



Universidade Federal do ABC
Centro de Matemática, Computação e Cognição

Compressão de Dados e Entropia no Contexto Linguístico

Lucas Silva Amorim

Santo André - SP, Maio de 2022

Lucas Silva Amorim

Compressão de Dados e Entropia no Contexto Linguístico

Projeto de Graduação apresentado ao Centro de Matemática, Computação e Cognição, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Bacharelado em Ciências da Computação.

Universidade Federal do ABC – UFABC
Centro de Matemática, Computação e Cognição
Bacharelado em Ciências da Computação.

Orientador: Prof.^a Dr.^a Cristiane M. Sato

Santo André - SP

Maio de 2022

Resumo

Segundo a ABNT, o resumo deve ressaltar o objetivo, o método, os resultados e as conclusões do documento. A ordem e a extensão destes itens dependem do tipo de resumo (informativo ou indicativo) e do tratamento que cada item recebe no documento original. O resumo deve ser precedido da referência do documento, com exceção do resumo inserido no próprio documento. Umas 10 linhas (...) As palavras-chave devem figurar logo abaixo do resumo, antecidas da expressão Palavras-chave:, separadas entre si por ponto e finalizadas também por ponto.

Palavras-chaves: latex. abntex. editoração de texto.

Abstract

This is the english abstract.

Keywords: latex. abntex. text editoration.

Sumário

	Introdução	1
figuras		1
tabelas		1
Motivação		1
Objetivos		2
I	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	3
1	CONCEITOS E DEFINIÇÕES FUNDAMENTAIS	5
1.1	Código	5
1.1.1	Códigos unicamente decodificáveis e livres de prefixo	5
1.2	Relações fundamentais com a Teoria da Informação	6
1.2.1	Distribuição de Probabilidade e Esperança	6
1.2.2	Comprimento médio do código	7
1.2.3	Entropia	7
1.2.4	Comprimento de Código e Entropia	8
	REFERÊNCIAS	9

Introdução

Este documento segue as normas estabelecidas pela ??, 3.1-3.2).

Figuras

As normas da ??, 3.1-3.2) especificam que o caption da figura deve vir abaixo da mesma.

A Figura 1 ilustra...



Figura 1 – Breve explicação sobre a figura. Deve vir abaixo da mesma.

Tabelas

A Tabela 1 apresenta os resultados...

Tabela 1 – Breve explicação sobre a tabela. Deve vir acima da mesma.

XX	FF	PP	YY	Yr	xY	Yx	ZZ
615	18	2558	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930
615	18	2558	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930
615	18	2558	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930
615	18	2558	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930
615	18	2558	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930	0,9930

Motivação

Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos hymenaeos. Aenean nonummy turpis id odio. Integer euismod imperdiet turpis. Ut nec leo nec diam imperdiet lacinia. Etiam eget lacus eget mi ultricies posuere. In placerat tristique tortor. Sed porta vestibulum metus. Nulla iaculis sollicitudin pede. Fusce luctus tellus in dolor. Curabitur auctor velit a sem. Morbi sapien. Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos hymenaeos. Donec adipiscing urna vehicula nunc. Sed ornare leo in leo. In rhoncus leo ut dui. Aenean dolor quam, volutpat nec, fringilla id, consectetur vel, pede.

Objetivos

Nulla malesuada risus ut urna. Aenean pretium velit sit amet metus. Duis iaculis. In hac habitasse platea dictumst. Nullam molestie turpis eget nisl. Duis a massa id pede dapibus ultricies. Sed eu leo. In at mauris sit amet tortor bibendum varius. Phasellus justo risus, posuere in, sagittis ac, varius vel, tortor. Quisque id enim. Phasellus consequat, libero pretium nonummy fringilla, tortor lacus vestibulum nunc, ut rhoncus ligula neque id justo. Nullam accumsan euismod nunc. Proin vitae ipsum ac metus dictum tempus. Nam ut wisi. Quisque tortor felis, interdum ac, sodales a, semper a, sem. Curabitur in velit sit amet dui tristique sodales. Vivamus mauris pede, lacinia eget, pellentesque quis, scelerisque eu, est. Aliquam risus. Quisque bibendum pede eu dolor.

Parte I

Fundamentação Teórica

1 Conceitos e definições fundamentais

equation Este capítulo apresenta algumas definições e conceitos fundamentais para o entendimento das técnicas de compressão que serão discutidas em capítulos posteriores.

