

## Rückblick: Was man wissen sollte

---

1

## Modul 1

ETH

- Informationsbegriff
- Übertragungsmodelle
- Kommunikation
- Informationsgehalt-Quantifizierung
- Wahrscheinlichkeit, bedingte Wahrscheinlichkeit
- Bayes-Regel
- Diskrete Zufallsvariablen
- Verbundwahrscheinlichkeit
- Marginalisierung

$$p(x_1 \cdots x_n) = \prod_{i=1}^n P(X = x_i) \quad P(X = x_i | Y = y_i) = \frac{p_{XY}(x_i, y_i)}{p_Y(y_i)}$$

Informationstheorie

2

## Modul 2

ETH

- Bedingte Verteilungen
- Erwartungswert, Varianz und Kovarianz
- Diskrete, stochastische Prozesse
- Stationarität und Ergodizität
- Markov-Kette
- Markov'sche Zustandsautomaten

$$P(X_n = x_k | X_1, \dots, X_{n-1}) = P(X_n = x_k | X_{n-1})$$

$$p_X(x_i) = \sum_{j=1}^N p_X(x_i | x_j) p_X(x_j)$$

Informationstheorie

3

## Modul 3

ETH

- Entropiefunktion, Eigenschaften
- Entropie einer diskreten Verteilung
- Entropie als Erwartungswert
- Schranken für die Entropie
- Jensen-Ungleichung
- Verbundentropie
- Mittelwertbetrachtungen

$$H(X) = -\sum_{i=1}^L p_X(x_i) \log_2 p_X(x_i)$$

Informationstheorie

4

## Modul 4

ETH

- Bedingte Entropie – Bezug zur Wahrscheinlichkeit
- Gegenseitige Information
- Herleitungen
- Kettenregel für Entropien
- Bedingte, gegenseitige Information
- Markov-Ketten

$$H(X|Y) = H(XY) - H(Y)$$

$$I(X; Y) := H(X) + H(Y) - H(XY)$$

$$H(X_1 \cdots X_N) = \sum_{i=1}^N H(X_i | X_1 \cdots X_{i-1})$$

Informationstheorie

5

## Modul 5

ETH

- Diskrete Informationsquellen
- Quelle, Symbol, Alphabet
- Quellenentropie
- Markov-Quellen
- Entropie von Markov-Quellen
- Markov-Modelle unterschiedlicher Ordnung
- Beispiele aus Textanalyse und Textsynthese

$$H_M = -\sum_{j=1}^N p(x_j) \sum_{i=1}^N p(x_i | x_j) \log_2 p(x_i | x_j)$$

Informationstheorie

6

## Modul 6

ETH

- Quellencodierung versus Kanalcodierung
- Codes, Degeneriertheit, Präfixfreiheit
- Optimale Codes
- Codewortlänge
- Codebaum
- Kraft'sche Ungleichung
- Shannon'sches Codierungstheorem

$$E[l_C(X)] = \sum_{x \in \mathcal{X}} p_X(x) l_C(x) \rightarrow \min$$
$$\sum_{i=1}^L D^{-l_i} \leq 1$$
$$H(X) \leq E[l_C(X)] < H(X) + 1$$

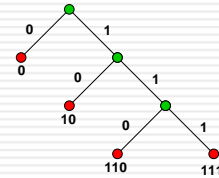
Informationstheorie

7

## Modul 7

ETH

- Nichtperfekte Kompression
- Bekanntheit der Quellenstatistik
- Huffman-Coding



Informationstheorie

8

## Modul 8, 9 und 10

ETH

- Shannon-Fano Coding
- Blockcodierung
- Arithmetische Codierung
- Universelle Codierungsverfahren
- Intervalllängencodierung
- Lempel-Ziv Coding

$$mH(X) \leq mE[l_C(X)] < mH(X) + 1$$

$$\frac{-\log_2 P(s)}{S} = -\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \log_2 P_X(s(i)) = -\sum_{i=1}^L P_X(x_i) \log_2 P_X(x_i) = H(X)$$

Informationstheorie

9

## Modul 11

ETH

- Binärer Kanal
- Binärer symmetrischer Kanal
- Transformation
- Minimum Error Decoder
- Maximum Likelihood Decoder
- Kanalkapazität
- Kapazität und Rate

$$H_T = I(X; Y) = H(Y) - H(Y | X)$$

$$C = \max_{P_X} I(X; Y) = \max_{P_X} [H(Y) - H(Y | X)]$$

$$C = \log |\mathcal{Y}| - t$$

Informationstheorie

10

## Modul 12 und 13

ETH

- Fehlerkorrektur
- Blockcodes
- Lineare Codes
- Generatormatrix
- Parity-Check Matrix
- Syndromcodierung
- Hamming-Codes

$$G = [I_K \quad A] \quad H = [-A^T \quad I_{N-K}]$$

$$s = (c + e) \cdot H^T = c \cdot H^T + e \cdot H^T = 0 + e \cdot H^T = e \cdot H^T$$

Informationstheorie

11