし、要素の値が設定された閾値より小さい場合は、その要素を「-1」とする。なお、各要素のレンジはそれぞれ異なるため、要素ごとに異なる閾値（32種類）が設定される。特徴ベクトルの32個の実数の要素をそれぞれ二値化することで、32個の要素を持つ二値化された特徴ベクトル（32ビット）に変換できる。

[0061] ここで、多重閾値を用いることによって、特徴ベクトルの特徴記述能力を強化（情報量を増大）させることができる。即ち、k種類の異なる閾値を設定して、各閾値について、図13に示した二値化を行うことで二値化された特徴ベクトルの次元数を増やすことが可能である。

[0062] 図14は、多重閾値による特徴記述能力の強化を説明する図である。この例では、4種類の閾値を用いて二値化を行っている。32次元の実数ベクトルの各要素が、そのレンジの20%位置を閾値として二値化されて、32ビット分の要素が生成される。同様に、32次元の実数ベクトルの各要素が、そのレンジの40%位置、60%位置、80%位置をそれぞれ閾値として二値化されて、各々32ビット分の要素が再生される。これらの要素を統合すると、二値化された128次元の特徴ベクトル（128ビット）が得られる。

[0063] 特徴ベクトルが実数ベクトルとして与えられた場合に、図14に示すように多重閾値による二値化を行って特徴ベクトルの特徴記述能力を向上させた上で、第1の実施の形態として説明した特徴量変換装置10によって非線形変換を行い、さらに情報量を増加させることができる。

[0064] ここで、HOG特徴量の二値化を高速化する工夫について説明する。一般に、HOG特徴量はブロック単位で長さを1に正規化しなければならない。この正規化によって、明るさに対して頑健（ロバスト）になるからである。

[0065] 正規化前の32次元の実数のHOG特徴量を

[0066] [数1]

$$\mathbf{h} = (h_1, h_2, \dots, h_{32})^T$$

とおく。また、正規化後の32次元の実数のHOG特徴量を

[0067] [数2]

$$\bar{\mathbf{h}} = (\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_{32})^T$$

とおく。このとき、

[0068] [数3]

$$\bar{h}_i = \frac{h_i}{\sqrt{\sum_{k=1}^{32} h_k^2}}$$

である。

[0069] 二値化後の32次元のHOG特徴量を

[0070] [数4]

$$\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_{32})^T$$

とする。このとき、

[0071]

[数5]

$$b_i = \begin{cases} +1 & \text{if } \bar{h}_i > T_i \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

である。

[0072] この二値化は、平方根の演算、及び割り算が一度ずつ発生するため、非常に遅い。そこで、HOG特徴量が非負であることに着目し、上記の不等式

[0073] [数6]

$$\bar{h}_i > T_i$$

の両辺を二乗し、左辺の分母を右辺に移項して、下式を得る。

[0074] [数7]

$$h_i^2 > T_i^2 \sum_{k=1}^{32} h_k^2$$

このように変形することで、平方根の演算、及び割り算を行うことなく、下式によって実数のHOG特徴量を二値化することができる。

[0075] [数8]

$$b_i = \begin{cases} +1 & \text{if } h_i^2 > T_i^2 \sum_{k=1}^{32} h_k^2 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、例えば、レンジの20%位置を閾値として二値化した結果「-1

」（閾値より小さい）と判断された要素は、レンジの40%位置、60%位置、80%位置を閾値として二値化した場合にも当然に「-1」となる。この意味で、多重閾値による二値化によって得られた128ビットの二値化ベクトルは冗長な要素を含んでいる。従って、この128ビットの二値化ベクトルをそのまま第1の実施の形態の特徴量変換装置10に適用して共起要素を求めることは効率的でない。そこで、本実施の形態では、このような冗長性を軽減してより効率よく共起要素を求めることができる特徴量変換装置を提供する。

[0076] 図15は、本実施の形態の特徴量変換を説明する図である。本実施の形態の特徴量変換装置は、実数ベクトルとして得られている特徴ベクトルを、k種類の異なる閾値で二値化する。図15の例では、レンジの20%位置、40%位置、60%位置、80%位置の4種類の閾値でもって、32次元の実数ベクトルをそれぞれ二値化することで、それぞれ32個の要素を持つビット列を得る。ここまでは、図14の例と同様である。

[0077] 本実施の形態の特徴量変換装置では、各閾値によって得られたビット列を統合する前に、それらのビット列を用いて、それぞれ共起要素を求める。これによって、図15に示すように、各32ビットのビット列から544ビットのビット列を得ることができる。最終的には、これらの4つのビット列を統合して、2176ビットの二値化された非線形変換特徴ベクトルが得られる。

[0078] 図16は、本実施の形態の特徴量変換装置の構成を示すブロック図である。特徴量変換装置20は、N個の二値化器211～21Nと、二値化器と同数（N個）の共起要素生成器221～22Nと、特徴量統合器23を備えている。これらの二値化器211～21N、共起要素生成器221～22N、及び特徴量統合器23の一部又は全部は、コンピュータが特徴量変換プログラムを実行することによって実現されてよく、又はハードウェアによって実現されてもよい。

[0079] 本実施の形態では、特徴量変換装置20に実数の特徴ベクトルが入力され

る。特徴ベクトルは、N個の二値化器211～21Nにそれぞれ入力される。二値化器211～21Nは、それぞれ異なる閾値で実数の特徴ベクトルを二値化する。二値化された特徴ベクトルは、それぞれ対応する共起要素生成器221～22Nに入力される。

[0080] 共起要素生成器221～22Nは、それぞれ、第1の実施の形態で説明した特徴量変換装置10と同じ構成を有している。すなわち、各共起要素生成器221～22Nは、複数のビット再配列器111～11Nと、複数の論理演算器121～12Nと、特徴統合器13を備え、キャリーなしローテートシフト及びXOR演算によって共起要素を算出し、それらと入力されたビット列とを統合する。

[0081] 各共起要素生成器221～22Nに32ビットのビット列が入力されると、各共起要素生成器221～22Nからはそれぞれ544ビットのビット列が出力される。特徴統合器23は、共起要素生成器221～22Nからの出力を並べて、それらを要素とする非線形変換特徴ベクトルを生成する。上述のように、入力される特徴ベクトルが32次元であるとき、特徴統合器213で生成される特徴ベクトルは2176次元（2176ビット）となる。

[0082] 以上のように、本実施の形態の特徴量変換装置20によれば、特徴量が実数ベクトルとして得られた場合にも、それを二値化するとともにその二値化ベクトルの情報量を多くすることができる。

[0083] 第1の実施の形態の特徴量変換装置10及び第2の実施の形態の特徴量変換装置20は、多数の学習用データから認識モデルを決定する際に、学習用データとして入力される特徴ベクトルに対して上記の非線形変換を行って、非線形変換特徴ベクトルを取得する。この非線形変換特徴ベクトルが、学習装置によるSVM等による学習処理に用いられて、認識モデルが確定する。すなわち、特徴量変換装置10、20は、学習装置に用いられ得る。また、特徴量変換装置10、20は、認識モデルが確定した後に、認識を行うべきデータが学習用データと同様の形式の特徴ベクトルとして入力されたときにも、その特徴ベクトルに対して上記の非線形変換を行って非線形変換特徴ベ

クトルを取得する。この非線形変換特徴ベクトルが、認識装置による線形識別等に用いられて、認識結果が得られる。すなわち、特徴量変換装置 10、20 は、認識装置に用いられ得る。

[0084] なお、論理演算器 121～12N では、必ずしも論理演算として XOR を計算しなくてもよく、例えば AND や OR を計算してもよい。但し、上述のように、XOR は FIND 特徴量を求める際の調和平均と等価であり、かつ、図 2 の図から明らかなように、特徴ベクトルが任意である場合には、XOR の値として「+1」と「-1」とが等確率で出現するため、共起要素のエントロピーが高くなり（情報量が多くなり）、非線形変換特徴ベクトルの記述能力が向上するので、論理演算器 121～12N が XOR を計算することは有利である。

