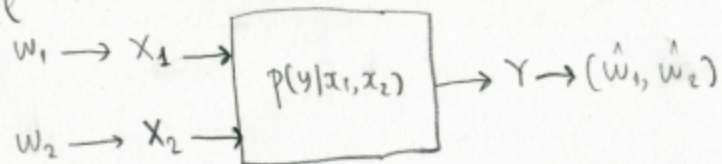


MAC model



Discrete memoryless MAC.

— Ένας  $((2^{nR_1}, 2^{nR_2}), n)$  κωδίκας για το MAC αποτελείται από 2 σύνολα αλφάβητων

$W_1 = \{1, \dots, 2^{nR_1}\}$ ,  $W_2 = \{1, \dots, 2^{nR_2}\}$ , δύο συναρτήσεις κωδικοποίησης

$$X_1: W_1 \rightarrow \mathcal{X}_1^n, \quad X_2: W_2 \rightarrow \mathcal{X}_2^n$$

και μία συνάρτηση αποκωδικοποίησης  $g: \mathcal{Y}^n \rightarrow W_1 \times W_2$ .

— Πιθανότητα σφάλματος δεδομένου ότι εστάλησαν οι κωδικοί μήκους  $i$  και  $j$  ενός κωδίκας

$$\lambda_{ij} = \sum_{y^n \in \mathcal{Y}^n} p(y^n | x_1^n(i), x_2^n(j)) \mathbb{I}(\text{dec}(y^n) \neq (i, j))$$

και

$$P_e^{(n)} = \frac{1}{2^{n(R_1+R_2)}} \sum_{i,j} \lambda_{ij}$$

— Το ζεύγος  $(R_1, R_2)$  κωδίζεται επιτυχία αν  $\exists$  ακολουθία  $((2^{nR_1}, 2^{nR_2}), n)$ -κωδικών

με  $P_e^{(n)} \rightarrow 0$  όταν  $n \rightarrow \infty$ .

— Η περιοχή χωρητικότητας (capacity region) είναι η κλειστού του συνόλου των επιτυχίων  $(R_1, R_2)$ .

ΘΕΩΡΗΜΑ:  $(X_1, X_2, p(y|x_1, x_2), y)$ . Η χωρητικότητα είναι η υψιστή υφική θύλη των  $(R_1, R_2)$  που ικανοποιούν

$$R_1 < I(X_1; Y | X_2), \quad R_2 < I(X_2; Y | X_1), \quad R_1 + R_2 < I(X_1, X_2; Y)$$

για κάποια κατανομή  $p_1(x_1) \cdot p_2(x_2)$  στο  $X_1 \times X_2$  (οι πυκνές δεν συνεργίζουν).

- Αν συνεργίζουν πλήρως οι πυκνές τότε ουσιαστικά έχουμε ένα SISO με  $R = \sup I(X_1, X_2; Y)$  ?
- Υπάρχουν πολλά σενάρια συνεργασίας: ο ένας γυμνίζει το μήνυμά του άλλου,  $\underbrace{p(x_1, x_2)}_{\text{όπου και το σήμα το οποίο θα πει στο κανάλι (cognitive scenario)}}$
- Achievability: Έστω  $p(x_1, x_2) = p_1(x_1) \cdot p_2(x_2)$ .
  - Random coding: Δημιουργούμε  $2^{nR_1}$  ανεξάρτητες κωδικές λέξεις  $X_1^n(i), i \in \{1, \dots, 2^{nR_1}\}$  με  $p(X_1^n(i)) = \prod p_1(x_1(i,j))$ . Όμοια, δημιουργούμε  $2^{nR_2}$  ανεξ. κωδ. λέξ.  $X_2^n(i), i \in \{1, \dots, 2^{nR_2}\}$  φανέρωντας τα codebooks.
  - Encoding: Sender 1: στέλνει μήνυμά  $i$  θάβοντας ως είσοδο την κωδ. λέξ.  $X_1^n(i)$ .  
2:  $j$   $X_2^n(j)$
  - Decoding:  $\text{dec}(Y^n) = (i, j)$  αν  $(X_1^n(i), X_2^n(j), Y^n) \in A \epsilon^{(n)}$  και δεν υπάρχει  $(\hat{i}, \hat{j}) \neq (i, j)$  τέτοιο ώστε  $(X_1^n(\hat{i}), X_2^n(\hat{j}), Y^n) \in A \epsilon^{(n)}$ . Διαφορετικά δηλώνεται σφάλμα.

