

情報処理学会第87回全国大会
2025年3月13-15日, 立命館大学, 茨木・大阪
ハイブリッド開催

n vs. the Rest 型2値判別器を用いた ECOCの構成法とその性質

早稲田大学	平澤 茂一
長岡科学技術大学	雲居 玄道
電気通信大学	<u>八木 秀樹</u>
早稲田大学	小林 学



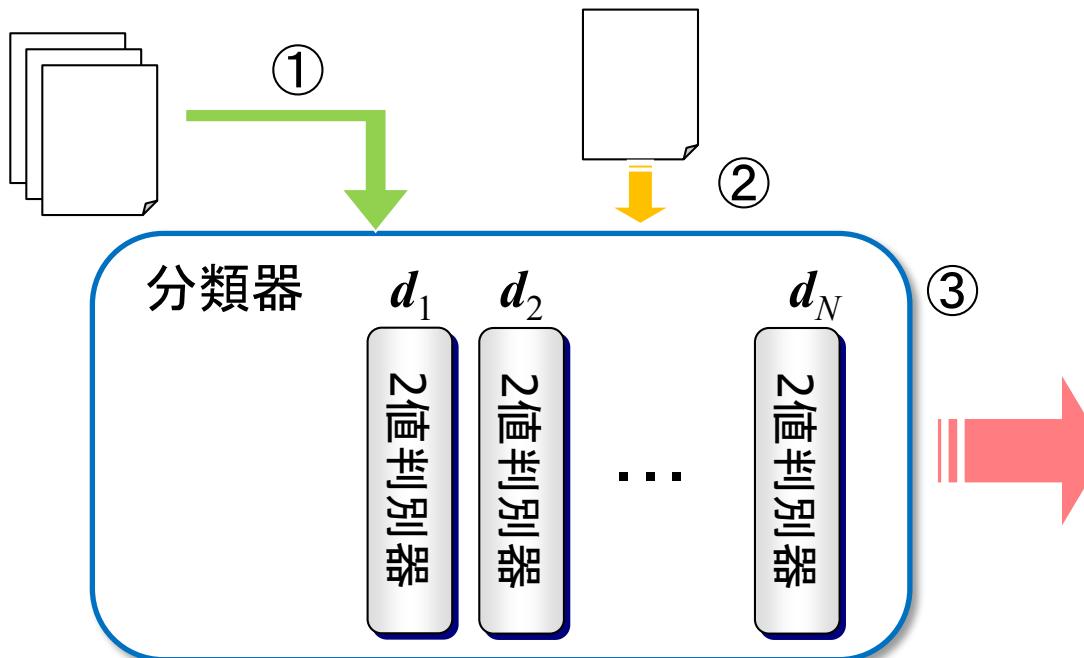
はじめに

多値分類問題 (M : カテゴリ数)

- 直接的な構成: 決定木、ランダムフォレスト、など
- 2値判別器の組合せ: Error-Correcting Output Codes (ECOC)

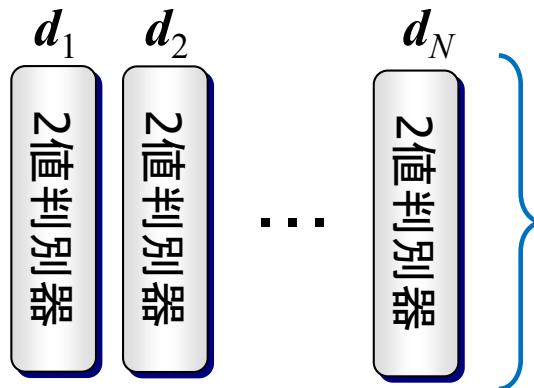
訓練データ(文書集合) $(x, c_i)^D$

未知データ(文書) y



ECOCの符号語表

分類器



2値判別器 d_i :

M 個のカテゴリを**2クラス**に分けて
もっともらしいクラスを判別する

2値判別器において、各カテゴリがどちらのクラス (0または1) として扱われるかを表現する行列を**符号語表**と呼ぶ。

$$W = [w_{ij}] \in \{0, 1\}^{M \times N}$$

W の例

$M = 4$

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7
c_1	0	0	0	0	0	0	0
c_2	0	0	0	1	1	1	1
c_3	0	1	1	0	0	1	1
c_4	1	0	1	0	1	0	1