[0085] また、特徴量変換装置 10 及び共起要素生成器 221～22N は、特徴ベクトルの次元数 d に対して、 $d/2$ 個のビット再配列器 111～11N を備えていたが、ビット再配列器の個数は、これより少なくてもよく（ $N=1$ でもよく）、これより多くてもよい。また、論理演算器 121～12N の個数も、 $d/2$ より少なくてもよく（ $N=1$ でもよく）、 $d/2$ より多くてもよい。

[0086] また、ビット再配列器 111～11N は、それぞれもとの特徴ベクトルのビット列に対してキャリーなしローテートシフトをすることで新たなビット列を生成したが、各再配列器 111～11N は、例えばもとの特徴ベクトルのビット列をランダムに並び替えることで新たなビット列を生成してもよい。但し、シフトなしキャリーローテートは、最小のビット数ですべての組み合わせを網羅できるとともに、ロジックがシンプルで処理速度が速いという点で有利である。

[0087] また、論理演算器 121～12N は、もとの特徴ベクトルのビット列とビット再配列器で再配列されたビット列との論理演算を行ったが、一部又はすべての論理演算器が、ビット再配列器で再配列されたビット列どうしの論理演算を行ってもよい。このとき、ビット再配列器で得られるビット列の次元

数ともとの特徴ベクトルの次元数とが異なってもよい。また、二値化器 2 1 1 ~ 2 1 N の入力と出力とで次元が異なってもよい。さらに、特徴統合器 1 3 は、もとの特徴ベクトルの要素も用いて非線形変換特徴ベクトルを生成したが、もとの特徴ベクトルは用いなくてもよい。

[0088] また、上記の第 2 の実施の形態では、各共起要素生成器 2 2 1 ~ 2 2 N が第 1 の実施の形態の特徴量変換装置 1 0 と同様の構成を有し、すなわち複数のビット再配列器 1 1 1 ~ 1 1 N、複数の論理演算器 1 2 1 ~ 1 2 N、及び特徴統合器 1 3 を備えていたが、各共起要素生成器 2 2 1 ~ 2 2 N が、特徴統合器 1 3 を備えずに、複数の論理演算器 1 2 1 ~ 1 2 N から出力される複数の論理演算ビット列を直接特徴統合器 2 3 に出力して、特徴統合器 2 3 がこれらを統合して非線形変換特徴ベクトルを生成してもよい。

(変形例)

また、上記の第 1 及び第 2 の実施の形態では、画像の識別を行う例を説明したが、識別の対象は音声、文章等の他のデータであってもよい。また、認識処理は線形識別ではない他の認識処理であってもよい。

[0089] また、上記の第 1 及び第 2 の実施の形態では、複数のビット再配列器 1 1 1 ~ 1 1 N がそれぞれ再配列ビット列を生成することで複数の再配列ビット列を生成し、複数の論理演算器 1 2 1 ~ 1 2 N がそれぞれ論理演算を行うことで、複数の再配列ビット列の各々ともとの特徴ベクトルのビット列との X O R を計算した。これらの複数のビット再配列器 1 1 1 ~ 1 1 N、複数の論理演算器 1 2 1 ~ 1 2 N は、それぞれ本開示のビット再配列部及び論理演算部に相当する。本開示のビット再配列部及び論理演算部は、上記の実施の形態に限られず、例えば、ソフトウェアの処理によって複数の再配列ビットの生成及び複数の論理演算を行ってもよい。

[0090] 次に、本開示の実施の形態の特徴量変換装置を用いた実施例を説明する。図 1 7 は、比較例のプログラムコードであり、図 1 8 は実施例のプログラムコードである。比較例は、3 2 次元の実数の要素を持つ特徴量を F I N D 特徴量に変換するプログラムである。実施例は、3 2 次元の二値化された要素

を持つ特徴量に対して、第1の実施の形態の特徴量変換装置10によって非線形変換を行うプログラムである。以下、説明の便宜を図るため、 k は二値化の閾値の段階数である。

[0091] 比較例及び実施例のプログラムによって、同一の擬似データを変換した。その結果、比較例では、1ブロックあたりの計算時間は、7212.71ナノ秒となった。これに対して、実施例で、同一の擬似データを変換した場合の1ブロックあたりの計算時間は、 $k=1$ のときに22.04ナノ秒（比較例の327.32倍の速度）、 $k=2$ のときに33.20ナノ秒（比較例の217.22倍の速度）、 $k=3$ のときに42.14ナノ秒（比較例の171.17倍の速度）、 $k=4$ のときに53.76ナノ秒（比較例の134.16倍の速度）となった。このように、実施例の非線形変換は、比較例と比較して十分に高速であった。

[0092] 図19は、学習によって認識モデルを生成した後に認識装置にて認識を行ったときの誤検出と検出率との関係を示すグラフである。横軸は誤検出を示し、縦軸は検出率を示している。認識装置においては、誤検出が小さく、かつ検出率が高いことが望ましい。即ち、図19のグラフでは、左上の角に近いグラフほど認識性能が高い。

[0093] 図19において、破線は、D a l a l 氏のオリジナルの実装によるHOG特徴量をそのまま用いて学習及び認識を行った場合のグラフであり、一点鎖線は、Cパラメータを最適にチューニングして得られたF I N D特徴量を用いて学習及び認識を行った場合のグラフであり、実線は、実施例を示しており、具体的には、 $k=4$ として本開示の第2の実施の形態によって得られた非線形変換特徴ベクトルを用いて学習及び認識を行った場合のグラフである。

[0094] 図19から明らかなように、F I N D特徴量及び実施例は、HOG特徴量をそのまま用いた場合と比較して、認識性能が高い。実施例は、二値化をしているのでF I N D特徴量よりも認識性能が劣るが、その劣化は僅かである。以上の結果から、本開示の実施の形態によれば、F I N D特徴量と比較し

て、処理速度は格段に向上する一方で、認識性能はほとんど劣らないことが確認された。

[0095] 本開示のさらなる実施の形態を説明する。本実施の形態は、実数の特徴量を k 種類の閾値で二値化した場合における識別器での認識をカスケード処理によって高速化する。実数の特徴量 x を k 種類の閾値で二値化して得られるベクトルを、

[0096] [数9]

$$\mathbf{b} = (\mathbf{b}_1^T, \mathbf{b}_2^T, \dots, \mathbf{b}_k^T)^T$$

とおく。識別などの目的の場合には、下式の $\mathbf{w}^T \mathbf{b}$ を計算し、閾値 T_h と比較するという操作が行われる。ここで、 $\mathbf{w}$ は識別のための重みベクトルである。

[0097] [数10]

$$\mathbf{w}^T \mathbf{b} = \sum_{i=1}^k \mathbf{w}_i^T \mathbf{b}_i$$

例えば、 $k=4$ で、 b_1 は 20%、 b_2 は 40%、 b_3 は 60%、 b_4 は 80% の位置で二値化されているものとする。このとき、明らかに b_2 及び b_3 は、 b_1 及び b_4 よりもエントロピーが高くなる。従って、 $\mathbf{w}_2^T \mathbf{b}_2$ 及び $\mathbf{w}_3^T \mathbf{b}_3$ は、 $\mathbf{w}_1^T \mathbf{b}_1$ 及び $\mathbf{w}_4^T \mathbf{b}_4$ よりも広い値の分布を持つことになる。