- Ανάλυση πιθανότητας σφάλματος: Θα υπολογίσουμε "μέση πιθανότητα σφάλματος πάνω σε όλους τους κώδικες και όλες τις λέξεις".  
 Η πιθανότητα αυτή είναι ανεξάρτητη των κρυπμάτων  $(i,j)$ .

Θεωρούμε  $(i,j) = (1,1)$ .

Έστω  $E_{i,j} = \{ (X_1^n(i), X_2^n(j), Y^n) \in A_{\epsilon}^{(n)} \}$ .

$$P_e^{(n)} = P \left( E_{11}^c \cup \left[ \bigcup_{(i,j) \neq (1,1)} E_{i,j} \right] \right) \leq P(E_{11}^c) + \sum_{i \neq 1, j=1} P(E_{i1}) + \sum_{i=1, j \neq 1} P(E_{1j}) + \sum_{i \neq 1, j \neq 1} P(E_{ij})$$

-  $P(E_{11}^c) \rightarrow 0$

$$\begin{aligned} - P(E_{i1}) &= P \left( (X_1^n(i), X_2^n(1), Y^n) \in A_{\epsilon}^{(n)} \right) = \sum_{(x_1, x_2, y) \in A_{\epsilon}^{(n)}} p_1(x_1) \cdot p(x_2, y) \simeq \sum_{(x_1, x_2, y) \in A_{\epsilon}^{(n)}} 2^{-n H(x_1)} 2^{-n H(x_2, y)} \\ &\simeq 2^{n H(x_1, x_2, y)} 2^{-n H(x_1)} 2^{-n H(x_2, y)} = 2^{-n (H(x_1) + H(x_2, y) - H(x_1, x_2, y))} \quad (*) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} - H(x_1) + H(x_2, y) - H(x_1, x_2, y) &= H(x_1) + H(x_2, y) - [H(x_2, y) + H(x_1 | x_2, y)] = H(x_1) - H(x_1 | x_2, y) \\ &= I(x_1; x_2, y) = I(x_1; x_2) + I(x_1; y | x_2) = I(x_1; y | x_2) \quad (***) \end{aligned}$$

⊗, ⊛  $P(E_{i1}) \simeq 2^{-n I(x_1; y | x_2)}$

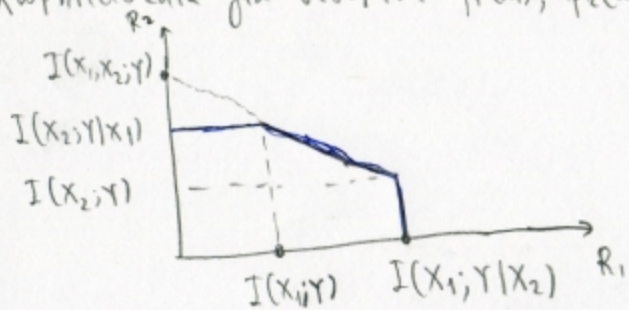
Όμοια  $P(E_{1j}) \simeq 2^{-n I(x_2; y | x_1)}$  για  $j \neq 1$

$P(E_{ij}) \simeq 2^{-n I(x_1, x_2; y)}$  για  $i \neq 1$  και  $j \neq 1$ .

Άρα 
$$P_e^{(n)} \leq \epsilon + 2^{nR_1} 2^{-nI(X_1;Y|X_2)} + 2^{nR_2} 2^{-nI(X_2;Y|X_1)} + 2^{n(R_1+R_2)} 2^{-nI(X_1,X_2;Y)} < 4\epsilon$$

αν ικανοποιούνται οι συνθήκες των θεωρημάτων και η αμετάβλητο.

Χωρητικότητα για δεδομένα  $p_1(x_1), p_2(x_2)$ .