クラス0 : カテゴリ c_1, c_4
クラス1 : カテゴリ c_2, c_3
の2値判別器

研究目的

- 行ベクトル(符号語)間のハミング距離が大きいと、分類性能が向上することが経験的に知られている。
- n vs. the Rest ($n\text{vR}$) 符号と Exhaustive 符号は(ある仮定のもとで)分類誤り率を最小にする最適な符号である[2]。
- しかし、 $n\text{vR}$ 符号の距離構造について詳細な解析はされていない。

研究の目的と発表内容

- $n\text{vR}$ 符号の構造を詳細に解析する。
- 特に、再帰的な構成を示し、距離構造を明らかにする。
- $n\text{vR}$ 符号と Exhaustive 符号等の誤り訂正能力を比較する。

[2] G. Kumoi, et al. “Performance evaluation of error-correcting output coding based on noisy and noiseless binary classifiers,” *Int. J. Neural Syst.*, vol. 33, no. 2, 2023.



符号語表

符号語表 $W = [w_{ij}] \in \{0, 1\}^{M \times N}$

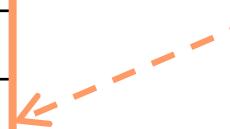
- 第 i 行 $c_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN})$ (i 番目のカテゴリ)
- 第 j 列 $d_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{Mj})^T$ (j 番目の2値判別器)

列ベクトル d に対し, $\bar{d} = d \oplus 1$ を d の補元と呼ぶ.

符号語表において, d と補元 \bar{d} は同じ2値判別器を表す.

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7
c_1	0	0	0	0	0	0	1
c_2	0	0	0	1	1	1	0
c_3	0	1	1	0	0	1	0
c_4	1	0	1	0	1	0	1

同じ2値判別器を表す
ため, 冗長な表現





Exhaustive 符号 (全ての2値判別器の組合せ)

長さ M の非零の列ベクトル d_j ($j = 1, 2, \dots, 2^M - 1$) を生成し, 意味のない列を取り除く

	31																														
M = 5	① 全1の列ベクトル															② 補元の列															
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	
	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	
	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	
N = $2^{M-1} - 1$															② ①																

得られる符号語表

$$W = \begin{bmatrix} 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0 \\ 0,0,0,0,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1 \\ 0,0,0,1,1,1,1,0,0,0,0,1,1,1,1,1 \\ 0,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1,0,0,1,1 \\ 1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1,0,1 \end{bmatrix}$$



n vR 符号

M 個のカテゴリを n 対 ($M - n$) にクラス分けする 2 値判別器を全て並べた符号語表 $W_n^{(M)}$ を, **n vR 符号** と呼ぶ.

[例] $M = 5$, $n = 1$ のとき, 1vR 符号の符号語表

$$W_1^{(5)} = \begin{bmatrix} 1, 0, 0, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0, 0 \\ 0, 0, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 0, 1, 0 \\ 0, 0, 0, 0, 1 \end{bmatrix} = I_5 \quad (I_M: \text{単位行列}).$$

Neural Network の最終層に相当する.

$n \geq 2$ のときは深層学習の拡張につながる [2].

$n \geq 2$ の場合

$W_n^{(M)}$: M 個のカテゴリを n 対 ($M-n$) に分類する 2 値判別器の組合せ. 一般に $n \leq M/2$ を仮定する.

[例2] $M = 5$, $n = 2$ のとき, 2vR 符号の符号語表

$$W_2^{(5)} = \begin{bmatrix} 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0 \\ 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0 \\ 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1 \\ 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1 \end{bmatrix}.$$

各列のハミング重みが $n = 2$ になる。



nvR 符号の再帰的な構成法

(1) 構成要素の準備

(a) $n = 1$ に対して $\tilde{W}_1^{(M)} := I_M$ (単位行列),

(b) $2 \leq n < M$ に対して

$$\tilde{W}_n^{(M)} := \begin{bmatrix} 1^{N_1} & 0^{N_2} \\ \tilde{W}_{n-1}^{(M-1)} & \tilde{W}_n^{(M-1)} \end{bmatrix},$$

(c) $n = M$ に対して $\tilde{W}_n^{(M)} := 1^M$ (全 1 列ベクトル) を定義する.