[0098] これに着目し、本実施の形態では、 $\mathbf{w}_2^T \mathbf{b}_2$ 、 $\mathbf{w}_3^T \mathbf{b}_3$ 、 $\mathbf{w}_1^T \mathbf{b}_1$ 、 $\mathbf{w}_4^T \mathbf{b}_4$ という順序で計算し、途中で $\mathbf{w}^T \mathbf{b}$ が所定の閾値 T_h よりも確実に大きくなる、もしくは小さくなると判断できる場合は、その時点で処理を打ち切る。これにより処理が高速化できる。すなわち、カスケードの順序は、 $\mathbf{w}_i^T \mathbf{b}_i$ の分布の広い順、もしくはエントロピーの値が高い順に並べる。

- [0099] 本開示は、入力された特徴ベクトルの共起要素を、入力された特徴ベクトルの再配列と論理演算によって算出するので、共起要素の演算を高速にできるという効果を有し、対象の認識に用いる特徴量を変換する特徴量変換装置等として有用である。
- [0100] 本開示は、実施例に準拠して記述されたが、本開示は当該実施例や構造に限定されるものではないと理解される。本開示は、様々な変形例や均等範囲内の変形をも包含する。加えて、様々な組み合わせや形態、さらには、それらに一要素のみ、それ以上、あるいはそれ以下、を含む他の組み合わせや形態をも、本開示の範疇や思想範囲に入るものである。

請求の範囲

- [請求項1] 入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列した複数の再配列ビット列を生成するビット再配列部（1 1 1 ~ 1 1 1 N）と、
- 前記複数の再配列ビット列の各々と入力された前記特徴ベクトルとの論理演算をそれぞれ行って、複数の論理演算ビット列を生成する論理演算部（1 2 1 ~ 1 2 N）と、
- 生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部（1 3）と、
- を備えた特徴量変換装置。
- [請求項2] 前記特徴統合部は、さらに、入力された前記特徴ベクトルの要素も生成された複数の前記論理演算ビット列とともに統合する請求項1に記載の特徴量変換装置。
- [請求項3] 前記論理演算部は、前記再配列ビット列と、入力された前記特徴ベクトルとの排他的論理和を計算する請求項1又は2に記載の特徴量変換装置。
- [請求項4] 前記ビット再配列部は、入力された前記特徴ベクトルの要素に対して、キャリーなしローテートシフトを行うことで前記再配列ビット列を生成する請求項1ないし3のいずれかに記載の特徴量変換装置。
- [請求項5] 入力された前記特徴ベクトルがd次元であるときに、 $d/2$ 個の前記ビット再配列部を備えた請求項4に記載の特徴量変換装置。
- [請求項6] 前記ビット再配列部は、入力された前記特徴ベクトルの要素に対して、ランダムな再配列を行う請求項1ないし3のいずれかに記載の特徴量変換装置。
- [請求項7] 入力された実数の特徴ベクトルを二値化して前記二値の特徴ベクトルを生成する複数の二値化部（2 1 1 ~ 2 1 N）と、
- 前記複数の前記二値化部の各々に対応する複数の共起要素生成部（2 2 1 ~ 2 2 N）と、

を備え、

前記複数の共起要素生成部の各々は、前記複数のビット再配列部と前記複数の論理演算部とを備え、

前記複数の共起要素生成部の各々には、対応する前記二値化部から前記二値の特徴ベクトルが入力され、

前記特徴統合部は、複数の前記共起要素生成部の複数の前記論理演算部の各々によって生成された前記論理演算ビット列のすべてを統合して、前記非線形変換ベクトルを生成する請求項 1 ないし 6 のいずれかに記載の特徴量変換装置。

[請求項8] 前記二値の特徴ベクトルは HOG 特徴量を二値化して得られた特徴ベクトルであることを特徴とする請求項 1 ないし 7 のいずれかに記載の特徴量変換装置。

[請求項9] 入力された二値の特徴ベクトルの要素を再配列して再配列ビット列を生成するビット再配列部（1 1 1 ~ 1 1 N）と、

前記再配列ビット列と入力された前記特徴ベクトルとの論理演算を行って、論理演算ビット列を生成する論理演算部（1 2 1 ~ 1 2 N）と、

前記特徴ベクトルの要素と生成された前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部（1 3）と、
を備えた特徴量変換装置。

[請求項10] 入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列した再配列ビット列を生成する複数のビット再配列部（1 1 1 ~ 1 1 N）と、

前記複数のビット再配列部にて生成されたそれぞれの前記再配列ビット列どうしの論理演算を行って、論理演算ビット列を生成する論理演算部（1 2 1 ~ 1 2 N）と、

前記特徴ベクトルの要素と生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部（1 3）

と、

を備えた特徴量変換装置。

[請求項11] 入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列した再配列ビット列を生成する複数のビット再配列部（ $1 \ 1 \ 1 \sim 1 \ 1 \ N$ ）と、

前記複数のビット再配列部にて生成されたそれぞれの前記再配列ビット列どうしの論理演算を行って、それぞれ論理演算ビット列を生成する複数の論理演算部（ $1 \ 2 \ 1 \sim 1 \ 2 \ N$ ）と、

生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部（ $1 \ 3$ ）と、

を備えた特徴量変換装置。

[請求項12] 請求項1ないし11のいずれかに記載の特徴量変換装置と、

前記特徴量変換装置にて生成された前記非線形変換特徴ベクトルを用いて学習を行う学習部と、

を備えた学習装置。

[請求項13] 請求項1ないし11のいずれかに記載の特徴量変換装置と、

前記特徴量変換装置にて生成された前記非線形変換特徴ベクトルを用いて認識を行う認識部と、

を備えた認識装置。

[請求項14] 前記認識部は、前記認識における重みベクトルと前記非線形変換特徴ベクトルのとの内積計算において、分布の広い順又はエントロピーの値が高い順に計算をして、前記内積が認識のための所定の閾値より大きくなる、又は小さくなると判断できる時点で、前記内積の計算を打ち切る請求項13に記載の認識装置。

[請求項15] コンピュータを、

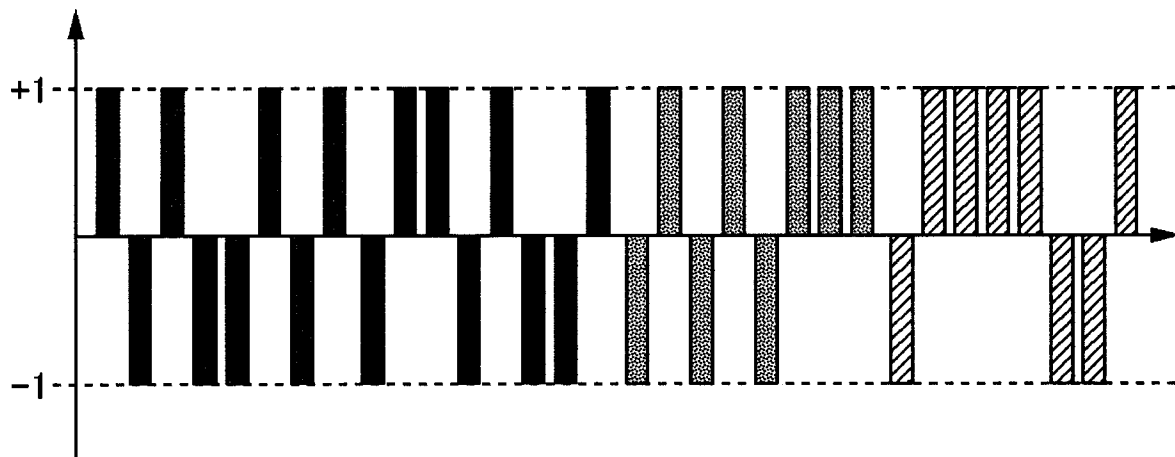
入力された二値の特徴ベクトルの要素をそれぞれ異なる配列に再配列してそれぞれ再配列ビット列を生成する複数のビット再配列部（ $1 \ 1 \ 1 \sim 1 \ 1 \ N$ ）、