As shown also we can prove via joint to  $R_1$ .

$$\max_{p_1(x_1)p_2(x_2)} R_1 = \max_{p_1(x_1)p_2(x_2)} I(X_1; Y|X_2)$$

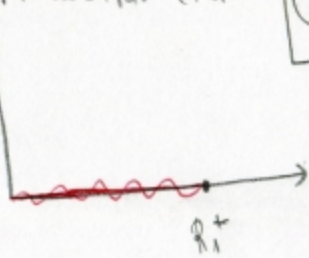
$$I(X_1; Y|X_2) = \sum_{x_2} p(x_2) I(X_1; Y|X_2=x_2) \leq \max_{x_2} I(X_1; Y|X_2=x_2)$$

Άρα

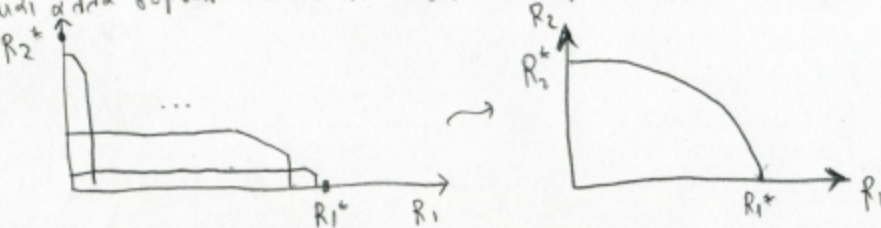
$$\max_{p_1(x_1)} R_1 = \max_{p_1(x_1)} \max_{x_2} I(X_1; Y|X_2=x_2) \quad (*)$$

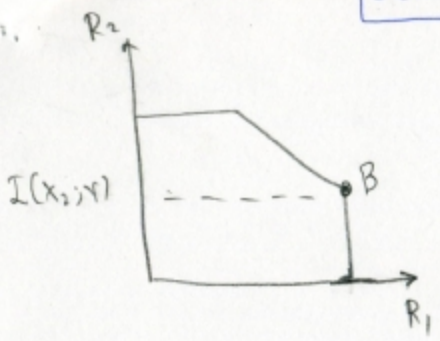
Στην περίπτωση  $(*)$ ,  $R_2=0$  δίνει ο 2 στέλνει "αδρανείς δέκτης" της ποσότητας  $x_2^* x_2^* \dots x_2^*$  όπου  $x_2^* = \arg \max_{x_2} (\max_{p_1(x_1)} I(X_1; Y|X_2=x_2))$

$$(R_1, 0), \text{ for } 0 \leq R_1 \leq \max R_1$$



Αν επιτρέψουμε ο χρήστης 2 να στέλνει και άλλα σύμβολα εκτός των  $x_2^*$ , τότε αρχίζουν να σχηματίζονται παραμόρφωσεις





$B$ : μέγιστος ρυθμός μετάδοσης του 2 ενώ υποστηρίχεται ο μέγιστος ρυθμός του 1.  
 Ο 1 θεωρείται ως θόρυβος, άρα δεν χρησιμοποιείται για την αποκωδικοποίηση του 2.  
 Τότε το κανάλι είναι  $p(y|x_2) = \sum_{x_1} p(y|x_2, x_1) p(x_1)$  και ο επιτεύξιμος ρυθμός  $I(X_2; Y)$ . Αφού αποκωδικοποιείται η κωδική λέξη  $X_2^n$ , "αγαιρείται" η επίδραση του  $x_1$  στο  $Y^n$ .

Το κανάλι θεωρείται ακολουθία δεικτοδοτημένων SISO καναλιών. Για το κόστος σύμβολο  $X_1^n(i, k)$  το κανάλι είναι  $p(y|x_1, X_2^n(i, k))$ . Αν  $X_2^n(i, k) = x_2$ , τότε η ακριβής πληροφορία ανάμεσα στην είσοδο 1 και την έξοδο είναι  $I(X_1; Y | X_2 = x_2)$  και τελικά ο επιτεύξιμος ρυθμός είναι

$$I(X_1; Y | X_2) = \sum_{x_2} p_n(x_2) I(X_1; Y | X_2 = x_2)$$

- Successive cancellation decoding

Κυρτότητα Περιοχής Σύζευξης

Θεώρημα: Η περιοχή χωρητικότητας  $C$  του MAC είναι κυρτή. Δηλαδή, αν  $(R_1, R_2) \in C$  και  $(R'_1, R'_2) \in C$ , τότε  $\lambda(R_1, R_2) + (1-\lambda)(R'_1, R'_2) \in C$ .