ただし, $N_1 = \binom{M-1}{n-1}$, $N_2 = \binom{M-1}{n}$.

(2) nvR 符号の構成

nvR 符号の符号語表 $W_n^{(M)}$ を以下のように構成する.

(a) $1 \leq n < M/2$ のとき (通常)

$$W_n^{(M)} := \tilde{W}_n^{(M)}.$$

(b) $n = M/2$ のとき (特別)

$$W_n^{(M)} := \begin{bmatrix} 1^{N_1} \\ \tilde{W}_{n-1}^{(M-1)} \end{bmatrix}.$$

[例3] $M = 6, n = 2$ (通常) のとき, 2vR 符号の符号語表

$$W_2^{(6)} = \tilde{W}_2^{(6)} = \begin{bmatrix} 1^{N_1} & 0^{N_2} \\ \tilde{W}_1^{(5)} & \tilde{W}_2^{(5)} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0 \\ 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0 \\ 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0 \\ 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1 \end{bmatrix}.$$

2 項係数のよく知られた漸化式 $\binom{m}{k} = \binom{m-1}{k-1} + \binom{m-1}{k}$ を構成に利用している。
再帰的な構成が符号語間の距離の解析につながる。

[例4] $M = 6$, $n = M/2 = 3$ (特別) , 3vR 符号の符号語表

$$\tilde{W}_3^{(6)} = \begin{bmatrix} 1^{N_1} & 0^{N_2} \\ \tilde{W}_2^{(5)} & \tilde{W}_3^{(5)} \end{bmatrix}$$

補元の関係！
各2値判別器が2回使
用される冗長な表現

$$= \begin{bmatrix} 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0 \\ 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0 \\ 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0 \\ 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1 \\ 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1 \\ 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 1 \end{bmatrix}.$$

$n = M/2$ のときは、左半分を $W_n^{(M)}$ とおく構成にする
 \Rightarrow 符号語間の距離関係も例外的になる

nvR 符号の符号パラメータの解析

[定理 1] (nvR 符号の符号パラメータ)

nvR 符号の符号パラメータは次式で与えられる.

符号長
$$N = \begin{cases} \binom{M}{n}, & n \neq M/2; \\ \binom{M}{n}/2, & n = M/2, \end{cases} \quad (5)$$

情報記号数
$$K = \log_2 M, \quad (6)$$

最小距離
$$D = \begin{cases} 2\binom{M-2}{n-1}, & n \neq M/2; \\ \binom{M-2}{n-1}, & n = M/2. \end{cases} \quad (7)$$

[系 3] n vR 符号は等距離符号 (Equidistant codes) である。
また, そのハミング距離は最小距離 D に等しい。

(証明) 2 つの系列 a, b のハミング距離を $d_H(a, b)$ で示す。
以降では, 帰納法により題意を示す。

$M = 3, n = 2$ のとき, 式 (4) の $W_2^{(3)}$ から 3 つの符号語は等距離で最小距離 2 に等しい。すなわち $c_i, c_{i'} \in W_2^{(3)}$ ($i \neq i'$) について次式が成り立つ。

$$d_H(c_i, c_{i'}) = 2 \binom{M-2}{n-1} = 2 \binom{1}{1} = 2.$$

次に, 式 (2) で $W_{n-1}^{(M-1)}$, $W_n^{(M-1)}$ が共に等距離符号であるとし, $W_n^{(M)}$ が等距離符号であることを導く。

系3の証明 (つづき)

1^{N_1} と $W_{n-1}^{(M-1)}$ の任意の符号語との最小距離は $\binom{M-2}{n-1}$ である。同様にして、 0^{N-N_1} と $W_n^{(M-1)}$ の任意の符号語との最小距離も $\binom{M-2}{n-1}$ である。合わせて $\binom{M-2}{n-1} + \binom{M-2}{n-1} = 2\binom{M-2}{n-1}$ となる。