前記複数の再配列ビット列の各々と入力された前記特徴ベクトルとの論理演算をそれぞれ行って、それぞれ論理演算ビット列を生成する複数の論理演算部（ $1\ 2\ 1 \sim 1\ 2\ N$ ）、及び

生成された複数の前記論理演算ビット列を統合して、非線形変換特徴ベクトルを生成する特徴統合部（ $1\ 3$ ）、

として機能させるインストラクションを含み、コンピュータ読取可能な非遷移の記憶媒体に記録された特徴量変換プログラム製品。

[図1]



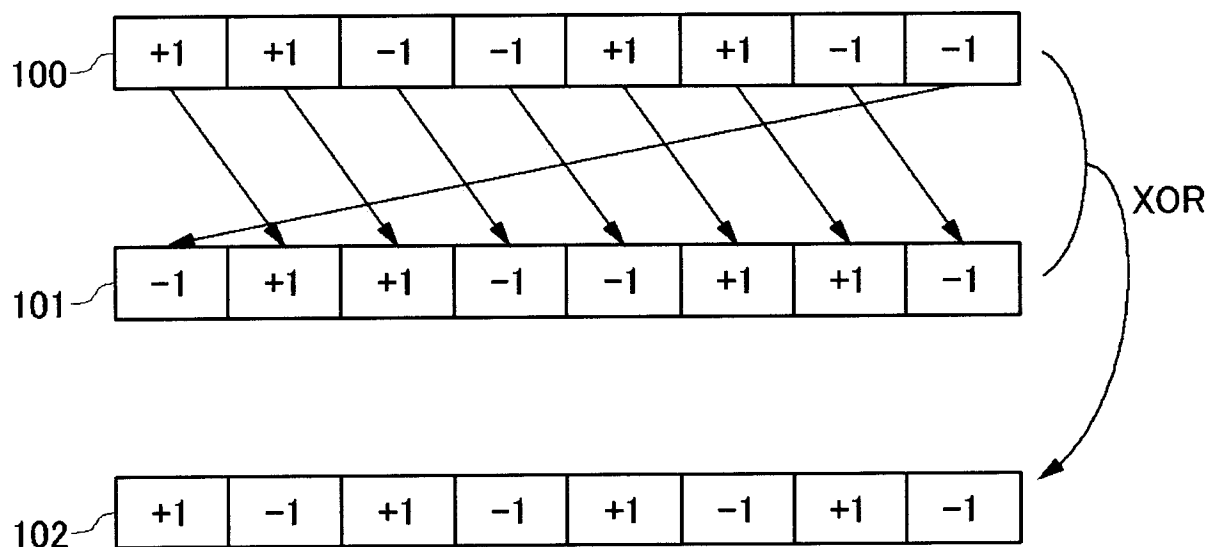
[図2]

a	b	xor(a,b)	$a \times b / (a + b)$
+1	+1	-1	+1/2
+1	-1	+1	-1/2
-1	+1	+1	-1/2
-1	-1	-1	+1/2

[図3]

	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1

[図4]

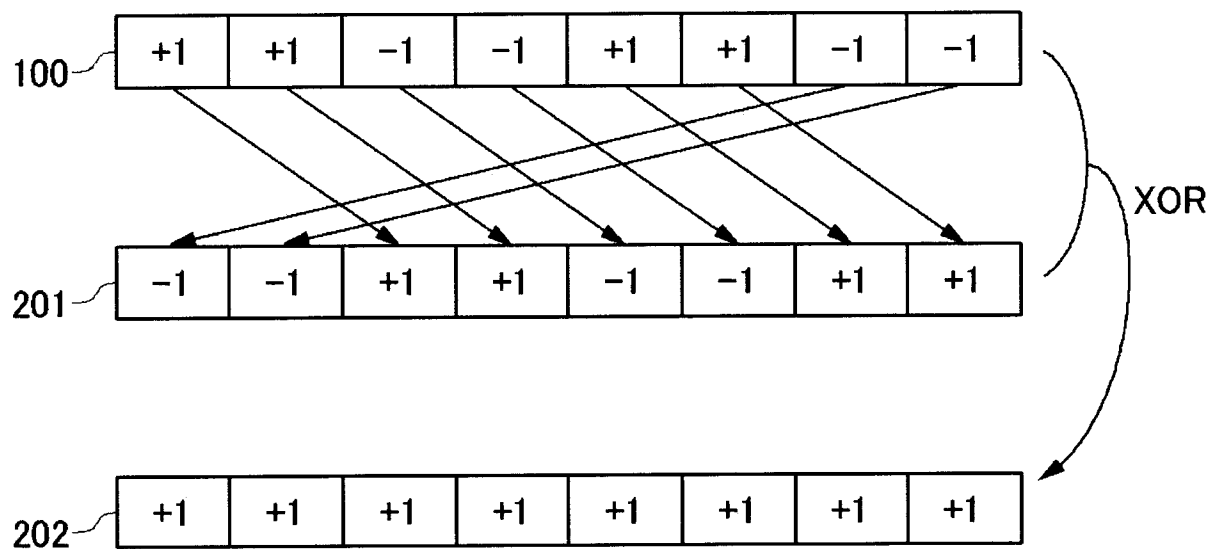


[図5]

	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	E18
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	

E81

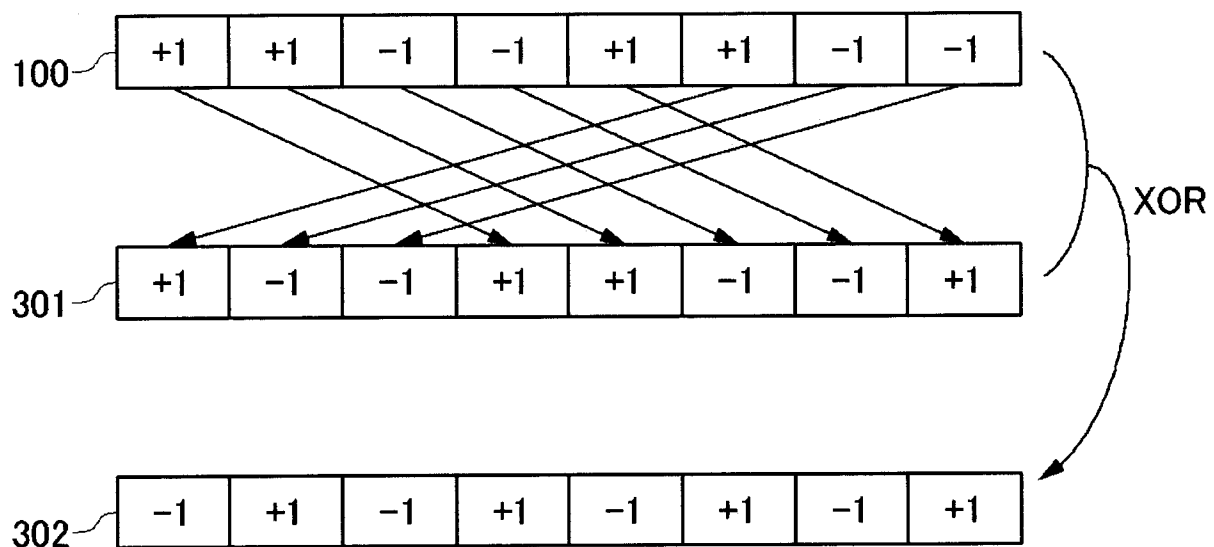
[図6]



[図7]

	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	E17
$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	
$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	E28
-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	
-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	
$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	
$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	
-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	
-1	$+1$	$+1$	-1	-1	$+1$	$+1$	-1	-1	
E71		E82							