Απόδειξη: Μόνο time-sharing.  $\underline{R} = \begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \end{pmatrix}$ ,  $\underline{R}' = \begin{pmatrix} R'_1 \\ R'_2 \end{pmatrix}$ . Χρησιμοποιώντας το πρώτο codebook για τα πρώτα  $\lambda n$  σύμβολα 2 και το δεύτερο για τα  $(1-\lambda)n$ , έχουμε  $2^{\lambda n R_1} \cdot 2^{(1-\lambda)n R'_1} = 2^{n(\lambda R_1 + (1-\lambda)R'_1)}$  κωδικές λέξεις  $X_1^n(i_1, i_2)$  με  $X_1^n(i_1, i_2) = [X_1^{\lambda n}(i_1) X_1^{(1-\lambda)n}(i_2)]$ . Αντιστοιχεί για τον 2.

Απομειωτοποιεί, σταδιακά τα  $(i_1, j_1)$  και υατόνω τα  $(i_2, j_2)$  με αυθαύτητα ογδύτητας αυθόπειρ μινύτ

Θέτουμε  $I_1 = I(X_1; Y | X_2)$

$I_2 = I(X_2; Y | X_1)$  Τότε  $C_{\underline{I}} = \{ (R_1, R_2) : 0 \leq R_1 \leq I_1, 0 \leq R_2 \leq I_2, R_1 + R_2 \leq I_3 \}$ .

$I_3 = I(X_1, X_2; Y)$  Για υάθρ  $p_1(x_1), p_2(x_2)$ ,  $I_1 + I_2 \geq I_3$ .

Λήμμα: Έστω  $\underline{I}_1, \underline{I}_2 \in \mathbb{R}^3$ , οριζούν περιοχές  $C_{\underline{I}_1}$  και  $C_{\underline{I}_2}$ . Για  $0 \leq \lambda \leq 1$ , οριζοιύτ  $\underline{I}_\lambda = \lambda \underline{I}_1 + (1-\lambda) \underline{I}_2$  και έστω  $C_{\underline{I}_\lambda}$  η περιοχή που οριζείται από το  $\underline{I}_\lambda$ . Τότε

$$C_{\underline{I}_\lambda} = \lambda C_{\underline{I}_1} + (1-\lambda) C_{\underline{I}_2}$$

↓  
 Περιοχή που οριζείται από υπτό συνδυασμό  $\underline{I}$ 's      υπτός συνδυασμός περιοχών.

ΘΕΩΡΗΜΑ:

Η υπτή θήμη της ένωσης των περιοχών ρυθών που οριζονται από ατομικά διαυόματα  $\underline{I}$  υούται με την περιοχή που οριζείται από την υπτή θήμη των διαυόματων  $\underline{I}$ .

T.S. Han 1979

Θεώρημα: Η απόκριση χωρητικότητας του discrete memoryless MAC είναι η θύση του συνόλου των  $(R_1, R_2)$  που ικανοποιούν τις σχέσεις

\*  $R_1 < I(X_1; Y | X_2, Q)$ ,  $R_2 < I(X_2; Y | X_1, Q)$ ,  $R_1 + R_2 < I(X_1, X_2; Y | Q)$

για κάποια επιλογή από-κωδών μεσολάβησης  $q(x_1, q)$ ,  $q(x_2, q)$ ,  $q(y | x_1, x_2)$ , με  $|Q| \leq 4$ .

Απόδειξη:  $I(X_1, X_2; Y | Q) = \sum_{q=1}^m p(q) I(X_1, X_2; Y | Q=q) = \sum_{q=1}^m p(q) I(X_1; Y | X_2, q) p(x_1, q) p(x_2, q)$  (!)

Αν θύσουμε  $p_1(x_1) = p(x_1, q)$   
 $p_2(x_2) = p(x_2, q)$  τότε  $\underline{R}_q = \begin{pmatrix} R_{1q} \\ R_{2q} \end{pmatrix}$  με  $R_{1q} < I(X_1; Y | X_2) p(x_1, q) p(x_2, q)$   
 $R_{2q} < I(X_2; Y | X_1) p(x_1, q) p(x_2, q)$  (\*\*)  
 $R_{1q} + R_{2q} < I(X_1, X_2; Y) p(x_1, q) p(x_2, q)$

είναι επιτεύξιμο.

