UNIVERSIDADE DE AVEIRO

DEPARTAMENTO DE ELETRÓNICA, TELECOMUNICAÇÕES E INFORMÁTICA

Teoria Algoritmica da Informação - 2019/2020

Lab Work 1

Mestrado em Engenharia Informática

Authors: Professor:

Bruno Assunção, 89010 Cláudio Costa, 85113 João Artur Costa, 80390

Prof. Armando Pinho

CONTENTS

7	Conclusão	12
	6.2 Exemplo/Proof of concept	10
	6.1 Considerações	9
6	Estatísticas	9
	5.1 generator.cpp	9
5	Geração automática de texto	9
4	Processamento do texto com uso dos modelos definidos	6
3	Criação de Modelos	6
2	Input do Programa	5
1	Descrição da solução	5

LIST OF FIGURES

4.1	1 Estimativa de probabilidade de um evento \boldsymbol{e} dado um contexto \boldsymbol{c} , usando $smooth$						
	ing	7					
4.2	Cálculo da entropia local, \textit{Hc} , para cada um dos estados do modelo	8					
4.3	Cálculo da entropia geral, <i>H</i> , para todo o modelo	8					

Introdução

O objetivo deste trabalho é utilizar modelos de contexto finito (ou cadeias discretas de Markov), um modelo utilizado para compressão de dados e cujos resultados revelam várias propriedades estatísticas e algoritmicas acerca de um dado texto.

Estes modelos permitem-nos estimar as probabilidades relativas da ocorrência de cada caractér num alfabeto definido pelo texto, após um determinado contexto.

Por exemplo, com um alfabeto A = {A,C,T,G} (nucleótidos numa sequência de ADN), conseguimos determinar a probabilidade de ocorrer cada um dos símbolos pertencentes a A, dado que anteriormente ocorre, por exemplo, a sequência "ACT". De acordo com um número finito e fixo de resultados passados, conseguimos obter então uma probabilidade de ocorrência do estado seguinte do nosso texto fonte.

1 Descrição da solução

Neste trabalho, desenvolvemos um programa em C++, fcm.cpp, que recebe uma sequência curta de nucleótidos em formato de texto (ficheiro genes.txt). De seguida, as funções que compõem o programa principal contam as ocorrências de cada símbolo num determinado contexto, de acordo com uma ordem k e um smoothing α , ambos fornecidos como parâmetros ao programa.

Após a contagem, é feito um cálculo das probabilidades de ocorrência de cada símbolo de acordo com cada contexto, bem como o cálculo das entropias locais. Estas entropias, à medida que vão sendo calculadas, atualizam a entropia geral do nosso modelo.

2 INPUT DO PROGRAMA

O ficheiro principal do nosso programa e aquele que deve ser executado é o *fcm.cpp*. O único parâmetro obrigatório é o primeiro:

- *filename* Corresponde ao primeiro parâmetro a ser passado, o nome do ficheiro;
- k É o segundo parâmetro que o programa recebe e corresponde ao contexto, k, do modelo.
- α É o terceiro e último parâmetro que o programa recebe e corresponde ao *smoothing*, α. Este valor torna-se especialmente importante no caso de não haver ocorrências de um certo símbolo, o que de acordo com a fórmula de P(e | c) fornecida na segunda página do enunciado do Lab Work, resultaria numa fração com denominador 0.

Um exemplo de execução correta do programa:

```
$ g++ fcm.cpp
$ ./a.out genes.txt 4 2
```

No caso de não serem especificados nenhum destes parâmetros, o programa irá ser executado para os valores de ${\bf k}$ e α que variam entre 0 e 10, devolvendo cada um dos seus outputs.

3 Criação de Modelos

Inicialmente, o ficheiro de texto *genes.txt* é carregado para o programa através da função *readFile(String filename)*. Este texto é convertido para uma única string e retornada para uso nas funções que se seguem.

- countOccurrences(String content, int k, vector<string> alphabet)) Esta função recebe como parâmetros o conteúdo do ficheiro já convertido para String, a ordem do contexto k e um vetor de strings correspondente ao alfabeto do nosso modelo. A função vai então contar as ocorrências de cada caractér que se segue depois de um determinado contexto, e popular um dicionário que tem como chave cada um dos contextos e como valor um outro dicionário do formato map<string,int>. Neste mapa, temos como chave um evento e (pertencente ao alfabeto {A,C,T,G}) e como valor o seu número de ocorrências mediante o contexto.
- void printCounterDouble() / void printCounter() Estas são apenas funções auxiliares que imprimem o counter, para efeitos de visualização mais fácil e debugging mais eficiente.
- *saveProbsToFile(map<string, map<string, float» probs)* Função que recebe o counter e gera um ficheiro .*csv* com os dados para análise estatística.

4 Processamento do texto com uso dos modelos definidos

Após a criação do nosso contador de ocorrências, seguem-se procedimentos para estimativa de probabilidades de cada caractér num dado contexto.

calculateProbabilities(map<string, map<string, int» counter, int smoothing) - Esta função recebe como argumentos a estrutura de dados contadora de ocorrências de cada símbolo e o valor do smoothing, α.
 É percorrido o mapa counter e estimada a probabilidade de cada evento dado um contexto, segundo a fórmula

$$P(e|c) \approx \frac{N(e|c) + \alpha}{\displaystyle\sum_{s \in \Sigma} N(s|c) + \alpha |\Sigma|},$$

Figure 4.1: Estimativa de probabilidade de um evento e dado um contexto c, usando smoothing

O *source code* que representa este cálculo está exibido no excerto de código que se segue:

Listing 1: *Source code* do cálculo das probabilidades e entropias do modelo

```
(C++)
   for(auto& seq: counter) {
2
            int sum = 0;
3
            float Hc = 0.0;
            for(auto&& freq: seq.second) {
 4
5
                sum+=freq.second;
6
            }
            for(auto&& freq: seq.second) {
                float x = freq.second+smoothing;
8
9
                float y = sum+smoothing*seq.second.size();
                float prob = (float)x/(float)y;
10
                float bits = -log10(prob)*prob;
11
12
                probabilities[seq.first][freq.first] = prob;
                Hc+=bits;
13
            }
14
15
            float localProb = (float) sum/ (float) overallSum;
16
            modelEntropy+=localProb*Hc;
17
       }
18
19
       return probabilities;
```

Nesta parte da função, temos o valor do somatório das probabilidades de cada evento dado um contexto, representado por sum. As variáveis decimais x e y correspondem, respetivamente, ao numerador e denominador da fórmula anterior, dados pelo número de ocorrências de cada evento, pelo smoothing e pela cardinalidade do nosso alfabeto.

Quanto às entropias locais para cada evento, estas corresppondem ao valor de Hc, dado pela soma de bits necessários para representar o estado e, segundo a fórmula dada Por último, temos o cálculo da entropia geral do

$$H_c = -\sum_{s \in \Sigma} P(e|c) \log P(e|c).$$

Figure 4.2: Cálculo da entropia local, *Hc*, para cada um dos estados do modelo

modelo, efetuado usando a média ponderada de cada uma das entropias locais:

$$H = \sum_{c} P(c)H_{c},$$

Figure 4.3: Cálculo da entropia geral, *H*, para todo o modelo

5 GERAÇÃO AUTOMÁTICA DE TEXTO

5.1 generator.cpp

Após criarmos modelos de contexto finito e calcular probabilidades de eventos (ocorrência de certos carateres) em cada contexto de uma sequência, criámos um outro programa, *generator.cpp* que, com base nos modelos gerados anteriormente, consegue devolver texto auto-gerado que segue a mesma lógica probabilística dos textos que fornecemos ao *fcm.cpp*.

Inicialmente, é gerada uma sequência aleatória de ${\it k}$ caracteres, que será a sequência inicial do novo texto gerado.

De seguida, vão sendo analisados os últimos k caracteres do novo texto e é determinado o caracter seguinte, aleatoriamente, tendo em conta as probabilidades previamente determinadas pelo modelo.

Caso alguma sequência não exista no mapa de contagem de ocorrências, o parâmetro de *smoothing* permitirá atribuir valores probabilísticos diferentes de zero a essa sequência.

6 ESTATÍSTICAS

6.1 Considerações

Após análise dos valores obtidos que estão representados na *Table 6.1*, conseguimos concluir que a entropia geral do modelo, H, diminui com o aumento da *ordem*, k, e aumenta com o incremento do *smoothing*, α .

Overall Entropy	α									
k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Grand Total
1	0.602	0.602	0.602	0.602	0.602	0.602	0.602	0.602	0.602	5.418
2	0.601	0.601	0.601	0.601	0.601	0.601	0.601	0.601	0.601	5.409
3	0.593	0.594	0.595	0.596	0.596	0.597	0.597	0.598	0.598	5.364
4	0.578	0.586	0.59	0.593	0.595	0.596	0.597	0.598	0.599	5.332
5	0.564	0.584	0.592	0.595	0.597	0.599	0.599	0.6	0.6	5.33
6	0.572	0.591	0.596	0.599	0.6	0.6	0.601	0.601	0.601	5.361
7	0.576	0.593	0.598	0.6	0.6	0.601	0.601	0.601	0.602	5.372
8	0.578	0.594	0.598	0.6	0.601	0.601	0.601	0.601	0.602	5.376
9	0.578	0.594	0.598	0.6	0.601	0.601	0.601	0.601	0.602	5.376
Grand Total	5.242	5.339	5.37	5.386	5.393	5.398	5.4	5.403	5.407	48.338

Table 6.1: Tabela de dupla-entrada com variáveis ${\bf k}$ e α

6.2 Exemplo/Proof of concept

Abaixo vai ser feita uma demonstração-exemplo de output obtido pelo programa, de acordo com textos que foram testados para input.

• Input:

• *Para* $k = 4 e \alpha = 1$:

• *Para* $k = 4 e \alpha = 2$:

• *Para* $k = 4 e \alpha = 3$:

• *Para* $k = 4 e \alpha = 4$:

Como é evidente nos textos gerados a partir dos modelos com diferentes parâmetros de entrada, o aumento do valor variável α resulta num "*suavizamento*" no output produzido.

No exemplo do ficheiro de texto no qual há uma maior frequência de vários "T's" seguidos, a quantidade de sequências de letra "T" nos textos gerados foram succesivamente menos frequentes com o aumento do *smoothing*. Infere-se que, valores mais baixos de *smoothing* tornem então o texto gerado mais semelhante ao original.

7 Conclusão

Com este trabalho, pudemos concluir que após a recolha de dados estatísticos de um texto e se se construir um modelo de contexto finito, é possível gerar informação semelhante à fornecida inicialmente, na medida em que padrões existentes na informação original poderão ser replicados no texto gerado.

A entropia dá-nos assim uma quantificação do quão imprevisível e quão irregular é um texto (neste caso).