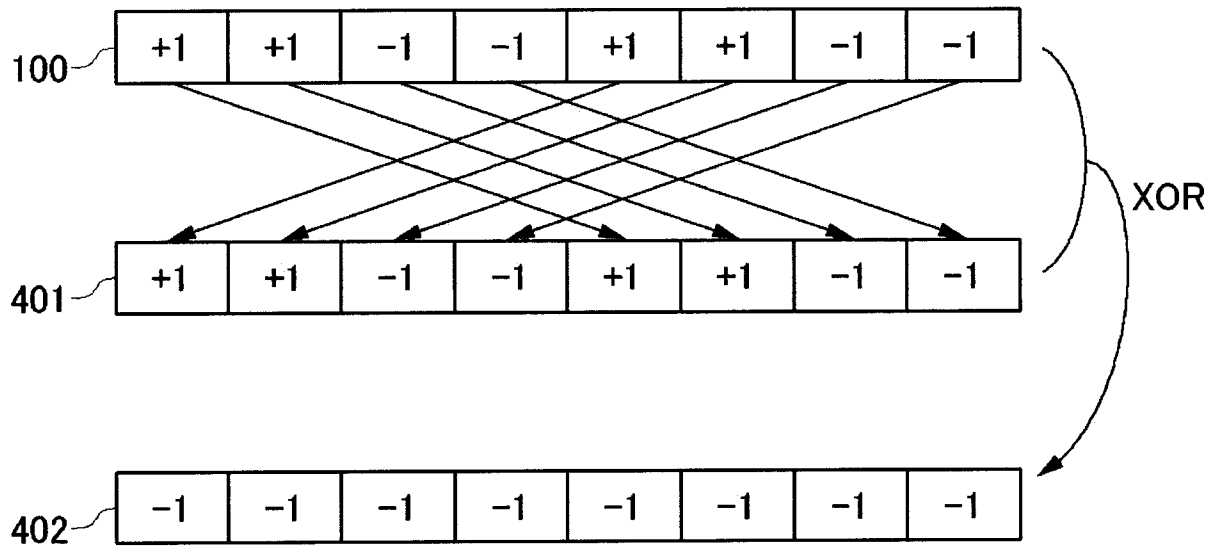
[図8]



[図9]

	+1	+1	-1	-1	+1	+1	E16 -1	E27 -1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	E38
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
E61	E72	E83							

[図10]

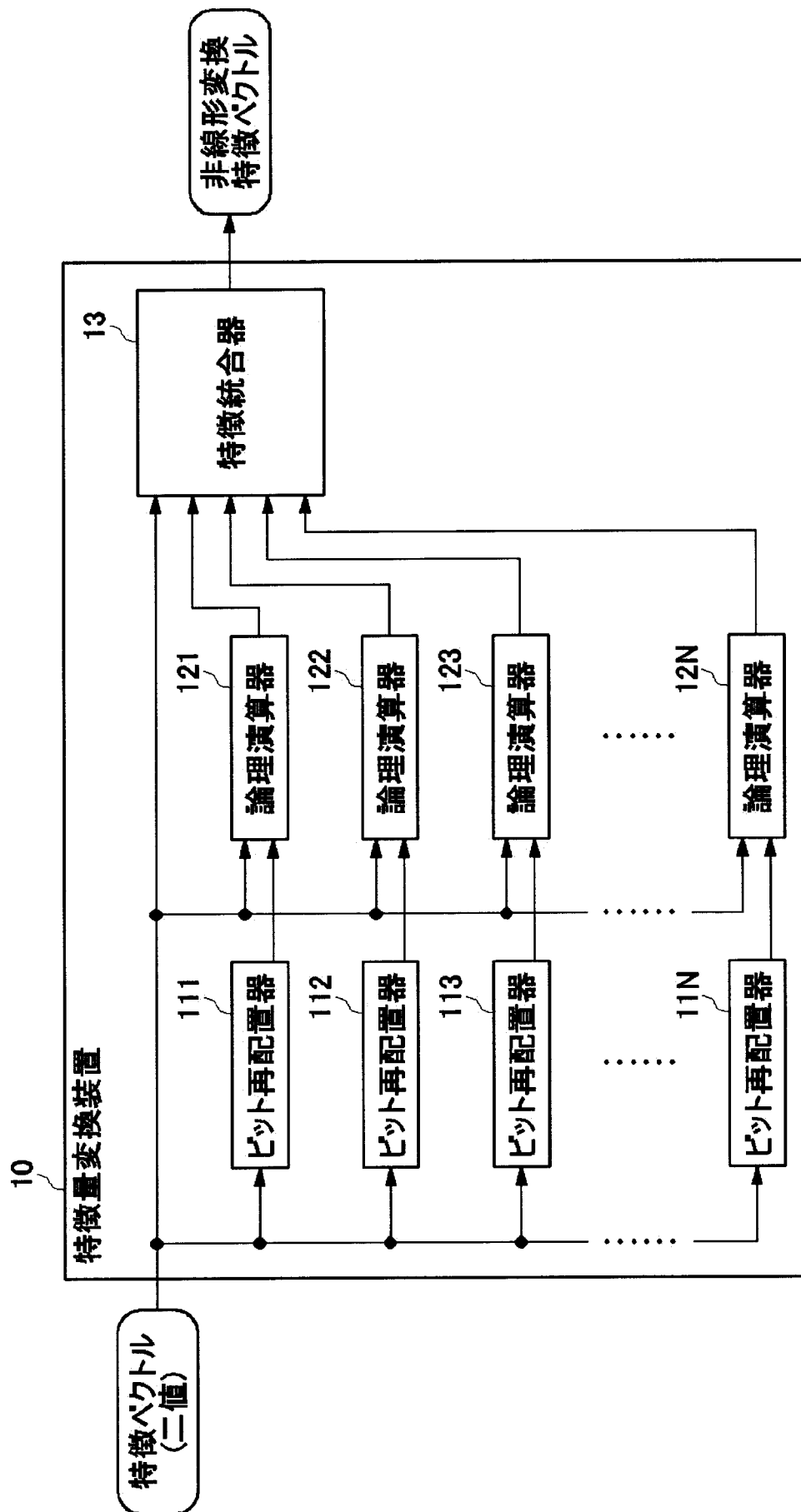


[図11]