Αν  $\underline{R} = \begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \end{pmatrix}$  ικανοποιεί τις (\*), επιθυμώντας τις (\*) όπως στην (!), βρίσκουμε επιτεύξιμο  $\underline{R}_q$  με  $\underline{R} = \sum_{q=1}^m p(q) \underline{R}_q$

Οι αριθμοί αυτοί συνδυαστικοί επιτεύξιμοι ποσών είναι επιτεύξιμα. Μπορούμε να αναλύσουμε

$R_{1q} < I_{1q}$   $R_{2q} < I_{2q}$   $R_{1q} + R_{2q} < I_{3q}$   
 $\Rightarrow \sum p(q) R_{1q} < \sum p(q) I_{1q}$   $\Rightarrow R_1 < I(X_1; Y | X_2, Q)$   
 $\Rightarrow \sum p(q) R_{2q} < \sum p(q) I_{2q}$   $\Rightarrow R_2 < I(X_2; Y | X_1, Q)$   
 $\Rightarrow \sum p(q) (R_{1q} + R_{2q}) < \sum p(q) I_{3q}$   $\Rightarrow R_1 + R_2 < I(X_1, X_2; Y | Q)$

Ο περιορισμός  $|Q| \leq 4$  είναι απαραίτητος του επόμενου θεωρήματος.

**Θεώρημα (Carathéodory)**

Κάθε συμπίεση της υλιότητας υψίτης θήκας ενός συμπίετος συνόλου  $A$  σε ένα  $d$ -διάστατο Ευκλείδειο χώρο μπορεί να γράφεται σαν υψίτης συνδιασμός  $(d+1)$  ή λιγότερων συμπίετων του αρχικού συνόλου  $A$ .

Χωρίς τον περιορισμό για το  $|Q|$  δεν θα μπορούσαμε να υπολογίσουμε την απόλυτη χωρητικότητα. Αν ~~είναι~~ <sup>η απόλυτη</sup> ~~πείνεται~~ ~~από~~ ~~δύο~~ ~~πείνεται~~ ~~από~~ ~~το~~  $|Q|$  δεν θα μπορούσαμε να υπολογίσουμε την απόλυτη.

**Converse**

Αν υπάρχει ακολουθία  $(2^{nR_1}, 2^{nR_2}, \eta)$  κωδικοποιημάτων με  $P_e^{(n)} \rightarrow 0$ , τότε

$$R_1 \leq I(X_1; Y | X_2, Q), \quad R_2 \leq I(X_2; Y | X_1, Q), \quad R_1 + R_2 \leq I(X_1, X_2; Y | Q). \quad (*)$$

για  $Q$  πάνω στο  $\{1, 2, 3, 4\}$  και από-κωδικοποιημάτων  $p(q) p(x_1|q) p(x_2|q) p(y|x_1, x_2)$ .

Απόδειξη: Fix  $n$ . Θεωρούμε "κωδικοποιημένα" κωδικοποιημένα.  $W_1 \times W_2 \times X_1^n \times X_2^n \times Y^n$

$$p(w_1, w_2, x_1^n, x_2^n, y^n) = p(w_1) p(w_2) p(x_1^n | w_1) p(x_2^n | w_2) \prod_{i=1}^n p(y_i | x_{1i}, x_{2i})$$

Για  $n$ :  $H(w_1, w_2 | Y^n) \leq H(P_e^{(n)}) + \eta(R_1 + R_2) P_e^{(n)} = \eta \epsilon_n$  με  $\epsilon_n \rightarrow 0$  ως  $n \rightarrow \infty$ . Τότε

$$H(w_1 | Y^n) \leq H(w_1, w_2 | Y^n) \leq \eta \epsilon_n$$

$$H(w_2 | Y^n) \leq H(w_1, w_2 | Y^n) \leq \eta \epsilon_n$$

Για το  $R_1$ :  $nR_1 = H(w_1) = I(w_1; Y^n) + H(w_1 | Y^n) \leq I(w_1; Y^n) + \eta \epsilon_n$

$$I(w_1; Y^n) \leq I(X_1^n(w_1); Y^n) \dots \leq \sum_{i=1}^n I(X_{1i}; Y_i | X_{2i})$$

$$\} \Rightarrow R_1 < \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{1i}; Y_i | X_{2i}) + \epsilon_n$$