一方、 $W_{n-1}^{(M-1)}$ と $W_n^{(M-1)}$ の連接による符号の最小距離は両者の最小距離の和であるから $2\binom{M-3}{n-2} + 2\binom{M-3}{n-1} = 2\binom{M-2}{n-1}$ となり $W_n^{(M)}$ は最小距離 $D = 2\binom{M-2}{n-1}$ に等しい等距離符号を与える。

$n = M/2$ の場合は、 $W_n^{(M)}$ の左前半部が残り、最小距離 $D = \binom{M-2}{n-1}$ となるが、やはり等距離符号を与える。

[系 4] nvR 符号は $n \neq M/2$ のとき, **重み一定符号**であり, その重みは $\binom{M-2}{n-2} + \binom{M-2}{n-1}$ で与えられる.

(証明) 長さ n の符号語 a の重みを $w(a)$ で表す.

$W_2^{(3)}$ に対し, 各 $i = 1, 2, \dots, M$ について次式が成り立つ.

$$\begin{aligned} w(c_i) &= \binom{M-2}{n-2} + \binom{M-2}{n-1} \\ &= \binom{1}{0} + \binom{1}{1} = 1 + 1 = 2. \end{aligned}$$

次に, 式 (2),(3) で $W_{n-1}^{(M-1)}$, $W_n^{(M-1)}$ が共に重み一定符号であるとし, M が偶数の場合 $W_n^{(M)}$ が重み一定符号となることを導く.

系4の証明 (つづき)

ここで, $w(1^{N_1}) = N_1 = \binom{M-1}{n-1}$,

一方, 符号語表 $W_{n-1}^{(M-1)}, W_{n-1}^{(M)}$ のそれぞれの符号重みは $\binom{M-2}{n-2}, \binom{M-2}{n-1}$ で与えられ, 両者の連接による重みはその和で与えられるから, 各 $i = 1, 2, \dots, M$ について