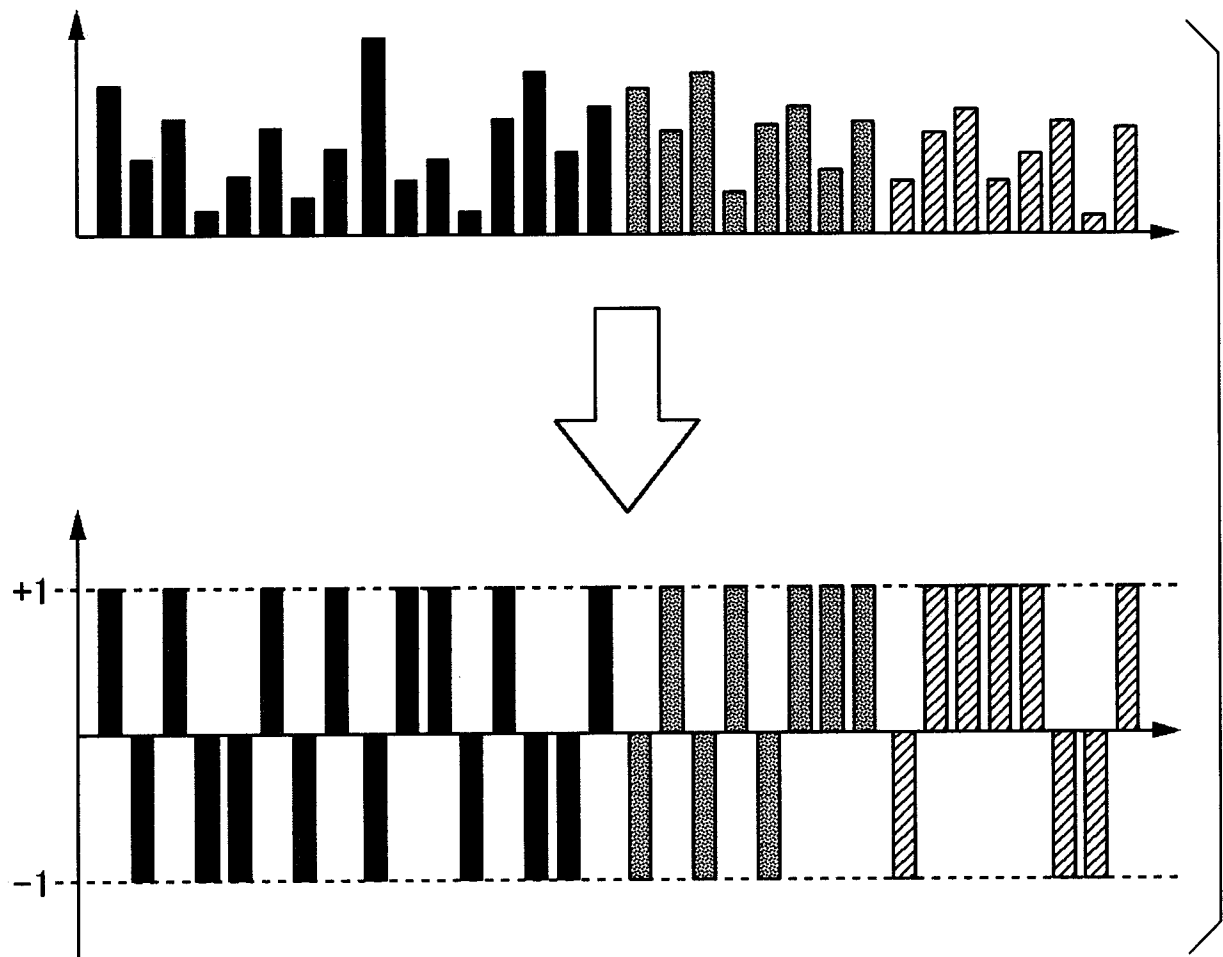
	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	
E51	E62	E73	E84						E48

Diagram 11 illustrates a 9x9 grid of boxes containing values (+1 or -1). The grid is labeled with E15, E26, E37 at the top and E51, E62, E73, E84 at the bottom. The value -1 is highlighted in several cells, including the cell at row 2, column 6 (labeled E15), the cell at row 3, column 7 (labeled E26), the cell at row 4, column 8 (labeled E37), the cell at row 5, column 9 (labeled E48), the cell at row 6, column 1 (labeled E51), the cell at row 7, column 2 (labeled E62), the cell at row 8, column 3 (labeled E73), and the cell at row 9, column 4 (labeled E84).

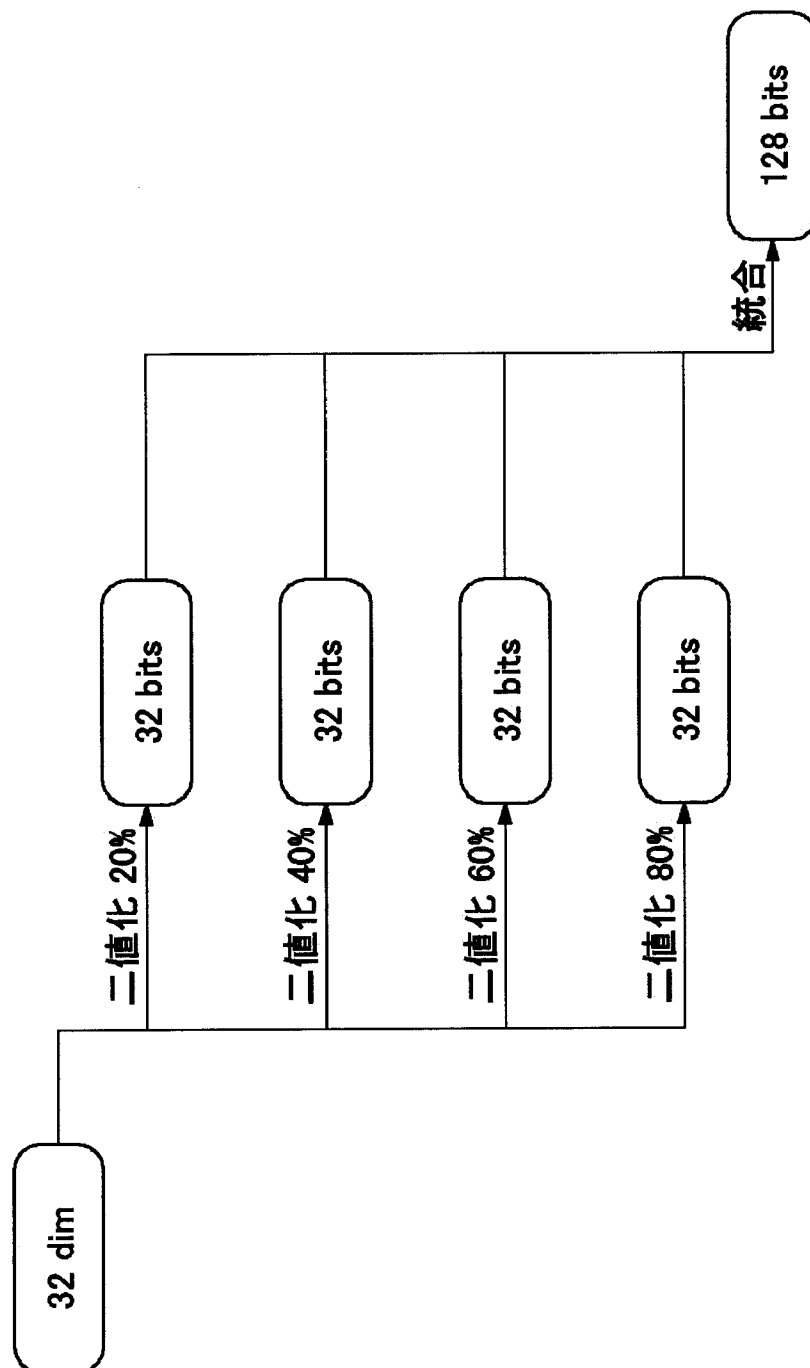
[図12]