Okold

$$R_2 \leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{2i}; Y_i | X_{1i}) + \epsilon_n$$

$$R_1 + R_2 \leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{1i}, X_{2i}; Y_i) + \epsilon_n$$

Οι παραπάνω εκφράσεις είναι πάλι πάλι mutual info calculated at the empirical distributions of col i.

Μπορούμε να εστιάσουμε το Q με τιμές στο {1, ..., n} και  $q(Q=i) = \frac{1}{n}, i=1, \dots, n$ . Τότε

$$R_1 \leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{1i}; Y_i | X_{2i}) + \epsilon_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{1q}; Y_q | X_{2q}, Q=i) + \epsilon_n$$

$$= I(X_{1q}; Y_q | X_{2q}, Q) + \epsilon_n = I(X_1; Y | X_2, Q) + \epsilon_n$$

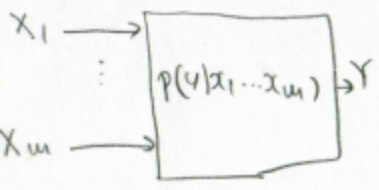
όπου  $X_1 \stackrel{D}{=} X_{1q}, X_2 \stackrel{D}{=} X_{2q}, Y \stackrel{D}{=} Y_q$ , όλες τυχαίες μεταβλητές, η κατανομή των οποίων εξαρτάται από το Q όπως

εξαρτά η κατανομή των  $X_{1i}, X_{2i}, Y_i$  από το i. Από  $W_1$  και  $W_2$  ανεξάρτητα,  $X_{1i}(W_1)$  και  $X_{2i}(W_2)$  ανεξάρτητα και

!!  $\Pr(X_{1q}=x_1 | Q=i) \cdot \Pr(X_{2q}=x_2 | Q=i) = \Pr\{X_{1i}(W_1)=x_1, X_{2i}(W_2)=x_2\}$ . !!

Η απόδοσή του αλληλίου αν  $|Q| \leq 4$  αντί για  $|Q|=n$  !!

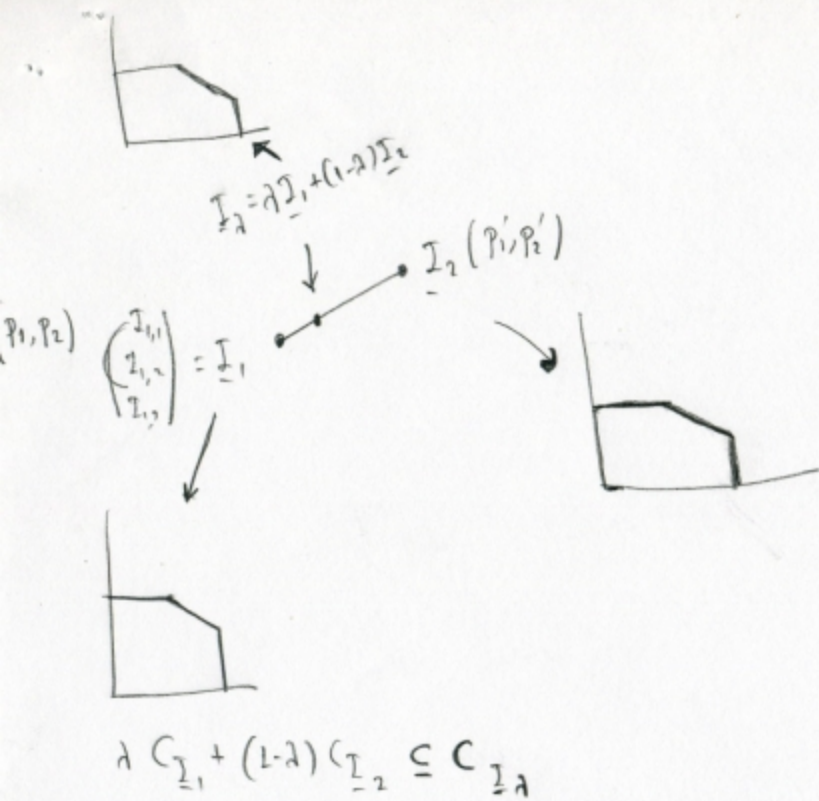
ω-user MAC



Θεώρημα:  $\forall S \subseteq \{1, \dots, m\}, R(S) \leq I(X(S); Y | X(S^c))$

$2^m - 1$  constraints.