1.1 Código

Um **código** C mapeia uma **mensagem** $m \in M$ para uma cadeia de **palavras código** em W^+ , onde M é chamado **alfabeto de origem** e W^+ **alfabeto de palavras código**. Vamos utilizar a notação A^+ para se referir ao conjunto que contém todas as cadeias de A , *i.e.*, $A^+ = \bigcup_{i \geq 1} A^i : A^i = (a_1, \dots, a_i), a \in A$. Deste modo, podemos representar um código como uma função $C : M \rightarrow W^+$. O **comprimento** da palavra código w , definido pela função $l(w)$, representa o número de bits de w

Os elementos dos alfabetos de origem e de palavras código podem ter um comprimento fixo ou variável. Códigos nos quais os alfabetos possuem um comprimento fixo são chamados de **códigos de comprimento fixo**, enquanto os que possuem alfabetos de comprimento variáveis são chamados **códigos de comprimento variável**. Provavelmente o exemplo mais conhecido de código de comprimento fixo seja código ASCII, que mapeia 64 símbolos alfa-numéricos (ou 256 em sua versão estendida) para palavras código de 8 bits. Todavia, a compressão de dados utiliza apenas códigos de comprimento variável, mas especificamente códigos que variam o comprimento de acordo com a probabilidade associada à mensagem (o tema será melhor detalhado em seções posteriores).

1.1.1 Códigos unicamente decodificáveis e livres de prefixo

Um código é **distinto** se pode ser representado como uma função **bijetora**, *i.e.*, $\forall m_1, m_2 \in M, C(m_1) \neq C(m_2)$. Um código é dito **unicamente decodificável** quando $C(m) = w^n \leftrightarrow C^{-1}(w^n) = m$, com $m \in M$ e $w^n \in W^+$.

Vamos definir C^+ como a **codificação** correspondente ao código C , tal que $C^+(m^n) = C(m_1)C(m_2)\dots C(m_n) : m^n = m_1m_2\dots m_n$, *i.e.*, $C^+ : M^+ \rightarrow W^+$. A função de **decodificação** $D^+ : W^+ \rightarrow M^+$ se refere a operação inversa da codificação, de modo que dado um código **unicamente decodificável** C , $D^+(C^+(m^n)) = m^n$.

Um **código livre de prefixo** é um código C' em que $\nexists w_1^n, w_2^n \in W^+ \mid w_1^n$ é **prefixo** de w_2^n , por exemplo, o conjunto de palavras código $W^+ := \{1, 01, 000, 001\}$ não possui nenhuma cadeia que é prefixo de outra dentro do conjunto. Códigos livres de prefixo podem ser *decodificados instantaneamente*, ou seja, podemos decodificar uma palavra código sem precisar verificar o início da seguinte.

Teorema 1. *Todo código livre de prefixo é unicamente decodificável.*

Demonstração. Seja C um código livre de prefixo e $S_n = s_1 \dots s_n$ uma mensagem codificada por C . Vamos provar por indução que o teorema é verdadeiro para todo $n \in \mathbb{Z}^+$

Casos base: Quando $n = 1$, a mensagem S só possui uma palavra código, logo é unicamente decodificável. Se $n = 2$, então S possui uma palavra código s_1 que não pode ser prefixo de s_2 (pela própria definição de códigos livres de prefixo), o que claramente significa que S é unicamente decodificável.

Passo indutivo: Seja $k \in \mathbb{Z}^+$, e suponha por hipótese de indução que o teorema vale para $n \leq k$. Como S_{k+1} é livre de prefixo, existe um prefixo de S_{k+1} , $S_j = s_1 \dots s_j$ (com $j \leq k + 1$) que é unicamente decodificável (dado que ela não pode ser prefixo de nenhuma outra). a mensagem $S'_{k+1} = s_{j+1} \dots s_{k+1}$ ainda é uma concatenação decodificável e $|S'_{k+1}| \leq |S_{k+1}|$, o que significa que por hipótese de indução S'_{k+1} é unicamente decodificável. Como $S_{k+1} = S_j S'_{k+1}$, segue que S_{k+1} é unicamente decodificável. \square

1.2 Relações fundamentais com a Teoria da Informação

A codificação é comumente dividida em duas componentes diferentes: *modelo* e *codificador*. O *modelo* identifica a distribuição de probabilidade das mensagens baseado em sua semântica e estrutura. O *codificador* toma vantagem de um possível *bias* apontado pela modelagem, e usa uma estratégia gulosa em relação a probabilidade associada às mensagens para reduzir seu tamanho. (substituindo as mensagens que ocorrem com maior frequência por símbolos menores).

Desta forma, é evidente que os algoritmos de compressão sempre devem tomar vantagem de alguma distribuição de probabilidades "desbalanceada" sobre as mensagens para efetivamente reduzir o tamanho destas, portanto, a compressão é fortemente relacionada com a probabilidade. Nesta seção, vamos construir o embasamento teórico necessário para entender a relação entre as probabilidades associadas e o comprimento das mensagens, e consequentemente criar uma noção dos parâmetros que devem ser maximizados para alcançar uma codificação eficiente.