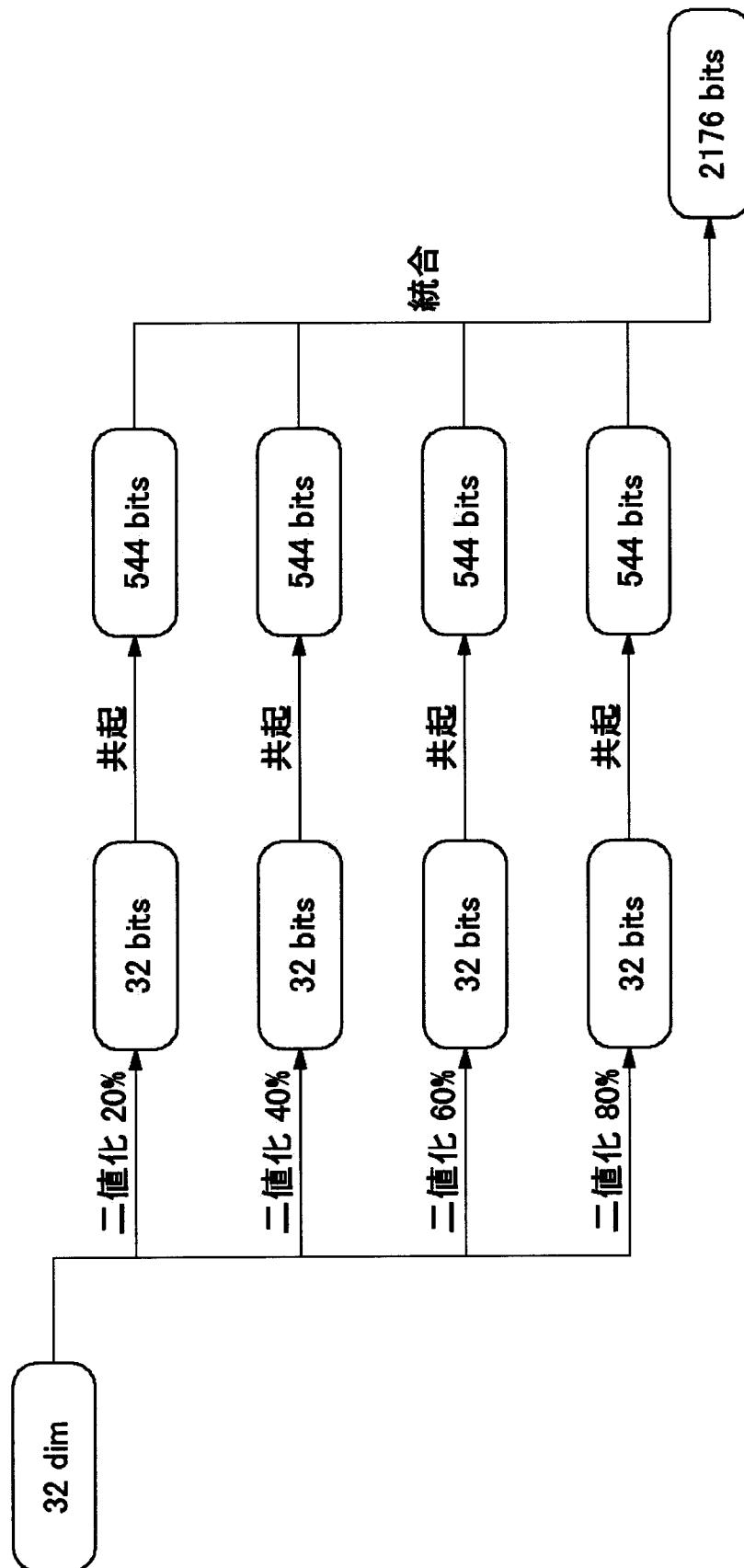
[図13]



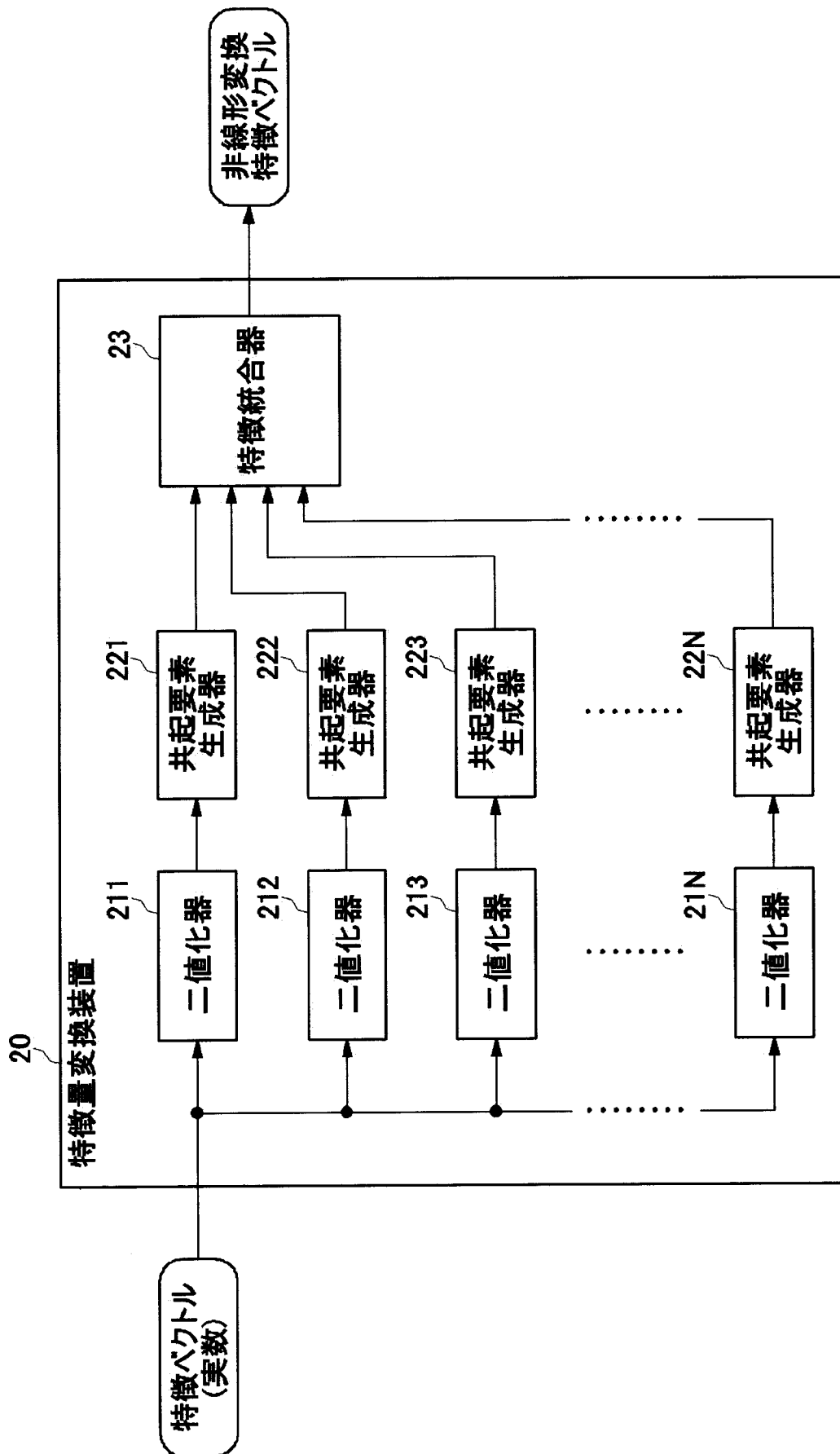
[図14]



[図15]



[図16]



[図17]

```
inline void FIND_32dim(float *X, float *Y)
{
    // X[0 ~ 31] HOG 特徴量
    // Y[0 ~ 527] FIND特徴量

    int32 i, j, k, dim;
    float eps, norm;

    eps = 0.000001f;

    k    = 0;
    norm = 0;
    for(i = 0; i < 32; i++) {
        for(j = i; j < 32; j++) {
            Y[k] = X[i] * X[j] / (X[i] + X[j] + eps);
            norm += Y[k] * Y[k];
            k++;
        }
    }
    norm = sqrt(norm) + eps;
    for(i = 0; i < 528; i++) Y[i] /= norm;

    return;
}
```

[図18]