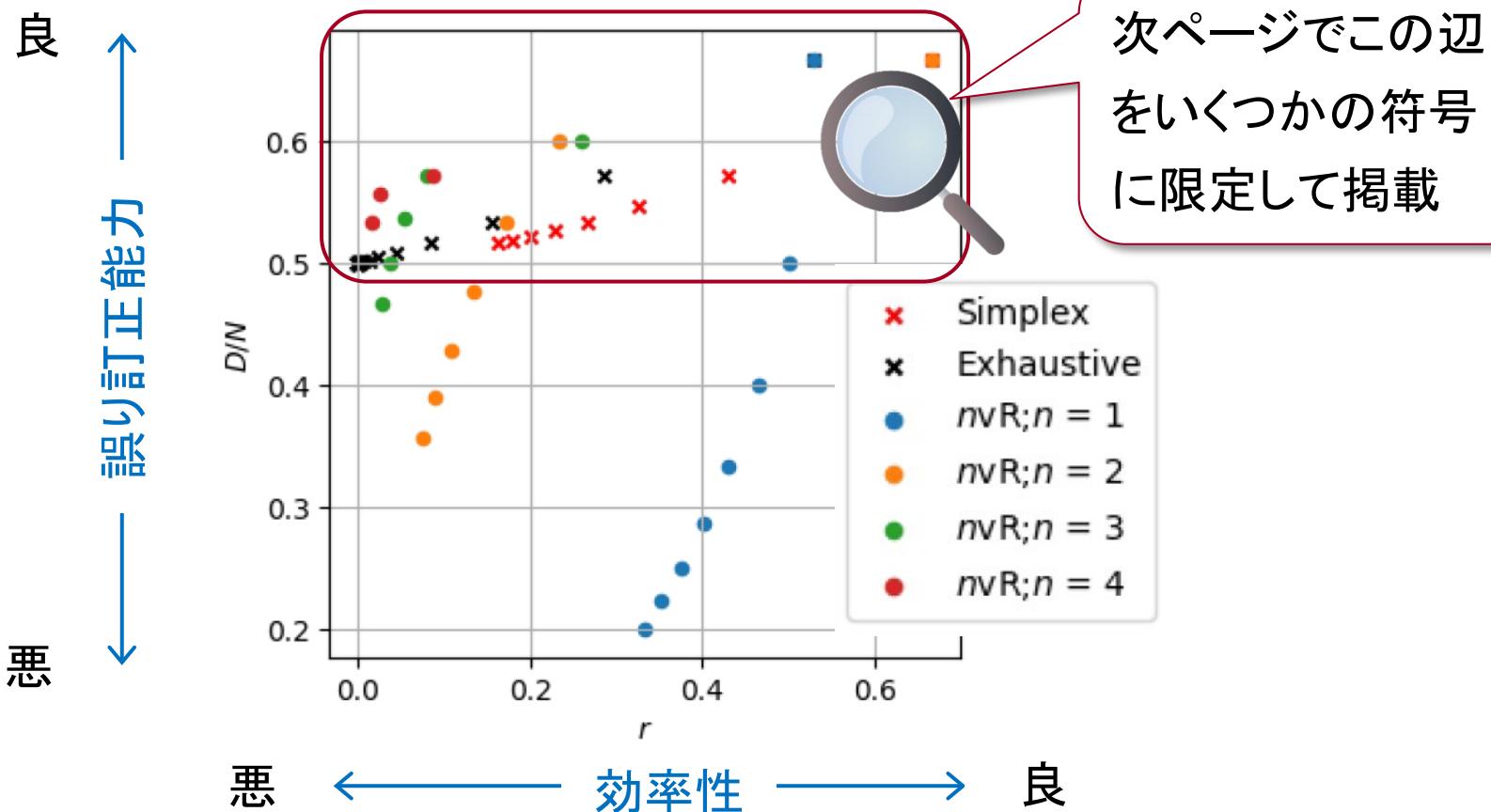
$$\begin{aligned} w(c_i) &= \min \left[\binom{M-1}{n-1}, \binom{M-2}{n-2} + \binom{M-2}{n-1} \right] \\ &= \binom{M-2}{n-2} + \binom{M-2}{n-1}. \end{aligned}$$

となり, 重み一定符号を与える.

nvR符号の性能の比較

$$\left(r := \frac{\log_2 M}{N} \right)$$

(1) nvR符号, Simplex符号, Hadamard符号, Exhaustive符号の符号化率 r に対する最小距離と符号長の比 D/N を比較

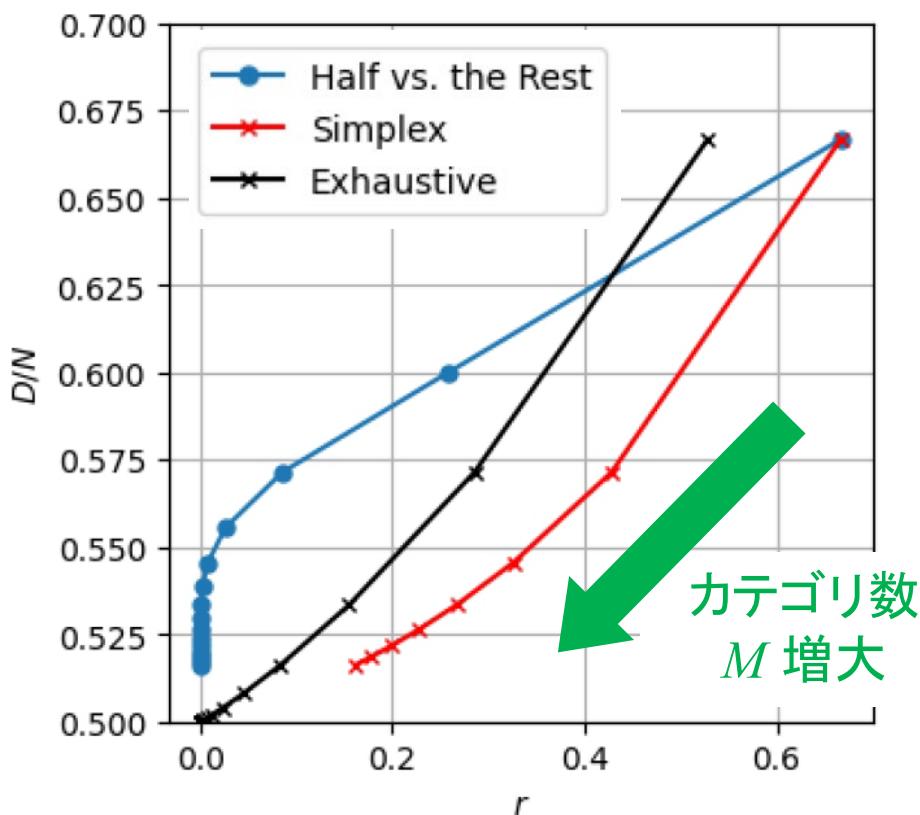


(2) Half vs. the Rest符号 ($n = M/2$ の nvR 符号), Simplex 符号, Exhaustive 符号について, 図 1 の $D/N = 0.5 \sim 0.7$ を拡大した図

誤り訂正能力が高い符号

- M が小さいとき: Exhaustive 符号
- M が大きいとき: nvR 符号 ($n = M/2$)

ただし, M の増大とともに符号化率(効率性)が下がる



考察

- (1) 図 1・図 2 より, nvR 符号は与えられた n に対し訂正能力 D/N が $n = \lfloor M/2 \rfloor$ の近辺, すなわち Half vs. the Rest 符号で最大値を取ることが分かる.
 r は小となるが, nvR 符号の適用領域はこの辺にある.
- (2) 漸近的な符号の訂正能力は, 次式で与える漸近的距離比 $\delta(r)$ で論じることが多い. Exhaustive 符号のそれは

$$\delta(r) \equiv \lim_{N \rightarrow \infty} D/N = 1/2$$

となり, $r > 0$ で $1/2 + 0$ となる数少ない符号である.

多値分類問題への適用：人工データによる結果

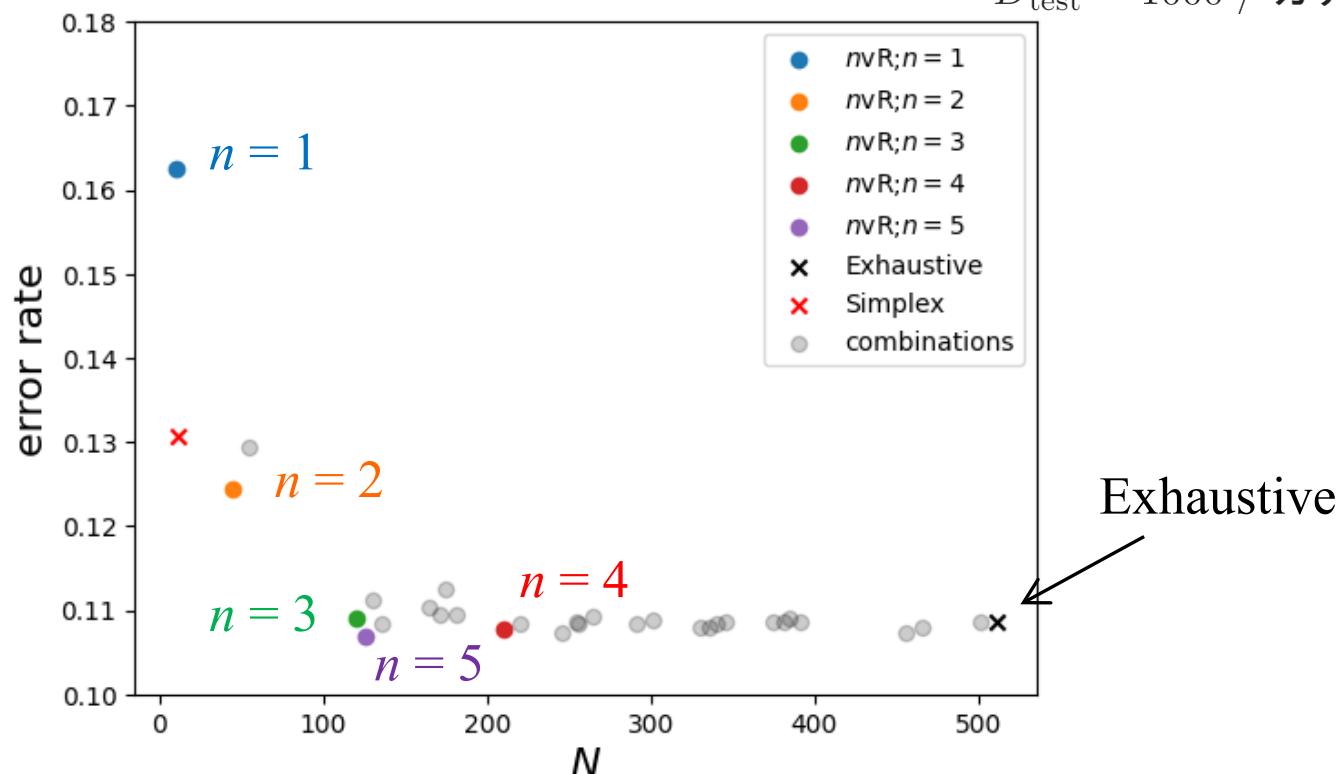
- 各カテゴリの平均ベクトルから正規乱数によりデータを生成
- 2値判別器はロジスティック回帰を使用

データセット：

$D_{\text{train}} = 10 / \text{カテゴリ}$

$D_{\text{test}} = 1000 / \text{カテゴリ}$

$M = 10$



n を大きくすると誤り率が下がる。 $n = 3$ 以降はほぼ同じ性能

まとめと今後の課題

- nvR 符号の再帰的な構成を示し, 行ベクトル(符号語)間のハミング距離が一定(**等距離符号**)になることを示した.
- nvR 符号を連接すると **Exhaustive** 符号が得られるため, **Exhaustive** 符号も等距離符号になる.
- 距離と符号長の比 D/N を比較すると, N (すなわち M) が大きいとき $n = M/2$ の nvR 符号が最も良い.
- 様々な符号との比較は今後の課題である.

参考文献

- [1] T. G. Dietterich, and G. Bakiri, “Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes,” *Journal of artificial intelligence research*, vol. 2, pp. 263–286, 1994.
- [2] G. Kumoi, H. Yagi, M. Kobayashi, M. Goto, and S. Hirayama, “Performance evaluation of error-correcting output coding based on noisy and noiseless binary classifiers,” *International Journal of Neural Systems*, vol. 33, no. 02, p. 2350004, 2023.
- [3] 平澤茂一, 雲居玄道, 八木秀樹, 小林学, 後藤正幸, 稲積宏誠, “構成的符号化を用いた ECOC の一構成法 (続)”, 第 84 回全国大会講演論文集, vol. 2022, no. 1, pp. 161–162, 2022.
- [4] H.-Y. Lin, S. M. Moser, and P.-N. Chen, “Weak flip codes and their optimality on the binary erasure channel,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 64, no. 7, pp. 5191–5218, 2018.
- [5] G. James, and T. Hastie, “The error coding method and pict,” *Journal of Computational and Graphical Statistics*, vol. 7, no. 3, pp. 377–387, 1998.

ご清聴ありがとうございました



目次

- 1 はじめに
- 2 ECOCの符号語表
- 3 *nVR*符号の構成と性能の解析
- 4 他の符号との比較
- 5 考察
- 6 むすび

[系 3] n vR 符号は等距離符号 (Equidistant codes) である。
また, そのハミング距離は最小距離 D に等しい.

(証明) 2 つの系列 a, b のハミング距離を $d_H(a, b)$ で示す.
以降では, 帰納法により題意を示す.

符号語表の再帰的な構造を利用した,
数学的帰納法で証明できる

次に, 式 (2) で $W_{n-1}^{(M-1)}$, $W_n^{(M-1)}$ が共に等距離符号であるとし, $W_n^{(M)}$ が等距離符号であることを導く.