1.2.1 Distribuição de Probabilidade e Esperança

Dado um experimento e um espaço amostral Ω , uma **variável aleatória** X associa um número real a cada um dos possíveis resultados em Ω . Em outras palavras, X é uma função que mapeia os elementos do espaço amostral para números reais. Quando a imagem de X pode assumir um número finito de valores, dizemos que X é uma **variável aleatória discreta**.

Podemos descrever melhor uma variável aleatória, atribuindo probabilidades sobre os valores que esta pode assumir. Esses valores são atribuídos pela **função de densidade de probabilidade**, denotada por p_X . Portanto, a probabilidade do evento $\{ X = x \}$ é a função de distribuição de probabilidade aplicada a x , *i.e.*, $p_X(x)$.

$$p_X(x) = P(\{X = x\}) \quad (1.1)$$

Note que, a variável aleatória pode assumir qualquer um dos valores no espaço amostral que possuem uma probabilidade $P > 0$, portanto

$$\sum_x p_X(x) = 1. \quad (1.2)$$

O **valor esperado** (ou **esperança**) da variável aleatória X é definido como

$$\mathbf{E}[X] = \sum_x x p_X(x). \quad (1.3)$$

1.2.2 Comprimento médio do código

Seja p a distribuição de probabilidade associada ao alfabeto de origem M . Assuma que C é um código tal que $C(m) = w$, definimos o **tamanho médio** de C como:

$$l_a(C) = \sum_{m \in M, w \in W^+} p(m) l(w) \quad (1.4)$$

Um código C livre de prefixo é **ótimo** se $l_a(C)$ é mínimo, isto é, para qualquer código livre de prefixo C' temos que

$$l_a(C) \leq l_a(C') \quad (1.5)$$

1.2.3 Entropia

A **Entropia de Shannon** aplica as noções de Entropia física (que representa a aleatoriedade de um sistema) à Teoria da Informação. Dado um sistema S e a função p sendo a distribuição de probabilidade associada a S , definimos **Entropia** como:

$$H(S) = \sum_{s \in S} p(s) \log_2 \frac{1}{p(s)} \quad (1.6)$$

Por esta definição temos que quanto menor o *bias* da função de distribuição de probabilidade relacionada ao sistema, maior a sua entropia. Em outras palavras, a entropia de um sistema esta intimamente ligada a sua "desordem".

Shannon (incluir referencia papper do shannon) aplica o mesmo conceito de entropia no contexto da teoria da informação, "substituindo" o conjunto de estados S pelo conjunto

de mensagem M , isto é, M é interpretado como um conjunto de possíveis mensagens, tendo como $p(m)$ a probabilidade de $m \in M$. Baseado na mesma premissa, Shannon mede a informação contida em uma mensagem da seguinte forma:

$$i(s) = \log_2 \frac{1}{p(s)}. \quad (1.7)$$

1.2.4 Comprimento de Código e Entropia

Nas secções anteriores, o comprimento médio de um código foi definido em função da distribuição de probabilidade associada ao seu alfabeto de origem. Da mesma forma, as noções de **Entropia** relacionada a um conjunto de mensagens, tem ligação direta com as probabilidades associadas a estas. A seguir, será mostrado como podemos relacionar o comprimento médio de um código a sua entropia através da **Desigualdade de Kraft-McMillan**, e por consequência estabelecer uma relação direta entre a **Entropia de um conjunto de mensagens e a otimalidade do código associada a estas mensagens**.

Lema 2 (Desigualdade de Kraft-McMillan). ***Parte (a) McMillan**. Para todo código unicamente decodificável $C : M \rightarrow W^+$.*

$$\sum_{w \in W^+} 2^{-l(w)} \leq 1.$$

***Parte (b) Kraft**. Para qualquer conjunto L de comprimento códigos que satisfaça:*

$$\sum_{l \in L} 2^{-l} \leq 1.$$

$\exists C$ livre de contexto : $|C(w)| = l(w) \forall w \in W^+$

Referências

HIRSCHBERG, D.S; LELEWER D.A; *Data compression*, Computing Surveys 19.3, 1987.
Nenhuma citação no texto.

BLELLOCH G.E; *Introduction to Data Compression*, Carnegie Mellon, 2013 Nenhuma
citação no texto.

BERTSEKAS D.P; TSITSIKLIS J.N; *Introduction to Probability* M.I.T, Lecture Notes
Course 6.041-6.431, 2000 Nenhuma citação no texto.