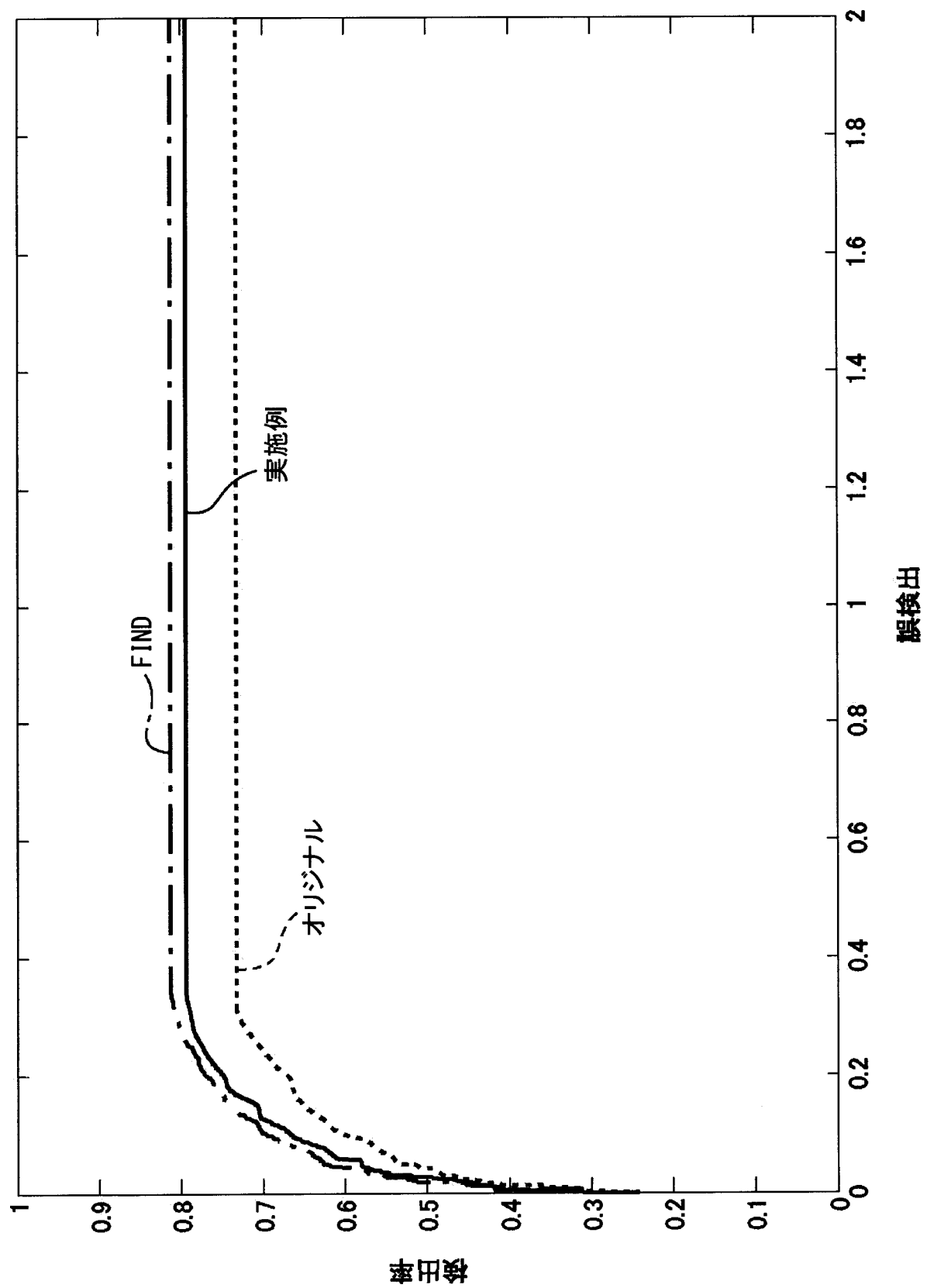
```
inline void BinaryFIND_32bits(uint32 X, uint32* Y)
{
    // X          BinaryHOG 特徴量 32bits
    // Y[0 ~ 16]  BinaryFIND特徴量 32bits * 17 = 544bits

    int32 i, nbits, loops;
    uint32 v1, v2;

    nbits = 32;
    loops = nbits / 2;
    v1     = X;
    v2     = X;
    for (i = 0; i < loops; i++) {
        v2 = (v2 >> 1) | (v2 << 31); // rotate shift
        *Y++ = v1 ^ v2;               // XOR
    }
    *Y = X;

    return;
}
```

[図19]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2014/002816

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T7/00(2006.01)i, G06N3/00(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T7/00, G06N3/00

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Jitsuyo Shinan Koho	1922-1996	Jitsuyo Shinan Toroku Koho	1996-2014
Kokai Jitsuyo Shinan Koho	1971-2014	Toroku Jitsuyo Shinan Koho	1994-2014

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

IEEE Xplore, CiNii

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	Chika MATSUSHIMA et al., "Relational Binarized HOG Tokuchoryo to Real AdaBoost ni yoru Binary Sentaku o Mochiita Buttai Kenshutsu", Meeting on Image Recognition and Understanding (MIRU2010), 2010.07	1-15
A	Chika MATSUSHIMA et al., "Relational HOG Feature and Masking of Binary by Using Wild-Card for Object Detection", The Transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers D, 2011, vol.J94-D, no.8, pages 1172 to 1182	1-15

☒ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☐ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search
20 August, 2014 (20.08.14)

Date of mailing of the international search report
02 September, 2014 (02.09.14)

Name and mailing address of the ISA/
Japanese Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2014/002816

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
P, A	Yuhi GOTO et al., "Fast Discrimination by Early Judgment Using Linear Classifier Based on Approximation Calculation", The Transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers D, 01 February 2014 (01.02.2014), vol.J97-D, no.2, pages 294 to 302	1-15
A	Kunihiro Goto et al., Pedestrian Detection and Direction Estimation by Cascade Detector with Multi-classifiers Utilizing Feature Interaction Descriptor, 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV), 2011, pp.224-229	1-15
A	Hui CAO et al., Feature Interaction Descriptor for Pedestrian Detection, IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems, 2010.09.01, Vol. E93-D No.9, pp.2656-2659	1-15

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC））

Int.Cl. G06T7/00(2006.01)i, G06N3/00(2006.01)i

B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC））

Int.Cl. G06T7/00, G06N3/00

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

日本国実用新案公報	1922-1996年
日本国公開実用新案公報	1971-2014年
日本国実用新案登録公報	1996-2014年
日本国登録実用新案公報	1994-2014年

国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）

IEEE Xplore, CiNii

C. 関連すると認められる文献

引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	松島千佳、外3名, Relational Binarized HOG 特徴量と Real AdaBoost によるバイナリ選択を用いた物体検出, 画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2010), 2010.07	1-15
A	松島千佳、外3名, 物体検出のための Relational HOG 特徴量とワイルドカードを用いたバイナリーのマスキング, 電子情報通信学会論文誌 D, 2011, Vol. J94-D No.8, pp.1172-1182	1-15

☒ C欄の続きにも文献が列挙されている。☐ パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー

「A」特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの

「E」国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの

「L」優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）

「O」口頭による開示、使用、展示等に言及する文献

「P」国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願

の日の後に公表された文献

「T」国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と矛盾するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの

「X」特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの

「Y」特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの

「&」同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日

20.08.2014

国際調査報告の発送日

02.09.2014

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁（ISA/J P）

郵便番号100-8915

東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官（権限のある職員）

5H

9853

▲広▼島 明芳

電話番号 03-3581-1101 内線 3531

C (続き) . 関連すると認められる文献		
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
P A	後藤雄飛、外 3 名, 近似計算を導入した線形識別器の早期判定による高速な識別, 電子情報通信学会論文誌D, 2014.02.01, Vol. J97-D No. 2, pp. 294-302	1 - 1 5
A	Kunihiro Goto, 外 3 名, Pedestrian Detection and Direction Estimation by Cascade Detector with Multi-classifiers Utilizing Feature Interaction Descriptor, 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV), 2011, pp. 224-229	1 - 1 5
A	Hui CAO, 外 4 名, Feature Interaction Descriptor for Pedestrian Detection, IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems, 2010.09.01, Vol. E93-D No. 9, pp. 2656-2659	1 - 1 5