Rate region: polymatroid.

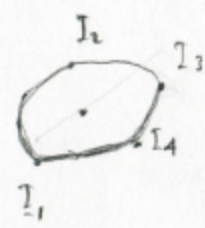


Καθε  $I_i$  επισημειωμένη με  $p_1(x_1) p_2(x_2)$ .

16

Οποιοδήποτε επισημειωμένο των convex hull επισημειωμένα ως

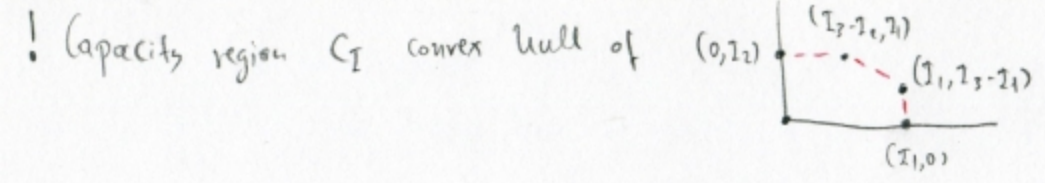
$$\sum_{i=1}^4 \lambda_i I_i \text{ για κάποια } \lambda_i \geq 0$$



Cardinality of  $U$ .

Κατασκευάζουμε το convex hull των  $I_i$ 's. Χρησιμοποιούμε το Carathéodory

To prove the reverse, we consider the extreme points of pentagonal regions.



MAC: Fine details in the converse

Είδαμε ότι

$$R_1 < \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{1i}; Y_i | X_{2i})$$

$$R_2 < \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{2i}; Y_i | X_{1i})$$

$$R_3 = R_1 + R_2 < \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_{1i}, X_{2i}; Y_i)$$

Οπότε  $\underline{R} = \begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \\ R_3 \end{pmatrix}$  και  $\underline{I}_i = \begin{pmatrix} I(X_{1i}; Y_i | X_{2i}) \\ I(X_{2i}; Y_i | X_{1i}) \\ I(X_{1i}, X_{2i}; Y_i) \end{pmatrix}$

Άρα  $\underline{R} < \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \underline{I}_i$

Έχουν βίαια, όπως, ένα πληροφοριακό για τους κώδικες.  $X_1^m$  και  $X_2^m$  είναι ανεξάρτητα.

Ερώτηση:  
 $\exists$  σφκ  $p_{1i}(x_1), p_{2i}(x_2)$  τέτοιες ώστε  
 $P_r \{X_{1i}=x_1, X_{2i}=x_2\} = p_{1i}(x_1) \cdot p_{2i}(x_2)?$   
 Αν ναι, ποσες?

⊕ Αν η ανάρτηση είναι καταγατική, τότε θα έχουμε αποδείξει ότι  $\underline{I}_i$  είναι επιτακτικό με  $p_1(x_1) \cdot p_2(x_2) \cdot p(y|x_1, x_2)$ .

Το  $\underline{I}_i$  είναι η  $p(q)$ .

① Η ποσότητα  $\sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \underline{I}_i$  είναι υπέρσυνδυασμός των

$\underline{I}_1, \dots, \underline{I}_n$ , συνεπώς μπορεί να γραφεί σαν  
 $\lambda_1 \underline{I}_{i_1} + \lambda_2 \underline{I}_{i_2} + \lambda_3 \underline{I}_{i_3} + \dots + \lambda_k \underline{I}_{i_k}$  για  
 $0 \leq \lambda_i \leq 1, \sum_{i=1}^k \lambda_i = 1$  και  $\underline{I}_{i_k} \in \{\underline{I}_1, \dots, \underline{I}_n\}$ .

Απάντηση στο ερώτημα:

Έχοντας ορίσει την ανεξάρτητη σφκ ως  
 $p(w_1, w_2, x_1^m, x_2^m, y^m) = p(w_1) \cdot p(w_2) \cdot p(x_1^m | w_1) \cdot p(x_2^m | w_2) \cdot p(y^m | x_1^m, x_2^m)$   
 λαμβάνουμε ότι  $P_r \{X_{1i}=x_1, X_{2i}=x_2\} = \frac{n_i^{x_1}(x_1)}{2^{nR_1}} \cdot \frac{n_i^{x_2}(x_2)}{2^{nR_2}}$

②  $\forall i, \underline{I}_i$  πρέπει απαραίτητα πληροφορίες υπολογίζονται στην σφκ  $p_i(x_1, x_2, y) = p(y|x_1, x_2) P_r \{X_{1i}=x_1, X_{2i}=x_2\}$

με  $n_i^{x_j}(x) = \#$  εμφανίσεων του  $x$  στην  $i$ -οστή θέση του  $j$ -οστού κώδικα

όπου η  $P_i$  υπολογίζεται βάσει των δεδομένων κώδικα.  $P_i$

→ ΠΤΟ Ανάδειξη

Απόδειξη: Note

$$\sum_y p(y|x) = 1$$

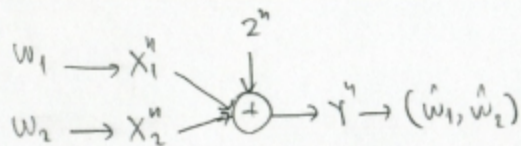
Αρχι) out and  $p(w_1, w_2, x_1^h, x_2^h, y^h)$

$$p(w_1, w_2, x_1^h, x_2^h) = \sum_y \left( p(w_1) \cdot p(w_2) \cdot p(x_1^h | w_1) \cdot p(x_2^h | w_2) \cdot p(y^h | x_1^h, x_2^h) \right) = p(w_1) p(w_2) p(x_1^h | w_1) p(x_2^h | w_2)$$

$$p(x_1^h, x_2^h) = \left[ \sum_{w_1} p(w_1) p(x_1^h | w_1) \right] \left[ \sum_{w_2} p(w_2) p(x_2^h | w_2) \right] = \frac{\# \text{ΕΥ } x_1 \text{ στο } C_1}{2^{nR_1}} \cdot \frac{\# \text{ΕΥ } x_2 \text{ στο } C_2}{2^{nR_2}}$$

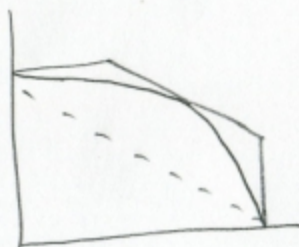
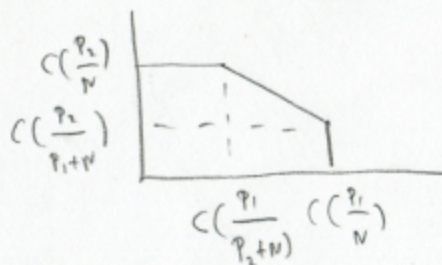
$$p(X_1(i) = x_1, X_2(i) = x_2) = \frac{\# \text{ΕΥ } x_1 \text{ στην } i\text{-οστή στήλη του } C_1}{2^{nR_1}} \cdot \frac{\# \text{ΕΥ } x_2 \text{ στην } i\text{-οστή στήλη του } C_2}{2^{nR_2}}$$

Gaussian MAC



power constraint:  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ji}^2(w_j) \leq P_j, j=1,2, w_j \in \{1, \dots, 2^{nR_j}\}$

$C(x) = \frac{1}{2} \log(1+x)$



Corresponds to CDMA with successive decoding.

FDMA:  $P_1, P_2, W$

$R_1 = W_1 \log\left(1 + \frac{P_1}{NW_1}\right) \rightarrow \text{spectral efficiency } \frac{R_1}{W}$

$R_2 = W_2 \log\left(1 + \frac{P_2}{NW_2}\right) \frac{R_2}{W}$

TDMA: