

UNIVERSIDADE ABERTA



UNIVERSIDADE
AbERTA
www.uab.pt

**Análise e Avaliação do Risco
por Aplicação do Método de Monte Carlo**

Ana Mafalda Teixeira Costa

*Mestrado em Estatística, Matemática e Computação
(Ramo- Estatística Computacional)*

Lisboa 2016

UNIVERSIDADE ABERTA



**Análise e Avaliação do Risco por Aplicação do
Método de Monte Carlo**

Ana Mafalda Teixeira Costa

*Mestrado em Estatística, Matemática e Computação
(Ramo- Estatística Computacional)*

Orientadora: Professora Doutora Teresa Paula Costa Azinheira Oliveira

Lisboa 2016

Resumo

Neste trabalho foram estudadas metodologias avançadas nas áreas da Estatística e da Simulação no âmbito da Análise e Avaliação do Risco. Ao nível computacional foi explorado o software @Risk e seus packages nestas áreas, sendo que o foco da pesquisa incidiu sobretudo em aplicações no âmbito do consumo alimentar.

O panorama alimentar na Europa, em especial nos países da comunidade europeia é exemplar e único no mundo. A regulamentação é exigente e permitiu nos últimos 30 anos alcançar parâmetros de excelência, nos aspetos de segurança alimentar.

O conceito de segurança do “Prado ao Prato” (WHO Food Safety, 2015) é total e a sua implementação obrigou a constantes melhorias dos processos produtivos para obtenção dos géneros alimentícios. Estas práticas crescentes de melhoria contínua permitiram, atualmente, ultrapassar os requisitos regulamentares, alterado assim o paradigma dos sistemas de controlo baseados em valores limites. O processo de avaliação de risco baseado no consumo alimentar é a nova ferramenta de trabalho das organizações governamentais, que executam os controlos oficiais para os aspetos relacionados com a segurança alimentar.

Esta dissertação pretende dar a conhecer de forma detalhada, o método que neste momento é o mais requisitado pelos avaliadores de risco para estudos de exposição a contaminantes químicos por via do consumo alimentar.

A simulação por Monte Carlo é um método estocástico, que utiliza evidências científicas para gerar diferentes probabilidades de eventos individuais, que se combinam para determinar a probabilidade de um resultado adverso à saúde.

A metodologia baseia-se na estimação da Probabilidade (P) da ocorrência do efeito adverso, resultante da exposição ao perigo estudado utilizando no cálculo a relação dose-resposta.

A análise probabilística utiliza distribuições de probabilidade e funções de densidade de probabilidade das variáveis aleatórias associadas ao problema.

A metodologia do cálculo da incerteza é constituída por várias fases, começando desde logo, por distinguir o significado de incerteza e variabilidade, passando pela classificação e organização dos dados, o ajuste das distribuições aos dados e as estatísticas de ajuste entre as distribuições. A fase seguinte é relativa à execução do processo de reamostragem, à análise do resultado obtido (incerteza), à análise das fontes que a influenciam e por fim ao reconhecimento do valor da incerteza.

Palavras-chave: Risco, Incerteza, Reamostragem, Monte Carlo, Análise de Sensibilidade

Abstract

In this work was studied advanced methodologies in the areas of Statistics and Simulation in the scope of Risk Analysis and Evaluation. At the computational level, the @Risk software and its packages in these areas were explored, and the focus of the research was mainly on exposure to chemical contaminants through food consumption.

The food market in Europe, especially in the countries of the European community, is exemplary and unique in the world. The regulation is demanding and has allowed in the last 30 years reaching parameters of excellence, in the aspects of food safety.

The safety concept of "Farm to fork" (WHO Food Safety, 2015) is complete and its implementation has led to constant improvements in the production processes for obtaining foodstuffs. These increasing practices of continuous improvement have now allowed us to exceed regulatory requirements, thus changing the paradigm of control systems based on threshold values. The risk assessment process based on food consumption is the new working tool of government organizations, which carry out official controls on aspects related to food safety.

This dissertation intends to present in detail the method that at the moment is the most requested by the risk assessors for studies of exposure to chemical contaminants through food consumption.

Monte Carlo simulation is a stochastic method, which uses scientific evidence to generate different probabilities of individual events, which combine to determine the likelihood of an adverse health outcome.

The methodology is based on the estimation of the probability (P) of the occurrence of the adverse effect, resulting from exposure to the hazard studied using the dose-response relationship in the calculation.

Probabilistic analysis uses probability distributions and probability density functions of the random variables associated with the problem.

The uncertainty calculation methodology consists of several phases, starting with the distinction between uncertainty and variability, classification and organization of data, adjustment of distributions to data and adjustment statistics between distributions. The next phase concerns the execution of the resampling process, the analysis of the result obtained (uncertainty), the analysis of the sources that influence it and finally the recognition of the uncertainty value.

Keyword: Risk, Uncertainty, Resampling, Monte Carlo, Sensitivity Analysis

Agradecimentos

Agradeço a todos aqueles que me têm acompanhado ao longo deste processo de construção pessoal, académico e profissional!

À Professora Doutora Teresa Oliveira, minha orientadora, que tem sido incansável para que esta dissertação seja concluída com sucesso.

À Dr.^a Maria Manuel Mendes pelo seu apoio e motivação e por ter aberto todos os caminhos para eu poder concluir este projeto.

À minha amiga Ana Fonseca e ao meu amigo Avelino Barroso por estarem por perto!

À minha mãe, Dona Joaquina Teixeira pela sua grandiosidade e generosidade!

Ao meu Pai, Sr. Manuel Afonso Costa que está sempre presente!

*“Viver é muito fácil, porque meço a partir de ti
o Norte e o Sul.*

*Basta que existas, para que os Meridianos se arrumem
e os Oceanos não transbordem.”*

T.G., A árvore das palavras

Para a minha filha, Catarina Costa Dantas.

Índice

CATÍPULO 1 – INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Significado e Conceito de Risco	1
1.2 Avaliação de risco quantitativa para perigos químicos	2
1.3 Exposição Crónica	7
1.4 Exposição aguda	8
1.5 O Panorama na União Europeia.....	9
1.6 Dados Disponíveis para Aplicação em Avaliação de Risco.....	11
1.7 Metodologias da avaliação de risco	11
1.7.1 Método determinista.....	12
1.7.2 Método probabilístico	12
1.7.3 Análise do cenário probabilístico e o método de simulação	12
de Monte Carlo.....	12
1.8 Análise de sensibilidade.....	13
CATÍPULO 2 – MÉTODOS ESTATÍSTICOS EM AVALIAÇÃO DE RISCO	17
2.1 Descrição Variabilidade e Incerteza.....	17
2.1.1 Variabilidade dos Dados	17
2.1.2 A Incerteza dos dados	19
2.1.2 Causas e Tipos de Incertezas.....	20
2.1.3 Principais etapas de análise de incerteza.....	22
2.2 Distribuição de Probabilidades	23
2.2.1 Introdução	23
2.2.2 Distribuições de Probabilidades Discretas	23
2.3 Ajuste da Distribuição aos Dados	31
2.4. O Método da Máxima Verosimilhança	33
2.5 Seleção da Distribuição com melhor ajuste aos dados.....	35
2.5.1 Teste de Ajustamento Qui-Quadrado.....	35
2.5.2 Teste de Ajustamento Kolmogorov-Smirnov (KS).....	36
2.5.3 Teste de Ajustamento Anderson-Darling (AD)	38
2.5.4 Teste de Ajustamento pelo Critério de Informação de Akaike (AIC).....	40

CATÍPULO 3 - METODOLOGIAS DE REAMOSTRAGEM – MÉTODO DE MONTE CARLO	42
3.1 Metodologias de Reamostragem	42
3.2 Método de Monte Carlo (MC)	43
3.3 Geração de Amostras Aleatórias provenientes de uma população continua qualquer. ...	46
3.4 Simulação de Monte Carlo aplicada à Avaliação de Risco.....	47
CATÍPULO 4 - MATERIAIS E MÉTODOS	49
4.1 Materiais.....	50
4.1.1 Dados de Contaminantes Químicos	50
4.1.2 Análise global dados de contaminantes quimicos.....	50
4.1.3 Análise dos dados globais de contaminantes químicos recorrendo ao @Risk.....	55
4.1.4 Dados de Consumo Alimentar	57
4.1.4 Análise dos resultados ao inquérito alimentar.....	58
4.1.6 Análise dos dados globais do inquérito alimentar recorrendo ao @Risk.....	68
4.2 Métodos.....	70
4.2.1 Seleção das distribuições probabilísticas para os dados de contaminates.....	70
4.2.2 Seleção das distribuições probabilísticas para os dados de consumo.	72
CATÍPULO 5 - RESULTADOS.....	75
5.1. Resultados para os níveis de exposição ao Chumbo	75
5.2. Resultados para os níveis de exposição ao Cádmió	78
5.3 Resultados para os níveis de exposição ao Mercúrio.....	83
5.4 Avaliação do risco de exposição face aos resultados obtidos	86
CATÍPULO 6 - CONCLUSÕES	90
CATÍPULO 7 - BIBLIOGRAFIA	92
ANEXO I	94
ANEXO II.....	96
ANEXO III.....	98
ANEXO IV	100

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Metodologia para auxiliar na identificação de fontes de incertezas que afectam os dados no processo de avaliação de exposição.....	21
Tabela 2 - Numero de determinações realizadas no grupo de pescado amostrado	50
Tabela 3 - Dados estatísticos dos valores obtidos para os contaminantes em estudo	51
Tabela 4 - Tabela de Frequências resultados de Cádmio.....	52
Tabela 5 - Tabela de Frequências resultados de Chumbo.....	53
Tabela 6 - Tabela de Frequências resultados de Mercúrio.....	54
Tabela 7- Resumo da Estatística descritiva das Distribuições ajustada	57
Tabela 8 – Tabela de frequências das idades das inquiridas	60
Tabela 9 - Análise descritiva dados antropométrica (Resultados SPSS)	61
Tabela 10- Índice de Massa Corporal das Inquiridas para idades > a 20 anos.....	61
Tabela 11 - Classificação do Índice de Massa Corporal das Inquiridas para idades > a 20 anos	61
Tabela 12 - Análise descritiva dos dados globais de consumo (Resultados SPSS)	62
Tabela 13 - Dados obtidos para o consumo de peixe no questionário de 2006 e inquérito de 2016.....	63
Tabela 14 – Resultados dos coeficiente de Spearman, para o Consumo , Peso e IMC.....	65
Tabela 15- Resultados dos dados de consumo das 10 espécies de pescado mais consumidas .	67
Tabela 16 - Distribuição PERT, para dados de Consumo Diário de Pescado.....	68
Tabela 17 - Distribuição PERT, para dados de Consumo Semanal de Pescado	69
Tabela 18 - Distribuição Triangular para dados de Peso Corporal	69
Tabela 19 - Medidas de localização, variabilidade e assimetria	71
Tabela 20 - Organização dos dados de Consumo por Espécies de Pescado	72
Tabela 21 - Valores individuais de ingestão de contaminantes /dia (Pb:Espécies).....	73
Tabela 22 - Valores individuais do Peso Corporal.....	73
Tabela 23- Medidas de localização, variabilidade e assimetria das distribuições ajustadas	74
Tabela 24 - Distribuições ajustadas para os níveis de exposição ao Chumbo	75
Tabela 25 – Ouput da Simulação de Monte Carlo para a exposição ao Mercúrio	76
Tabela 26 – Resultados da Exposição ao Chumbo pelo método determinístico.....	78
Tabela 27 - Distribuições ajustadas para os níveis de exposição ao Cádmio.....	78
Tabela 28 - Output da Simulação de Monte Carlo para o Cádmio	80
Tabela 29 - Distribuições ajustadas com AIC para os níveis de exposição ao Cádmio	81
Tabela 30 – Output recalculados com o ajuste AIC, da Simulação de Monte Carlo para o Cádmio.....	82
Tabela 31 - Distribuições ajustadas para os níveis de exposição ao Mercúrio	83
Tabela 32 - Output da Simulação de Monte Carlo para o Mercúrio.....	85
Tabela 33- Intervalo de Exposição ao Cádmio, Estudo Pescado	87
Tabela 34 - Intervalo de Exposição ao Cádmio, Estudo EFSA.....	87
Tabela 35- Intervalo de Exposição ao Mercúrio, Estudo Pescado	88
Tabela 36 - Intervalo de Exposição ao Mercúrio, Estudo EFSA	88

Tabela 37- Intervalo de Exposição ao Chumbo, Estudo Pescado	89
Tabela 38 - Intervalo de Exposição ao Chumbo, Estudo EFSA	89

Índice de Gráficos

Gráfico 1 – Histograma de uma distribuição Normal $N(20, 3/\sqrt{10})$, com dimensão $N=10$ e curva cumulativa ascendente.....	44
Gráfico 2 – Histograma resultante de uma simulação de MC com 1000 iterações e a curva distribuição Normal $N(20, 3/\sqrt{10})$	45
Gráfico 3 - Histograma resultante de uma simulação de MC com 1000 iterações e a.....	45
Gráfico 4 - Boxplot para as concentrações de Cádmio nas espécies analisadas	52
Gráfico 5 - Boxplot para as concentrações de Chumbo nas espécies analisadas	53
Gráfico 6 – Boxplot para as concentrações de Mercúrio nas espécies analisadas	54
Gráfico 7 – Distribuição Lognorm para a concentração de Cádmio	55
Gráfico 8 – Distribuição InvGauss para a concentração de Mercúrio detetada.....	56
Gráfico 9- Distribuição ExtValue para a concentração Chumbo detetada.....	56
Gráfico 10 - Zonas concelhias de residência.....	59
Gráfico 11 - Atividades profissionais das inquiridas	59
Gráfico 12 - Numero de elementos do agregado familiar	60
Gráfico 13 - Características alimentares das inquiridas	62
Gráfico 14- Consumos diários individuais de pescado (dados globais).....	63
Gráfico 15 – Boxplot entre as variáveis IMC e Consumo de Pescado.....	66
Gráfico 16 - Boxplot entre as variáveis IMC e Consumo de Pescado	66
Gráfico 17 - Preferências de consumo de pescado por espécies.	67
Gráfico 18 - Distribuição PERT para Consumo alimentar	68
Gráfico 19 - Distribuição ajustada obtida para o peso corporal (Distribuição triangular)	70
Gráfico 20 - Distribuição Exponencial (Pb:Salmão)-fdp.....	71
Gráfico 21 – Distribuição LogLogistic para a Exposição diária individual ao Pb	73
Gráfico 22- Distribuição Weibull para o peso corporal	73
Gráfico 23 : Simulação de Monte Carlo para a determinação do intervalo de exposição ao Cádmio	74
Gráfico 24 – Distribuição Weibull da Exposição diária ao Chumbo.	75
Gráfico 25 - Distribuição Weibull da Exposição semanal do Chumbo.	76
Gráfico 26- Distribuição Weibull para o peso corporal	76
Gráfico 27 – Representação gráfica da Simulação de Monte Carlo para a exposição ao Chumbo.....	77
Gráfico 28 - Distribuição ajustada, LogLogistic para os níveis de exposição diária ao Cádmio	79
Gráfico 29 - Distribuição ajustada, LogLogistic para os níveis de exposição semanal ao Cádmio.....	79
Gráfico 30 – Distribuição ajustada, Weibull para o peso corporal	79
Gráfico 31- Output da Simulação de Monte Carlo para o Cádmio	80
Gráfico 32 – Nova Distribuição (Ajuste AIC), para os níveis de exposição diária ao Cádmio	81

Gráfico 33 – Nova Distribuição (Ajuste AIC), para os níveis de exposição semanal ao Cádmiio	82
Gráfico 34 - Output recalculados com o ajuste AIC, da Simulação de Monte Carlo para o Cádmiio	82
Gráfico 35 – Distribuição ajustada, Exponencial para os níveis de exposição diária ao Mercúrio	84
Gráfico 36 - Distribuição ajustada, Exponencial para os níveis de exposição semanal ao Mercúrio.....	84
Gráfico 37- Distribuição ajustada, Weibull para o peso corporal	84
Gráfico 38 - Output da Simulação de Monte Carlo para o Mercúrio.....	85

Abreviaturas

AS - Análise de Sensibilidade

BMD - Benchmark Dose

BMDL - benchmark dose lower confidence limit.

EPA - US Environmental Protection Agency

GMC - Grupo de compostos com mecanismo comum

IA Porto - Questionário Alimentar de Consumo do Porto

ID_{IM} – Ingestão Diária par a um Individuo médio

IESTI -International ou National Estimated Short-Term Intake).

JMPR (Joint FAO/WHO Meeting on Pesticide Residues)

LOAEL – Lowest- Observed-Adverse-Effect-Level

MOE - Margem de Exposição

NOAEL – No-Observed-Adverse-Effect-Level

PC – Peso Corporal

PMTDI- Provisional Maximum Tolerable Daily Intake

PTWI - Provisional Tolerable Weekly Intake

P5 – Percentil 5%

P95 – Percentil 95%

QSAR - Quantitative Structure-Activity Relationship

RfD - doses de referência

SAR - Structure-Activity Relationship

TTC - Threshold of toxicological concern

CATÍPULO 1 – INTRODUÇÃO

1.1 Significado e Conceito de Risco

O termo “risco” tem sua origem na palavra italiana *riscare*, cujo significado original se referia à navegação entre rochedos perigosos (Rosa, 1995). A definição utilizada atualmente foi desenvolvida a partir da teoria das probabilidades, sistema axiomático oriundo da teoria dos jogos, desenvolvida na França do século XVII (Douglas, 1987). Risco, em qualquer campo do saber científico ou tecnológico, é a probabilidade da ocorrência de um evento adverso. Nessa teoria, a previsibilidade do evento é possível pelo conhecimento dos parâmetros da distribuição de probabilidades de acontecimentos futuros.

O conceito de risco foi aperfeiçoado após o final da Segunda Guerra Mundial, como uma ferramenta para lidar com um novo quadro na saúde: a transição epidemiológica observada nos países desenvolvidos, que avançavam no controle das doenças infecciosas, mas identificavam o aumento da importância para a saúde pública das doenças não-transmissíveis.

As ameaças à saúde relacionadas aos processos e produtos industriais começaram a ser debatidas publicamente nos anos 70, com o surgir dos movimentos sociais que lutavam pelas questões ambientais e de qualidade de vida.

A metodologia de análise de risco contribui, entre outros:

- para a produção de alimentos seguros, uma vez que possui ferramentas para a gestão e a definição de medidas específicas, transparentes e coerentes;
- para a avaliação de perigos específicos e técnicas para uma comunicação e discussão eficiente entre os profissionais e com a sociedade.

A definição consagrada pelo *CODEX Alimentários* aponta como:

- Perigo- todos os agentes (biológico, químico ou físico) e/ou propriedades do alimento, com potencial de causar efeito adverso à saúde;
- Risco- a função da probabilidade da ocorrência de um efeito adverso à saúde e da gravidade desse efeito, causado por um perigo ou perigos existentes no alimento.

Neste contexto a avaliação de risco traduz a caracterização qualitativa e/ou quantitativa bem como a estimativa do potencial efeito adverso à saúde, para indivíduos ou uma população, no que respeita à exposição a um perigo.

O objetivo principal da avaliação de risco é fornecer aos gestores de risco as informações científicas necessárias para a compreensão da natureza e extensão do

risco em segurança alimentar e para o planeamento de ações de mitigação, controle ou de prevenção, quando necessário.

1.2 Avaliação de risco quantitativa para perigos químicos

Os perigos químicos em alimentos são muitos, incluem aditivos (usados direta ou indiretamente), resíduos de pesticidas e de produtos fitofarmacêuticos; resíduos de medicamentos e resíduos de contaminantes ambientais. Os efeitos nocivos de substâncias químicas normalmente são avaliados em exposições a longo prazo. No caso de perigos como microtoxinas, toxinas marinhas, pesticidas e medicamentos de uso veterinário é necessário considerar tanto os efeitos agudos como os crônicos (FAO, 2016).

O processo de avaliação do risco envolve 4 etapas, a saber:

1. a identificação do perigo,
2. a caracterização do perigo
3. a avaliação da exposição ao perigo
4. a caracterização do risco.

A primeira etapa, *Identificação do Perigo*, tem como objetivo determinar se a exposição a uma substância química tem relação de causalidade com a ocorrência de um efeito adverso, assim como a probabilidade da ocorrência do perigo para a saúde, e ainda a avaliação da toxicidade do químico.

Nesse processo, podem ser utilizadas diferentes fontes de informação, como os estudos da química estrutural do contaminantes e a sua atividade bioquímica (*Structure-Activity Relationship* - SAR) procedendo à respetiva análise através de softwares disponíveis (QSAR), testes *in vitro* e ainda estudos em espécies animais com experiências devidamente planeadas (BTSF, 2014).

O QSAR (*Quantitative Structure-Activity Relationship*) é uma ferramenta essencial para obter indicadores de toxicidade sensíveis como carcinogenicidade, mutagenicidade e toxicidade reprodutiva. O QSAR é extremamente útil para identificar substâncias ou seus metabólitos que possam iniciar o processo da carcinogénese por meio da interação com organismos vivos (BTSF, 2014).

Testes *in vitro* são utilizados, principalmente, com o propósito de triagem e para classificar as substâncias presentes nos alimentos de acordo com sua toxicidade. As novas estratégias em toxicologia *in vitro* têm focado no desenvolvimento de marcadores moleculares para detestar efeitos adversos em níveis de exposição mais baixos que aqueles que causariam uma resposta patológica clinicamente observável. Novas ferramentas para compreender a resposta celular incluem o uso de tecnologias genómicas (sequência do DNA), protéica (proteínas expressadas pelo genoma) e bioinformática (Fazil, 2005).

Apesar de estudos *in vitro* não poderem compreender a complexidade fisiológica de um organismo vivo, eles são, e serão cada vez mais no futuro, essenciais e necessários para auxiliar na compreensão do mecanismo de ação tóxica de substâncias químicas e na etiologia das doenças.

Estudos laboratoriais com espécies animais são atualmente as principais fontes de informação para identificar e caracterizar os perigos de substâncias químicas presentes em alimentos. No entanto a sua aplicação é cada vez mais controlada, sujeita a rígidos protocolos de execução. Dentro das três possibilidades de identificação, antes de iniciar os testes toxicológicos com espécies animais, é importante fazer o máximo uso dos conhecimentos existentes sobre a natureza química da substância, bem como da indicação do mecanismo de ação e toxico cinética obtidas de estudos SAR e de testes *in vitro* (Fazil, 2005).

Na segunda etapa, a *Caracterização do perigo*, avalia-se a relação quantitativa entre a exposição e a incidência de resposta de um efeito adverso. Estudos com espécies animais são as principais fontes de informação na caracterização da dose-resposta de substâncias potencialmente tóxicas presentes nos alimentos. Nesse processo, e conseqüentemente na posterior caracterização do risco são adotadas estratégias distintas quando os efeitos adversos apresentem Doses Limiares ou não.

Para as substancias que apresentam efeitos adversos com dose limiar (a baixo deste valor, não são obtidas resposta biológica evidentes), são estimadas as doses que não causam um efeito adverso (NOAEL), e/ou a menor dose na qual, o efeito adverso foi observado (*Lowest-Observed-Adverse-Effect-Level* – LOAEL), (WHO Food Safety, 2015).

O NOAEL pode ser definido como o nível de exposição no qual não existe aumento significativo na frequência ou severidade do efeito adverso entre a população exposta e a população controle. O NOAEL e o LOAEL, obtidos dos estudos mais críticos conduzidos na espécie mais sensível testada, são utilizados no cálculo dos parâmetros seguros de ingestão crônica e aguda no homem. Esses parâmetros, expressos em mg/kg de peso corporal, são calculados dividindo-se o NOAEL ou o LOAEL por um fator de conversão para extrapolar os resultados obtidos com espécies animais para a espécie humana e por um factor de segurança, pensado nos grupos mais veneráveis (crianças, grávidas, idosos).

O fator de segurança, propostos já alguns anos e adotado pelas instituições internacionais de segurança alimentar (EFSA, FAO), *corresponde a um fator 100* e é o valor normalmente utilizado no estabelecimento da ingestão segura de resíduos de pesticidas, drogas veterinárias, aditivos e contaminantes em alimentos.

Esse valor assume que o ser humano pode ser até 10 vezes mais sensível ao agente que a espécie testada, e que alguns indivíduos da população humana podem ser até 10 vezes mais sensíveis que a média da população (Figura 1).

Fatores de segurança maiores ou menores que 100 podem ser considerados em cada caso pelo comitê científico que avalia os estudos toxicológicos. Esse fator pode ser maior que 100 quando os estudos são incompletos ou inadequados, quando se quer acrescentar um fator adicional de proteção a um grupo altamente sensível da população, como crianças, grávidas ou indivíduos com alguma patologia, ou na ausência de NOAEL. Pode ser menor quando dados de toxicocinética e toxicodinâmica demonstram que o homem possa ser menos sensível que a espécie animal na qual o produto foi testado ou quando o efeito observado é reversível ou pouco severo.

Os parâmetros de ingestão seguros, incluem o IDA (Ingestão Diária Aceitável) a ingestão diária tolerável (*Tolerable Daily Intake* - TDI) e a ingestão tolerável semanal (*Tolerable Weekly Intake* - TWI). (EFSA(Hg), 2012).

Estes parâmetros representam a quantidade da substância presente no alimento e/ou água que pode ser ingerida diariamente ao longo da vida sem que ocorram efeitos adversos à saúde.

A dose de referência é normalmente definida para aditivos alimentares, drogas veterinárias e pesticidas, substâncias cuja concentração nos alimentos pode ser controlada pelas autoridades reguladoras.

As *Substâncias sem Dose Limiar para efeito adverso*, são substâncias carcinogênicas e genotóxicas, envolvidas na primeira etapa da carcinogênese, considera-se que não existe uma dose mínima de exposição para desencadear a reação, isto é, em princípio, a exposição a uma única molécula pode levar a uma alteração genética e iniciar todo o processo. Como exemplo temos as micotoxinas, contaminantes resultantes de más práticas agrícolas, muito presentes nos cereais e frutos secos e que são de um nível de carcinogenicidade muito elevado para o homem. (WHO Food Safety, 2015).

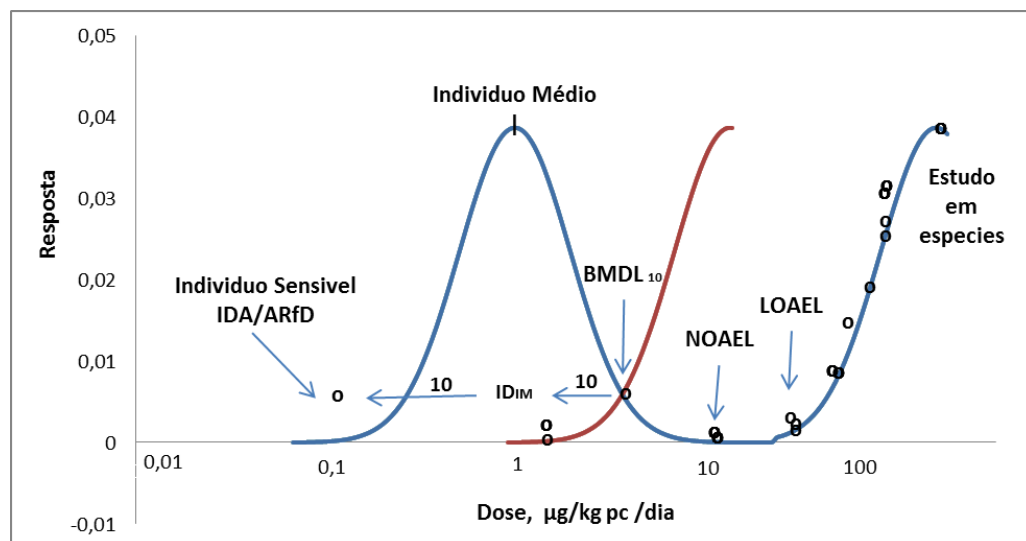


Figura 1 - Exemplo da localização dos valores do IDA , NOAEL e LOAEL

Benchmark Dose (BMD) é uma alternativa ao uso de NOAEL/LOAEL para classificar os níveis de segurança de exposição. Enquanto NOAEL e LOAEL são doses discretas de um estudo, a estimativa de BMD exige a determinação da curva de dose-resposta para interpolar uma dose estimada que corresponda a um nível particular de resposta (p.ex., a dose que causou um aumento de 10% na incidência de tumores – BMD₁₀) (EFSA Scientific, 2012).

Normalmente, a incerteza desta interpolação também é estimada e o limite de confiança inferior desta dose designa-se como BMDL (*benchmark dose lower confidence limit*). Enquanto o NOAEL depende do desenho do estudo (i.e., pode ser maior ou menor dependendo da dose testada no estudo), o uso de BMD elimina qualquer limitação relacionada com o desenho da experiência e diminui a necessidade de se aplicarem fatores de segurança adicionais.

A BMD pode ser usada em modelos de dose-resposta para todos os tipos de substâncias incluindo substâncias carcinogênicas e genotóxicas, independente da suposição de linearidade ou não da curva dose-resposta. Tal estratégia tem sido utilizada com frequência para o estabelecimento de doses de referência (RfD) por várias agências. O EPA (US Environmental Protection Agency) disponibiliza livremente no seu site (<https://www.epa.gov/bmds/download-benchmark-dose-software-bmds>) software que possibilita estimar a BMD a partir de dados experimentais.

A *terceira etapa*, a Avaliação da Exposição, é definida como a estimativa qualitativa e/ou quantitativa da ingestão provável de agentes biológicos, químicos ou físicos via alimentar, bem como a exposição de outras fontes, se relevante.

Para estimar a exposição humana às substâncias químicas presentes nos alimentos são necessários três dados essenciais:

- A concentração da substância no alimento (mg/kg);
- O consumo do alimento (kg)
- O peso corporal (kg) (individual ou da população em estudo).

A estimativa da exposição, dada em mg/kg peso corporal, pode ser definida pela expressão seguinte.

$$\text{Exposição} = \frac{\text{Concentração do Contaminante} \times \text{Consumo diário}}{\text{Peso corporal}} \quad (\text{Equação 1})$$

A forma de obtenção dos dados dependem se a exposição é crónica ou aguda e do quanto precisa e detalhada a estimativa deve ser. Quanto ao alvo do estudo, a estimativa pode ser direcionada à população geral ou a determinados subgrupos populacional, como crianças ou grávidas. Em todos os casos, as incertezas envolvidas no cálculo da ingestão estarão sempre dependentes das incertezas associadas aos cálculos de cada variável da equação.

Os dados de concentração dos contaminantes devem ser obtidos na sequência de ensaios realizados em laboratórios acreditados, garantido a fiabilidade dos resultados ou obtidos de fontes fiáveis (bases de dados oficiais ou outras fontes credíveis), caso contrário o resultado da avaliação da exposição poderá apresentar um grau elevado de incerteza.

Vários fatores influenciam a quantificação de uma substância no alimento, como o processo de amostragem, a colheita das amostras, o método analítico utilizado associado à repetibilidade e reprodutibilidade do método e ainda ao limite de deteção (LOD) e quantificação (LOQ) do mesmo.

Para a obtenção do Consumo de alimentos e peso corporal, existem vários métodos para a obtenção dos dados como, os inquéritos alimentares nacionais, os inquéritos orientados para grupos específicos da população ou ainda extrapolação de dados a partir de fontes de informação indireta, como balança comercial, importações, etc. Idealmente, dados de consumo devem estar diretamente relacionados com o peso corporal do indivíduo ao qual o consumo está associado, no caso deste dado não estar disponível, o peso médio da população em estudo pode ser usado.

A exposição simultânea a várias substâncias químicas na dieta (cumulativa) e/ou advinda de várias fontes de exposição (agregada), e suas consequências para a saúde humana, tem sido objeto de preocupação dos órgãos reguladores e da população em geral (EFSA Evaluations, 2016), assim os novos estudos para avaliação de risco estão a dispensar a abordagem clássica do cálculo de exposição a contaminantes de forma individual para novos estudos de *exposição cumulativa e ou agregada*.

A quarta e última etapa, *Caracterização do Risco*. Esta pode ser definida como a estimativa qualitativa ou, sempre que possível, quantitativa, incluindo as incertezas esperadas, da probabilidade de ocorrência de um efeito adverso de um dado agente num dado organismo ou população sob condições definidas de exposição.

As metodologias utilizadas para caracterizar o risco variam de acordo com as características toxicológicas da substância, isto é, se a substância necessita de um limiar de dose no organismo para exercer sua ação tóxica (substâncias carcinogénicas e genotóxicas) ou não (substâncias não genotóxicas).

Na avaliação do risco da exposição a *substâncias não genotóxicas*, o valor de ingestão é comparado ao parâmetro de ingestão seguro; o risco pode existir quando a ingestão calculada ultrapassa esse parâmetro.

Esse risco pode ser expresso em % do parâmetro toxicológico como, por exemplo, em percentagem da IDA (Ingestão Diária Aceitável), numa exposição crónica (Equação 2). Nesse caso, o risco pode existir quando a percentagem ultrapassa 100.

$$IDA \% = \frac{\Sigma Ingest\tilde{a}o}{IDA} \times 100 \quad (\text{Equa\c{c}\~{a}o 2})$$

No que concerne à avaliação do risco da exposição a substâncias carcinogénicas e genotóxicas, dentro das metodologias disponíveis para caracterizar o risco da exposição a substâncias carcinogénicas e genotóxicas estão; O princípio ALARA (as low as reasonably achievable), que indica a redução da exposição ao nível mais baixo que possa ser alcançado; A extrapolação para doses de exposição aceitável/conhecida a partir de estudos de carcinogenicidade com roedores; A aplicação do TTC (threshold of toxicological concern), que indica um valor único de exposição segura para todas as substâncias; O cálculo da Margem de Exposição (MOE).

A MOE pode ser calculada a partir da Equação 3, sendo a BMDL, preferencialmente a BMDL₁₀, identificada como o valor de referência toxicológico mais adequado para a estimativa.

$$MOE = \frac{\text{Refer\~{e}ncia Toxicol\~{o}gica}}{\text{Exposi\c{c}\~{a}o}} \quad (\text{Equa\c{c}\~{a}o 3})$$

Um valor de MOE igual ou maior que 10.000 tem sido proposto como uma indicação de uma situação de risco pouco preocupante sob a óptica de saúde pública.

1.3 Exposição Crónica

A exposição crónica a substâncias químicas na dieta ocorre diariamente, por um período longo ou durante toda a vida. O cálculo da Ingestão Diária, em mg/kg peso corporal/dia, de uma determinada substância ou GMC é realizado considerando o somatório da ingestão pelo consumo de todos os alimentos da dieta da população em estudo, de acordo com a Equação 3,

$$\text{Exposi\c{c}\~{a}o por ingest\~{a}o} = \frac{\Sigma(Ri \times Ci)}{\text{peso corporal}} \quad (\text{Equa\c{c}\~{a}o 4})$$

Onde *R* é o valor da concentração da substância ou GMC, no alimento *i*, em mg/kg e *C* é o consumo diário, expresso em kg, desse alimento pela população/indivíduo em estudo (Report_FAO/WHO, 2005).

Na metodologia determinística, normalmente consideram-se valores médios desses parâmetros no cálculo, já que eles refletem melhor as variações de exposição que podem ocorrer durante um período longo.

A estimativa da ingestão crônica dependerá da disponibilidade e da qualidade dos dados envolvidos no seu cálculo; quanto mais próximos dos valores reais, mais significativo será o resultado.

1.4 Exposição aguda

Enquanto a avaliação do risco a exposições crônicas, estima a ingestão média pelo consumo de alimento durante um longo período temporal, a avaliação do risco a exposições agudas avalia a exposição pelo consumo de uma única refeição ou num período de aproximadamente 24h. Nesse caso, um indivíduo pode consumir uma quantidade suficiente de um determinado alimento contaminado, que permita a manifestação de efeitos adversos no organismo do indivíduo.

O objetivo é avaliar o risco do indivíduo de ingerir num só dia uma grande quantidade de uma substância pelo consumo de uma grande quantidade de alimento altamente contaminado. Dessa forma, os valores de consumo/peso corporal e concentração são representados por valores extremos, ou percentis elevados (95%, 97.5% ou maior).

Dois metodologias podem ser utilizadas nessa estimativa. A primeira utiliza a *Equação 3* e ou modelos probabilísticos, selecionando os mais altos percentis de ingestão. A segunda metodologia, descrita para ser utilizada com o modelo determinístico, considera o consumo de cada alimento separadamente já que é remota a possibilidade de um indivíduo consumir num mesmo dia grandes quantidades de todos os alimentos da dieta e que todos esses alimentos estejam altamente contaminados e aplica-se nos estudos de exposição a pesticidas.

A ingestão aguda de pesticidas pelo consumo de um alimento (ex: um pedaço de fruta) é denominada IESTI (*International ou National Estimated Short-Term Intake*) (Report_FAO/WHO, 2005).

A metodologia para o cálculo da IESTI descrita inicialmente em 1997 e adotada posteriormente pelo JMPR reconhece a existência da variabilidade de resíduos entre unidades individuais de um alimento de um mesmo lote.

A metodologia para o cálculo da IESTI utiliza diferentes equações dependendo da massa da unidade (*Unit - U*) do alimento e de sua proporção em relação à maior porção consumida, isto é, se o consumo pode incluir mais de uma unidade (p.ex., laranja) ou é parte dela (ex: melancia). O consumo de alimento é representado pela maior porção consumida daquele alimento na população (*Large Portion - LP*), que equivale ao percentil 97,5.

A concentração é dada pelo maior resíduo encontrado em amostras compostas (*Highest Residue - HR*), preferencialmente da parte comestível do alimento, de estudos supervisionados de campo.

Quando U (kg) é menor que LP (kg), assume-se que a primeira unidade do alimento a ser consumida possuirá a maior quantidade de resíduo e o resíduo encontrado na amostra composta (HR, mg/kg) é multiplicado pelo fator de variabilidade. O que restou da LP para ser consumida virá de unidades que contenham resíduos no nível de HR (segunda metade do numerador, Equação (5)).

O cálculo da IESTI finaliza dividindo-se o resultado de concentração da substância na porção consumida do alimento pelo peso corporal (kg).

$$IESTI = \frac{(U \times HR_{xv}) + (LP - U) \times HR}{Peso\ Corporal} \quad (\text{equação 5})$$

Quando U é maior que LP, presume-se o consumo de parte da unidade do alimento com maior quantidade de resíduo (Equação 6).

$$IESTI = \frac{(U \times HR_{xv}) + (LP - U) \times HR}{Peso\ Corporal} \quad (\text{equação 6})$$

No caso de alimentos com U < 25 g, como grãos tratados pós-colheita, ovos e carne, não se aplica o fator de variabilidade na estimativa. Para alimentos processados, leites e grãos tratados pré-colheita, assume-se que o nível de resíduo corresponde ao valor mediano dos resíduos encontrados nos estudos supervisionados de campo (*supervised trial median residue* - STMR). Em todos os casos, o dado de consumo corresponde à maior porção LP (FAO, 2016).

A metodologia para o cálculo da IESTI é recomendada pela EFSA para os cálculos de exposição a pesticidas na EU. Embora o procedimento tenha sido desenvolvido para estudo de exposição a pesticidas, pode ser no entanto utilizado para as outras substâncias químicas.

1.5 O Panorama na União Europeia

A Autoridade Europeia para a Segurança dos Alimentos (EFSA) é a agência Europeia, fundada pela União Europeia em 2002, com o objetivo de ser uma fonte de aconselhamento científico e de comunicação dos riscos associados à cadeia alimentar. A EFSA é responsável pela gestão do risco alimentar e também tem o compromisso de divulgar os estudos que são realizados neste âmbito.

Em 2015 foi elaborado pela EFSA um guia para satisfazer os requisitos gerais de transparências e fiabilidade, e que dá orientações para que todas as avaliações científicas da EFSA devem incluir a análise e cálculo de incertezas.

As avaliações devem dizer claramente e sem ambiguidade que as incertezas foram identificadas e qual o seu impacto sobre o resultado geral de avaliação.

A Orientação é aplicável a todas as áreas de atividades no âmbito da avaliação de risco da EFSA e todos os tipos de avaliação científica que sejam emanados pela instituição.

No guia não consta métodos específicos para análise de incerteza, mas fornece um quadro harmonizado e flexível em que os diferentes métodos podem ser selecionados de acordo com as necessidades de cada avaliação.

Os avaliadores devem sistematizar e identificar as fontes de incertezas verificando cada parte de sua avaliação, de forma a minimizar o risco de negligenciar fontes importantes das mesmas.

A incerteza pode ser expressa qualitativamente ou quantitativamente, não é necessário quantificar separadamente cada fonte individual da incerteza que afecta uma avaliação, no entanto, os avaliadores devem sempre apontar para expressar a incerteza global em termos quantitativos à medida que é cientificamente possível. Análise da incerteza deve ser conduzida de uma forma flexível e iterativa, iniciando-se com abordagens simples e progressivamente refinar a análise, tanto quanto for necessário ou possível dentro do tempo disponível.

Alguns passos podem ser simplificados ou omitidos em situações de emergência e em avaliações de rotina com disposição padronizada para a incerteza. A análise de sensibilidade deve ser utilizada para avaliar as fontes de informação que mais influenciam a estimativa da incerteza.

Os métodos e resultados de todos os passos da análise de incerteza devem ser descritos e claros.

Neste contexto, as agencias responsáveis pela avaliação de risco no âmbito da segurança alimentar dos diferentes estados membros, têm vindo a promover os seus estudos de avaliação de risco com base nestas orientações. A Autoridade de Segurança Alimentar e Económica (ASAE), constitui a entidade nacional que contempla na sua vertente científica, a responsabilidade de realizar estudo de avaliação de risco e que a partir de 2014 passou a incluir um plano regular de estudos de exposição a perigos orientados para os contaminantes químicos, na sequência do consumo alimentar dos portugueses.

Neste âmbito, os estudo visão incluir cálculos de incertezas associados aos valores de exposição e conseqüentemente a utilização do método probabilístico.

Em Portugal entre 2014 e 2016, foram realizados dois estudos de avaliação de exposição a contaminantes por via de consumo alimentar, utilizando métodos probabilísticos no cálculo do nível de exposição. O primeiro realizado pelo IPMA – Instituto Português do Mar e da Atmosfera, relativamente à exposição a metais pesados através do consumo de pescado (a sua publicação não estava disponível até à data); o segundo, o projeto MICOMIX, realizado pelo Instituto Ricardo Jorge e que contempla a avaliação da exposição de microtoxinas em alimentação infantil.

1.6 Dados Disponíveis para Aplicação em Avaliação de Risco

Na avaliação de risco no âmbito da segurança alimentar, o “risco” em utilizar dados não fiáveis ou pouco seguros, tem reproduções gravíssimas nos resultados diretos e consequentemente nos efeitos das ações que iram ser tomadas na sequência da análise dos resultados obtidos.

Em Portugal existem algumas bases de dados de qualidade, que infelizmente não estão disponíveis ao público em geral. São dados resultantes do controlo oficial efetuados à cadeia alimentar e que as instituições estatais executam segundo regulamentação Comunitária (EU). São dados devidamente classificados e organizados, obtidos segundo regras muito específicas através de laboratórios acreditados ou referenciados a nível europeu e que estão habilitados para o efeito, ou ainda, dados adquiridos a partir de projetos validados por organizações científicas Europeias e que promovem estudos referenciados.

As bases de dados nacionais que guardam dados oficiais nacionais ao nível da segurança alimentar e que funcionam como entreposto de informação de dados validados para a comunidade europeia, são:

- The PortFIR Programme- Portuguese Food Information Resource- Data on Food composition, contamination and consumption.
- “alimentos PT.ON.DATA” sistema de reporte dos dados do Controlo Oficial Nacional
- BD relativa aos dados resultantes do Plano Nacional de Amostras (PNCA).
- BD relativa aos dados resultantes do Inquérito Alimentar Nacional e de Atividade Física.

A nível Europeu, as instituições científicas e oficiais recorrem habitualmente às bases de dados da EFSA, que suporta uma bases de dados Europeia com várias coleções de dados no âmbito da segurança alimentar e é a maior fonte de informação existente a nível mundial sobre géneros alimentícios, por ser sustentada por mais de 30 países Europeus.

1.7 Metodologias da avaliação de risco

Os resultados da avaliação de risco podem ser qualitativos ou quantitativos, podendo contemplar vários formatos intermediários. Nas avaliações de risco qualitativas, os resultados são expressos de forma descritiva, indicando, por exemplo, um nível elevado, médio ou baixo de risco.

Nas avaliações de risco quantitativas, os resultados são expressos de forma numérica e podem incluir uma descrição numérica da incerteza associada ao resultado obtido, relativamente ao cálculo de exposição efetuado e podem ser determinados por métodos determinísticos ou probabilísticos.

1.7.1 Método determinista

O termo “determinista” é aplicado a um método no qual são utilizados valores pontuais numéricos em cada um dos passos da avaliação de risco; por exemplo, o médio ou o percentil 95% dos dados medidos (como a ingestão de alimentos ou os níveis de resíduos).

Este termo é empregue habitualmente na avaliação dos riscos químicos: por exemplo, para determinar se pode surgir um risco como consequência do consumo de um determinado alimento que contenha um resíduo químico resultante de um uso regulado por um nível máximo de resíduos.

1.7.2 Método probabilístico

Nestes métodos estocásticos da avaliação de risco, são utilizadas evidências científicas para gerar diferentes probabilidades de eventos individuais, que se combinam para determinar a probabilidade de um resultado adverso à saúde.

A metodologia, baseia-se na estimação da Probabilidade (P) da ocorrência do efeito adverso, resultante da exposição ao perigo estudado, utilizando no cálculo a relação dose-resposta. A análise probabilística utiliza no cálculo a relação dose-resposta.

A análise probabilística utiliza distribuições de probabilidade e funções de densidade de probabilidade das variáveis aleatórias associadas ao problema.

$$P = f(d)$$

P = probabilidade do efeito adverso

f = função matemática da relação dose-resposta

d = dose

1.7.3 Análise do cenário probabilístico e o método de simulação de Monte Carlo

O método de simulação de Monte Carlo tem sido usado para o estudo de diversos problemas que envolvem comportamento aleatório, sendo muito aplicado em avaliações de riscos microbiológicos (FAO & WHO, 2005). Com este método é possível gerar um grande número de cenários possíveis e gerar números aleatórios para uma variável aleatória com base em uma ou mais distribuições probabilísticas.

A identificação e o estudo dos cenários probabilísticos pode ser realizado por via de várias metodologias, como:

- Análise por árvore de eventos - método para identificar as várias e possíveis consequências resultantes de certo evento inicial.

- Análise por árvore de defeitos (Fault Tree Analysis/FTA) - técnica para analisar as causas de perigo identificado por outras técnicas.

- Análise por árvore de decisão é uma técnica de representação gráfica sequencial de decisões e incertezas de todos os caminhos que o decisor pode seguir através do tempo.

A árvore de decisão é um diagrama capaz de enumerar todas as possibilidades lógicas de uma sequência de decisões e é formada por uma estrutura hierárquica - tronco principal do qual saem ramificações, cada uma com uma pequena estrutura hierárquica; Por uma coleção de atributos – constituída por decisões e ocorrências (caracterizadas nos pontos onde ocorrem as ramificações); Por uma coleção de desenlaces (cada desenlace apresenta um valor que quantifica a decisão) (Trigueiros, 1991).

1.8 Análise de sensibilidade

Uma das contribuições mais úteis resultantes da Análise de Sensibilidade (AS) é conseguir uma estimativa sobre até que ponto a incerteza, ou variabilidade associada a todos os componentes, contribui para a incerteza ou variabilidade geral na estimativa de riscos.

É possível identificar as distribuições de componentes onde a incerteza tem maior impacto sobre o resultado, ajudando também esse processo a fixar prioridades de pesquisa a fim de reduzir a incerteza.

É uma ferramenta eficaz para facilitar a seleção das estratégias de mitigação e orientar a futura investigação, identificando as principais áreas de deficiência de dados, permite ainda identificar os pontos que mais que exercem influência sobre o resultado, e assim, indicar a necessidade de informações adicionais. (FAO 4. , 2005)

O objetivo da AS é caracterizar como os resultados dos modelos respondem às mudanças nas variáveis de entrada, com ênfase em encontrar os parâmetros de entrada para os quais as saídas são mais sensíveis (O'Hagan & Oakley, 2003). Isto pode ser conseguido usando várias abordagens, desde métodos simples de um fator até técnicas mais abrangentes, geralmente baseadas no método de MC (Uusitalo, Lehtikoinen, Helle, & Myrberg, 2014).

A ideia básica do AS é alterar os valores de entrada do modelo e / ou parâmetros do modelo e estudar as alterações subsequentes na produção do modelo.

Se o valor de saída sofrer poucas alterações a saída é robusta para mudanças nos valores de parâmetros dentro do modelo. Nesse caso, parece provável que a incerteza sobre o valor é relativamente pequena. Se por outro lado, o valor da variável muda acentuadamente quando alteramos alguns parâmetros no modelo, dentro de seu intervalo razoável, isso indica que há grande incerteza sobre o valor da variável.

Fazer uma análise de sensibilidade razoavelmente completa através do processo de alterar o parâmetro e os valores iniciais pode exigir um grande número de corridas do modelo (Uusitalo, Lehtikoinen, Helle, & Myrberg, 2014) e ainda, é aconselhável avaliar os diferentes valores dos parâmetros não só individualmente mas também as possíveis combinações entre variáveis, uma vez que as combinações de parâmetros podem incluir interações não-lineares, realizando uma análise de sensibilidade global e não local (Baroni e Tarantola, 2014).

No entanto, o número de combinações aumenta exponencialmente à medida que o número destes parâmetros e seus possíveis valores aumentam. Para minimizar o número de execuções do modelo algumas técnicas podem ser usadas. O número de execuções de modelos requeridas pode, até certo ponto, ser reduzido fazendo uma análise de sensibilidade preliminar e com base no seu resultado focando nas variáveis que têm um efeito mais forte na variável de resposta.

A análise de sensibilidade e de incerteza são técnicas importantes para a exploração de modelos complexos. Saltelli, Tarantola e Campolongo (2000) e Kleijnen (1997) mostram claramente o papel-chave dessas ferramentas no contexto mais amplo da construção, validação e uso de modelos de processo. Apresentam-se de seguida uma súmula das diferentes abordagens para a análise de sensibilidade, que podem ser encontradas na literatura (O'Hagan & Oakley, 2003).

1.8.1 Efeitos e principais interações

Alguns métodos amplamente utilizados de análise de sensibilidade podem ser vistos como a decomposição da função $\eta(\cdot)$, em efeitos principais e interações:

$$y = \eta(x) = E(Y) + \sum_{i=1}^d z_i(x_i) + \sum_{i < j} z_{i,j}(x_{i,j}) + \sum_{i < j < k} z_{i,j,k}(x_{i,j,k}) + \dots + z_{1,2,\dots,d}(d)$$

Onde, $z_i(x_i)$ é *efeito principal* de x_i e $z_{i,j}(x_{i,j})$ é a *interação de primeira ordem* entre x_i e x_j .

1.8.2 Métodos baseados na variância

Os métodos baseados em variância em análise de sensibilidade probabilística, quantificam a sensibilidade da saída Y às entradas do modelo, quando a variância de Y é alterada (O'Hagan & Oakley, 2003).

$$V_{i,j} = var \{E(Y|X_{i,j})\} = var \{z_i(X_i) + z_j(X_j) + z_{i,j}(X_{i,j})\}$$

1.8.3 Decomposição da variância

Em (O'Hagan & Oakley, 2003) descrevesse também a metodologia desenvolvida por Cox, D. C. (1982).

Quando a distribuição G de X_1 é tal, que os elementos de X são mutuamente independentes as definições de efeitos e interações principais vão caracterizar a estrutura do modelo. Neste caso, também é possível decompor a variância de Y em termos relacionados aos efeitos principais e várias interações entre as variáveis de entrada.

$$var(Y) = \sum_{i=1}^d W_i + \sum_{i<j} W_{i,j} + \sum_{i<j<k} W_{i,j,k} + \dots + W_{1,2,\dots,d},$$

Onde, $W_p = var \{z_p(X_p)\}$

Esta equação traduz o resultado das diferentes parcelas das variâncias dos efeitos principais e dos termos de interação, conforme descrito no ponto 1.8.1.

1.8.4 Componentes de correlação

A análise de sensibilidade recorre aos cálculos do coeficientes de correlação de Spearman, para avaliar o grau de correlação entre variáveis. Com esta análise, o coeficiente de correlação é calculado entre a variável Y , de saída selecionada e as amostras para cada uma das variáveis X , de entrada.

O coeficiente de correlação de Spearman mede a intensidade da relação entre variáveis ordinais.

Considera que as mesmas variáveis são ordenadas de forma crescente e lhes é atribuído um número de ordem. Estas variáveis podem encontrar-se associadas de uma forma direta ou de uma forma inversa.

Este coeficiente não é sensível a assimetrias na distribuição, nem à presença de outliers, não exigindo portanto que os dados provenham de duas populações normais (Guimarães & Cabral, 1999).

O coeficiente de correlação ordinal de Spearman varia entre -1 e 1. Quanto mais próximo estiver destes extremos, maior será a associação entre as variáveis. O sinal negativo da correlação significa que as variáveis variam em sentido contrário, isto é, as categorias mais elevadas de uma variável estão associadas a categorias mais baixas da outra variável.

Coefficiente de correlação ordinal de Spearman é dado por:

$$R_s = 1 - \frac{6 \sum_{n=1}^N d_n^2}{N(N^2-1)}$$

Considere-se d_n (com $i = 1, 2, 3, \dots, N$) a diferença entre os números de ordem de cada par de observações x_n e y_n .

Em presença de uma associação direta, teremos $\sum_{n=1}^N d_n^2 = 0 = 0$ e no caso de uma associação inversa, teremos $\sum_{n=1}^N d_n^2 = \frac{N \times (N^2 - 1)}{3}$.

De referir que, o coeficiente R de Spearman tem um significado diferente do coeficiente de correlação ρ^1 , que também pode variar entre 1 e -1 , mede apenas o grau de relacionamento linear entre duas variáveis. O coeficiente R_s , traduz formas mais gerais de relacionamento que se incluem na designação “Grau de Associação”. O facto é que, duas variáveis exibindo um grau de associação elevado podem ser ou não correlacionadas linearmente. (Guimarães & Cabral, 1999).

De referir por fim que, os softwares orientados para avaliação de riscos podem adotar uma ou mais metodologia de cálculo para análise de sensibilidade, no caso particular do software @Risk, a metodologia adotada passa pelo cálculo do coeficiente de correlação de Spearman (Corporation, 2015).

1.8.5 Representação Gráfica da Análise de Sensibilidade

O gráfico de tornado é uma maneira comum de apresentar os resultados da análise sensibilidade, que permite observar claramente a influência de diversos parâmetros do modelo sobre o parâmetro de saída a ser estimado. Na Figura 7, apresenta-se um exemplo de gráfico de tornado, elaborado para um estudo de exposição ao Cádmiu na sequência do consumo de pescado (exemplo desenvolvido para o estudo da exposição de um metal pesado através do consumo de pescado).

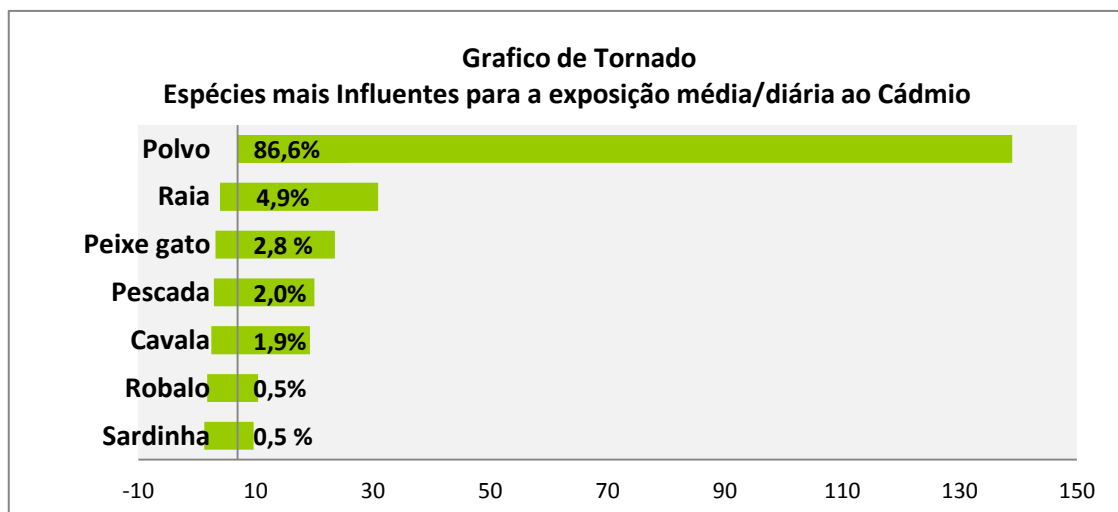


Figura 2 – Exemplo de um gráfico de tornado de um estudo de exposição a Cádmiu na sequência de consumo de pescado

¹ $\rho_{XY} = \frac{Y_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}$

As barras indicam as espécies que mais influenciam o valor médio diário de exposição (6.9 $\mu\text{g Cd / kg}$ de pescado consumido) e qual o peso que cada uma têm sobre o valor médio.

Neste caso todas as variáveis têm um peso positivo no valor de exposição, ou seja todas contribuem para o aumento do risco, embora com níveis de influência distintos.

O gráfico diz-nos também que o polvo é a espécie que mais influencia a exposição ao Cádmiio, de todas as espécies analisadas, tendo em consideração o consumo e os nível de contaminação detestada.

Na sequência destes resultados o avaliador de risco poderia solicitar mais dados relativos a esta espécie, tanto ao nível do consumo como ao nível dos valores de contaminação de Cádmiio para a espécie antes de tomar decisões mais severas.

CATÍPULO 2 – MÉTODOS ESTATÍSTICOS EM AVALIAÇÃO DE RISCO

2.1 Descrição Variabilidade e Incerteza

Nos processos de avaliação de risco, a distinção entre a variabilidade e a incerteza é fundamental por se tratar de medidas que fornecem ao avaliador informações distintas.

Um das questões que se colocam é como a variabilidade e incerteza para cada componente de uma avaliação devem ser tratadas, tendo em consideração se o estudo é relativo a uma população ou a um estrato específico dessa população, à variabilidade dos dados de cada componente e como esses contributos são representados no modelo de avaliação.

2.1.1 Variabilidade dos Dados

A variabilidade é uma medida de dispersão de um fenómeno/população em estudo, que pode ser mais ou menos realista dependendo dos dados disponíveis ou seja, dependendo da representatividade amostral.

É fundamental notar que, para uma dada população os parâmetros das distribuições de probabilidades são fixos, em contraste com as estatísticas que variam de amostra para amostra.

Como parâmetro de dispersão, a variabilidade pode ser traduzida pelo desvio absoluto médio (δ), Variância (σ^2) e Desvio padrão (σ), entre outros.

No caso de variáveis aleatórias contínuas tem-se:

- Desvio absoluto médio ou desvio médio (δ)

$$\delta_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |y - \mu_x| \cdot f(x) \cdot dx$$

- Variância (σ_x^2)

$$\sigma_x^2 = Var(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu_x)^2 \cdot f(x) \cdot dx$$

- Desvio padrão (σ)

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$$

Quanto à interpretação do desvio padrão, este informa-nos sobre a dispersão dos valores observados relativamente à média. A *Desigualdade de Chebyshev* dá uma estimativa conservadora da probabilidade de uma variável aleatória tomar um valor distanciado da sua média, menos de K desvios padrão.

Este resultado é muito útil porque permite estimar tais probabilidades, mesmo que não se conheça a distribuição da variável aleatória.

- Desigualdade de Chebyshev

Seja X uma v.a. com média μ , variância (σ^2) e $k > 0$. Então,

$$P(|X - \mu| \leq k\sigma) = P(\mu - K\sigma \leq X \leq \mu + k\sigma) \geq 1 - \frac{1}{k^2}$$

ou de forma equivalente,

$$P\left(-K < \frac{X - \mu}{\sigma} < k\right) \geq 1 - \frac{1}{k^2}$$

Através da Desigualdade de Chebyshev, podemos afirmar, para qualquer v.a. com média e variáveis finitas que :

- (1) A probabilidade de uma variável aleatória tomar um valor que diste da média menos 2 desvios padrão é superior a 75%.
- (2) A probabilidade de uma variável aleatória tomar um valor que diste da média menos 3 desvios padrão é superior a 89%.

Se a distribuição for uma distribuição Normal e simétrica, então podemos afirmar que:

- (1) Cerca de 68% dos valores estão a uma distância da média a 1 desvio padrão.
- (2) Cerca de 95% dos valores estão a uma distância da média a 2 desvio padrão.

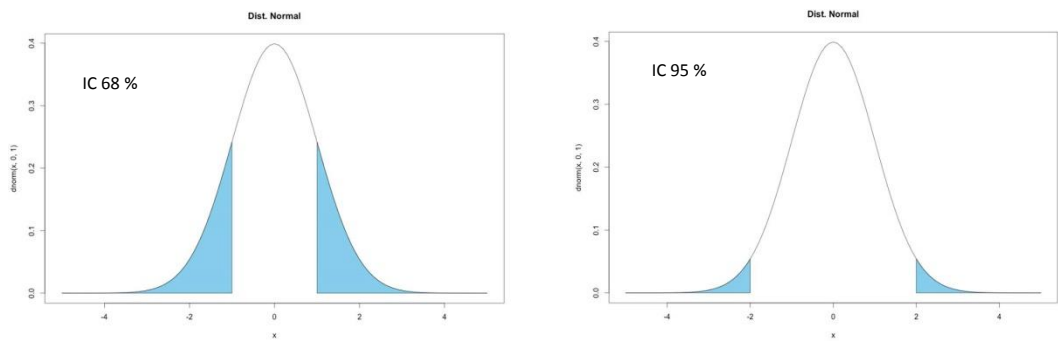


Figura 3 - Distribuição Normal e simétrica para um IC 68% e IC 95%

2.1.2 A Incerteza dos dados

Conforme o Vocabulário Internacional de Metrologia, VIM, define-se incerteza como o “parâmetro não negativo que caracteriza a dispersão dos valores atribuídos a uma mensurada (medição), baseada na informação utilizada”, citando a versão original, “non-negative parameter characterizing the dispersion of the quantity values being attributed to a measurand, based on the information used”.

A incerteza de medição inclui componentes provenientes de efeitos sistemáticos, tais como componentes associadas a correções e a valores atribuídos a padrões, assim como a incerteza intrínseca (incerteza mínima associada a uma medição de uma dada grandeza). Algumas vezes não são corrigidos efeitos sistemáticos estimados mas, em vez disso, são incorporadas componentes de incerteza de medição associadas.

A incerteza de medição geralmente engloba muitas componentes. Algumas delas podem ser estimadas por uma avaliação de *Tipo A* da incerteza de medição, a partir da distribuição estatística dos valores provenientes de séries de medições e podem ser caracterizadas por desvios-padrão. As outras componentes, as quais podem ser estimadas por uma avaliação de *Tipo B* da incerteza de medição, podem também ser caracterizadas por desvios-padrão estimados a partir de funções de densidade de probabilidade baseadas na experiência ou em outras informações.

Geralmente para um determinado conjunto de dados, subentende-se que a incerteza de medição está associada a um determinado valor atribuído à medição, e como tal uma modificação deste valor resulta numa modificação da incerteza associada.

Na perspectiva de avaliação de risco, a incerteza é um termo geral que se refere a todos os tipos de limitações no conhecimento disponível para os avaliadores no momento em que uma avaliação é realizada e dentro do tempo e recursos acordados para a avaliação (Uncertainty_EFSA, 2015).

2.1.2 Causas e Tipos de Incertezas

A avaliação da exposição utiliza uma grande variedade de fontes e técnicas de informação. Mesmo numa situação ideal, quando existam ou estejam disponíveis dados e informação em quantidade e qualidade suficiente, a inferência ainda assim, será necessária.

As causas geradoras de incertezas na avaliação da exposição devem-se a vários fatores, entre eles, a **falta de informação** ou informação incompleta – ausência de dados ou a falta de dados. **A incerteza associada aos parâmetros de exposição** (incertezas da medição dos parâmetros analíticos dos contaminantes químicos e ou dos consumos alimentares com graus de incerteza elevados). **A Incerteza nos pressupostos científicos que geraram** os cenários de exposição, como exemplo a modelação da propagação de um contaminante na cadeia alimentar, baseada num conhecimento empírico (Incerteza do modelo). Erros de julgamento profissional também são uma fonte de incerteza.

Uma fonte potencialmente grave de incerteza na avaliação da exposição surge da **análise incompleta**. Por exemplo, o avaliador pode ignorar uma exposição importante dos consumidores devido à falta de informações sobre a utilização de um produto químico em um determinado produto. Embora esta fonte de incerteza seja essencialmente não quantificável, não deve ser esquecido pelo avaliador. No mínimo, a justificativa para a exclusão de determinados cenários de exposição devem ser descritos e a incerteza nessas decisões deve ser caracterizado como alta, média ou baixa. O avaliador deve indicar se essas decisões foram baseadas em dados reais, análogos, ou julgamento profissional.

A identificação das fontes de incerteza numa avaliação da exposição é a primeira etapa para eventualmente determinar o tipo de ação necessário reduzir essa incerteza. Os três tipos de incerteza mencionados acima podem ser definidos identificando as suas causas.

A EFSA no seu guia “Guidance on Uncertainty in EFSA Scientific Assessment”, disponibiliza exemplos de metodologias para auxiliar na identificação de fontes de incerteza que poderão influenciar os cálculos de exposição e posteriormente os resultados. A metodologia proposta inicia-se por uma caracterização generalista das potenciais fontes de incertezas. A partir de cada fonte identificada, questiona-se todas as causas possíveis para a existência da fonte de incerteza, nesta fase todas as potenciais causas devem ser listadas (aplicar técnicas de “Brainstorming”).

A terceira fase passa pela seleção das causas concretas, retirando as fontes “justificadas”. Esta será uma fase fundamental para que o avaliador reconheça a necessidade de investir em reduzir ou não fontes de incerteza identificados, como por exemplo no caso de falta de dados ou dados insuficientes. Deverá ser questionado se é

justificável um investimento para recolha de mais e novos dados e se é aceitável a incerteza com os dados existentes.

A caracterização das fontes de incerteza é fundamental que seja executada com todo o rigor e detalhe, por se tratar de um complemento importantíssimo aos dados quantitativos finais, de forma que o gestor de risco assente as suas decisões no conhecimento real do processo de avaliação de risco realizada.

Tabela 1 - Metodologia para auxiliar na identificação de fontes de incertezas que afectam os dados no processo de avaliação de exposição.

Tipo/Fontes de Incerteza	Questionário para identificação de fontes de incertezas
1. Fontes ambíguas	Todos os aspetos relacionados com os dados, provas, suposições ou cenários utilizados na avaliação (incluindo as quantidades medidas, os indivíduos ou objetos em que são realizadas as medições, o tempo e local onde foram realizadas as medições) descrito adequadamente, ou são múltiplas interpretações?
2. A qualidade metodológica de fontes de dados	Qual a exatidão e precisão das medições que foram usadas? Existem dados censurados (por exemplo não deteta)? Existem outras limitações na qualidade dos dados ou provas que afetam a sua exatidão e precisão, que não são abrangidos pelas outras categorias acima? Como adequados são quaisquer procedimentos de garantia da qualidade dos dados que foram seguidos?
3. A incerteza na amostragem	A amostra é referente a uma grande população? Se sim: Como foi realizada a amostragem? Foi um processo aleatório? Houve necessidade de estratificação? O processo de recolha foi tendencioso de alguma forma? A dimensão amostral é representativa da população? E como afeta a incerteza das estimativas utilizadas na avaliação?
4. Pressupostos e julgamentos de especialistas	São dados (Informação) parciais ou totalmente baseados em pressuposto ou pareceres de peritos (incluindo cenários e valores padrão)? Se sim: Qual é a natureza, quantidade, relevância, fiabilidade e qualidade dos dados ou evidências disponíveis para apoiar a suposição ou julgamento? Quantos peritos contribuíram para a suposição ou julgamento, o quão relevante e extensa era a sua perícia e experiência para fazê-lo? Como pode a suposição ou julgamento ser afetado por vieses psicológicos, tais como o excesso de confiança, pensamento de grupo, etc.?
5. A incerteza da extrapolação	Existem dados, provas, suposições e cenários utilizados na avaliação (incluindo as quantidades a que se dirigem, e os sujeitos ou objetos, hora e local em que essa quantidade se refere) diretamente relevante para o que é necessário para a avaliação, ou é necessário extrapolar? Se os dados são baseados nas medidas extraídas de uma amostra da população, a amostra é representa a população que se pretende avaliar? Há alguma extrapolação implícita no processo?
6. A escolha da Distribuição	As distribuições selecionadas (normal, lognormal, etc) representam o padrão real da variação? Quais são as distribuições alternativas que poderiam ser consideradas?
7. Outras Incertezas	Há alguma incerteza devido à ausência de dados ou lacunas de conhecimento? Os dados são afetados por quaisquer outras fontes de incerteza que possam ser identificadas?

2.1.3 Principais etapas de análise de incerteza

Como foi referido anteriormente a análise de incerteza envolve um conjunto de etapas com o objetivo de identificar e descrever as incertezas que afetam a avaliação, caracterizar o seu efeito sobre o resultado da avaliação e documentar a análise. Esta sequência de análise é aplicada de forma iterativa, em que a avaliação mais detalhada é centrada nas mais importantes fontes de incerteza.

Os principais passos na análise de incerteza visam:

- 1) *Identificar a incerteza* através da análise sistemática de todas as partes da avaliação para identificar o maior número de fontes de incerteza quanto possível, conforme descrito na Tabela 1.
- 2) *Descrever a incerteza*, caracterizá-la quanto à sua fonte, a causa e a natureza das incertezas identificadas em termos compreensíveis para ser compreendida por “não-especialistas”.
- 3) *Avaliar as fontes individuais de incerteza*. Estimativa da magnitude de cada fonte de incerteza em termos do seu impacto sobre a parte da avaliação que afeta diretamente.
- 4) *Analisar a sua Dependência*, as variáveis são muitas vezes correlacionadas. Por exemplo, o peso do corpo tende a ser positivamente correlacionado com a altura e ambos estão correlacionados com a idade. É importante ter em consideração as dependências entre as variáveis na avaliação, porque podem ter um grande efeito sobre o resultado. Isto significa que diferentes combinações de valores devem ser consideradas em proporção à sua frequência esperada, tendo em conta todas as dependências, e excluindo combinações improváveis.
- 5) *Avaliar o impacto global de todas as incertezas identificadas na saída de avaliação, tendo em conta as dependências*. A análise de incerteza por método probabilístico, o exemplo mais comum é o método de Monte Carlo (ver Capítulo 2.6)
- 6) *Avaliar a contribuição relativa das incertezas individuais na incerteza total*. Cálculo através da análise de sensibilidade (Ver capítulo 2.7) ou pareceres de peritos sobre a contribuição relativa das diferentes fontes de incerteza para a incerteza do resultado final.
- 7) *Documentar e relatar a análise de incerteza*.

2.2 Distribuição de Probabilidades

2.2.1 Introdução

Uma variável aleatória utiliza-se para expressar os resultados de uma experiência aleatória. Por definição uma variável aleatória (v.a) X é uma função que associa um número real x a cada resultado s do espaço amostral S (Guimarães & Cabral, 1999).

Se o conjunto de chegada de uma variável aleatória for constituído por elementos expressos numa escala nominal ou ordinal, a variável diz-se qualitativa. Se os elementos forem expressos numa escala de intervalo ou escala absoluta, a variável é quantitativa. A variável quantitativa classifica-se como discreta ou contínua, conforme os elementos do contradomínio da aplicação que a define forem numéricos ou não numéricos.

A distribuição de probabilidade da variável aleatória X é uma descrição formal da verosimilhança associada aos valores possíveis de X e os diferentes modelos aplicam-se quer a variáveis discretas ou contínuas.

2.2.2 Distribuições de Probabilidades Discretas

Em estudos de exposição a contaminantes microbiológicos por consumo alimentar, os dados em estudo refletem a existência ou ausência de organismos vivos patogénicos, num determinado género alimentício, associado a um processo produtivo (Transporte, transformação, armazenamento, exposição, etc), as distribuições de probabilidades discretas são as que mais se adequam nesta vertente da avaliação de risco.

Das famílias das distribuições discretas, como a uniforme, Bernouli, binomial, geométrica, binomial negativa, hipergeométrica e Poisson, será destacada a distribuição Binomial por ser muito aplicada em amostragem (quando é conhecida a dimensão amostral) e ainda a hipergeométrica, por se tratar de uma distribuição com aplicação em amostragem, mas para populações finitas (Gama, 2004).

- **Distribuição Binomial**

A distribuição Binomial é uma distribuição discreta do número de sucessos numa sequência de n tentativas independentes; cada tentativa tem apenas duas possibilidades, sucesso ou fracasso (tentativa de Bernoulli); a probabilidade de cada tentativa, p , permanece constante.

$X \sim Bi(n, p)$

$$P(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k},$$

$k = 0, 1, 2, \dots, n; \quad E[X] = np \text{ e } Var[X] = np(1 - p)$

$$M_X(t) = (q + pe^t)^n; \quad q = 1 - p$$

para (K) Sucessos e (n-k) fracassos.

- **Distribuição Hipergeométrica**

A distribuição hipergeométrica está relacionada com a distribuição binomial, ambas podem ser utilizadas para representar o número de sucessos (positivos) numa sequência de n tentativas (Amostras), cada uma com dois resultados possíveis – Sucessos ou insucesso (Positivas ou negativas). Porém ao contrário da binomial, usa-se a distribuição hipergeométrica para populações finitas, e conseqüentemente, as tentativas são dependentes e a probabilidade de sucesso não é a mesma em cada tentativa.

Esta distribuição tem grande utilidade na amostragem (sem reposição) estatística (Guimarães & Cabral, 1999) e tem grande aplicação em processos de avaliação de risco de lotes de produtos alimentares de países terceiros, para entrada no mercado comunitário (EU).

Como definição, seja X o número de sucessos contidos numa amostra de tamanho n retirada, sem reposição, de uma população de N elementos, dos quais K ($K \leq N$) constituem sucesso, então,

$X \sim \text{hipergeométrica}(N, n, p)$

$$P(X = k) = \frac{\binom{K}{k} \binom{N-K}{n-k}}{\binom{N}{n}}, \quad k = \max(0, n + K - N), \dots, \min(K, n); \quad p = \frac{K}{N}$$
$$E(X) = np \text{ e } Var(X) = np(1 - p) \frac{N - n}{N - 1}$$

- **Distribuição de Poisson**

A distribuição de Poisson é aplicada normalmente para contagem de números de eventos que ocorrem num intervalo de tempo ou numa região espacial, quando os eventos são independentes entre si (Gama, 2004).

$$X \sim \text{Poisson}(\lambda)$$

$$(\lambda) \in]0, +\infty[$$

O parâmetro λ representa o número de eventos que ocorrem num intervalo do tempo ou numa região espacial.

$$P(X = x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}$$
$$E(X) = \mu_x = \lambda \text{ e } Var(X) = \sigma_x^2 = \lambda$$

2.2.2 Distribuições contínuas

Quando a nossa variável aleatória é contínua, ou seja, os dados existentes são **contínuos podendo assumir qualquer valor na faixa de variação**; nestas condições as distribuições contínuas são as que se adequam para caracterizar a variável.

Tal como aconteceu no ponto 2.2, não se pretende neste capítulo descrever a totalidade das distribuições contínuas conhecidas, mas sim descrever aquelas que, com base no conhecimento experimental de análise de dados de contaminantes químicos e microbiológicos surgem frequentemente como modelos de representação dos dados disponíveis (baseados em resultados laboratoriais).

Das famílias de distribuições contínuas destacam-se a uniforme, a normal, exponencial, Gama, Qui-quadrado, t-Student, F e Cauchy. É no entanto frequente para caracterizar as variáveis aleatórias em estudos de cálculo de exposição a distribuição Lognormal, Beta e Pareto.

- **Distribuição Normal**

É um modelo adequado para representar muitos dos fenómenos do mundo real. É muito usada na inferência estatística, pelo facto de, mesmo quando a distribuição da população não é normal, a distribuição das médias amostrais ser aproximadamente normal (Teorema do Limite Central. Algumas variáveis aleatórias (como, exemplo, a binomial e a Poisson), podem ser aproximadas por uma v.a. normal (Gama, 2004).

$$X \sim N(\mu, \sigma)$$

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, -\infty < x < +\infty, \quad \mu \in \mathbb{R}, \quad \sigma > 0$$

$$E(X) = \mu; \text{Var}(X) = \sigma^2; \text{ f. g. m. } M_X(t) = \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right), t \in \mathbb{R}$$

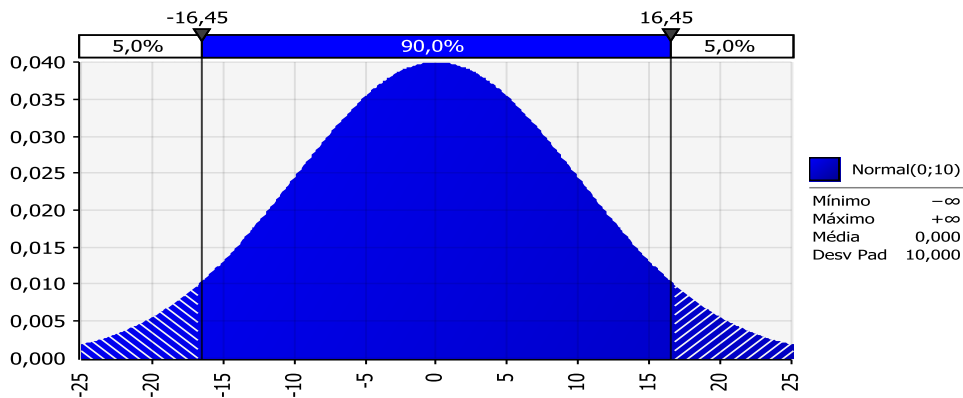


Ilustração 1 - Distribuição Normal para N(0;10)

- **Lognormal**

Admitindo-se que $X > 0$ é uma variável aleatória contínua e ainda que $V = \ln X$, segue uma distribuição $N(\mu_v, \sigma_v^2)$. Nestas condições a variável X segue uma distribuição Lognormal. Um avariável aleatória segue uma distribuição Normal se for o resultado da soma de um grande numero de efeitos provocados por causas independentes, de um modo semelhante, a variável X segue uma distribuição Lognormal se for o resultado de um número elevado de efeitos positivos, também provocados por causas independentes, que se multiplicam (Guimarães & Cabral, 1999).

$$X \sim LN(\mu_v, \sigma_v^2)$$

$$f_X(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi} \cdot (\sigma_v)} e^{-\frac{(\ln x - \mu_v)^2}{2\sigma_v^2}}, x > 0$$

$$E(v) = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{\mu_x^4}{\sigma_x^2 + \mu_x^2}\right); \quad \text{Var}(v) = \ln\left[\frac{\sigma_x^2}{\mu_x^2} + 1\right]$$

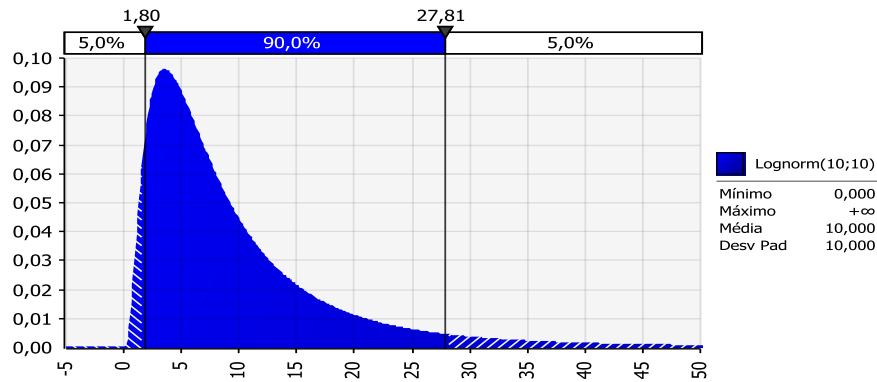


Ilustração 2 - Distribuição Lognormal para LN(10;10)

- **Exponencial**

A distribuição exponencial é utilizada em situações em que se pode identificar um processo de Poisson, isto é, a ocorrência de eventos a uma taxa constante, num intervalo de tempo ou numa região espacial (Gama, 2004).

$$X \sim EN(\beta) \text{ quando } \beta = \frac{1}{\lambda} (\beta > 0)$$

$$f(x) = \lambda \cdot e^{-\lambda x}, x > 0; E(X) = \mu = \beta; Var(X) = \sigma^2 = \beta^2$$

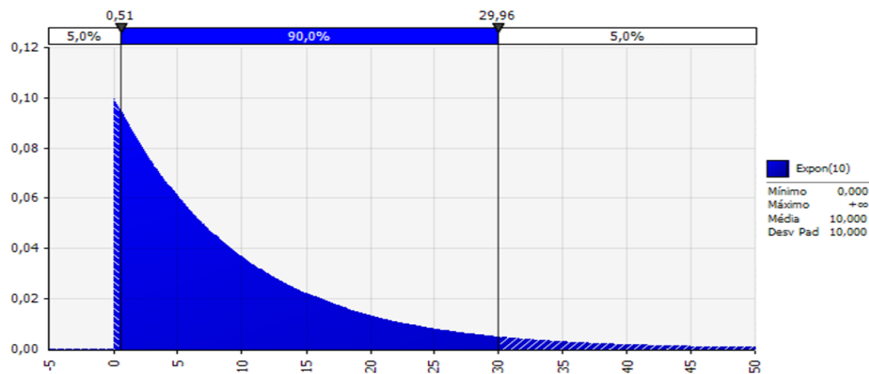


Ilustração 3 - Distribuição Exponencial para Expon(1;0)

- **Beta**

É uma distribuição estatística que está relacionada com a distribuição gama. As distribuições Beta têm dois parâmetros livres, que são rotulados de acordo com uma das duas convenções de notação. A definição usual chama esses alfa e beta, mas pode ser utilizado $\beta' \equiv \beta - 1$ e $\alpha' \equiv \alpha - 1$ (Beyer 1987, p.534). A distribuição beta é usada como uma distribuição à priori para proporções binomiais em análise bayesiana (mathworld.wolfram, 2016).

$X \sim \text{Beta}(\alpha, \beta)$

$$f_X(x) = \frac{x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)} I_{(0,1)}(x), \alpha > 0 \text{ e } \beta > 0; E(X) = \frac{\alpha}{\alpha + \beta};$$

$$\text{Var}(X) = \frac{\alpha\beta}{[\alpha + \beta]^2 (\alpha + \beta + 1)}$$

Nota: $B(\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha + \beta)}$.

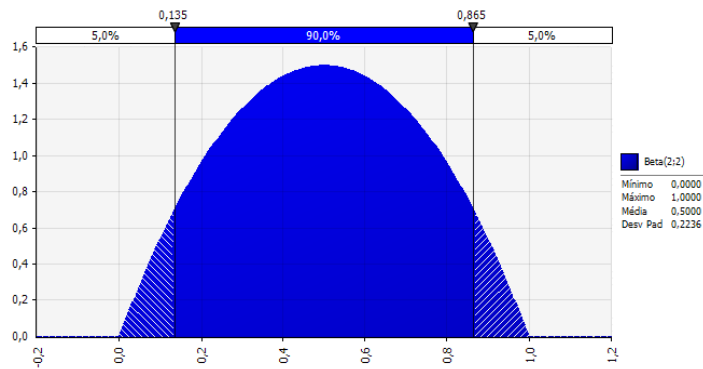


Ilustração 4 - Distribuição Beta para Beta(2;2)

- **Pert**

A distribuição Pert (uma forma especial da distribuição beta) apresenta-se com valores *mínimos* e *máximos* e o parâmetro de forma é calculado com base no valor *mais provável*. É algumas vezes referida como a distribuição beta-PERT.

A distribuição PERT (que significa Program Evaluation and Review Technique) é bastante similar à distribuição Triangular, pois possui o mesmo conjunto de três parâmetros. Pode ser utilizada preferencialmente à distribuição Triangular quando os parâmetros resultam em uma distribuição assimétrica, pois a forma suave da curva coloca menos ênfase na direção da assimetria. Como a distribuição triangular, a PERT é limitada em ambos os lados e desta forma pode não ser apropriada para algumas situações de modelação em que é desejável obter eventos de cauda ou eventos extremos, (WOLFRAM, 2016).

É uma distribuição parametrizada por duas constantes c e $\lambda \geq 0$. c é o modo da distribuição e, portanto, determina a localização horizontal do pico da função de densidade de probabilidade (PDF), enquanto λ é um "parâmetro de forma" que (juntamente com c) determina a forma geral do PDF.

$$X \sim \text{Distribuição PERT} [\{min, max\}, c, \lambda],$$

É equivalente à *Distribuição transformada*

$$\left[\min + x (\max - \min), x \sim \text{Beta} \left[1 + \lambda \frac{c - \min}{\max - \min}, 1 + \lambda \frac{\max - c}{\max - \min} \right] \right]$$

\max, \min e $c \in \mathbb{R}$, tais que, $\min < c < \max$ e λ seja qualquer número real não negativo.

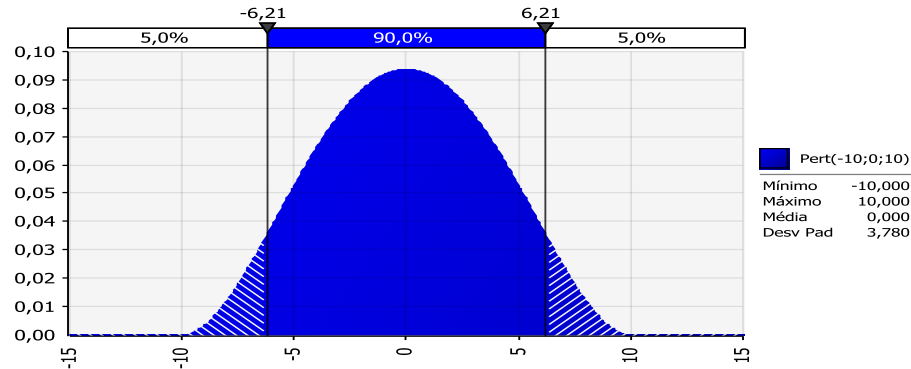


Ilustração 5 - Distribuição para PERT(-10; 0; 10)

- **Gama**

$$X \sim \text{Gama}(\alpha, \beta)$$

A distribuição gama é uma distribuição de probabilidades com dois parâmetros reais positivos, α e β , de que as distribuições exponencial e qui-quadrado são casos particulares.

Se α for um número inteiro, a distribuição gama pode ser vista como a distribuição da soma de α variáveis aleatórias exponenciais independentes e todas como o mesmo parâmetro β , (Dinis Duarte Pestana, 2008).

$\alpha > 0$ e $\beta > 0$

$$f_X(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}, \quad \text{quando } x > 0$$

$$E(X) = \alpha\beta ; \quad \text{Var}(X) = \alpha\beta^2$$

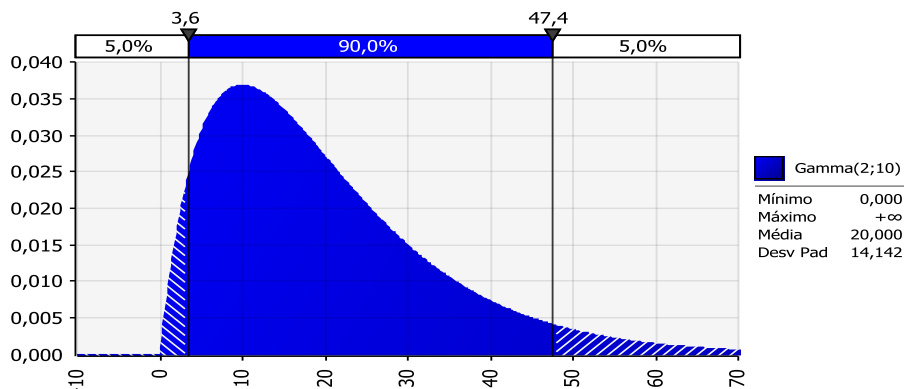


Ilustração 6 – Distribuição para Gama(2;10)

- **Weibull**

A distribuição geral de weibull é uma distribuição de probabilidades com três parâmetros, α parâmetro de forma, β parâmetro de escala e γ de localização.

Frequentemente, o parâmetro de localização não é utilizado e o valor para este parâmetro pode ser definido como zero. Quando este é o caso, a equação de pdf passa a ser a Distribuição Standart de Weibull de dois parâmetros. Há também uma forma da distribuição de Weibull conhecida como a distribuição Weibull de um parâmetro, que apresenta de Weibull de dois parâmetros pdf, com a única diferença, de que o valor de β é assumido como sendo conhecido previamente. Esta suposição significa que apenas o parâmetro da escala precisa ser estimado, permitindo a análise de pequenos conjuntos de dados (NIST, 2013) (weibull, 2016).

$$X \sim \text{Weibull}(\alpha, \beta)$$

$$\alpha > 0 \text{ e } \beta > 0$$

$$f_X(x) = \frac{\alpha x^{\alpha-1}}{\beta^\alpha} e^{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^\alpha}, \quad \text{quando } x \geq 0$$

$$E(X) = \beta \Gamma\left(1 + \frac{1}{\alpha}\right); \quad \text{Var}(X) = \beta^2 \left[\Gamma\left(1 + \frac{2}{\alpha}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{\alpha}\right) \right]$$

Onde Γ é a Distribuição Gama.

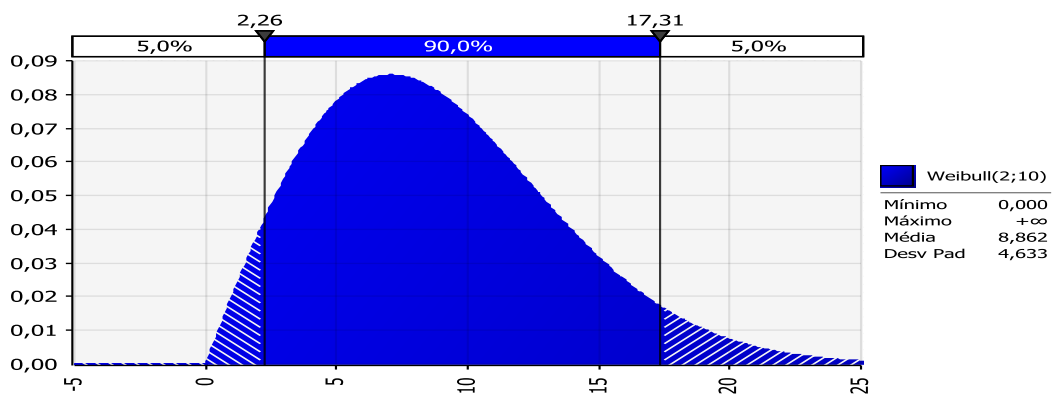


Ilustração 7 - Distribuição para Weibull(2;10)

- **Loglogistic**

A distribuição Log-logística também conhecida pela distribuição Fisk, é uma distribuição de probabilidades com três parâmetros, α parâmetro de forma, β parâmetro de escala e γ de localização.

É a distribuição seguida pelo logaritmo de uma variável aleatória distribuída logicamente. Em outras palavras, se for uma variável aleatória e (onde denota "é distribuído como"), então. Qualitativamente, a distribuição log-logística é semelhante à distribuição Log-normal.

A distribuição log-logística tem sido empregada para modelar vários fenômenos, incluindo precipitação, riqueza e distribuição de renda e transmissão de dados e tempos de processamento (Wolfram, 2016).

$$X \sim LL(\alpha, \beta)$$

$$\alpha > 0 \text{ e } \beta > 0$$

$$f_X(x) = \frac{\alpha t^{\alpha-1}}{\beta(1+t^\alpha)^2}, \text{ quando } \gamma \leq x \leq +\infty;$$

com $t \equiv \frac{x - \gamma}{\beta}$

$$E(X) = \beta\theta \csc(\theta) + \gamma, \text{ para } \alpha > 1 ;$$

$$\text{var}(X) = \beta^2\theta[2 \csc(2\theta) - \theta \csc^2(\theta)], \text{ para } \alpha > 2$$

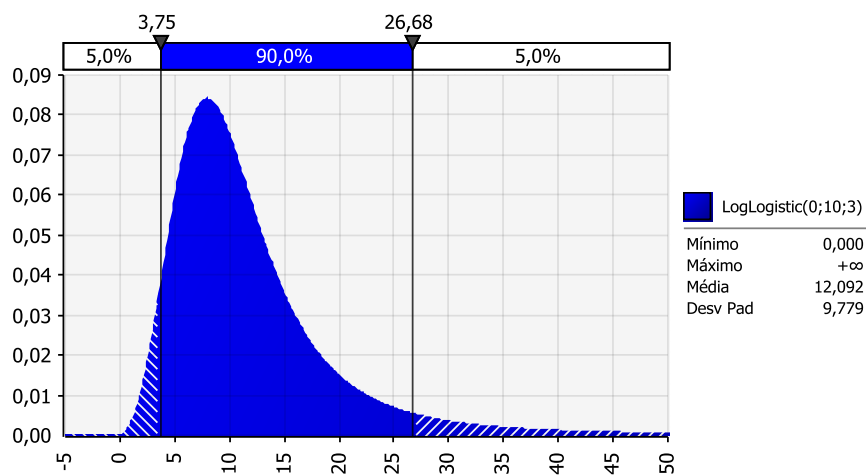


Ilustração 8 - Distribuição Loglogística para LL(0;10;3)

2.3 Ajuste da Distribuição aos Dados

De uma forma geral, podemos afirmar que quando trabalhamos com métodos probabilísticos conhecemos a função de densidade populacional e a função de distribuição que caracteriza uma dada população. Através dos métodos estatísticos, inferimos sobre a população, tendo como base a informação parcial fornecida pela amostra aleatória representativa e retirada dessa população, (Dinis Duarte Pestana, 2008).

A escolha do tipo de inferência depende do que se pretende analisar. Os tipos de inferência mais comuns são a estimação pontual, do valor de um parâmetro da distribuição, a estimação de um intervalo de valores prováveis para o parâmetro, ou testes de hipóteses estatísticas através da rejeição ou não rejeição de uma afirmação (hipótese), que define um conjunto de valores prováveis para o parâmetro.

Quanto à qualidade da estimativa, esta deve ser verificada, uma vez que não é possível dizer se a estimativa está perto ou não do verdadeiro valor de θ (desconhecido). Há ainda a possibilidade que para o mesmo parâmetro poderem ser considerados vários estimadores.

Para possibilitar a escolha do melhor estimador entre vários, estabeleceram-se critérios acerca da qualidade ou propriedade desejáveis dos estimadores e que passa por não ser enviesado ou seja deve ser centrado, eficiente e consistente.

Quanto à demonstração da centralidade, eficiência e consistência de um estimador, é relativamente simples verificar se um estimador é ou não enviesado tal como comparar as variâncias de dois estimadores não enviesados, para determinar o mais eficiente. É no entanto complexo verificar a consistência de um estimador, na prática recorre-se ao teorema seguinte (Oliveira, 2004).

Teorema:

Seja $\hat{\theta}$ um estimador do parâmetro θ e n a dimensão da amostra.

Se forem verificadas as condições,

- (i) $E(\hat{\theta}) = \theta$, não enviesado
- (ii) $\lim_{n \rightarrow \infty} Var(\hat{\theta}) = 0$

Então $\hat{\theta}$ é um estimador consistente de θ .

As características que foram descritas anteriormente permitem concluir quanto à qualidade entre estimadores, mas ainda não fornece indicações para a escolha dos melhores estimadores. Existem diferentes metodologias para selecionar os melhores estimadores, nomeadamente o *Método dos Mínimos Quadrados*, o *Método dos Momentos* e o *Método da Máxima verosimilhança* (MMV).

Nesta dissertação será analisado o *Método da Máxima verosimilhança* (MV), face ao *Método dos Momentos*, por dois motivos, o primeiro porque segundo a literatura (Guimarães e Cabral, 1999), os estimadores obtidos segundo o Método dos Momentos, não são assintoticamente eficientes (para amostras de grandes dimensões são, em geral, menos eficientes do que os estimadores obtidos pelo Método MV).

A segunda razão, motivada pela primeira, deve-se ao facto de o software utilizado para os cálculos de exposição, no processo de ajuste de distribuições, utilizar o método MV para estimar os parâmetros da distribuição dos dados amostrais.

2.4. O Método da Máxima Verosimilhança

A ideia base do método MV, consiste em seleccionar entre todos os valores possíveis dos parâmetros populacionais, aqueles que tomam mais verosímil a ocorrência de uma amostra idêntica àquela que efetivamente se obteve (Guimarães & Cabral, 1999).

Por definição e considerando o caso de uma amostra discreta², representada pela variável aleatória Y , cuja a função de probabilidades $p(y)$ é conhecida para R parâmetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R$ e indica-se por (y_1, y_2, \dots, y_R) , uma amostra aleatória simples obtida a partir daquela população.

A probabilidade de ocorrência de uma amostra aleatória simples, a partir da idêntica aquela que efetivamente se obteve a partir da população é dada por,

$$\begin{aligned} L &= \text{Probabilidade } (Y_1 = y_1, \dots, Y_N = y_n | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R) = \\ &= \prod_{n=1}^N \text{Probabilidade } (Y_n = y_n | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R) \\ &\hspace{15em} (\text{distribuições discretas}) \end{aligned}$$

Esta probabilidade, que é função dos parâmetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R$, designa-se por funções de verosimilhança. De referir que, quanto maior for o valor da função, máxima verosimilhança se tornará a ocorrência de uma amostra idêntica a (y_1, y_2, \dots, y_N) .

As estimativas de MV dos parâmetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R$, são os valores destes parâmetros que maximizam a função de verosimilhança, ou seja, as estimativas MV são os valores dos parâmetros que tornam máxima a probabilidade de ocorrência de uma amostra idêntica àquela que efetivamente ocorreu. Em notação simbólica,

$$\text{Max}_{:\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R} = L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R) = \prod_{n=1}^N \text{Probabilidade } (Y_n = y_n | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R)$$

Admitindo que a função de verosimilhança é diferenciável, as estimativas MV podem ser obtidas resolvendo o sistema de equações definido por,

² Na literatura, a demonstração do método inicia-se sempre pelo caso de distribuições populacionais discretas.

$$\frac{\partial y}{\partial x} = 0 \quad (i = 1, \dots, R)$$

Normalmente as soluções assim obtidas (que correspondem a pontos estacionários das funções de verosimilhança) são máximos destas funções. No entanto é conveniente verificar se a segunda derivada em ordem ao respetivo parâmetro é negativa, para assim assegurar a existência de máximos.

As estimativas MV que são obtidas a partir de amostras concretas correspondem a valores particulares dos correspondentes estimadores de MV. Por vezes na prática torna-se bastante mais simples recorrer à maximização da transformada logarítmica da função de verosimilhança, do que à maximização da própria função.

$$\ln[L(X_1 | (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R))]$$

Esta simplificação de cálculos resulta do facto de a aplicação de logaritmos converter o produto em somatório. Uma vez que L e $\ln(L)$ têm pontos estacionários comuns, o procedimento de obtenção de máximas conduz aos mesmos resultados.

Na estimação de parâmetros de distribuição contínuas, não faz sentido tentar maximizar a probabilidade de ocorrência de uma amostra idêntica àquela que efetivamente ocorreu, pois tal probabilidade é nula. Assim para distribuições contínuas o objetivo é maximizar a densidade de probabilidades definida para os valores observados da variável aleatória, de acordo com os valores dos parâmetros.

Considere-se uma população contínua representada pela variável aleatória X com função densidade de probabilidade $f(x|\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R)$, que depende portanto de R parâmetros desconhecidos $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R$.

Sejam x_1, x_2, \dots, x_n os valores de uma amostra. A função de verosimilhança da amostra de dimensão n , é uma função de θ definida por:

$$L = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R | x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R)$$

Os estimadores de máxima verosimilhança de $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_R$ são obtidos simultaneamente como os valores destes parâmetros que maximizam a função verosimilhança, ou seja resolvendo:

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_i} = 0, \quad i = 1, \dots, R$$

Analogamente ao caso discreto, convém averiguar se a segunda derivada é negativa para assegurar a existência de máximos. De modo geral é também conveniente a consideração da maximização do logaritmo da função L em vez da própria função, por razões já expostas.

Assim a maximização de L corresponde a:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \theta_i} = 0, \quad i = 1, \dots, R$$

Em termos gerais, os estimadores MV têm propriedades que os colocam entre os mais adequados, por se revelarem em geral consistentes, embora nem sempre sejam não-enviesados e eficientes, tendem a possuir estas propriedades à medida que as dimensões das amostras crescem e frequentemente, as suas distribuições são assintoticamente Normais (Guimarães & Cabral, 1999).

2.5 Seleção da Distribuição com melhor ajuste aos dados

As estatísticas de ajuste são usadas para duas finalidades relacionadas, porém distintas. A *Seleção do modelo*, o processo de escolha de um tipo específico de ajuste em relação a outro e a *validação do ajuste*, processo pelo qual se determina se uma distribuição ajustada específica constitui um "bom" ajuste para os dados.

Para dados amostrais, as estatísticas de adequação de ajuste "clássicas" Qui-quadrado, Kolmogorov-Smirnov e Anderson-Darling, foram originalmente desenvolvidas como testes de validação do ajuste, e não como ferramentas para decidir entre distribuições. Mais recentemente, foram desenvolvidos os testes conhecidos como "critérios de informação", como por exemplo os critérios de Akaike (AIC) e critérios de informação bayesianos (BIC), elaborados especificamente para a seleção de modelos. Esses testes são mais adequados para essa tarefa porque têm em consideração, entre outros aspetos, o número de parâmetros livres da distribuição ajustada, no entanto não serão utilizados no processo de cálculo aqui estudado.

Neste CATÍPULO iremos abordar a teoria associada ao teste de ajustamento Qui-quadrado, Kolmogorov-Smirnov e Anderson-Darling e ainda o Critério de Informação Akaike que irão estar disponíveis para os cálculos de exposição, CATÍPULO 4.

2.5.1 Teste de Ajustamento Qui-Quadrado

O teste do qui-quadrado para ajustamento de distribuições é o mais usado para o caso discreto, embora seja válido quer para distribuições discretas, quer contínuas, podendo ser ainda usado para testar hipóteses compostas (Gama, 2004).

No entanto, devido à informação perdida quando se procede à organização dos dados em classes, este teste torna-se menos potente que o teste de Kolmogorov-Smirnov, para proceder ao ajustamento de distribuições contínuas. O teste do qui-quadrado para ajustamento foi desenvolvido por Karl Pearson e a sua metodologia é a seguinte :

H_0 : X tem função probabilidade (ou função densidade de probabilidade) $f(x)$.

H_1 : X não tem função probabilidade (ou função densidade de probabilidade) $f(x)$.

A estatística de teste consiste em calcular:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

Sendo k o número de classes, O_i as frequências observadas e E_i as frequências esperadas, para as classes $i=1, 2, \dots, K$.

A hipótese nula será rejeitada ao nível de significância α , se $\chi^2 > \chi_{k-a-1, 1-\alpha}^2$, sendo a o número de parâmetros desconhecidos (a estimar).

2.5.2 Teste de Ajustamento Kolmogorov-Smirnov (KS)

A alternativa ao teste de Qui-quadrado mais usual para distribuições contínuas, trata-se do teste KS com a vantagem de utilizar toda a informação disponível nos dados, não havendo perda de informação como ocorre com o teste do Qui-quadrado, durante o processo de agrupamento dos dados.

No teste de KS a estatística é constituída a partir da função de distribuição empírica, estudando o ajustamento a uma distribuição teórica especificada. Seja então X_1, X_2, \dots, X_n uma amostra aleatória retirada de uma dada população, pretende-se saber se é razoável admitir $F_0(x)$, função de distribuição conhecida, como a função de distribuição da população.

O teste consiste em comparar $F_0(x)$ com $S_n(x)$, função de distribuição empírica definida por:

$$S_n(x) = \frac{i}{n} \quad (\text{n}^\circ \text{ de } X_i \leq x)$$

Pretende-se testar:

H_0 : $F(x) = F_0(x)$ versus H_1 : $F(x) \neq F_0(x)$

Se H_0 é verdadeira, será de esperar que $S_n(x)$ e $F_0(x)$ assumam valores aproximadamente iguais. Caso a variação entre $S_n(x)$ e $F_0(x)$ seja muito grande, H_0 será rejeitada.

O teste de KS consiste na determinação da estatística D_n . Para calcular o valor desta estatística, verifica-se que, ordenando a amostra observada, $X_{1:n} \leq X_{2:n} \leq \dots \leq X_{n:n}$, no intervalo $[X_{i:n}, \dots, X_{i+1:n}]$, será:

$$\mathbf{Sup} |S_n(x) - F_0(x)| = \mathbf{max} \left(\left| \frac{i}{n} - F_0(x_{i:n}) \right|, \left| \frac{i-1}{n} - F_0(x_{i:n}) \right| \right), x_{i:n} \leq x \leq x_{i+1:n}$$

As estatísticas de KS são:

$$D_n^+ = \mathbf{sup}_x \left| \frac{i}{n} - F_0(x_{i:n}) \right| \text{ e } D_n^- = \mathbf{sup}_x \left| F_0(x_{i:n}) - \frac{i-1}{n} \right|,$$

sendo a estatística final:

$$D_n = \mathbf{max} |D_n^+, D_n^-|$$

O teste de KS necessita da função de distribuição especificada. No caso de $F_0(x)$ ser continua a estatística D_n tem uma distribuição exata para pequenas amostras, tabelada para n e α independentes de $F_0(x)$. Para n grande, admita-se $n > 35$, dois valores críticos importantes são:

$$\frac{1.36}{\sqrt{n}}, \text{ para } \alpha = 5\% \text{ e } \frac{1.63}{\sqrt{n}}, \text{ para } \alpha = 1\%$$

A hipótese nula será rejeitada quando o valor de D_n observado for superior aos valores críticos (Oliveira, 2004).

A metodologia de cálculo pode ser demorada e exaustiva, caso não se recorra a métodos computacionais que permitam a eficiência dos cálculos, como o SPSS, o Software R e o @Risk. Qualquer um destes softwares têm disponíveis comandos/pacotes para aplicar o teste de ajustamento de KS, com mais ou menos limitações, por exemplo o SPSS só permite avaliar o ajustamento para 4 distribuições – Normal, Uniforme, Poisson e Exponencial.

No Software R recorrendo ao pacote “Nortest” (“nortest”, 2015), é possível aplicar o teste de ajuste em distintas distribuições. Quanto ao @Risk o teste está disponível e associado ao comando - Modelo Ajustar (ajusta distribuições de probabilidade aos dados).

O exemplo que a seguir é apresentado descreve o método do teste KS em distintas distribuições (NIST, Kolmogorov-Smirnov Goodness-of-Fit Test, 2012).

Exemplo:

Foi gerada uma amostra com 1000 unidades para uma distribuição Normal, Exponencial, t-Student e Lognormal. Em todos os casos, o teste de KS foi aplicado para testar uma distribuição normal.

Os números aleatórios normais foram armazenados na variável Y_1 , os números aleatórios exponenciais duplos foram armazenados na variável Y_2 , os números aleatórios t foram armazenados na variável Y_3 e os números aleatórios lognormal foram armazenados na variável Y_4 .

```
H0: the data are normally distributed
Ha: the data are not normally distributed

Y1 test statistic: D = 0.0241492
Y2 test statistic: D = 0.0514086
Y3 test statistic: D = 0.0611935
Y4 test statistic: D = 0.5354889

Significance level: α = 0.05
Critical value: 0.04301
Critical region: Reject H0 if D > 0.04301
```

Como esperado, a hipótese nula não é rejeitada para os dados normalmente distribuídos, mas é rejeitada para os três conjuntos de dados com um nível de significância de 0,05.

2.5.3 Teste de Ajustamento Anderson-Darling (AD)

O teste Anderson-Darling (Stephens, 1974) é utilizado para testar a qualidade de ajuste dos dados de uma amostra relativamente a uma população com uma distribuição específica. É uma modificação do teste Kolmogorov Smirnov (KS) o qual tem a vantagem de dar mais peso aos pontos das caudas das distribuições o que faz o teste KS (NIST, 2002).

O Teste de Anderson Darling (AD) é uma alternativa aos testes de ajuste Qui-Quadrado e Kolmogorov Smirnov.

Definição:

H_0 : Os dados seguem uma distribuição especificada.

H_1 : Os dados não seguem a distribuição especificada

Estatística do teste: O teste estatístico de Anderson Darling é dado pela seguinte expressão,

$$A^2 = -N - S$$

onde,
$$S = \sum_{i=1}^N \frac{(2i-1)}{N} [\ln F(Y_i) + \ln(1 - F(Y_{N+1-i}))]$$

Em que a F é a função de distribuição cumulativa da distribuição especificada e Y_i são os dados ordenados (NIST 2002).

Os valores críticos para o Teste AD são dependentes da distribuição que está a ser testada.

O teste AD é um teste unicaudal e a hipótese nula (H_0) é rejeitada se o valor do teste estatístico obtido for superior ao valor crítico, concluindo-se que os dados não seguem a distribuição especificada.

Note-se que para uma dada distribuição, a estatística de AD pode ser multiplicada por uma constante (o que geralmente depende do tamanho da amostra, n) e que se encontram disponíveis na literatura (Stephens 1974, 1974, 1977, 1979) ou em outras fontes como (NIST, 2002).

Para o teste de ajuste AD, o software SPSS, não se encontra programado para executar este teste. Quanto ao software R, o teste pode ser executado através do pacote “Nortest” (“nortest”, 2015), tal como acontece com KS. Quanto @Risk o teste está disponível e associado ao comando Modelo Ajustar (ajusta distribuições de probabilidade aos dados).

O exemplo que a seguir é apresentado descreve o método do teste AD em distintas distribuições (NIST, Anderson-Darling Test - Engineering Statistics Handbook, 2013).

Exemplo:

Foi gerada uma amostra com 1000 unidades para uma distribuição Normal, Exponencial, Cauchy e Lognormal. Em todos os casos, o teste de KS foi aplicado para testar uma distribuição normal.

Os números aleatórios normais foram armazenados na variável Y_1 , os números aleatórios exponenciais duplos foram armazenados na variável Y_2 , os números aleatórios Cauchy foram armazenados na variável Y_3 e os números aleatórios lognormal foram armazenados na variável Y_4 .

Distribution	Mean	Standard Deviation
Normal (Y1)	0.004360	1.001816
Double Exponential (Y2)	0.020349	1.321627
Cauchy (Y3)	1.503854	35.130590
Lognormal (Y4)	1.518372	1.719969

H_0 : the data are normally distributed

H_a : the data are not normally distributed

Y1 adjusted test statistic: $A^2 = 0.2576$

Y2 adjusted test statistic: $A^2 = 5.8492$

Y3 adjusted test statistic: $A^2 = 288.7863$

Y4 adjusted test statistic: $A^2 = 83.3935$

Significance level: $\alpha = 0.05$

Critical value: 0.752

Critical region: Reject H_0 if $A^2 > 0.752$

Como esperado, a hipótese nula não é rejeitada para os dados normalmente distribuídos, mas é rejeitada para os três conjuntos de dados com um nível de significância de 0,05.

2.5.4 Teste de Ajustamento pelo Critério de Informação de Akaike (AIC)

O (AIC) admite a existência de um modelo “real” que descreve os dados e que é desconhecido, e tenta escolher entre o grupo de modelos avaliados, o que minimiza a divergência de Kullback-Leibler (K-L).

A distância K-L entre os modelos/distribuição, f e g é definida para funções contínuas como a integral (usualmente multidimensional) (Kenneth P. Burnham, 1998).

$$I(f, g) = \int f(x) \log\left(\frac{f(x)}{g(x|\theta)}\right) dx.$$

$I(f, g)$ é a "informação" perdida, quando g é usado para aproximar f .

A descoberta de Akaike de uma relação entre a distância K-L relativa e a log-verosimilhança maximizada permitiu grandes avanços práticos e teóricos na seleção de modelos e na análise de conjuntos de dados complexos. (Kenneth P. Burnham, 1998) . Foi definido por Akaike (1973) o “Critério de Informação”, ficando conhecido pelo seu nome (AIC).

$$AIC = -2 \log\left(\mathcal{L}(\hat{\theta} | y)\right) + 2K$$

ou

$$AIC = 2K - 2L$$

em que,

L é o valor máximo da função de verosimilhança para o modelo com os parâmetro θ e y o número de parâmetros.

O modelo com menor valor e AIC é considerado o modelo de melhor ajuste.

Para aplicar o AIC na prática, inicia-se com um conjunto de modelos candidatos e, em seguida, determinam-se os valores correspondentes do AIC dos modelos. Quase sempre haverá informação perdida devido ao uso de um modelo candidato para representar o modelo "verdadeiro" (ou seja, o processo que gera os dados), (Burnham.Anderson, 2002).

O objetivo é selecionar, entre os modelos candidatos, o modelo que minimiza a perda de informação. Não podemos escolher com certeza, mas podemos minimizar a perda de informação estimada.

Suponha que haja N modelos/distribuições candidatos. Os valores AIC desses modelos são denotados por $AIC_1, AIC_2, AIC_3, \dots, AIC_R$.

A diferença AIC descrevesse como,

$$\Delta_i = AIC_i - AIC_{min},$$

Onde o AIC_{min} é o mínimo desses valores.

A verosimilhança do modelo g_i é proporcional à seguinte expressão,

$$\mathcal{L}(g_i | x) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} \Delta_i\right)$$

Então $\exp((AIC_{min}-AIC_i)/2)$, pode ser interpretado como sendo proporcional à probabilidade de que o modelo i minimize a perda de informação (estimada) (Burnham.Anderson, 2002).

Exemplo;

Supondo que existem três modelos candidatos, cujos valores AIC são $AIC_1 = 100$, $AIC_2 = 102$ e $AIC_3 = 110$. Então segundo modelo é $\exp((100-102)/2)=0,368$ vezes, mais provável que o primeiro modelo para minimizar a Perda de informação. Da mesma forma, o terceiro modelo é $\exp((100-110)/2)=0,007$ vezes, mais provável que o primeiro modelo para minimizar a perda de informação.

Neste exemplo, omitiríamos o terceiro modelo de uma análise mais aprofundada. Em seguida, haveria três opções: (1) reunir mais dados, na esperança de que isso permitirá distinguir claramente entre os dois primeiros modelos; (2) simplesmente concluir que os dados são insuficientes para apoiar a seleção de um modelo entre os dois primeiros; (3) tomar uma média ponderada dos dois primeiros modelos, com pesos proporcionais a 1 e 0,368 respectivamente e assim inferir estatisticamente com base no multimodelo ponderado (Burnham.Anderson, 2002).

Para o teste de ajuste AIC, o software SPSS, não se encontra preparado para executar este teste. Quanto ao software R, embora não tenha sido aprofundada a investigação neste âmbito existem comandos para a sua aplicação disponíveis na internet.

Quanto @Risk o teste está disponível e associado ao comando Modelo Ajustar (ajusta distribuições de probabilidade aos dados).

Para aplicação do teste o manual de @Risk, no capítulo - Comando Ajustar de Opções de Dados de Input apresenta uma sumula do Critério de informação de Akaike (AIC), considerando este teste preferencial face aos restante.

“A estatística de AIC é calculada com base no logaritmo da função de verosimilhança, e levam em conta o número de parâmetros livres da distribuição ajustada. Para entender por que isso é importante, considere o caso hipotético em que uma distribuição normal e uma distribuição beta genérica são, as duas, adequadas a um conjunto de dados específico. Pressupondo que tudo mais seja igual, a distribuição normal é preferível, porque só tem dois parâmetros ajustáveis, enquanto a beta genérica tem quatro. Recomendamos usar AIC para selecionar um resultado de ajuste, a menos que se tenha um motivo específico em contrário.” (Palisade, 2015).

CATÍPULO 3 - METODOLOGIAS DE REAMOSTRAGEM – MÉTODO DE MONTE CARLO

3.1 Metodologias de Reamostragem

Na inferência paramétrica estima-se um parâmetro (exemplo uma média) de uma amostra, mas o valor obtido é apenas uma estimativa com uma variação associada.

Quando as amostras se tornam maiores, a variação das médias amostrais fica menor, mas ainda assim existe variação. Assim, não importa qual o tamanho amostral que temos, precisamos conhecer não apenas qual é o valor do parâmetro estimado, mas quanto poderá variar ao longo de todas as possíveis amostras desse tamanho (J. F. Hair, 2005).

A teoria estatística clássica permite determinar essas estimativas. Se considerarmos que as médias seguirão uma distribuição normal, então podemos calcular o erro padrão da média (onde o erro padrão é o desvio padrão esperado de médias estimadas ao longo de amostras). Logo, erros padrão de (+/- 1.96) indicam Intervalos de Confiança de 95%, para a nossa média calculada. Assim, teremos uma média calculada e uma medida de quanto ela iria variar (J. F. Hair, 2005).

A teoria estatística fornece alguma garantia de que o Teorema do Limite Central mostra que as médias serão normalmente distribuídas para grandes amostras, mesmo que os valores inerentes não o sejam.

Mas isso pode não ser válido para pequenas amostras e os intervalos de confiança de muitos parâmetros são difíceis de calcular.

A Reamostragem dispensa a distribuição amostral assumida de um parâmetro e calcula uma distribuição – a real distribuição do parâmetro – ao longo de centenas de amostras. Com reamostragem, não temos que confiar na distribuição assumida. Podemos calcular distribuição verdadeira dos parâmetros da amostra e podemos ainda, identificar onde o percentil. 95% ou o 99% estão efetivamente (J. F. Hair, 2005).

De onde surgem as amostras? O processo de reamostragem baseasse na criação de múltiplas amostras a partir de uma amostra original.

Criando múltiplas amostras a partir da amostra original, através de sistemas computacionais é estimado o valor do parâmetro de cada amostra.

A partir dos resultados obtidos, é possível observar o histograma dos valores e até mesmo calcular intervalos de confiança a partir da verdadeira distribuição dos parâmetros estimados.

Uma diferença chave entre os vários métodos de reamostragem (Testes de Aleatorização, Testes de Permutação, Validação Cruzada, Jackknife e Bootstrap) é relativamente à metodologia de amostragem, o facto de as amostras poderem ser extraídas com ou sem reposição.

O verdadeiro poder da Reamostragem vem da amostragem com reposição. Pesquisas têm mostrado que o método fornece estimativas diretas dos intervalos de confiança, apesar de haver diversas modificações nos métodos simples para obter os intervalos de confiança (J. F. Hair, 2005).

A reamostragem não surge sem qualquer contexto. De fato, o método de reamostragem baseou na simulação de Monte Carlo, na qual os investigadores "compõem" dados e elaboram conclusões com base em muitos cenários possíveis (Yu, 2003).

As simulações de Monte Carlo são amplamente utilizadas por estatísticos para estudar os "comportamentos" de diferentes procedimentos estatísticos. Existem semelhanças e diferenças entre reamostragem e a simulação de Monte Carlo. A diferença fundamental entre a simulação de Monte Carlo e a reamostragem é relativa à disponibilidade dos dados. Na simulação de Monte Carlo os dados podem ser totalmente hipotéticos, enquanto para os processos de reamostragem a simulação deve ser baseada em alguns dados reais/experimentais (Yu, 2003).

3.2 Método de Monte Carlo (MC)

O Método Monte Carlo é uma técnica baseada na utilização de números aleatórios e estatísticas para resolver problemas.

O objetivo é estimar a distribuição de uma estatística extraindo amostras aleatórias de uma população e observar o comportamento da estatística sobre as amostras.

Assim, o método Monte Carlo é uma abordagem paramétrica porque a amostra é extraída de uma população com distribuição conhecida.

Para executar o Método de Monte Carlo (método básico), há quatro passos básicos que devem ser seguidos.

1) Identificar e caracterizar a população de interesse.

A população devem ter certos parâmetros (ex: média, desvio padrão, moda, etc) e podem apresentar várias distribuições (ex.: Normal, Exponencial, Uniforme, etc).

2) Obter amostras aleatórias da população.

Para obter amostras aleatórias, é necessário obter uma sequência de números aleatórios. Dependendo da população e sua distribuição em estudo, o método de geração de números aleatórios pode variar (Guimarães, Cabral – Estatística).

$$(x_1, x_2, \dots, x_N), (x'_1, x'_2, \dots, x'_N), (x''_1, x''_2, \dots, x''_N), \dots$$

3) Calcular a estatísticas de interesse.

Repetir o passo 2 e 3 o nº de vezes possíveis para ter X nº de amostras aleatórias c/ respectivas estatísticas de interesse.

$$T(x_1, x_2, \dots, x_N), T(x'_1, x'_2, \dots, x'_N), T(x''_1, x''_2, \dots, x''_N), \dots$$

4) Criar a distribuição de frequência da estatística de interesse e comparada com a distribuição aleatória teórica e relacioná-las.

Para ilustrar a técnica de Monte Carlo apresenta-se o exercício seguinte (Murteira & Antunes, 2012) desenvolvido em @Risk.

Foi definida uma distribuição normal $N(20, 3/\sqrt{10})$, com dimensão N=10, para cada amostra na opção de **Definição de Distribuição**.

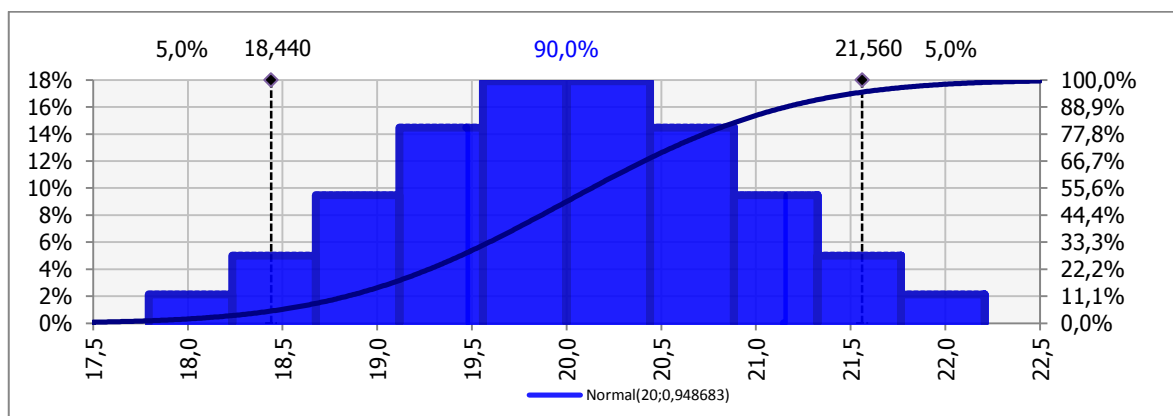


Gráfico 1 – Histograma de uma distribuição Normal $N(20, 3/\sqrt{10})$, com dimensão N=10 e curva cumulativa ascendente.

Posteriormente foi efetuada uma assimulação de Monte Carlo com 1000 iterações.

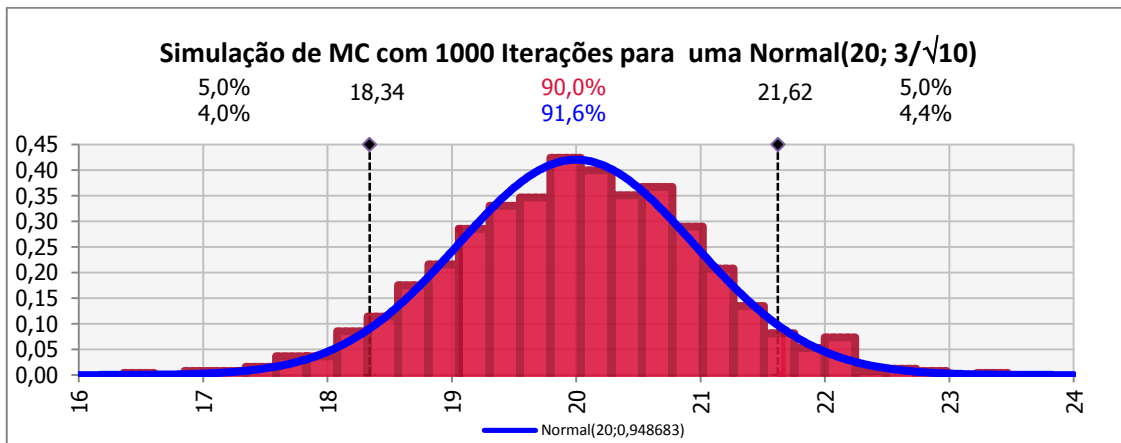


Gráfico 2 – Histograma resultante de uma simulação de MC com 1000 iterações e a curva distribuição Normal $N(20, 3/\sqrt{10})$

Ainda foi realizada uma segunda simulação, mas agora com 100 000 iterações.

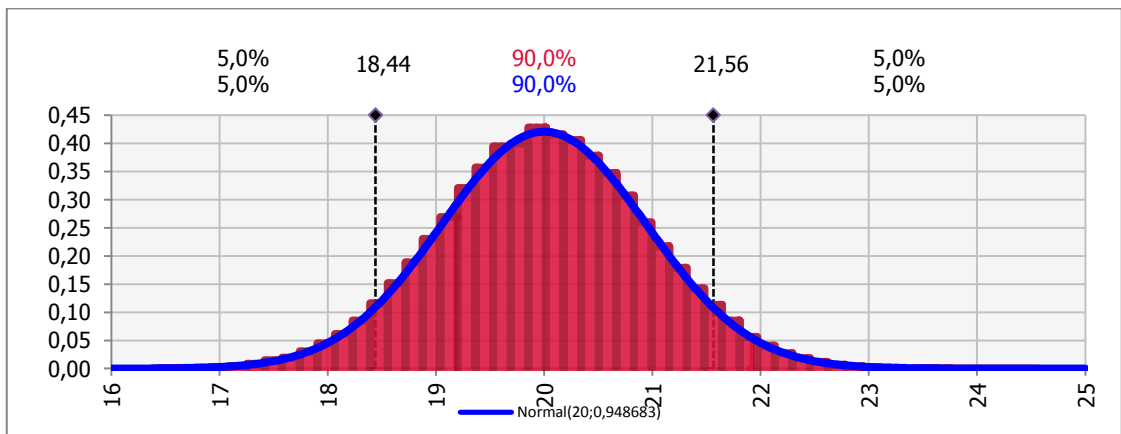


Gráfico 3 - Histograma resultante de uma simulação de MC com 1000 iterações e a curva distribuição Normal $N(20, 3/\sqrt{10})$

Através dos gráficos 1, 2 e 3 é possível observar a qualidade da estimativa obtida pelo método de Monte Carlo, verificando-se progressivamente a aproximação do histograma à curva Normal.

A qualidade dos resultados pela aplicação do Método de Monte Carlo dependerá de fatores como, a *Representatividade do modelo matemático*, modelos matemáticos pouco representativos e grandezas de influência mal caracterizadas podem gerar grandes desvios, difíceis de serem detetado.

Qualidade da caracterização das variáveis de entrada; Características do gerador de números aleatórios utilizado; Número de simulações realizadas, o número de amostras depende do tempo e dos recursos computacionais. Caso não seja uma limitação, então X deve ser grande quanto possível, no entanto aumentar o número de

simulações permite reduzir o erro amostral, mas pode ser interessante só até a um determinado valor. Habitualmente a literatura aponta para 100 000 iterações, como valor a utilizar o que justificasse dado a demonstração efectuada no ponto 3.2.

3.3 Geração de Amostras Aleatórias provenientes de uma população contínua qualquer.

Por se tratar do princípio aplicado no cálculo de exposição no estudo de avaliação de risco realizada, interessa neste capítulo abordar o processo de simulação de MC aplicado a uma população contínua e perceber os pressupostos implícitos na metodologia.

Considere-se uma variável contínua X , com função densidade de probabilidade $f(x)$ e função de distribuição invertível (fig.1).

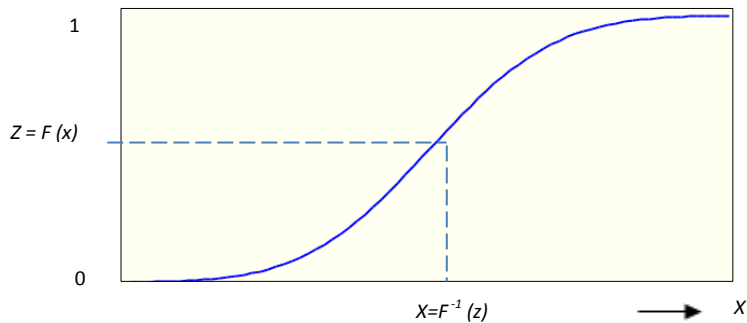


Figura 4 - Função de distribuição de X e variável transformada $Z=F(x)$

As funções distribuições $G(z)$ e densidade $g(z)$, da nova variável, vêm dadas por:

$$G(z) = P(Z < z) = P[X < x = F^{-1}(z)] = F[F^{-1}(z)] = z \quad (\text{no domínio } z \in [0,1])$$

$$g(z) = \frac{dG(z)}{dz} = 1 \quad (\text{no domínio } z \in [0,1])$$

A forma destas funções implica que $Z \sim U(0,1)$.

Assim conclui-se que, se uma variável X segue uma distribuição com função densidade de probabilidade $f(x)$ e função distribuição $F(x)$, então a variável transformada $Z=F(x)$, segue uma distribuição $U(0,1)$ (Guimarães, Cabral 1997).

Inversamente, se uma variável Z segue uma distribuição $U(0,1)$, a variável,

$$X = F^{-1}(Z)$$

segue uma distribuição com a função densidade de probabilidade $f(x)$ e função $F(x)$.

Este é o resultado no qual se fundamenta a geração de amostras aleatórias provenientes de populações contínuas com funções de distribuição invertíveis.

Quando as condições anteriormente referidas não se verificam, ou seja, quando a função densidade de probabilidade não for integrável analiticamente, a função de distribuição pode ser obtida aplicando o método desenvolvido por Box e Muller (Guimarães, Cabral 1997).

3.4 Simulação de Monte Carlo aplicada à Avaliação de Risco

Concluída a apresentação dos pressupostos associados ao método de Monte Carlo, é relevante a descrição das fases da sua implementação. A metodologia de aplicação pode ser encontrada em vários artigos científicos de estudos realizados no âmbito da avaliação de risco e até documentos de várias entidades oficiais, no entanto, dado a existência de um Guia publicado em 2008, pela OIML – Internacional Organization of Legal Metrology, relativamente à aplicação do método de MC no cálculo de incertezas (OIML G 1-2008, 2008), considerou-se ser a melhor fonte dado o reconhecimento científico dos documentos desta organização.

O princípio do método consiste em amostrar aleatoriamente valores das distribuições dos parâmetros de interesse $g_{x_1}(\xi_1)$, $g_{x_2}(\xi_2)$ e aplica-los na função (modelo) $Y=f(x)$, que se deseja avaliar a incerteza.

Para isso utilização uma simulação com n iterações, gerando-se assim combinações possíveis (igualmente prováveis de ocorrerem) dos valores dos parâmetros.

O resultado final é uma representação probabilística, que deverá tender para uma distribuição Normal, caso os pressupostos descritos no ponto 2.6.3 se verifiquem, e que terá tantos valores quanto o numero de iterações programadas. Quanto maior o numero de iterações, melhor a simétrica da curva obtida.

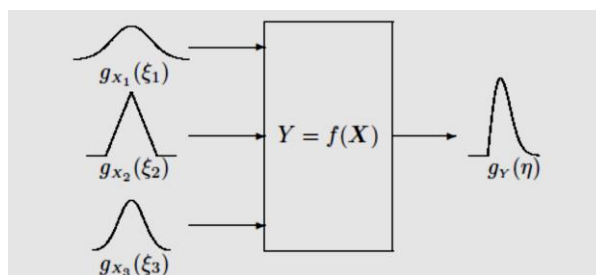


Figura 5 - Representação esquemática do método de MC (OIML G 1-101, 2008)

Para concluir a descrição da metodologia de implementação do Método de MC, apresenta-se a seguir o fluxograma com as fases descendentes do processo de cálculo de incerteza.

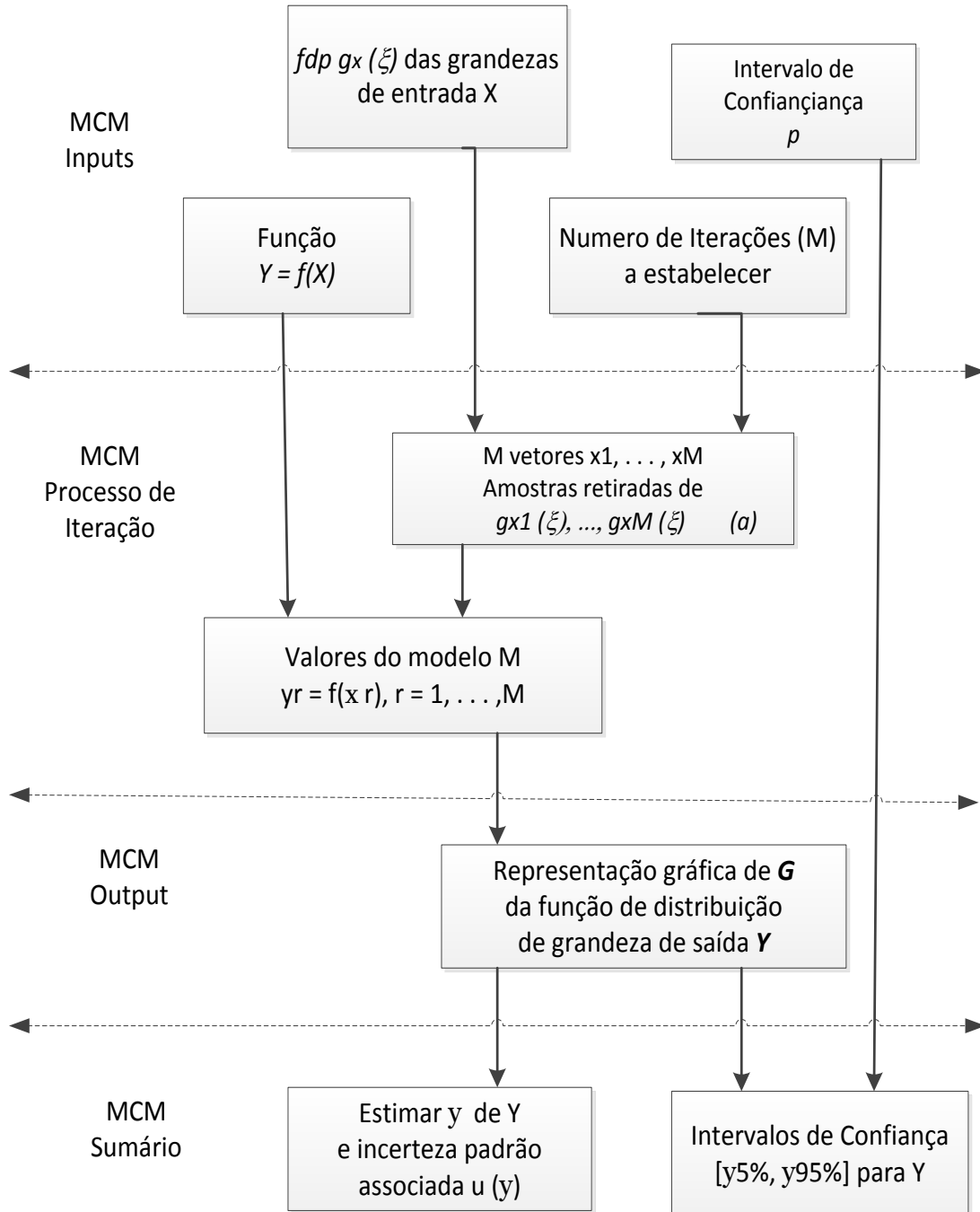


Figura 6 - Fluxograma das fases de implementação do método de MC num processo de cálculo de incerteza

(a) Cada y_r é obtido a partir das amostras aleatórias geradas e aplicadas às fdp de cada variável x_i . G é o resultado da simulação de MC, constituída por y_r ordenada por ordem crescente.

CATÍPULO 4 - MATERIAIS E MÉTODOS

Os dados para o desenvolvimento do método de exposição foram obtidos experimentalmente tendo-se recorrido a fontes de informação como, o Plano Nacional de Controlo de Amostras (PNCA), plano coordenado e realizado na Divisão de Riscos Alimentares da ASAE e que tem como objectivo monitorizar o mercado retalhista nos aspectos relacionados com a Segurança Alimentar do Géneros Alimentícios disponíveis ao consumidor.

Através deste plano foi possível reunir dados sobre contaminantes químicos, nomeadamente dados de metais pesados no grupo do pescado e seus derivados.

Para os dados de consumo, recorreu-se a um inquerito alimentar que permitiu obter dados sobre o comportamento alimentar de uma amostra da população e que contemplou a caracterização dos géneros alimentícios consumidos, sua frequência e variedade. Por via do inquerito foi ainda possível obter dados antrôpométricos, essenciais para a construção do modelo matemático de exposição.

O estudo foi estruturado em três fases, a primeira que contemplou à identificação dos contaminantes que se pretendia estudar, sua selecção quanto aos grupos alimentares focados e plano de ensaios.

A escolha quanto aos contaminantes químicos recaiu nos metais pesados - Cadmio (Cd), Chumbo (Pb) e Mercúrio (Hg). Quanto ao grupo alimentar seleccionado, a escolha recaiu no grupo de pescado e seus derivados dado a sua representatividade na dieta alimentar nacional (Segundo dados da FAO, Portugal é o maior consumidor de peix *per capita* na EU e o terceiro a nível mundial).

Na segunda fase foi seleccionado o grupo populacional a inquirir, tendo como referência a pontencial sensibilidade aos contaminantes seleccionados. Assim inicialmente foi ponderado direccionar o inquerito para uma amostra da população de grávidas, por se tratar de um grupo de elevado risco, quanto à exposição a contaminantes químicos, no entanto, dado os constrangimentos surgidos para a realização dos inqueritos nos centros de saúde da DGS, foi suspenso o inquerito para este grupo, e em alternativa à primeira opção, seleccionou-se um grupo da população com acesso facilitado para a realização do inquerito. Assim o inquerito alimentar inicialmente desenvolvido, foi adaptado para uma amostra da população de jovens adultas numa faixa etária entre os 17 e os 25 anos do Distrito de Lisboa.

A terceira fase visou a preparação dos dados obtidos através de folhas de cálculo em excel e SPSS e após organizada a informação, a construção do modelo de consumo e sua avaliação de exposição pelo método de Montecarlo, através da aplicação do software @Risk – Análise de risco para o Microsoft Excel, versão 7.0.0 da Palisade Corporation (Versão TRIAL).

4.1 Materiais

4.1.1 Dados de Contaminantes Químicos

Para a obtenção dos dados relativos aos contaminantes químicos em estudos, foram seleccionados, conforme referido anteriormente, os metais pesados Chumbo, Mercúrio e Cádmio, estes elementos químicos fazem parte da lista de contaminantes ambientais a monitorizar nos géneros alimentícios no âmbito do Regulamento (CE) nº 1881/2006 da Comissão da Comunidade Europeia. Na sequência desta obrigatoriedade, o PNCA monitoriza desde 2006 os contaminantes químicos previsto no regulamento em diversos géneros alimentícios, também estes identificados no regulamento.

A coleção de dados utilizado no modelo matemático em estudo, foi obtida no período compreendido entre Outubro de 2013 e Agosto de 2016. O planeamento da colheita de dados implicou a definição do grupo alimentar, que recaiu sobre o grupo pescado e seus derivados, dado o seu consumo regular e que contemplou espécies de pescado fresco, pescado transformado (conserva), crustáceos e bivalves, todos eles disponíveis em pontos de comercialização, tais como, mercados municipais, hipermercados, supermercados e peixarias.

Para a selecção das espécies de pescado a colher, no âmbito do plano de amostragem, foi tido em consideração variáveis como, os comportamentos sazonais de consumo, preferências gastronómicas, as tendências de consumo e ainda o valor comercial do pescado (espécies com elevado valor comercial não foram incluídas no plano).

Foram colhidas 333 amostras de pescado e seus derivados de 41 espécies distintas, tendo sido realizado no total, 926 determinações de Cádmio (Cd^{2+}), Mercúrio (Hg^+) e Chumbo (Pb^{2+}).

A tabela 2 fornece indicações quanto ao número de determinações realizadas por contaminante e no anexo I pode ser consultada a lista de espécies que foram analisadas no decorrer deste estudo.

Tabela 2 - Numero de determinações realizadas no grupo de pescado amostrado

Determinações	Cádmio	Mercúrio	Chumbo
Grupo de pescado	333	300	293

4.1.2 Análise global dados de contaminantes químicos

Numa primeira fase foram analisadas as medidas de posição ou localização central, variabilidade, assimetria e curtose, para conhecer as principais características de cada conjunto de dados, conforme consta na tabela 3.

Tabela 3 - Dados estatísticos dos valores obtidos para os contaminantes em estudo

<i>Estatística Descritiva</i>			
	<i>Cádmio [Cd] = ppm</i>	<i>Mercurio [Hg] = ppm</i>	<i>Chumbo [Pb] = ppm</i>
<i>Média</i>	0,131209091	0,128929766	0,074243986
<i>Erro-padrão</i>	0,017261617	0,014295667	0,006842076
<i>Mediana</i>	0,0225	0,04	0,035
<i>Moda</i>	0,02	0,01	0,02
<i>Desvio-padrão</i>	0,313572852	0,247195189	0,116717071
<i>Variância da amostra</i>	0,098327933	0,061105461	0,013622875
<i>Curtose</i>	26,97430365	26,06071478	34,88892507
<i>Assimetria</i>	4,807718672	4,373252187	5,072664301
<i>Intervalo</i>	2,499	2,299	1,08
<i>Mínimo</i>	0,001	0,001	0,02
<i>Máximo</i>	2,5	2,3	1,1
<i>Soma</i>	43,299	38,55	21,605
<i>Nível de confiança (95,0%)</i>	0,033957065	0,028133251	0,013466423

Através das medidas de posição ou localização central, foi possível constatar através da mediana que a tendência dos contaminantes nas espécies analisadas eram tendencialmente de baixas concentrações. Verificou-se que todas os dados dos 3 contaminantes apresentavam distribuição enviesada à direita ou com assimetria positiva, confirmado pelos valores de assimetria obtidos, caracterizando-se assim por distribuições leptocúrticas – Curva Fina (Coeficiente de curtose superior a 3, relativamente à Normal).

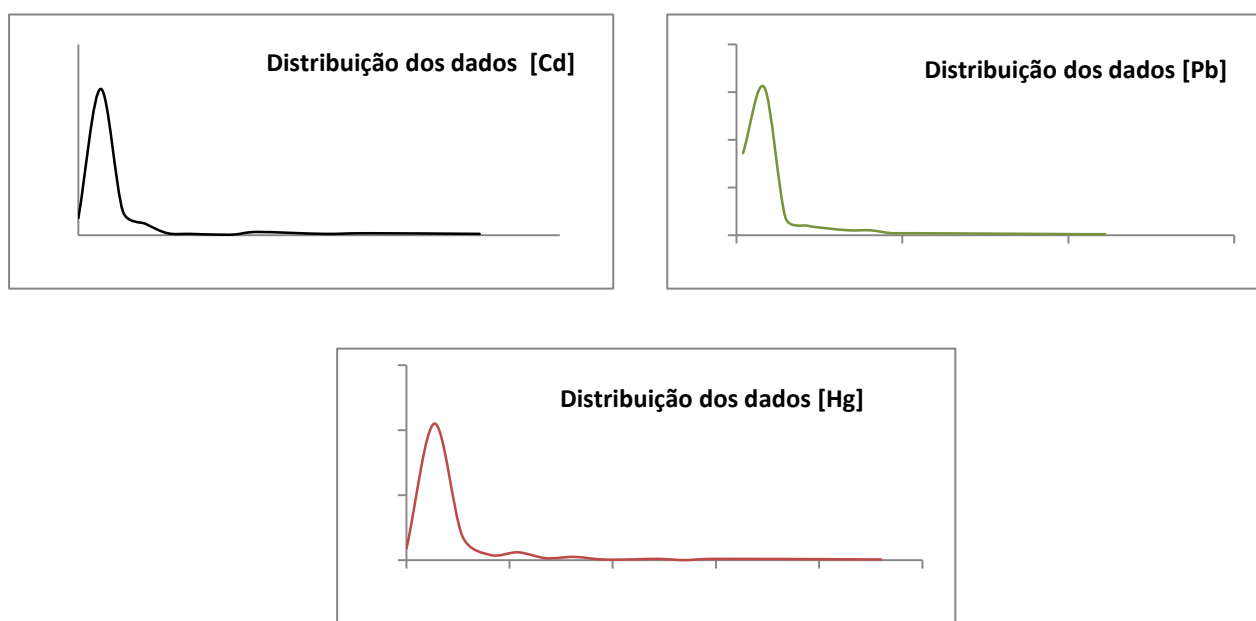


Figura 7 - Distribuições dos resultados analíticos de Cádmio, Chumbo e Mercúrio

Estes dados foram indicadores de que as concentrações destes contaminantes apresentavam baixas concentrações na maioria das espécies analisadas. O valor mais frequente detetado (mediana) foi sempre inferior à média.

Tabela 4 - Tabela de Frequências resultados de Cádmio

Intervalo [Cd]	Frequência	Percentil
0,001 a 0,005	31,000	5
0,005 a 0,045	162,000	25
0,045 a 0,17	53,000	50
0,17 a 0,36	41,000	75
0,36 a 1,5	18,000	95
1,5 a 2,5	5,000	100

Através da tabela de frequências também foi possível constatar que 58% das concentrações detetadas encontravam-se abaixo do percentil 25P.

Estes dados são consequência da eficácia dos planos de controlo do mercado por parte das entidades oficiais, de forma a garantir que só o pescado com os limites legais estabelecidos esteja disponível ao consumidor. Também o contributo das medidas ambientais exigentes, que têm vindo a ser tomadas para combater a emissão de metais pesados no meio ambiente poderá estar a surtir efeito na cadeia alimentar

Como se pode observar no gráfico 4, as espécies mais afetadas pela presença de cádmio, com concentrações superiores a 0.25 ppm (valor de referência), foram os grupo dos cefalópodes e bivalves.

A presença deste contaminante, nestes dois grupos de pescado é conhecida e é monitorizada pelas entidades competentes, por via de planos de controlo oficiais. Quanto à sua representatividade na dieta alimentar, estas espécies embora apreciadas, não são espécies com consumo regular, não fazendo parte da lista de preferências.

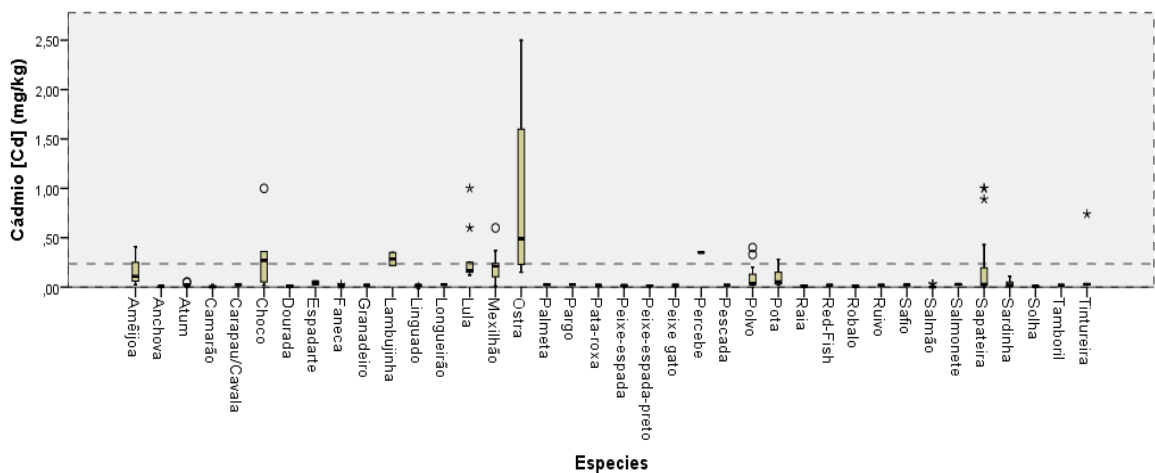


Gráfico 4 - Boxplot para as concentrações de Cádmio nas espécies analisadas

Segundo os dados disponibilizados pela Doca Pesca, a preferência dos portugueses por pescado fresco, recai em espécies como a sardinha, dourada, robalo, salmão e ainda o polvo, correspondendo entre 50% a 70% das preferências de consumo. O espadarte é a espécie que apresenta menor preferência.

Para os valores de Chumbo (Pb^{2+}) foram poucas as espécies que ultrapassaram o valor de referência de 0.5 ppm, destacando-se os bivalves como o grupo que apresentou máximos ou valores médios superiores.

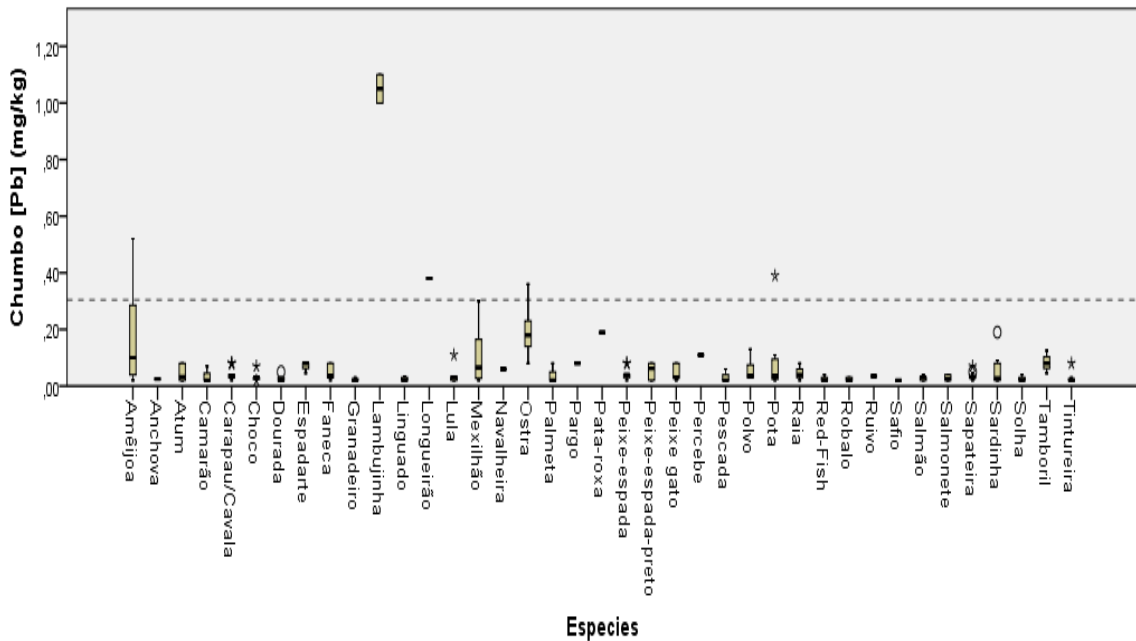


Gráfico 5 - Boxplot para as concentrações de Chumbo nas espécies analisadas

Também para o Chumbo, com base na tabela de frequências, 83% do pescado apresentou concentrações a baixo do percentil 25P.

Tabela 5 - Tabela de Frequências resultados de Chumbo

Intervalo [Pb]	Frequência	Percentil
0,02 a 0,03	147	5
0,03 a 0,08	95	25
0,08 a 0,19	27	50
0,19 a 0,30	13	75
0,30 a 0,52	9	95
0,52 a 1,11	2	100

Quanto aos valores de Mercúrio, o valor de referência foi de 0.5 ppm, valor limite mínimo estabelecido para o pescado fresco ou transformado, para este contaminado.

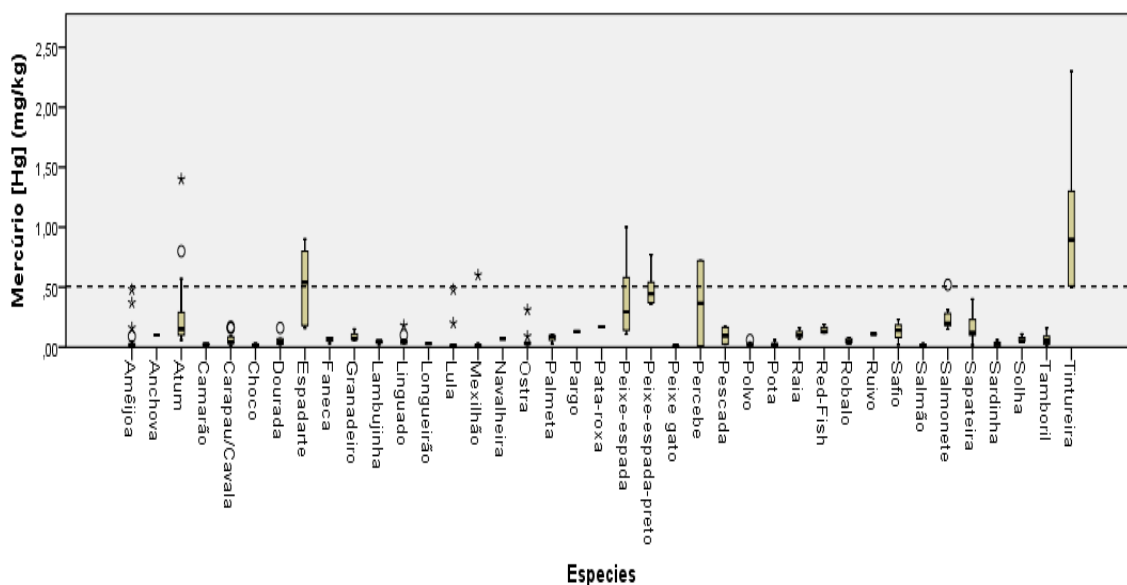


Gráfico 6 – Boxplot para as concentrações de Mercúrio nas espécies analisadas

As espécies que apresentaram máximos ou valores médios superiores a 0.5 ppm, foram as espécies já identificadas, como conterem concentrações elevadas de mercúrio, como o Atum, o Espadarte, o Peixe-espada branco e Preto e a Tintureira.

Tabela 6 - Tabela de Frequências resultados de Mercúrio

Intervalo [Hg]	Frequência	Percentil
0,001 a 0,005	28	5
0,005 a 0,027	83	25
0,027 a 016	136	50
0,16 a 0,45	31	75
0,45 a 1,0	19	95
1,0 a 2,3	5	100

Para o Mercúrio, com base na tabela de frequências, 82% do pescado apresentou concentrações a baixo do percentil 50P.

4.1.3 Análise dos dados globais de contaminantes químicos recorrendo ao @Risk

Recorrendo ao software @Risk, foi possível determinar para cada grupo de resultados as distribuições mais adequadas aos dados existente.

Através da opção de “*Ajuste Distribuição*” obteve-se os resultados do teste de A-D para as várias distribuições testadas com os dados disponíveis. A distribuição melhor ajustada foi que apresentou o teste A-D.

Como referido no capítulo 2.5, o teste de ajustamento de Anderson-Darling apresenta a vantagem de dar mais peso aos pontos das caudas das distribuições relativamente ao Kolmogorov-Simirnov.

a) A lista das melhores distribuições para os dados globais de Cádmio foram:

Ranking de Ajuste – Dados	
Ajuste	A-D
Lognorm	9,217
Levy	13,617
Logistic	44,503
ExtValue	46,050
Laplace	53,451

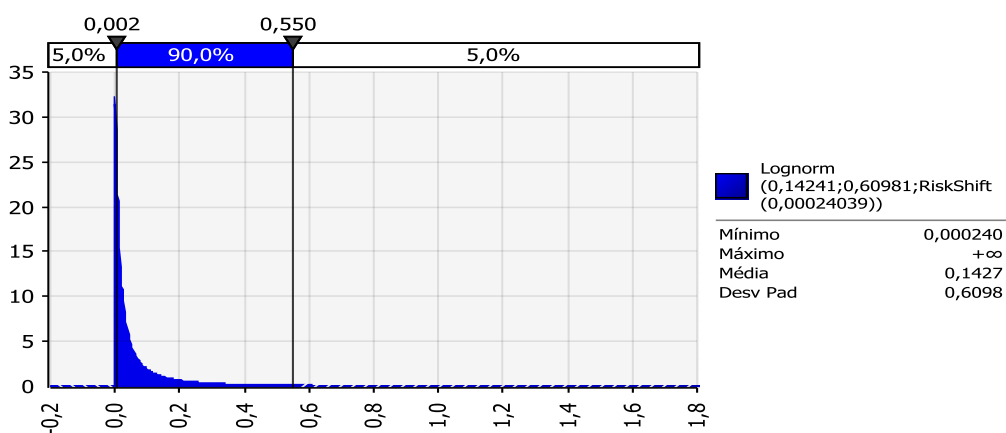


Gráfico 7 – Distribuição Lognorm para a concentração de Cádmio

b) A lista das melhores distribuições para os dados globais de Mercúrio foram:

Ranking de Ajuste – Dados	
Ajuste	A-D
InvGauss	1.4089
Pearson5	1.4145
Lognorm	9,217
Levy	8.3359
ExtValue	28.6701

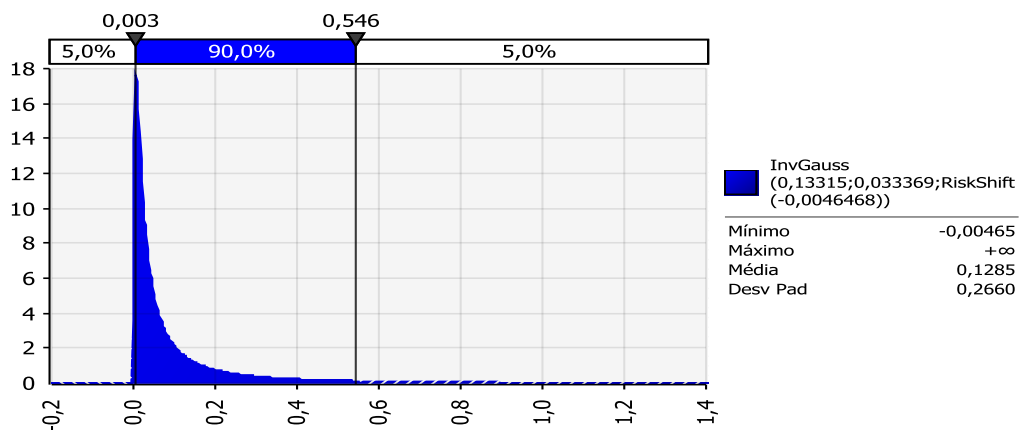


Gráfico 8 – Distribuição InvGauss para a concentração de Mercúrio detetada

c) A lista das melhores distribuições para os dados globais de Chumbo foram:

Ranking de Ajuste – Dados	
Ajuste	A-D
ExtValue	29.4398
Logistic	30.9531
InvGauss	40.0376
Laplace	42.8634
Levy	44.8340

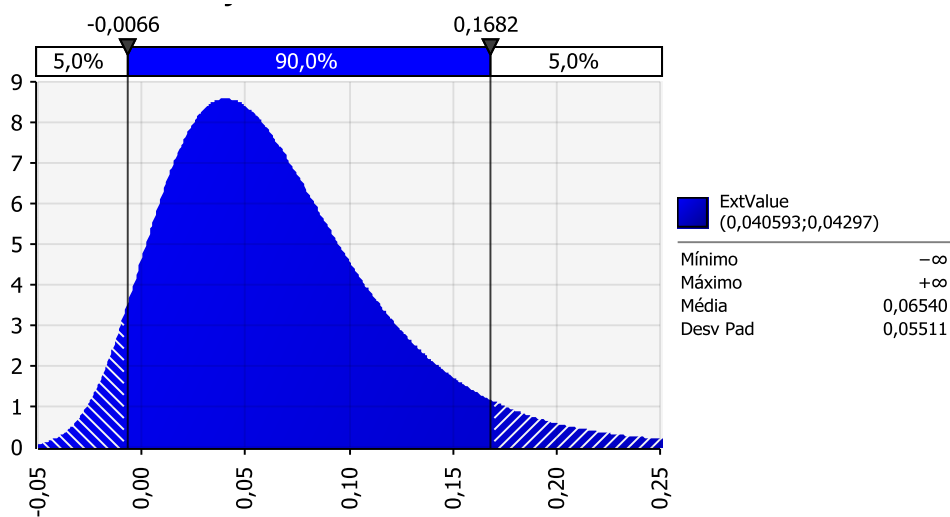


Gráfico 9- Distribuição ExtValue para a concentração Chumbo detetada.

Tabela 7– Resumo da Estatística descritiva das Distribuições ajustada

	Cádmio	Mercúrio	Chumbo
Função	RiskLognorm(0,14241;0,60981; RiskShift(0,00024039)	RiskInvgauss(0,13315;0,033369; RiskShift(-0,0046468)	RiskExtvalue (0,040593;0,04297)
Min	0,0002	-0,0046	-∞
Média	0,1427	0,1285	0,0654
Max	+∞	+∞	+∞
Mediana	0	0	0
Moda	0,0019	0,0064	0,0406
Desv Pad	0,6098	0,2660	0,0551
Variância	0,3719	0,0707	0,0030
Assimetria	91,363	5,993	1,140
Curtose	155369	62,853	5,400
5%	0,0021	0,0032	-0,0066
95%	0,5495	0,5456	0,1682

4.1.4 Dados de Consumo Alimentar

Como foi referido na introdução do capítulo 4, o inquerido de consumo alimentar foi realizado numa amostra da população de jovens mulheres, na faixa etária entre os 17 e 25 anos, com o objetivo de obter dados detalhados relativos aos hábitos de consumo de pescado e seus derivados no consumo corrente.

A opção pela escolha deste grupo nesta faixa etária foi motivado por duas razões, a primeira porque havia facilidade de acesso a este grupo da população e a segunda, porque seria interessante quantificar o nível de exposição deste grupo a contaminantes químicos, para que posteriormente fosse possível avaliar os seus efeitos acumulativos de mistura na saúde das mulheres e os potenciais efeitos sobre os níveis de fertilidade.

O modelo de inquérito construído em suporte informático (Excel), foi desenhado a partir do questionário de frequência alimentar utilizado no âmbito do Projecto – Consumo alimentar no Porto realizado em 2006 no distrito do Porto.

O método utilizado para a recolha de informação quantitativa do consumo alimentar, foi o questionário semi-quantitativo de frequência alimentar referente ao período de 12 meses antecedentes à data de entrevista. A sua estrutura do inquérito dividiu-se em dois grupos de questões, o primeiro relativo aos dados antropométricos e dados sociodemográficos e o segundo grupo contemplou um total de 118 alinhas com questões relacionadas com diferentes categorias de alimento, cada um com uma secção fechada com doze categorias de frequências de consumo que variaram entre “nunca ou

1 a 3 vezes por mês” a seis ou mais vezes por dia” e ainda por uma secção com porções médias padrão predeterminadas (Anexo II).

Para apoiar o entendimento das “porções” para cada género alimentício foi elaborado um guia com imagens elucidativas das doses - pequenas, médias e grandes, que foram desenvolvidas com o apoio de duas estagiárias da licenciatura de Nutrição da Faculdade do Porto e da Universidade da Católica do Porto.

O questionário relativamente ao consumo de pescado foi construído de forma a permitir ter uma visão alargada das várias espécies de pescado disponível no mercado e seu consumo regular. O inquérito para o pescado contemplou 31 perguntas sobre as espécies de *Pescado Fresco*, *Peixe Transformado*; *Crustáceos e Moluscos*.

Quanto as inquiridas, foram identificadas 60 jovens que cumpriam os requisitos de amostragem e enviados por correio eletrónico os inquéritos alimentares para preenchimento após um contacto prévio. No total foram rececionados 42 inquéritos que foram submetidos a uma análise preliminar quanto ao seu preenchimento global. Na fase preliminar foram eliminados 8 inquéritos que não se encontravam corretamente preenchidos.

Dos 34 inquéritos aprovados e após a sua avaliação, quanto ao preenchimento das categorias alimentares, 2 inquéritos foram dispensados porque as inquiridas eram vegetarianas (só os dados antropométricos foram incluídos na análise de dados) e 3 inquéritos foram anulados devido ao incorreto preenchimento das respostas às frequências de consumo, motivado talvez, pelo facto de a metodologia de resposta por parte das inquiridas não ter sido compreendida. Verificou-se que estes questionários apresentavam resultados muito elevados de consumo, saindo muito fora dos padrões alimentares da amostra da população em estudo.

4.1.4 Análise dos resultados ao inquérito alimentar

Os dados globais validados foram analisados numa primeira fase em SPSS e permitiram obter uma visão detalhada do grupo inquirido quanto à situação sociodemográfica, antropométrica e saúde em geral e ainda dos hábitos de consumo.

Para a caracterização sociodemográfica foram colocadas as questões quanto à nacionalidade, concelho de residência, profissão, nível de escolaridade e agregado familiar, que permitiriam uma caracterização generalista sobre o nível de literacia e disponibilidade de meios de informação das inqueridas. Não foram questionadas as condições socioeconómicas dos agregados familiares, mas foram colocadas questões indiretas como: “Tem computador em casa”, “Tem meios audiovisuais- televisão e internet”, “Tem viatura própria”.

Para os dados antropométricos e de saúde foram questionadas quanto ao seu peso e altura, se sofria alguma patologia, se era fumadora e como se caracterizava a sua alimentação no geral.

a) Análise dos dados Sociodemográficos

A partir dos dados Sociodemográficos verificou-se que todas as inquiridas eram de nacionalidade Portuguesa e viviam na região de Lisboa e Vale de Tejo, onde 51% eram da cidade de Almada e Lisboa.

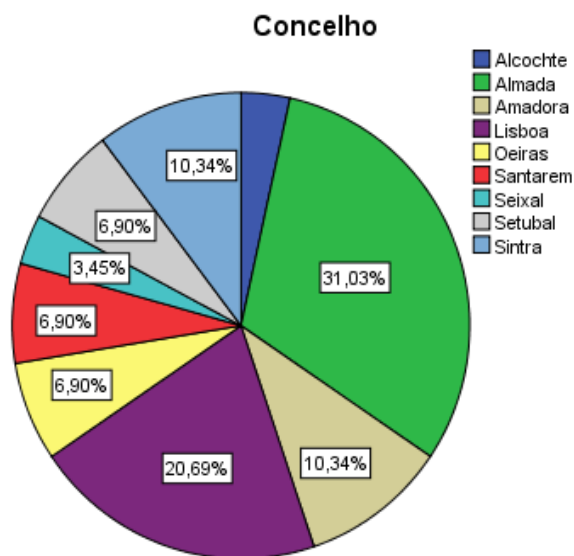


Gráfico 10 - Zonas concelhias de residência

Quanto às atividades profissionais das inquiridas 79,31 % eram estudantes a tempo interior e 20,69% eram estudantes/trabalhadoras.

Para o nível de escolaridade, 73% tinha concluído o 12^a ano do ensino secundário, 24% eram licenciadas e só 3% detinham o 9^o ano.

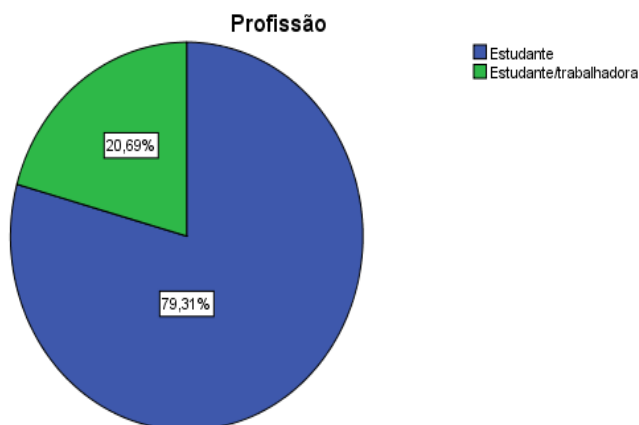


Gráfico 11 - Atividades profissionais das inquiridas

Estes dados eram bons indicadores de literacia do grupo inquirido, relativamente à cultura geral que poderia deter sobre nutrição e hábitos saudáveis sobre alimentação.

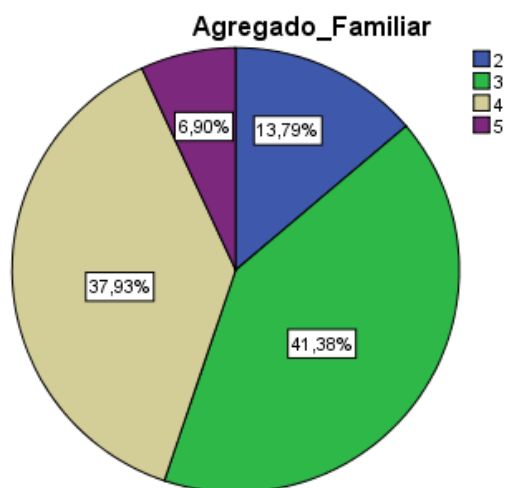


Gráfico 12 - Número de elementos do agregado familiar

Para o número do agregado familiar das inquiridas, 79% era constituído por 3 a 4 elementos, 7% apresentavam 5 elementos no agregado e 14% era constituído por 2 elementos, dando indicação de familiar monoparentais.

Quanto aos indicadores indirectos que permitiam alguma informação relativa à condição socioeconómica das inquiridas, revelaram que todas as elas tinham meios audiovisuais em casa, computadores e 20% tinham viatura própria.

b) Análise dos dados antropométricos e de saúde

Com os dados antropométricos e de saúde foi possível conhecer a idade, o peso, a altura e determinar o índice de massa corporal das inquiridas.

As inquiridas encontrava-se numa faixa etária entre os 17 e os 25 anos, com 69% entre 17 e 20 anos e os restantes 31% entre 20 e 25 anos, conforme a Tabela 8.

Tabela 8 – Tabela de frequências das idades das inquiridas

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid 17 e 20 anos	20	69,0	69,0	69,0
>20 e 23 anos	5	17,2	17,2	86,2
>23 e 25 anos	4	13,8	13,8	100,0
Total	29	100,0	100,0	

Quanto aos dados antropométricos, a amostra apresentou uma média de altura de 1,65m e o peso médio 61,0 kg, o que correspondeu a um Índice Corporal Mássico de 22 kg/m², conforme dados da tabela 9.

Tabela 9 - Análise descritiva dados antropométrica (Resultados SPSS)

	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic
Altura (cm)	29	20	155	175	165,62	4,858
Peso (kg)	29	37	50	87	61,00	8,791
Índice Corporal (kg/m ²)	29	12	18	30	22	3

Foram utilizados dois indicadores para avaliar as condições nutricionais das inquiridas; O Índice de Massa Corporal aplicado a adultos com idade superior a 20 anos e que relaciona a massa corporal com a altura do individuo e a Tabela de Percentil para raparigas entre 2-20 anos ³.

Tabela 10- Índice de Massa Corporal das Inquiridas para idades > a 20 anos

⁴ Classificação Adultos	IMC (kg/m ²)	Classificação do IMC das Inquiridas – idade >20 anos
Baixo peso	< 18,5	7 %
Eutrofia	18,5 - 24,9	86%
Pré-obesidade	25 - 29,9	7%
Obesidade, grau I	30 - 34,9	0%
Obesidade, grau II	35 - 39,9	0%
Obesidade mórbida >	40	0%

A avaliação global dos resultados revelaram que se tratava de uma amostra de jovens adultas com hábitos alimentares suficientes para garantir um estado nutricional adequado⁴

Tabela 11 - Classificação do Índice de Massa Corporal das Inquiridas para idades > a 20 anos

Classificação Raparigas	Percentil	Classificação do IMC das Inquiridas – idade <20 anos
Baixo peso	< 10	0%
Eutrofia	15 - 85	83 %
Excesso de peso	85 - 95	11 %
Excesso de peso	> 95	6 %

Quanto ao grupo de raparigas com menos de 20 anos houve um caso de excesso de peso, que não se verificou no grupo anterior, podendo indicar uma tendência para uma maior preocupação da condição nutricional das jovens mulheres nesta fase de transição da adolescência para uma idade adulta.

³ Circular normativa do Ministério da Saúde – DGS; nº 05/DSMIA de 21/02/2016

⁴ Dados retirados do site da associação portuguesa de dietistas (www.apdietistas.pt)

Nos **hábitos alimentares**, 86,21% das inquiridas responderam serem omívoras, no entanto foram identificadas outras tendências alimentares, como se pode ver no gráfico 13.

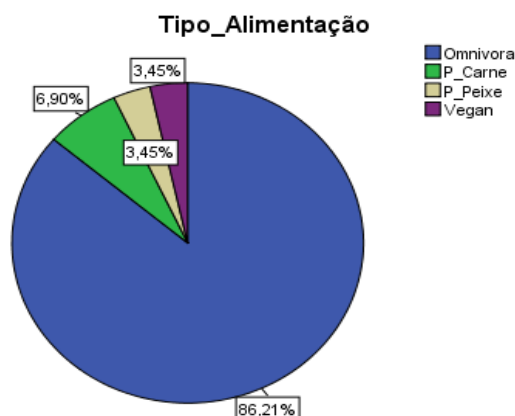


Gráfico 13 - Características alimentares das inquiridas

Para às **questões gerais de saúde**, não foram identificadas patologias e relativamente à questão relacionada com o **consumo de tabaco**, 10% das inquiridas respondeu que fumava e 90% respondeu que não. De salientar que as fumadoras estavam incluídas na faixa etária dos 17 aos 19 anos.

c) Análise dos dados de consumo de pescado

Na análise dos dados de consumo de pescado, que incluiu frequência e variedade do pescado consumido, constatou-se que o consumo médio diário de pescado **foi de 66.5 g/d**, valor este distribuído pelas espécies de *Pescado Fresco*, *Peixe Transformado*, *Crustáceos e Moluscos*.

Tabela 12 - Análise descritiva dos dados globais de consumo (Resultados SPSS)

Consumo de Pescado (g/d)	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic
	184,27	,00	184,27	66.532	42.54

No gráfico 14 é possível observar os dados de consumo obtidos na sequência do inquerito.

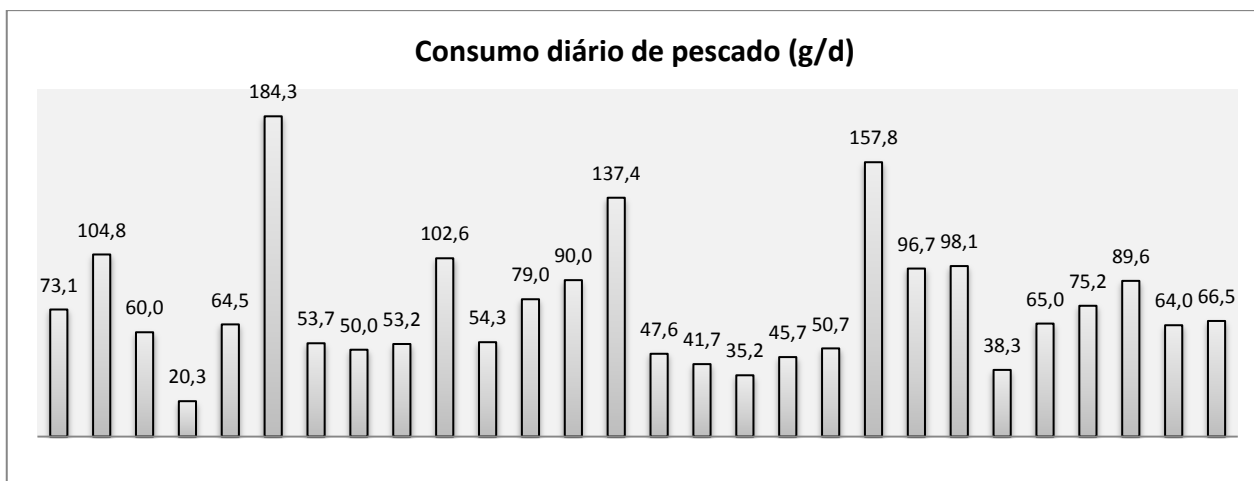


Gráfico 14- Consumos diários individuais de pescado (dados globais)

Para avaliar a qualidade dos valores obtidos, foram consultados os dados de consumo obtidos em 2006, na sequência questionário alimentar do Porto, tendo-se constatado-se que o consumo diário de pescado por mulheres com idades compreendidas entre 18 e 39 anos foi de 70.8 g/d.

Foi ainda consultados os dados dos percentis P25, P50 e P75 obtidos no questionário de 2006 e foi surpreendente a proximidades dos dados de então, com os dados resultantes do actual inquerito, conforme evidenciado na tabela 13.

Tabela 13 - Dados obtidos para o consumo de peixe no questionário de 2006 e inquerito de 2016

Referência	Questionário Alimentar de Consumo do Porto (IAPorto)	Inquerito Alimentar ao consumo de pescado (IAPescado)
Ano	2006	2016
Alvos Inquiridos	Mulheres 18 – 39 anos	Mulheres 17 a 25 anos
Média do consumo diário (g/dia)	70.8	66.5
P25	43.2	41.7
P50	66.8	60.0
P75	90.3	90.0
P95	-	168.4

Para concluir quanto aos valores das médias, se provinham de populações distintas $\mu_1 \neq \mu_2$ ou de uma mesma população $\mu_1 = \mu_2$, foi efectuado o teste de hipóteses à diferença entre médias, nas condições (Gama, 2004).

- (1) As populações têm média μ_1 e μ_2 (desconhecidas) e variâncias σ_1^2 e σ_2^2 , habitualmente desconhecidas.

(2) As duas amostras aleatórias, são mutuamente independentes, de tamanhos n_1, n_2 suficientemente grandes ($n_1, n_2 \geq 30$) e médias \bar{X}_1, \bar{X}_2 .

Para testes Bilaterais:

$$P \left(-Z_{1-\frac{\alpha}{2}} < \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_2^2}{n_2}}} < Z_{1-\frac{\alpha}{2}} \right) = 1 - \alpha$$

Pretende-se testar:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 ; H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Os dados são:

Amostra proveniente do IA do Porto : $n_1 = 302 ; \bar{X}_1 = 70.8 ; S_1^2 = 36.6^2$

Amostra Inquerito Consumo Pescado: $n_2 = 29 ; \bar{X}_1 = 66.5 ; S_2^2 = 42.5^2$

com $\alpha = 0.05$

A região de não rejeição de H_0 é , $-1.96 < Z < 1.96$

Efectuados os calculos obtemos, $Z = 0.522$

Assim constatou-se que o Z encontrava-se na zona de não rejeição de H_0 , podendo concluir que, com um nível de significancia de 5%, que as médias obtidas provinham da mesma população.

Foi possível assim afirmar, na sequência do teste de hipótese realizado (com um erro de 5%), que a amostra do IAPescado provinha da mesma população da amostra do IAPorto, embora com factores temporais e de localização distintos.

d) Relação entre o consumo de pescado e o IMC e o Peso Corporal

Para avaliar a relação entre variáveis - Consumo de pescado, IMC e Peso corporal, era necessário recorrer a testes Paramétricos ou Não Paramétricos.

As condições de aplicação dos testes paramétricos exigiam a verificação simultânea das seguintes condições: (i) que a variável dependente possuía distribuição normal, e que (ii) as variâncias populacionais sejam homogéneas caso estejam a ser comparadas duas ou mais do que duas populações (Marôco, 2014).

Para testar a Normalidade e porque a dimensão amostral era $n < 30$ foi utilizado o teste de Shapiro-Wilk.

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Peso	,198	29	,005	,899	29	,009
Consumo_g_dia	,147	29	,111	,929	29	,051
IMC	,183	29	,014	,901	29	,011
*. This is a lower bound of the true significance.						
a. Lilliefors Significance Correction						

Através do teste Shapiro-Wilk, verificou-se que só o *p-value* da amostra Consumo ($p=0.051$) foi superior a alfa ($\alpha =0.05$), concluindo-se assim, com um nível de significância de 5%, que os dados de Consumo eram provenientes de uma distribuição Normal.

Para as variáveis com *p-values* inferior a alfa, Peso ($p=0.09$) e IMC ($p=0.011$), rejeitamos H_0 , ao nível de 5% de significância, logo não seguem uma distribuição Normal.

Após aplicação do coeficiente de Spearman conclui-se que com um nível de significância de 5% ($p=0.040$), existe uma correlação, embora fraca, entre o consumo de pescado e o IMC ($R_s = -0.383$).

Tabela 14 – Resultados dos coeficiente de Spearman, para o Consumo , Peso e IMC

Correlations			
			Consumo_g_dia
Spearman's rho	Consumo_g_dia	Correlation Coefficient	1,000
		Sig. (2-tailed)	.
		N	29
	Peso	Correlation Coefficient	-,243
		Sig. (2-tailed)	,205
		N	29
	IMC	Correlation Coefficient	-,383
		Sig. (2-tailed)	,040
		N	29
	Peso_Ind	Correlation Coefficient	-,233
		Sig. (2-tailed)	,224
		N	29
	IMC_(Ind)	Correlation Coefficient	,020
		Sig. (2-tailed)	,917
		N	29

O facto do coeficiente de Spearman ser negativo, significa que as inquiridas com mais baixo IMC consumiam mais pescado.

No gráfico 15 (Boxplot), constata-se que a média de consumo de pescado era maior no grupo Eutrofia relativamente ao consumo médio do grupo de Pré-obesidade.

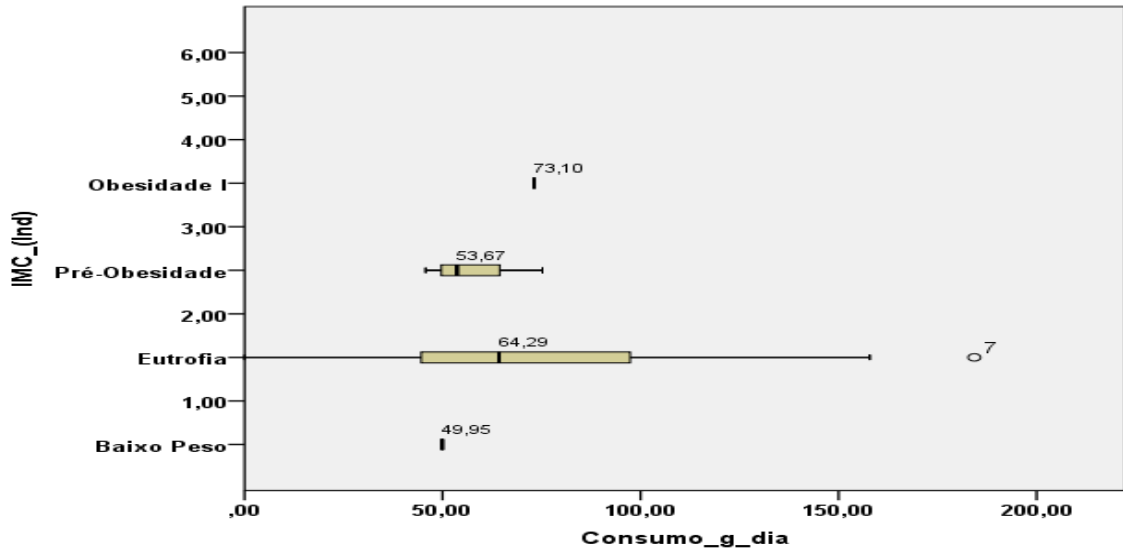


Gráfico 15 – Boxplot entre as variáveis IMC e Consumo de Pescado

No gráfico 16 (Boxplot), da relação entre o consumo e Índice de peso corporal, a tendência foi para os índice com pesos corporais mais baixos apresentarem consumos médios de pescado mais elevados.

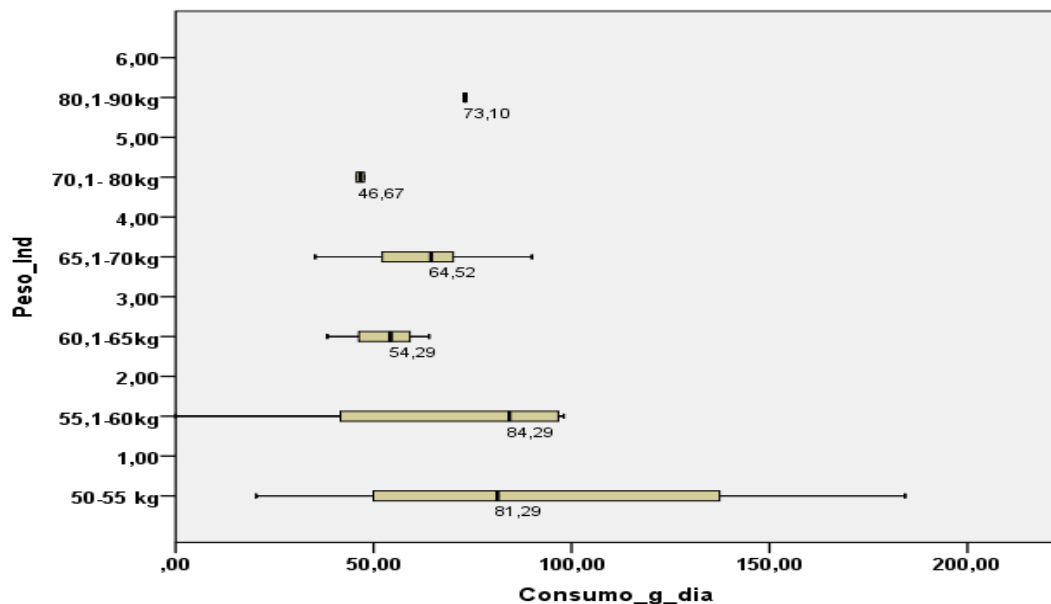


Gráfico 16 - Boxplot entre as variáveis IMC e Consumo de Pescado

Quanto a um dos grande objectivo deste inquerito, obter dados de consumo tendo em consideração a variabilidade do mesmo, o gráfico 17 identifica o ranking das preferências de consumo para as 41 espécies pescado e a tabela 13 apresenta a

estatística descritiva dos dados obtidos para as 10 espécies mais consumidas. A tabela completa, obtida por SPSS encontra-se no anexo III.

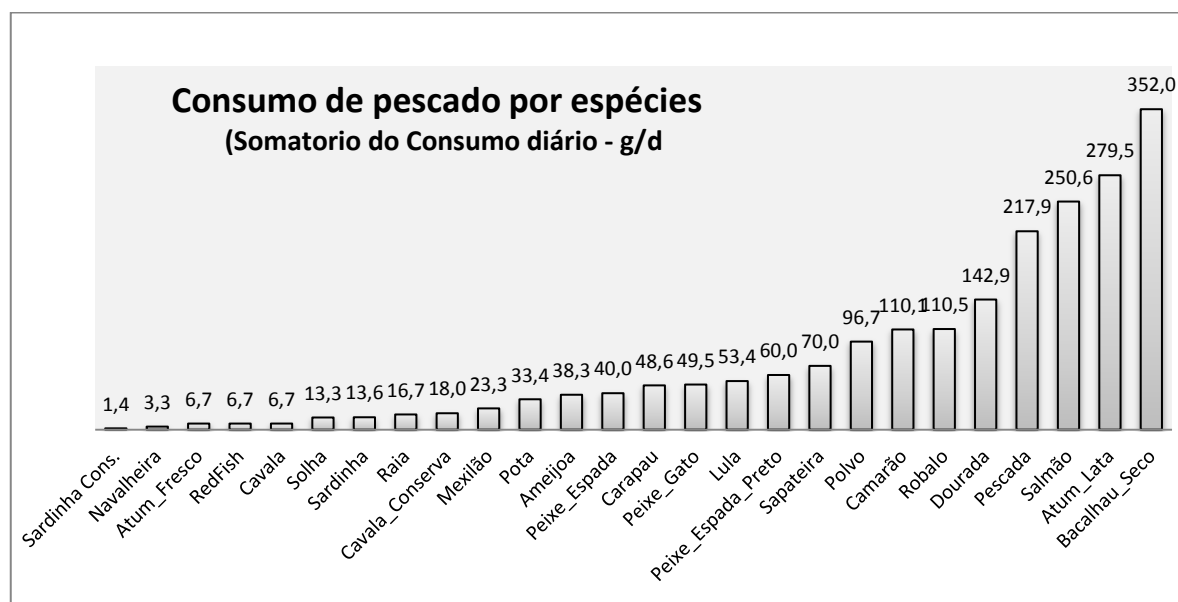


Gráfico 17 - Preferências de consumo de pescado por espécies.

Nos dados de consumo, destaca-se o facto do salmão ter sido a 3ª espécie, nas preferências alimentares das inquiridas, por se trata de uma espécie recentemente introduzida na dieta alimentar dos portugueses.

Tabela 15- Resultados dos dados de consumo das 10 espécies de pescado mais consumidas

	N	Range	Maximum	Sum	Mean	Std. Deviation	Variance
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic
Bacalhau_Seco	12	45,71	45,71	351,99	29,3325	18,08662	327,126
Atum_Lata	23	34,29	34,29	279,45	12,15	10,11276	102,268
Salmão	25	28,57	28,57	250,56	10,0224	5,64843	31,905
Pescada	21	28,57	28,57	217,92	10,3771	7,37731	54,425
Dourada	19	14,29	14,29	142,92	7,5221	3,37381	11,383
Robalo	13	14,29	14,29	110,52	8,5015	4,40774	19,428
Camarão	18	6,67	6,67	110,05	6,1139	1,71632	2,946
Polvo	17	6,67	6,67	96,7	5,6882	1,96166	3,848
Sapateira	13	6,67	6,67	70,04	5,3877	2,46835	6,093
Peixe_Espada_Preto	10	6,67	6,67	60,03	6,003	2,10924	4,449

Embora o bacalhau tenha sido a 1ª preferência em termos quantitativos ao nível de consumo. Este resultado destacou-se devido ao facto, de quando consumido, ser em grandes quantidades, porque do total das inquiridas só 12 registaram o seu consumo. Efectivamente o Salmão foi o mais assinalado quanto à frequência de consumo

(verificável pelo número de inquiridas que assinalaram o seu consumo, dado por N , na tabela 15), seguido do atum em lata, pescada, dourada e robalo.

4.1.6 Análise dos dados globais do inquérito alimentar recorrendo ao @Risk

Tal como aconteceu com os dados relativos às concentrações de contaminantes, também para os dados de consumo globais recorreu-se ao @Risk, para calcular a distribuição mais adequada aos dados existente e obter a média de consumo.

Foi utilizado a opção “*Ajuste Distribuição*” para obter a distribuição com melhor ajuste aos dados, utilizando o teste A-D.

Os resultados para o consumo médio obtido a partir da melhor distribuição encontrada, nas condições pré-definidas, foram as que constam na tabela 13.

Tabela 16 - Distribuição PERT, para dados de Consumo Diário de Pescado

Distribuição Pert – Dados de Consumo de pescado (g/dia)			
RiskPert			
Min	0	Variância	880,1
Média	70,66	Assimetria	0,139
Max	157,85	Curtose	2,36
Mediana	0	5%	23,60
Moda	66,53	95%	121,08
Desv Pad	29,67		

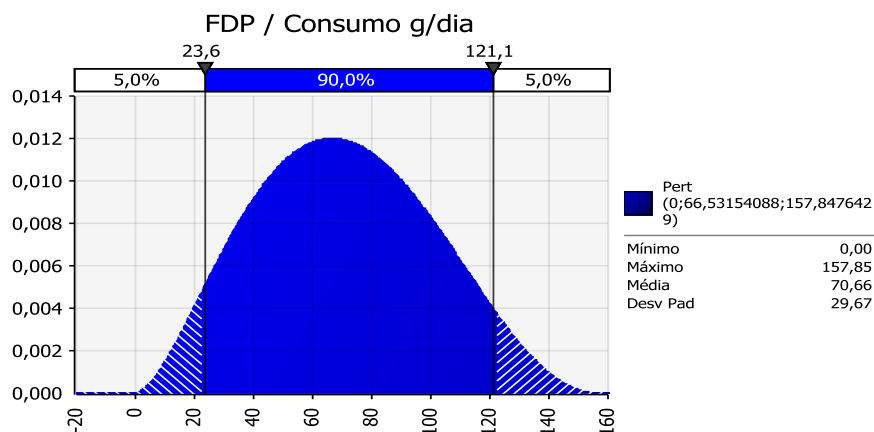


Gráfico 18 - Distribuição PERT para Consumo alimentar

No gráfico 18 é possível observar a representação gráfica da distribuição Pert obtida para os dados de consumo . É de salientar a divergência nos valores médios, obtidos

através da média aritmética de **66.5 g/dia** (partindo do pressuposto que os dados seguem uma distribuição Normal) e a média da distribuição ajustada que correspondeu a **70.66 g/dia**.

Para os grande consumidores que habitualmente considerados acima do percentil 95% (EFSA, 2014), para distribuição Pert um consumo diário foi de 121.08 g de pescado. Relativamente o consumo semanal, os resultados foram os que constam na tabela 17.

Tabela 17 - Distribuição PERT, para dados de Consumo Semanal de Pescado

Distribuição Pert – Dados de Consumo de pescado (g/Semana) RiskPert			
Min	0	Variância	18583
Média	432,7	Assimetria	-0.2422
Max	733,3	Curtose	2,4116
Mediana	440,48	5%	195,68
Moda	465,72	95%	642,95
Desv Pad	136,32		

Para o peso corporal os dados também foram ajustados à melhor distribuição pelo teste de A-D .

Os resultados para o consumo médio obtido a partir da melhor distribuição encontrada nas condições pré-definidas foram as que constam na tabela 14.

Tabela 18 - Distribuição Triangular para dados de Peso Corporal

Distribuição Triangular – Dados de peso corporal	
Função	RiskTriang (49,8;49,8;89,142;RiskName("Peso"))
Min	49,8
Média	62,9
Max	89,1
Mediana	0
Moda	49,8
Desv Pad	9,27
Variância	85,99
Assimetria	0,566
Curtose	2,4
5%	50,8
95%	80,3

No gráfico 11 podemos observar a representação gráfica da distribuição triangular, obtida para o peso corporal das inquiridas.

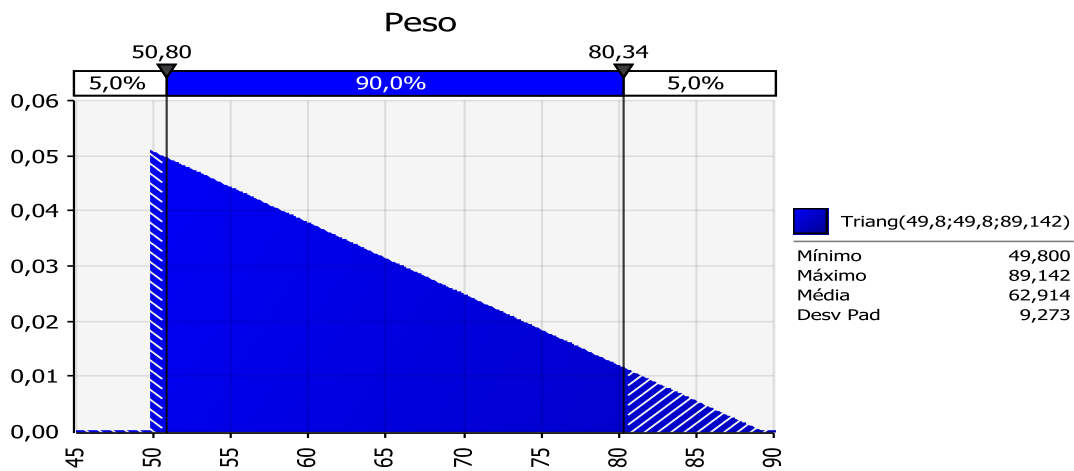


Gráfico 19 - Distribuição ajustada obtida para o peso corporal (Distribuição triangular)

Quanto ao peso médio obtido pela média aritmética, este correspondeu a **61 kg**, já a média da distribuição ajustada foi de **62.9 kg**. Ainda para o percentil 95% o valor foi de 80.3 kg.

4.2 Métodos

A metodologia aplicada ao calcular da Exposição pelo Método de Simulação de Monte Carlo foi estabelecida inicialmente tendo e posteriormente aplicada de forma uniforme aos três contaminantes em estudo.

4.2.1 Seleção das distribuições probabilísticas para os dados de contaminates.

A organização dos dados foi crucial para permitir a selecção das distribuições mais adequadas aos dados de cada espécie. Para cada 41 espécies de pescado existiam 333 resultados analíticos de Cádmio, 293 A lista das melhores distribuições para os dados globais de Mercúrio foram de Chumbo e 300 A lista das melhores distribuições para os dados globais de Mercúrio foram de Mercúrio.

Para a selecção da melhor distribuição recorreu-se à função do @Risk – “Ajustar Distribuição ao dados”, nas seguintes condições:

- *Dados amostrais contínuos*

- Método de Ajuste: Estimativa de parâmetro
- Limite Inferior: Limitado, mas desconhecido
- Limite Superior: Incerto
- Ranking de Ajuste: Estatística Anderson-Darling

Na sequência destas condições de ajuste, o software selecionava para teste as distribuições: Expon; Gama; InvGauss; Levy; LogLogistic; Lognorm; Pareto; Pearson5; Pearson6; Triangular; Uniform e Wiebull.

A distribuição seleccionada seria aquela que apresentasse o valor mais baixo de teste. A metodologia foi aplicada para cada grupo de dados, de cada contaminação, em cada espécie. Do inquerito alimentar foram identificadas com frequência de consumo 26 espécies de pescado, tendo-se realizado esta rotina anteriormente descrita, 78 vezes (26x3).

Exemplo de uma distribuição ajustada às concentrações de Cádmiu detectadas em amostras de Salmão.

Tabela 19 - Medidas de localização, variabilidade e assimetria da distribuição Expon (Pb:Salmão)

Função	RiskExpon(0,010818;RiskShift(0,00050826);RiskName("Salmão"))
Min	0,00050826
Média	0,01132626
Max	$+\infty$
Mediana	0
Moda	0,00050826
Desv Pad	0,010818
Variância	1,170291E-04
Assimetria	2
Curtose	9
5%	1,063151E-03
95%	3,291609E-02

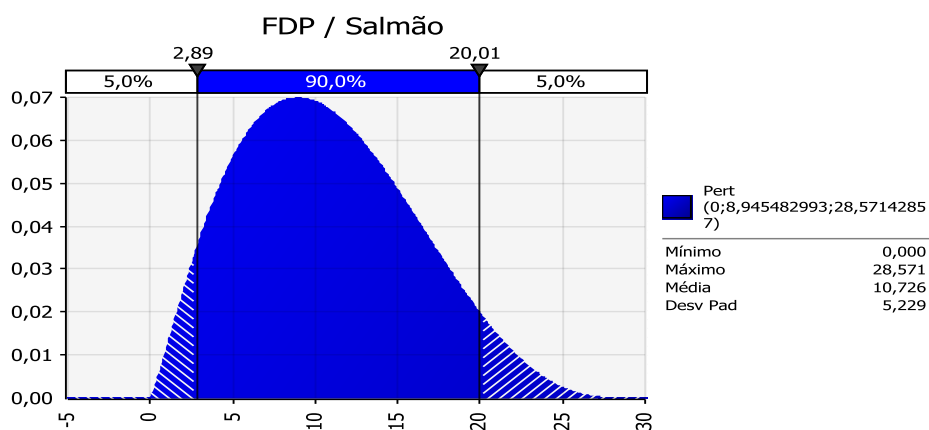


Gráfico 20 - Distribuição Exponencial (Pb:Salmão)-fdp

No Anexo IV encontra-se listadas as distribuições ajustada obtidas para os contaminantes: Cádmio, Chumbo e Mércurio.

4.2.2 Seleção das distribuições probabilísticas para os dados de consumo.

Como foi referido no ponto 4.1.4, após validação dos inqueritos de consumo, foram seleccionados 29 que cumpriam os criterios de reenchimento. Os seus dados foram organizados numa folha excel, de forma a permitir visualizar as espécies que foram assinaladas com consumos, formando uma matriz Consumo x Espécie (Linha x Coluna), como o exemplo a tabela 16.

Tabela 20 - Organização dos dados de Consumo por Espécies de Pescado

Espécies	Atum fresco	Carapau	Cavala	Sardinha	Pescada	Consumo Global g/dia
Inquerito_2		1,67		1,67	6,67	...	\sum (Consumo Espécie)
Inquerito_3					1,67	...	"
Inquerito_4					14,29	...	"
Inquerito_5	3,333				6,67	...	"
Inquerito_6		1,67			6,67	...	"
.....	"

Após organizado os dados de consumo e conhecendo a distribuição de cada contaminante em cada espécie, foi determinada qual a quantidade individual ingerida na sequência do consumo por espécie de pescado. Para esta operação foi utilizado o valor médio de cada distribuição, determinado conforme descrito no ponto 4.1.2.

No final foi possível obter para cada inquirida a quantidade ingerida de cada contaminante através das diferentes espécies de pescado consumidos por $\mu\text{g}/\text{dia}$.

4.2.3 Calculo da Exposição utilizado o metodo de Simulação de Monte Carlo

Na sequência dos calculos apresentados anteriormente foi possível obter o somatório das ingestões individuais de contaminantes e partir destes valores ajustar uma distribuição de probabilidades.

Tabela 21 - Valores individuais de ingestão de contaminantes /dia (Pb:Espécies)

Valores de Exposição (Pb: Espécie) (µg/dia)
0,497
5,877
6,371
..
..
0,681
1,504
1,482
7,264
6,92 (média da Distribuição)

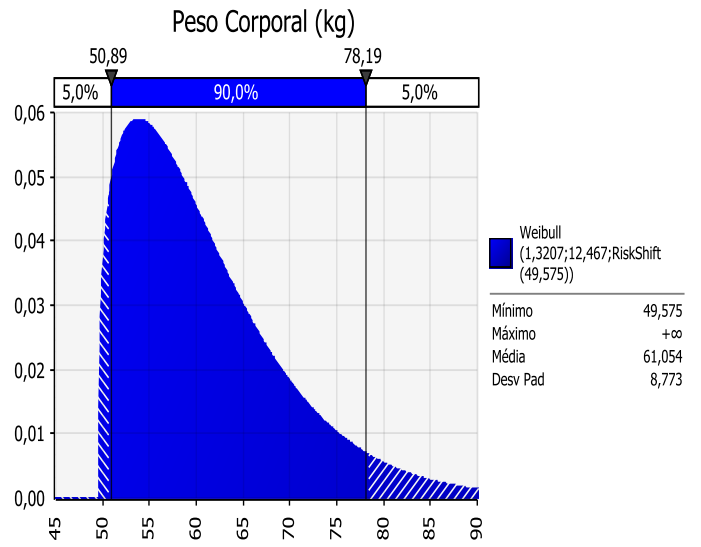


Gráfico 21 – Distribuição LogLogistic para a Exposição diária individual ao Pb

Por fim e porque a formula final de cálculo assim o exigiu, foram ajustado os dados do peso corporal das inquiridas à melhor distribuição probabilística.

Tabela 22 - Valores individuais do Peso Corporal

Peso (Kg)
55
87
53
49,8
53
..
..
70
52
52
52
65
61.05 (média da Distribuição)

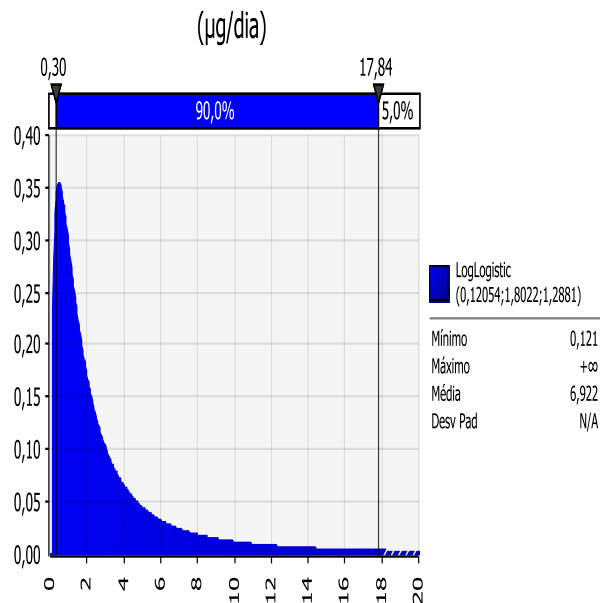


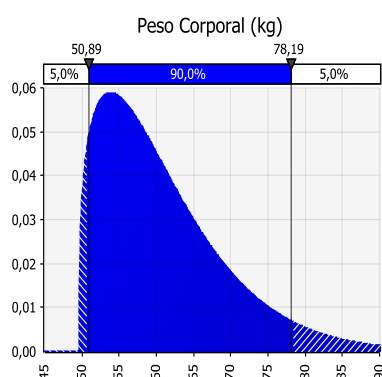
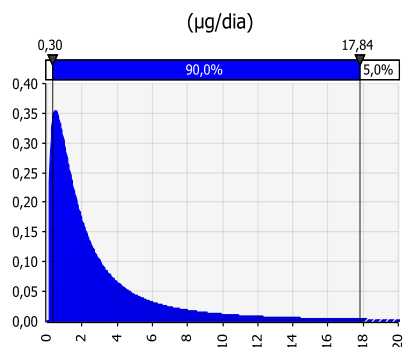
Gráfico 22- Distribuição Weibull para o peso corporal

Tabela 23- Medidas de localização, variabilidade e assimetria das distribuições ajustadas

Função	RiskWeibull(1,3207;12,467;RiskShift(49,575); RiskName("Peso Corporal (kg)"))	RiskLoglogistic(0,12054;1,8022;1,2881; RiskName("Exposição Pb (espécie)"))
Min	49,575	0,12054
Média	61,05354	6,922032
Max	$+\infty$	$+\infty$
Mediana	0	0
Moda	53,84397	0,4812452
Desv Pad	8,772854	0
Variância	76,96297	0
Assimetria	1,313385	0
Curtose	5,294899	0
5%	50,89038	0,3037963
95%	78,18763	17,84394

Para calcular o intervalo de exposição de cada contaminante, tendo o conhecimento das distribuições de cada variável na função, foi aplicado o método de Simulação por MC, nas seguintes condições:

- Simulação : 1
- Iterações: 100 000
- Ativação da Celula do Output: "RiskOutput()"



$$\frac{\text{Exposição } (\frac{\mu\text{g}}{\text{dia}})}{\text{Peso Corporal (kg)}} =$$

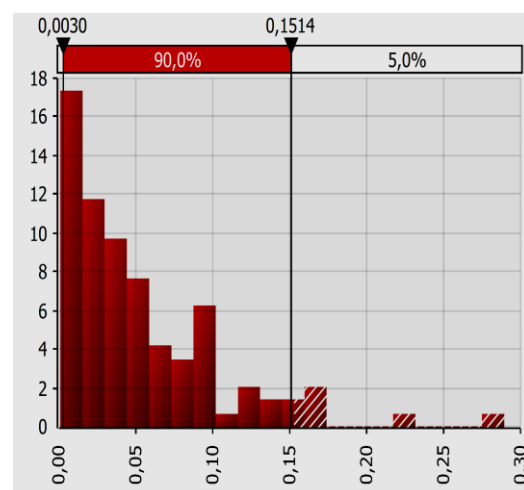


Gráfico 23 : Simulação de Monte Carlo para a determinação do intervalo de exposição ao Cádmio

CATÍPULO 5 - RESULTADOS

Os resultados obtidos pela metodologia anteriormente descrita, permitiram obter dados relevantes para avaliar o nível de exposição aos contaminantes em estudo, valores que foram confrontados com os dados de referência e assim concluir quanto à existência de risco associado ao consumo de pescado.

5.1. Resultados para os níveis de exposição ao Chumbo

a) Descrição das distribuições para Simulação

Tabela 24 - Distribuições ajustadas para os níveis de exposição ao Chumbo

	INPUTS		
Nome	<u>Exposição Pb (espécie)</u> <u>($\mu\text{g}/\text{dia}$)</u>	<u>Exposição Pb (espécie)</u> <u>($\mu\text{g}/\text{Semanal}$)</u>	<u>Peso (Kg)</u>
Função	RiskWeibull	RiskWeibull	RiskWeibull
Min	0,67	4,67	49,575
Média	3,55	24,84	61,05354
Max	$+\infty$	$+\infty$	$+\infty$
Mediana	0,00	0,00	0
Moda	1,47	10,27	53,84397
Desv Pad	2,35	16,44	8,772854
Variância	5,516923	270,3417	76,96297
Assimetria	1,458466	1,458466	1,313385
Curtose	5,935839	5,935839	5,294899
5%	0,94	6,61	50,89038
95%	8,173142	57,21325	78,18763

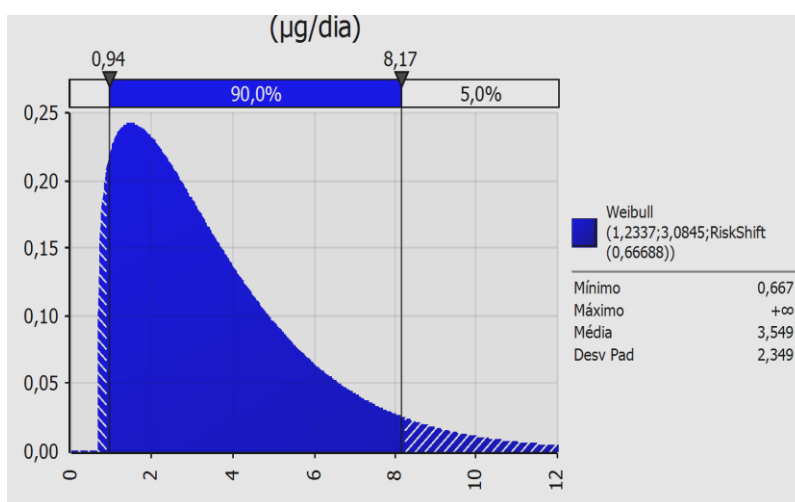


Gráfico 24 – Distribuição Weibull da Exposição diária ao Chumbo.

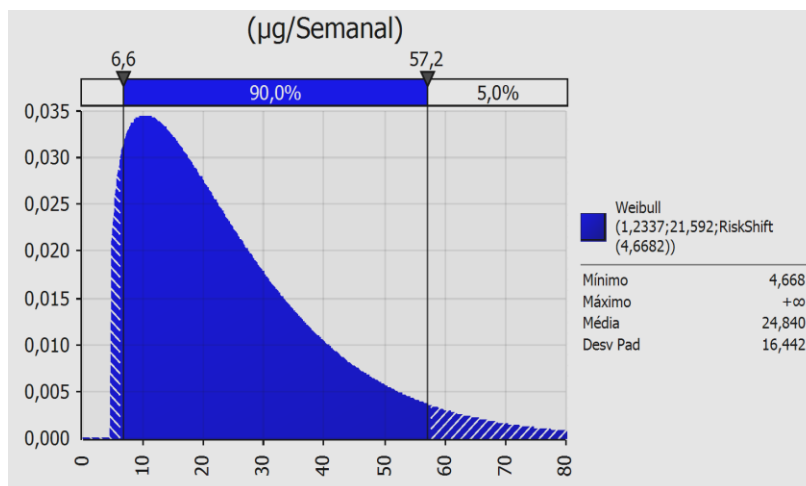


Gráfico 25 - Distribuição Weibull da Exposição semanal do Chumbo.

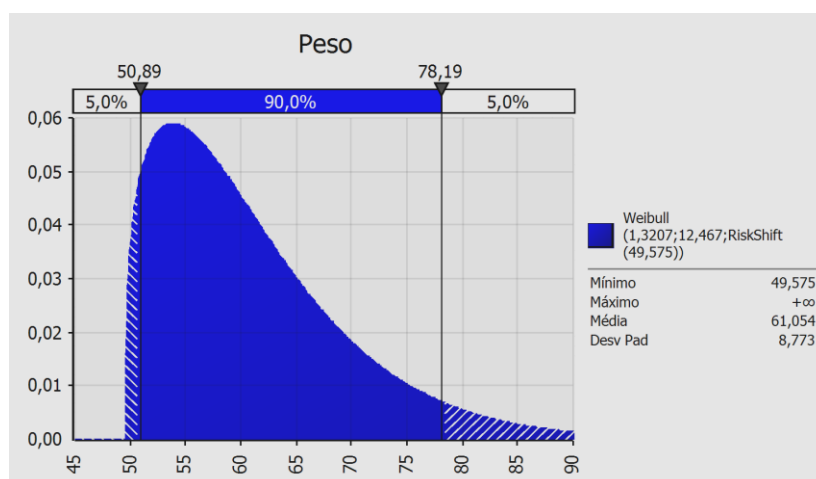


Gráfico 26- Distribuição Weibull para o peso corporal

b) Dados Resultantes da Simulação e representação gráfica

Tabela 25 – Ouput da Simulação de Monte Carlo para a exposição ao Mercúrio

	Output – Simulação de MonteCarlo Para 100000 Iterações	
Nome	<u>Exposição (µg/dia por kg massa corporal) TDI</u>	<u>Exposição (µg/Semana por kg massa corporal) TWI</u>
Função	RiskOutput()	RiskOutput()
Min	0,007873803	0,0631381
Média	0,05841775	0,4131334
Max	0,3388611	2,048989
Mediana	0,04905387	0,3424483
Moda	0,01354751	0,3179561

Desv Pad	0,03788096	0,2783911
Variância	0,001434968	0,07750162
Assimetria	1,440489	1,59035
Curtose	6,810309	6,787658
5%	0,01519733	0,1032845
95%	0,1293678	0,9516558

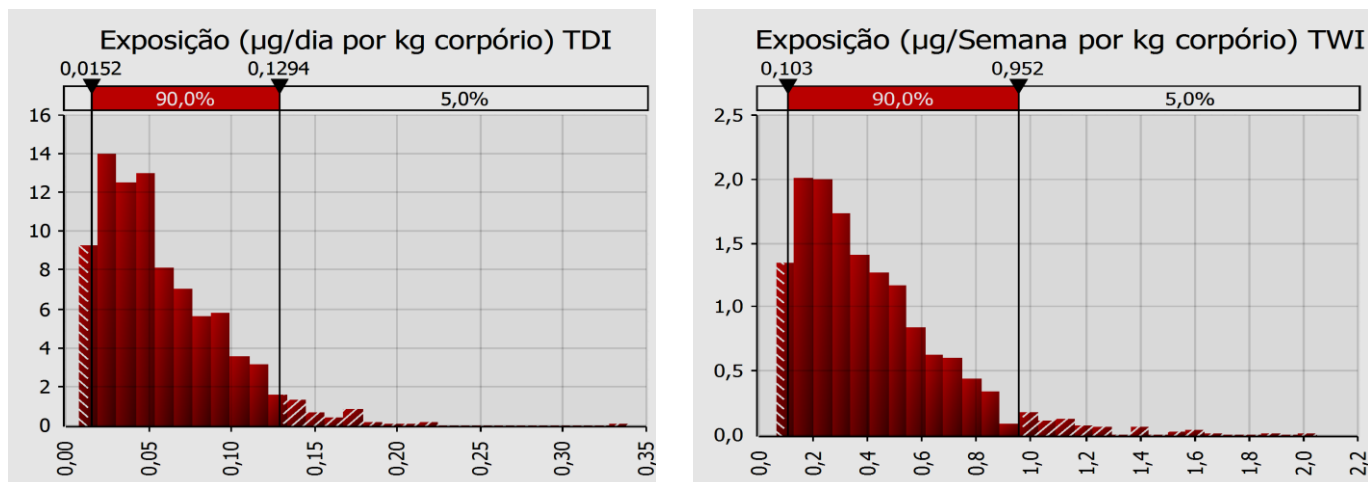


Gráfico 27 – Representação gráfica da Simulação de Monte Carlo para a exposição ao Chumbo

c) Interpretação dos resultados

Os dados obtidos permitiram concluir quanto aos valores médios diários e semanais de exposição ao chumbo, na sequência do consumo de pescado e derivados, e ainda a exposição a que estavam sujeitos os grandes consumidores de pescado.

Para o valor médio de consumo correspondente a 70.66 g de pescado por dia, o nível de exposição das inquiridas ao chumbo correspondeu a 0.058 $\mu\text{g Pb/kg}$ de massa corporal.

Para as grandes consumidoras, (ver tabela 16, P95), com um consumo de 121.08 g/dia (tabela 16), o nível de exposição foi de 0.129 $\mu\text{g Pb/kg}$ de massa corporal.

Para as inquiridas com baixos consumos de pescado (ver tabela 16, P5), com um consumo diário correspondente a 23.6 g/dia, o nível de exposição ao Chumbo foi de 0.015 $\mu\text{g Pb/kg}$ de massa corporal.

A mesma interpretação foi efectuada para os níveis de exposição semanais TWI.

Para os consumos médios semanais de pescado, na ordem dos 432.7 g, os níveis de exposição ao chumbo foi de 0.413 $\mu\text{g Pb/kg}$ de massa corporal.

Para os grandes consumos, com P95 = 643 g/semanais, o nível de exposição foi de 0.952 µg Pb/kg de massa corporal e para os consumos P5 = 195.68 g/ semana, o valor de exposição foi de 0.103 µg Pb/kg de massa corporal.

d) Método Determinístico

Tabela 26 – Resultados da Exposição ao Chumbo pelo método determinístico

Exposição - (µg/dia por kg corporal) TDI	Exposição - (µg/Semana por kg corporal) TWI
0,058	0,408

5.2. Resultados para os níveis de exposição ao Cádmi

a) Descrição das distribuições para Simulação

Tabela 27 - Distribuições ajustadas para os níveis de exposição ao Cádmi

	INPUTS		
Nome	<u>Exposição Cd (espécie)</u> <u>(µg/dia)</u>	<u>Exposição Cd (espécie)</u> <u>(µg/Semanal)</u>	<u>Peso (Kg)</u>
Função	RiskLoglogistic	RiskLoglogistic	RiskWeibull
Min	0,12	0,84	49,575
Média	6,92	48,45	61,05354
Max	+∞	+∞	+∞
Mediana	0,00	0,00	0
Moda	0,48	3,37	53,84397
Desv Pad	0	0	8,772854
Variância	0	0	76,96297
Assimetria	0	0	1,313385
Curtose	0	0	5,294899
5%	0,3037963	2,126564	50,89038
95%	17,84394	124,9037	78,18763

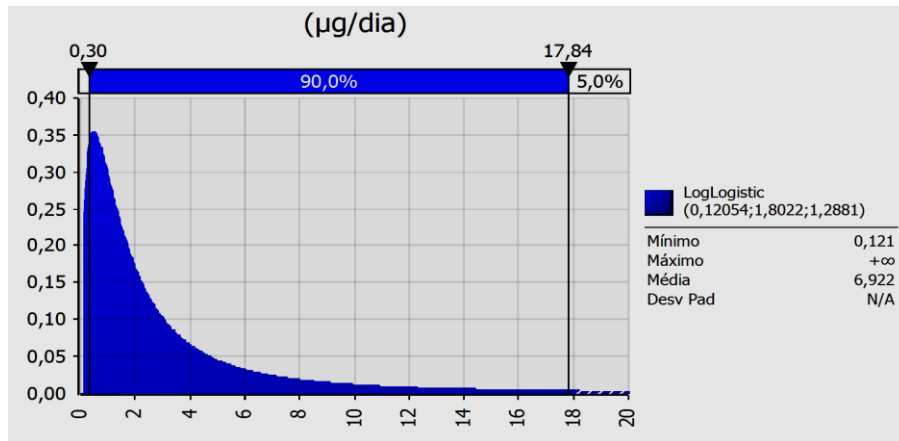


Gráfico 28 - Distribuição ajustada, LogLogistic para os níveis de exposição diária ao Cádmi

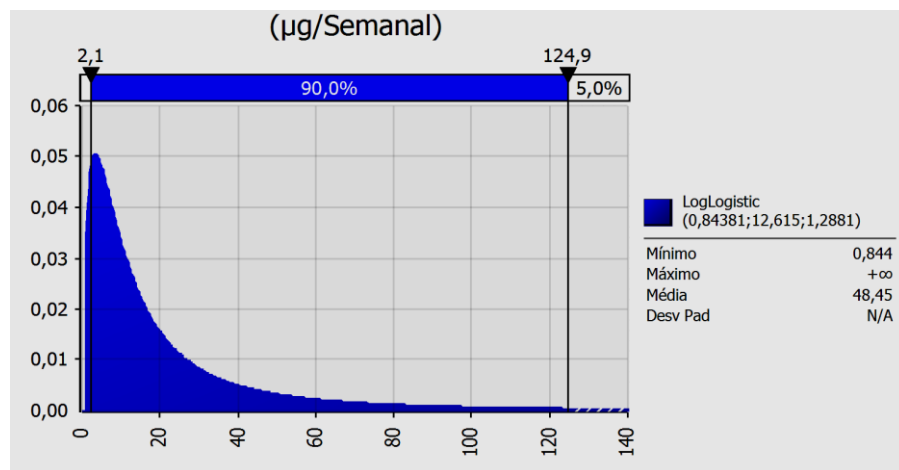


Gráfico 29 - Distribuição ajustada, LogLogistic para os níveis de exposição semanal ao Cádmi

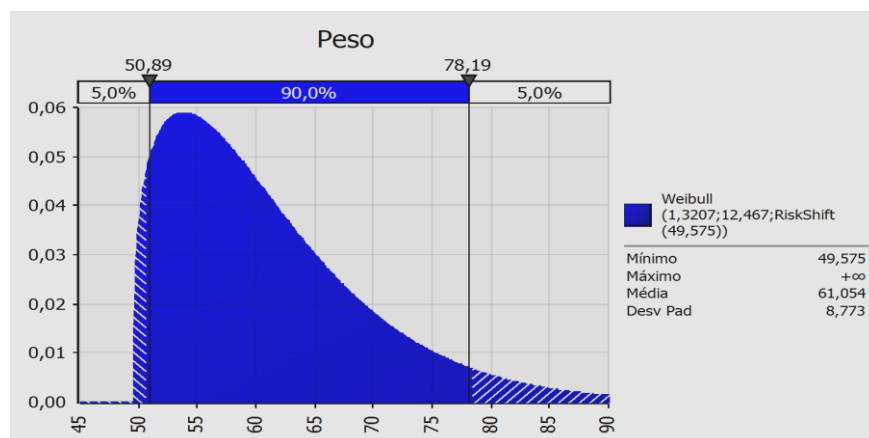


Gráfico 30 - Distribuição ajustada, Weibull para o peso corporal

b) Dados Resultantes da Simulação e representação gráfica

Tabela 28 - Output da Simulação de Monte Carlo para o Cádmiio

Nome	Output – Simulação de MonteCarlo Para 100 000 Iterações	
	<u>Exposição (µg/dia por kg corporal)</u> TDI	<u>Exposição (µg/Semana por kg corporal)</u> TWI
Função	RiskOutput	RiskOutput
Mínimo	0,00204	0,013
Máximo	13,946	83,667
Média	0,0906	0,689
Moda	0,0141	0,0839
Mediana	0,0314	0,222
Desv Pad	0,474	3,352
Assimetria	25,4966	18,1412
Curtose	738,1208	405,3636
5,00%	0,01	0
95%	0,25	1,8

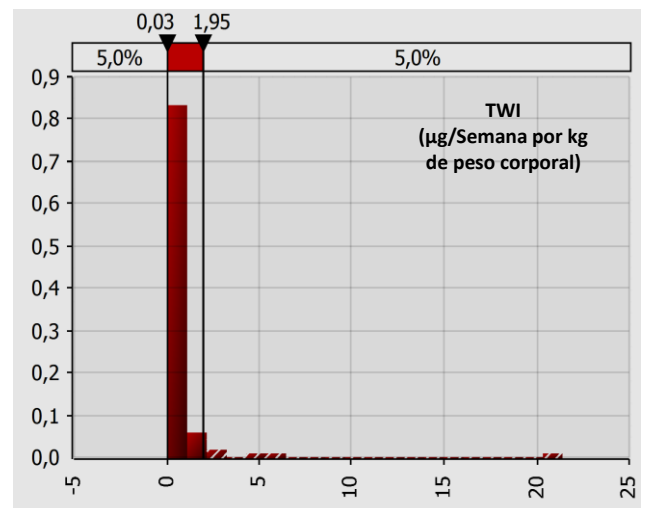
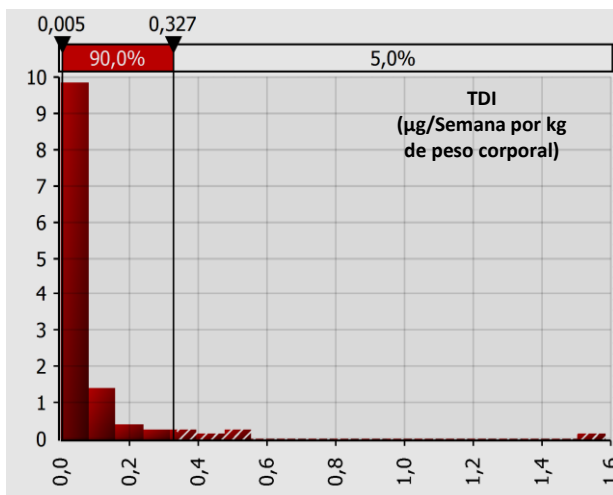


Gráfico 31- Output da Simulação de Monte Carlo para o Cádmiio

c) Método Determinístico

Exposição - (µg/dia por kg corporal) TDI	Exposição - (µg/Semana por kg corporal) TWI
0,055	0,383

Na sequência dos resultados obtidos, e tendo-se verificado que as medidas de assimetria da curva de simulação apresentavam valores muito elevados, e ainda o facto que houve sempre o interesse em comparar a média obtida pelo método probabilístico

com o método determinístico, e relativamente a esta referência, as variações detectadas para o Chumbo e Mercúrio nunca terem ultrapassaram os 4%.

Foi tomada a decisão de testar os dados com outros parâmetros de ajuste, iniciando-se assim um novo ciclo de cálculo, onde o processo de ajuste da distribuição dos dados de ingestão diária de cádmio foi alterado para o Teste de Ajuste - *Critério de informação de Akaike (AIC)*⁵.

O novo ciclo de teste permitiu obter os seguintes resultados:

a) Descrição da distribuições para Simulação – Ajuste AIC

Tabela 29 - Distribuições ajustadas com AIC para os níveis de exposição ao Cádmio

	INPUTS – Ajuste AIC	
Nome	Exposição Cd (espécie) (µg/dia)	Exposição Cd (espécie) (µg/Semanal)
Função	RiskExpon	RiskExpon
Min	0,038174	0,26722
Média	3,227374	22,59122
Max	+∞	+∞
Mediana	0	0
Moda	0,038174	0,26722
Desv Pad	3,1892	22,324
Variância	10,171	498,361
Assimetria	2	2
Curtose	9	9
5%	0,2017586	1,412292
95%	9,592163	67,14394

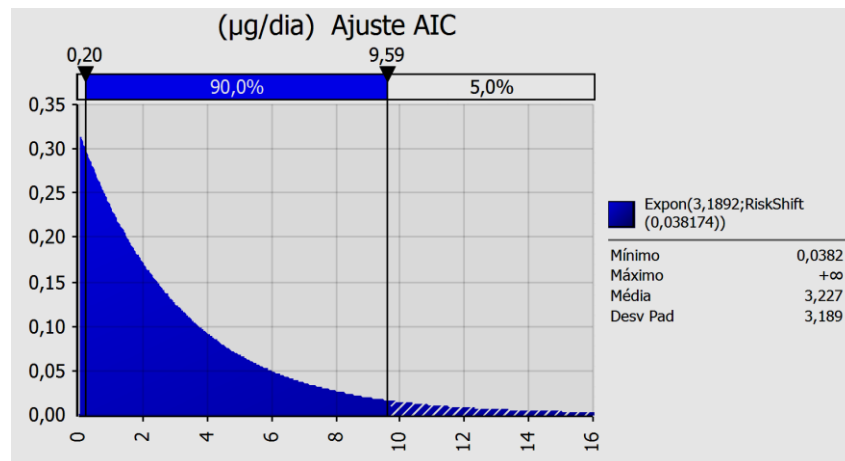


Gráfico 32 – Nova Distribuição (Ajuste AIC), para os níveis de exposição diária ao Cádmio

⁵Teste recomendado pelo @Risk

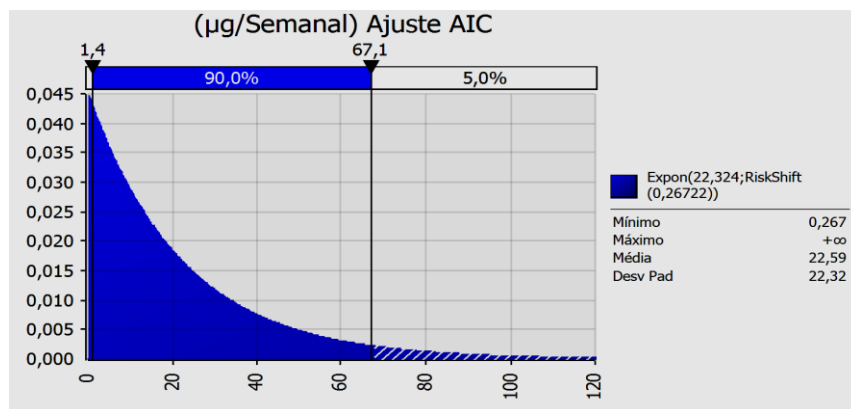


Gráfico 33 – Nova Distribuição (Ajuste AIC), para os níveis de exposição semanal ao Cádmi

b) Dados Resultantes da Simulação e representação gráfica – Ajuste AIC

Tabela 30 – Output recalculados com o ajuste AIC, da Simulação de Monte Carlo para o Cádmi

Output – Simulação de MonteCarlo Para 10000 Iterações		
Nome	<u>Exposição Cd (µg/dia por kg corporal) TDI</u>	<u>Exposição Cd (µg/Semana por kg corporal) TWI</u>
Função	RiskOutput()	RiskOutput()
Mínimo	0,000527	0,0048
Máximo	0,35072	2,8369
Média	0,05451	0,3688
Moda	0,0139	0,0112
Mediana	0,03793	0,2516
Desv Pad	0,05468	0,3623
Assimetria	1,9433	2,0503
Curtose	7,6329	8,9394
5,0%	0,0039	0,024
95%	0,1738	1,082

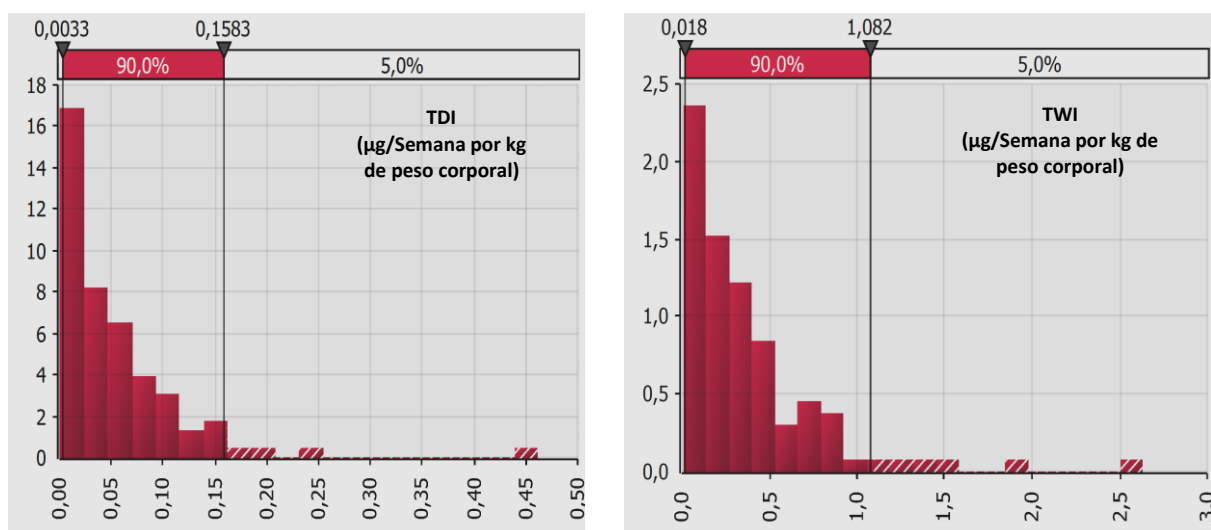


Gráfico 34 - Output recalculados com o ajuste AIC, da Simulação de Monte Carlo para o Cádmi

De notar que as medidas de assimetria melhoraram face ao primeiro ciclo de cálculos, tal como houve uma aproximação da médias obtidas relativamente às médias aritméticas, evidenciando-se a influência significativa do parâmetro de ajuste na metodologia de cálculo.

e) Interpretação dos resultados

Para o valor médio de consumo correspondente a 70.66 g de pescado por dia, o nível de exposição ao Cádmiu correspondeu a 0.054 µg Cd/kg de massa corporal.

Para as grandes consumidoras, (ver tabela 16, P95), com um consumo de 121.08 g/dia (tabela 16), o nível de exposição foi de 0.174 µg Cd/kg de massa corporal.

Para as inquiridas com baixos consumos de pescado (ver tabela 16, P5), com um consumo diário, correspondente a 23.6 g/dia, o nível de exposição ao Cádmiu foi de 0.004 µg Pb/kg de massa corporal.

A mesma interpretação pode ser efectuada para os níveis de exposição semanais TWI.

Para os consumos médios semanais de pescado na ordem dos 432.7 g, os níveis de exposição ao Cádmiu foi de 0.369 µg Cd/kg de massa corporal.

Para os grandes consumos, com P95 = 643 g/semanais, o nível de exposição foi de 1.082 µg Cd/kg de massa corporal e para os consumos P5 = 195.68 g/ semana, o valor de exposição foi de 0.024 µg Pb/kg de massa corporal.

5.3 Resultados para os níveis de exposição ao Mercúrio

a) Descrição da distribuições para Simulação

Tabela 31 - Distribuições ajustadas para os níveis de exposição ao Mercúrio

Nome	INPUTS		
	Exposição Hg (espécie) (µg/dia por kg corporal)	Exposição Hg (espécie) (µg/Semanal por kg corporal)	Peso (Kg)
Função	RiskExpon	RiskExpon	RiskWeibull
Mínimo	1,38	9,67	49,575
Média	7,01	50,24	61,05354
Máximo	39,02	255,61	+∞
Moda	2,32	17,31	53,84397
Desv Pad	5,63	40,97	8,772854
Variância	31,70135	1678,619	76,96297
Assimetria	1,72251	1,723971	1,313385
Curtose	6,685439	6,416299	5,294899
5%	1,63	11,68	50,89038
95%	18,23	135,11	78,18763

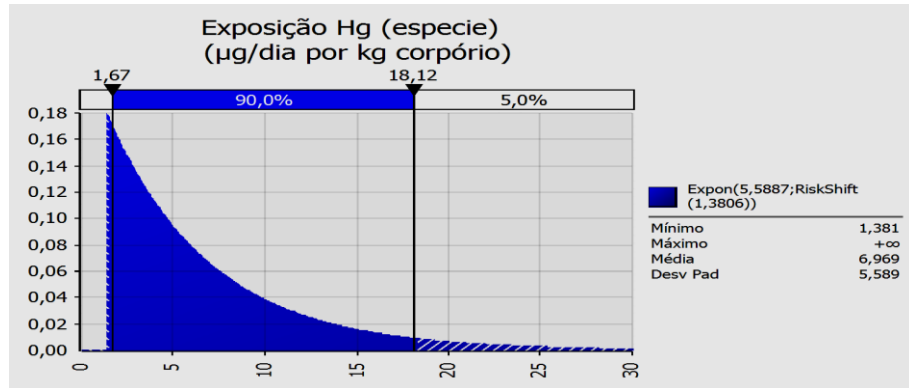


Gráfico 35 – Distribuição ajustada, Exponencial para os níveis de exposição diária ao Mercúrio

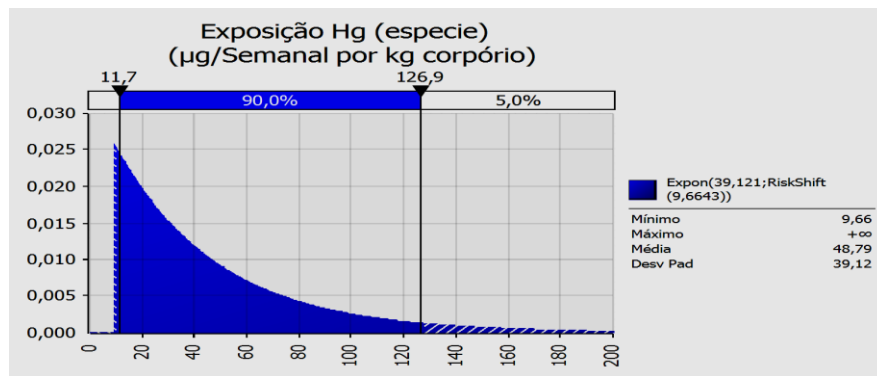


Gráfico 36 - Distribuição ajustada, Exponencial para os níveis de exposição semanal ao Mercúrio

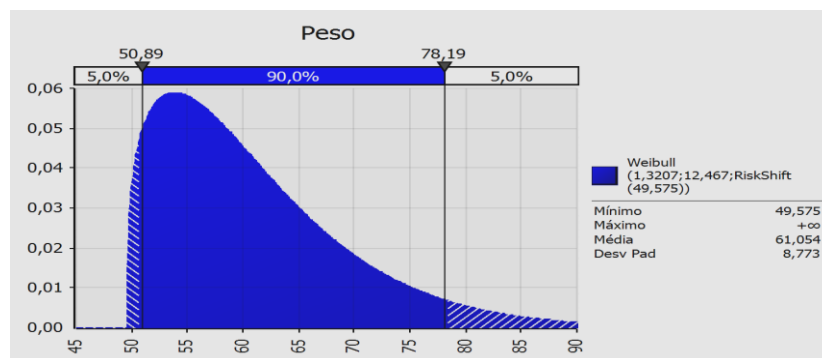


Gráfico 37- Distribuição ajustada, Weibull para o peso corporal

b) Dados Resultantes da Simulação e representação gráfica

Tabela 32 - Output da Simulação de Monte Carlo para o Mercúrio

Output – Simulação de MonteCarlo Para 10000 Iterações		
Nome	Exposição Hg (µg/dia por kg corporal) TDI	Exposição Hg (µg/Semana por kg corporal) TWI
Função	RiskOutput()	RiskOutput()
Mínimo	0,01608	0,1114
Máximo	0,91818	8,5297
Média	0,11473	0,7932
Moda	0,03497	0,2035
Mediana	0,08525	0,5854
Desv Pad	0,09412	0,6592
Assimetria	2,067	2,1712
Curtose	9,4109	10,668
Mínimo	0,01608	0,1114
Máximo	0,91818	8,5297
5 %	0,027	0,19
95 %	0,301	2,11

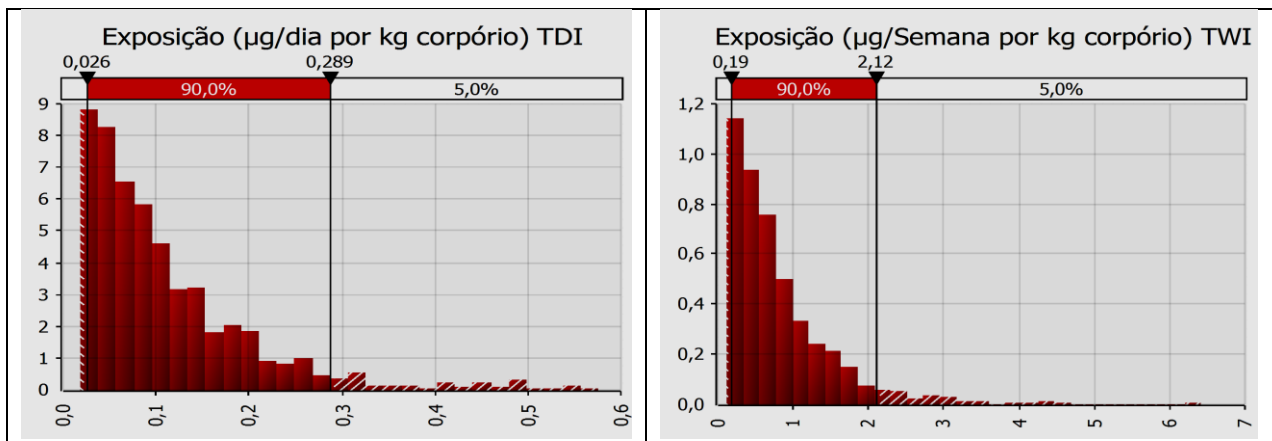


Gráfico 38 - Output da Simulação de Monte Carlo para o Mercúrio

c) Interpretação dos resultados

Para o valor médio de consumo correspondente a 70.66 g de pescado por dia, o nível de exposição ao Mercurio correspondeu a 0.115 µg Hg/kg de massa corporal.

Para as grandes consumidoras, (ver tabela 16, P95), com um consumo de 121.08 g/dia (tabela 16), o nível de exposição foi de 0.301 µg Hg/kg de massa corporal.

Para as inquiridas com baixos consumos de pescado (ver tabela 16, P5), com um consumo diário, correspondente a 23.6 g/dia, o nível de exposição ao Mercúrio foi de 0.027 µg Hg/kg de massa corporal.

A mesma interpretação pode ser efectuada para os níveis de exposição semanais TWI.

Para os consumos médios semanais de pescado na ordem dos 432.7 g, os níveis de exposição ao Mercúrio foi de 0.823 $\mu\text{g Hg/kg}$ de massa corporal.

Para os grandes consumos, com P95 = 643 g/semanais, o nível de exposição foi de 2.11 $\mu\text{g Hg/kg}$ de massa corporal e para os consumos P5 = 195.68 g/ semana, o valor de exposição foi de 0.19 $\mu\text{g Hg/kg}$ de massa corporal.

d) Método Determinístico

Exposição - ($\mu\text{g}/\text{dia}$ por kg corporal) TDI	Exposição - ($\mu\text{g}/\text{Semana}$ por kg corporal) TWI
0,118	0,823

5.4 Avaliação do risco de exposição face aos resultados obtidos

Obtidos os resultados, o objetivo do avaliador de risco é confrontar os seus resultados com os valores de referências e determinar a existência ou não de risco associados ao consumo de pescado e seus derivados.

A mais recente publicação, que estabelece os limites máximos recomendáveis para a ingestão de Cádmiu ocorreu em 2012 emitido pela EFSA (EFSA(Cd), 2012), relativamente à definição dos valores máximos recomendáveis de ingestão de Cádmiu por via alimentar, elaborado pelo Painel Científico em Contaminantes na Cadeia Alimentar. As orientações foram para uma ingestão máxima semanal de 2.5 $\mu\text{gCd/kg}$ peso corporal (TWI) e mensalmente a ingestão máxima não deve ultrapassar a 25 $\mu\text{gCd}/\text{peso corporal}$ (TMI).

O estudo foi realizado com base num inquérito individual alimentar e também analisando diferentes hábitos de consumo dos países que constituem a comunidade europeia. O estudo ainda permitiu identificar os alimentos que mais contribuíam para a ingestão de Cádmiu.

Quanto aos resultados, numa tentativa de calcular a exposição por via alimentar ao longo da vida, foi calculado um TWI de 2.04 $\mu\text{gCd/kg}$ peso corporal e estimado um percentil 95% de 3.66 $\mu\text{gCd/kg}$ peso corporal (orientado para os grandes consumidores) (EFSA(Cd), 2012)

Os resultados do inquérito alimentar corresponderam a um valor mínimo semanal de 1.15 e um valor máximo de 7.84 $\mu\text{gCd/kg}$ peso corporal. Na sequência da análise das diferentes dietas alimentares e metodologias de pesquisa de inquéritos de consumo nos diferentes países da EU, foi obtido o intervalo de exposição que correspondeu para o

percentil 5%, 2.01 µg Cd/kg peso corporal e para o 95% de 12.1 µgCd/kg peso corporal.

O estudo identificou ainda os alimentos que mais contribuem para a ingestão de Cádmio, não devido as elevadas concentrações de Cádmio que poderiam apresentar, mas motivado pelos elevados consumos dos mesmos. Os grupos referenciados foram, os cereais e derivados (26.9%), legumes e produtos hortícolas (16%) e raízes e tubérculos amiláceos (13,2%), identificados como os grupos de alimentos que mais contribuíram. Do grupo do pescado e derivados do pescado, o contributo foi de 3.2% relativamente aos molúsculos.

Tendo como referência estes dados e analisando os dados obtidos no estudo de exposição ao Cádmio através do consumo de pescado, antes de passar para a fase de caracterização do risco, considerou-se relevante saber qual a percentagem que representa o grupo de pescado na dieta global das inquiridas. Como esse dado não foi calculado no inquérito realizado às jovens adultas recorreu-se, mais uma vez, ao inquérito alimentar do Porto para obter esta informação.

Os dados relativamente à representatividade do pescado na dieta global não estão disponíveis, está no entanto identificado que o consumo de proteína advém maioritariamente do grupo das carnes e do grupo pescado numa proporcionalidade de 2:1 (aproximação), quanto à proteína, esta representa 19,1 % (Faculdade de Medicina do Porto - U, 2006) da dieta total e os hidratos de carbono representam 49,9%

As tabelas 24 e 25 reúnem todos os dados relativos à Exposição ao Cádmio (TWI) aqui citados.

Tabela 33- Intervalo de Exposição ao Cádmio, Estudo Pescado

Estudo de Exposição ao Cádmio por via do Consumo de pescado		
Percentil 5%	Média	Percentil 95%
0.024	0,3688	1.082

Tabela 34 - Intervalo de Exposição ao Cádmio, Estudo EFSA

Parecer Científico EFSA (2012)	
Valor Recomendado	
2.5 µg/kg peso corporal (TWI)	
Valor obtido para o período de vida do individuo	
Mínimo	Máximo
2.04	3.66
Valor obtido no Inquérito alimentar	
Minino	Máximo
1.15	7.84
Valor obtido na análise consumo UE	
Minino	Máximo
2.01	12.1

Quanto à análise dos resultados, os valores obtidos pelo método de Monte Carlo foram inferiores ao valor recomendado pela EFSA, no entanto este valor é só relativo, ao contributo pelo consumo de pescado e seus derivados, que representa $\approx 6\%$ da dieta alimentar total.

Para análise dos resultados de Mercúrio recorreu-se à publicação (EFSA(Hg), 2012) da EFSA de Dezembro de 2012, relativo ao parecer científico emitido pelo painel de Contaminantes na Cadeia Alimentar e que visou avaliar e aprova os limites de exposição propostos pela FAO / OMS de Aditivos Alimentares (JECFA), de $1,6 \mu\text{g} / \text{kg}$ de peso corporal para o metilmercúrio e de $4 \mu\text{g} / \text{kg}$ de peso corporal para o mercúrio inorgânico.

O parecer científico identificou, com base nos dados disponíveis (Base de Dados FoodEx - nível 1)⁶, que o Grupo alimentar «peixes e outros frutos do mar», «bebidas não alcoólicas» e «alimentos compostos» constituíram as principais fontes de exposição ao mercúrio na população europeia. A exposição alimentar ao mercúrio inorgânico foi impulsionada pelas elevadas concentrações presentes no pescado e outros frutos do mar e alimentos compostos e ainda pelo elevado consumo no caso de bebidas não alcoólicas.

As tabelas 26 e 27 reúnem todos os dados relativos à Exposição ao Mercúrio (TWI) aqui citados.

Tabela 35- Intervalo de Exposição ao Mercúrio, Estudo Pescado

Estudo de Exposição ao Mercúrio por via do Consumo de pescado		
Percentil 5%	Média	Percentil 95%
0,19	0,7932	2.11

Tabela 36 - Intervalo de Exposição ao Mercúrio, Estudo EFSA

Parecer Científico EFSA (2012)
Valor Recomendado – Mercúrio inorgânico 4 $\mu\text{g}/\text{kg}$ peso corporal (TWI)

Quanto à análise dos resultados, os valores obtidos pelo método de Monte Carlo foram inferiores ao valor recomendado pela EFSA, mesmo para o percentil 95 %, que reflete os valores de exposição para os grandes consumidores. O facto de que, segundo o parecer científico da EFSA o grupo que mais contribui para a exposição se tratar do grupo “pescado e frutos do mar”, favorece a apreciação global.

⁶ Base de dados da EFSA que reúne os dados de contaminantes químicos determinados na cadeia alimentar pelos estados membros, no âmbito dos Planos de Controlo Oficiais de Géneros Alimentícios. Portugal contribui com os dados provenientes do PNCA.

Por fim, para a avaliação dos resultados de Chumbo recorreu-se à publicação (EFSA(Cd), 2012) da EFSA de Dezembro de 2012, relativo ao relatório científico sobre o estudo realizado ao nível da exposição ao chumbo na cadeia alimentar dos países da EU.

A exposição alimentar média ao longo da vida foi estimada por dia, em 0,68 µgPb / kg peso corporal para a população europeia com base na ocorrência média de exposição.

Quanto aos resultados, a exposição foi maior para crianças entre 1 a 3 anos, com 1.32 µgPb / kg de peso corporal e para crianças com idade superior a 4 anos, de 1,03 µgPb / kg de peso corporal, por dia, respetivamente.

Em dois inquéritos realizados para lactentes, o nível de exposição variou entre 0,83 e 0,91 µg/ kg de peso corporal, por dia. A exposição em adultos foi estimada em 0,50 µg / kg de peso corporal, por dia. Os grupos de idosos apresentou um perfil semelhante ao grupo de idade adulta, enquanto que os adolescentes tiveram uma exposição alimentar estimada ligeiramente superior.

A categoria de alimentos que mais contribuíram para os valores de exposição incluíram o pão e pãezinhos (8,5%), chá (6,2%), água da torneira (6,1%), batatas e produtos de batata (4,9%), produtos lácteos fermentados (4,2%) e cerveja e bebidas similares à cerveja (4,1%), embora existissem variações em função das faixas etárias e hábitos alimentares.

As tabelas 28 e 29 reúnem todos os dados relativos à Exposição de Chumbo (TDI) aqui citados.

Tabela 37- Intervalo de Exposição ao Chumbo, Estudo Pescado

Estudo de Exposição ao Chumbo por via do Consumo de pescado		
Percentil 5%	Média	Percentil 95%
0.0152	0.058	0.129

Tabela 38 - Intervalo de Exposição ao Chumbo, Estudo EFSA

Parecer Científico EFSA (2012)
Valor Recomendado
0.68 µg/kg peso corporal (TDI)

Quanto à análise dos resultados, os valores obtidos pelo método de Monte Carlo foram inferiores ao valor recomendado pela EFSA, mesmo para o percentil 95 % que reflete os valores de exposição para os grandes consumidores.

CATÍPULO 6 - CONCLUSÕES

Podemos concluir quanto aos resultados obtidos, na perspectiva do avaliador de risco, que após o cálculo de exposição e comparando com dados de referência, as jovens mulheres inquiridas não correm risco de exposição aos contaminantes analisados na sequência do consumo de pescado e seus derivados.

É no entanto relevante salientar que na sequência da análise de dados efectuada, uma avaliação de risco isolada dos restantes grupos alimentares não é adequada. Esta deve ser complementada com uma análise da composição global da dieta alimentar destas mulheres, de forma a avaliar o peso que os restantes grupos tem no incrementos da exposição dos contaminantes Cádmio, Chumbo e Mercurio.

Há no entanto uma análise secundária que deve ser feita, e que não está prevista nos objectivos de base deste estudo e que diz respeito à interação dos três contaminantes Chumbo, Cádmio e Mercúrio quando a exposição é em simultâneo. O estudo revelou que, para um consumo médio semanal de 432.7 g de pescado o nível de exposição aos três contaminantes é de $(0.413 \mu\text{g Pb} + 0.369 \mu\text{g Cd} + 0.793 \mu\text{g Hg})/\text{kg}$ de peso corporal. Para consumos a cima do percentil 95%, cujo o consumo semanal foi de 642.95g de pescado o nível de exposição é de $(0.952\mu\text{g Pb}+1.08\mu\text{g Cd} + 2.11\mu\text{g Hg})/\text{kg}$ de peso corporal.

Habitualmente estas interações não são estudadas. Os estudos são realizados para avaliar um determinado contaminante, com efeito isolado e a interação entre contaminantes ou os efeitos acumulativos como misturas não tem sido foco de estudos toxicológicos, devido à dificuldade inerente aos mesmos.

Quanto à aplicação do método de Monte Carlo e todo ciclo de calculos associados, por via do software @Risk, constatou-se que o modo de utilização do software é acessível, dada a complexidade dos calculos.

Para que os calculos sejam bem sucedidos é necessário que a organização dos dados siga uma metodologia documentada e que acompanhe sempre um relatório de resultados num estudo de avaliação de risco, ou seja, os métodos e resultados de todos os passos da análise de incerteza devem ser descritos e claro.

Foram identificados pontos criticos no decorrer dos ciclos de cálculo, nomeadamente quanto aos testes de ajuste a utilizar e a influência que as diferentes possibilidades de aplicação podem ter nos resultados.

É de salientar que a opção de utilização do teste de ajuste Anderson-Darling foi fundamentada e reconhecida como adequada (justificada na bibliografia consultada).

Quanto à apresentação dos dados de exposição faz sentido que estes sejam apresentados com o intervalo de incerteza, pelo facto de ser uma das grandes vantagens desta metodologia, detectar o intervalo com concentrações de exposição do contaminante em estudo. A apresentação dos resultados destes estudo ao gestor de

risco deveria ser, para as concentrações exposição semanais ao Chumbo [0.103;0.953] µg Pb/kg de peso corporal, ao Cádmio [0.024;1.082] µg Cd/kg de peso corporal e para o Mercúrio [0.19;2.11] µg Hg/kg de peso corporal.

Não foi possível neste estudo aplicar experimentalmente a análise de sensibilidade. Como já foi referido no ponto 1.8, uma das contribuições mais úteis resultantes da Análise de Sensibilidade (AS) é conseguir uma estimativa sobre até que ponto a incerteza ou variabilidade associada a todos os componentes contribui para a incerteza da estimativa de riscos.

Por fim é possível concluir que, o estudo permitiu identificar e documentar a metodologia de cálculo de exposição a contaminantes químicos por via do consumo alimentar, pelo método de simulação de Monte Carlo.

As limitações e constrangimentos foram identificados e vão permitir facilitar no futuro os estudos de avaliação de risco. Uma das limitações é o facto da metodologia descrita neste estudo exigir a aquisição de um software específico. no entanto, o recurso ao @Risk é vantajoso, porque os cálculos são complexos com muitos algoritmos associados e a sua validação é garantida pela *Paralise*.

Quanto à continuidade de estudos neste âmbito, aguarda-se para breve a publicação do relatório final do Inquérito Nacional Alimentar que irá conter dados relevantes e essenciais sobre o consumo alimentar dos portugueses que são essenciais à realização dos estudos do âmbito da avaliação de risco.

Um dos objetivos, será reformular o trabalho aqui desenvolvido com os dados do inquérito alimentar nacional e ainda associar ao novo estudo a análise de sensibilidade.

CATÍPULO 7 - BIBLIOGRAFIA

- "nortest", P. (30 de Junho de 2015). Test for Normaly. Software_R.
- BTSF. (2014). (Q)SARs Risk Assessment, Dat and Statistics.
- Burnham.Anderson. (2002). *Model Selection and Multimodel Inference*.
- caldas, A. N. (2009). *Exposição humana a substâncias químicas potencialmente tóxicas n adieta e os riscos para saúde*.
- Corporation, P. (2015). *@RISK - Add-In do Microsoft® Excel para Simulação e Análise de Riscos; Versão 7*.
- Dinis Duarte Pestana, S. F. (2008). *Introdução à Probabilidade e à Estatística*. FCG.
- EFSA. (2014). *Scientific Opinion on health benefits of seafood (fish and shellfish) consumption in relation to health risks associated with exposure to methylmercury*.
- EFSA Evaluations, G. R. (2016). *Final report on "the identification of food safaty priorities using the delphi technique"*. EFSA.
- EFSA Scientific, C. (2012). *Low-Dose-Response in toxicology and risk Assessment*.
- EFSA(Cd). (2012). Cadmium dietary exposure in European population. *Cadmium dietary exposure in European population*. Parma: EFSA Journal 2012:10(1):2551.
- EFSA(Hg), P. o. (2012). Scientific Opinion on the risk for public health related to the presence of mercury and methylmercury in food. EFSA.
- Faculdade de Medicina do Porto - U, P. (2006). Consumo alimentar no Porto. *Consumo alimentar no Porto*.
- FAO. (2016). *Evaluation of pesticide residues, traning manuel:224*.
- FAO, 4. (2005). *Fundamentos para a modelagem da avaliação de risco:foco nos produtos do mar*.
- Fazil, A. (2005). *Fundamentos para modelagem da avaliação de risco*. FAO.
- Gama, A. C. (2004). *Introdução Computacional à Probabilidade e Estatística*.
- Genebra, B. I. (2008). *Segurança na utilização de produtos químicos no trabalho*.
- Guimarães, R. C., & Cabral, J. A. (1999). *Estatística*. McGraw-Hill.

- J. F. Hair, B. R. (2005). *Análise Multivariada de Dados*.
- Kenneth P. Burnham, D. R. (1998). *Information Theory and Log-Likelihood Models: A Basis for Model Selection and Inference*.
- Marôco, J. (2014). *Análise Estatística com o SPSS Statistics, 6ª Edição*. Lisboa: ReportNumber.
- mathworld.wolfram. (2016). www.mathworld.wolfram.com.
- Murteira, B., & Antunes, M. (2012). *Probabilidades e Estatística -Volume II*. Escolar Editora.
- NIST, S. (2012). *Kolmogorov-Smirnov Goodness-of-Fit Test*.
- NIST, S. (2013). *Anderson-Darling Test - Engineering Statistics Handbook*.
- O'Hagan, & Oakley, J. E. (2003). Probabilistic sensitivity analysis of complex models: a Bayesian approach. 2004 Royal Statistical Society.
- Oliveira, T. P. (2004). *Estatística Aplicada*. Universidade Aberta.
- Palisade, C. (2015). *@Risk - Add-In do Microsoft® Excel para Simulação e Análise de Riscos*. Palisade Corporation.
- Report_FAO/WHO. (2005). *Dietary expose of chemicals in food*. FAO/WHO.
- Trigueiros, D. (1991). *As Árvores de Decisão*. ISCTE.
- Uncertainty_EFSA. (2015). *Guindance on Uncertainty in EFSA Scientific Assessment*. EFSA Scientific Committee.
- Uusitalo, L., Lehtikoinen, A., Helle, I., & Myrberg, K. (2014). An overview of methods to evaluate uncertainty of deterministic models in decision support.
- VIM, J. 2. (2012). *International vocabulary of metrology (VIM)*.
- weibull. (2016). Characteristics of the Weibull Distribution. www.weibull.com.
- WHO Food Safety, W. H. (2015). *World Health Day 2015 - Food Safety*.
- Wolfram. (2016). LogLogisticDistribution. *LogLogisticDistribution*.
<https://reference.wolfram.com/language/ref/LogLogisticDistribution.html>.
- WOLFRAM. (2016). PERTDistribution.
<https://reference.wolfram.com/language/ref/PERTDistribution.html>.
- Yu, C. H. (Setembro de 2003). Resampling methods: Concepts, Applications and Justification. *Practical Assessment Research & Evaluation*. Practi.

ANEXO I

LISTA ESPÉCIES DE PESCADO ANALISADO NO DECORRER DO ESTUDO

Grupo de Pescado	Nº de Amostras Analisadas
Amêijoia	98
Anchova	3
Atum	67
Camarão	12
Carapau/Cavala	42
Choco	16
Dourada	28
Espadarte	11
Faneca	16
Granadeiro	9
Lambujinha	7
Linguado	33
Longueirão	3
Lula	29
Mexilhão	48
Navalheira	2
Ostra	55
Palmeta	8
Pargo	3
Pata-roxa	3
Peixe gato	35
Peixe-espada	25
Peixe-espada-preto	22
Percebe	4
Pescada	12
Polvo	35
Pota	21
Raia	8
Red-Fish	10
Robalo	30
Ruivo	3
Safio	7
Salmão	46
Salmonete	19
Sapateira	52
Sardinha	57
Solha	10
Tamboril	14

Tintureira	23
Total Geral	926

ANEXO II

INQUÉRITO ALIMENTAR

Nº

I. Caracterização Sociodemográfica

- Qual a sua nacionalidade?
- Em que concelho reside? Outro?Qual?
- Que idade tem?
- Qual a sua profissão?
- Qual o seu nível de escolaridade?
- Qual o nº de elementos do agregado familiar?
- Tem viatura própria?
- Tem computador em casa?
- Tem televisão em casa?
- Tem acesso à Internet em casa?

II. Dados antropométricos e de saúde

- Qual a sua altura? (em metros)
- Qual o seu peso ? (em Kg)
- Sofre ou sofreu de alguma patologia?

III. Informações gerais (estilos de vida, hábitos alimentares)

- Em que trimestre da gravidez se encontra?
- Recebe/recebeu aconselhamento nutricional?
- Toma algum suplemento alimentar?
Se sim, qual?
- É fumadora?
Se sim, quantos cigarros fuma por dia?
- Como caracteriza a sua alimentação no geral?



Para aceder ao inquérito alimentar:
Clicar aqui

Grupo III - Pescado (Peixe, Moluscos e Crustáceos)

Preencha apenas os alimentos que consome, com as respetivas porções.															
	Quantas vezes consome?									Porção Média	A sua porção			Obs.	Sazonal.
	N	Mês 1-3x	Semana			Dia			(M)		Menor (<)	Igual (=)	Maior (>)		
			1x	2-4x	5-6x	1x	2-4x	5-6x							
Peixe fresco	N	Mês 1-3x	1x	2-4x	5-6x	1x	2-4x	5-6x	6+	(M)	Menor (<)	Igual (=)	Maior (>)		
Atum fresco	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	200 g - 1 bife	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Carapau /Chicharro	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Cavala	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Sardinha	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Pescada	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Cação	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Redfish	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Robalo	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Salmão	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Dourada	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Solha	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Peixe espada branco	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Peixe espada preto	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Peixe gato	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Raia	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Enguia	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Lixa (tubarão)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Tintureira (tubarão)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - Porção sem pele e espinhas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Peixe transformado	N	1-3x	1x	2-4x	5-6x	1x	2-4x	5-6x	6+	(M)	Menor (<)	Igual (=)	Maior (>)		
Anchoa em lata	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	40 g - 1 lata escorrida	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Atum em lata	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	80 g - 1 lata escorrida	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Bacalhau seco	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	160 g - 1 posta cozida	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Cavala em lata	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	90 g - 1 lata escorrida	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Mexilhão em lata	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	110 g - 1 lata escorrida	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Sardinha em lata	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	85 g - 1 lata escorrida	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Crustáceos	N	1-3x	1x	2-4x	5-6x	1x	2-4x	5-6x	6+	(M)	Menor (<)	Igual (=)	Maior (>)		
Camarão	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - 4 unidades (grandes e descascados)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Sapateira	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Moluscos	N	1-3x	1x	2-4x	5-6x	1x	2-4x	5-6x	6+	(M)	Menor (<)	Igual (=)	Maior (>)		
Ameijoas	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - 9 colheres de sopa	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Lula	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - 4 unidades	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Mexilhão	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - 20 unidades	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Navalheira	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		
Polvo	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g - 1 perna grande	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		
Pota	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	100 g	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		



Para aceder à próxima página
Clicar aqui

Para aceder à página anterior
Clicar aqui

ANEXO III

ESTATÍSTICA DISCRITIVA DOS DADOS DE CONSUMO DIÁRIO POR ESPÉCIES

	N	Range	Maximum	Sum	Mean	Std. Deviation	Variance	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
Atum_Fresco	29	3,33	3,33	6,67	,2299	,85952	,739	3,591	,434	11,695	,845
Carapau	12	14,29	14,29	48,61	4,0508	5,02989	25,300	1,706	,637	1,520	1,232
Cavala	5	1,67	1,67	6,68	1,3360	,74685	,558	-2,236	,913	5,000	2,000
Sardinha	8	3,57	3,57	13,59	1,6988	,95561	,913	,360	,752	3,565	1,481
Pescada	21	28,57	28,57	217,92	10,3771	7,37731	54,425	1,385	,501	1,962	,972
RedFish	2	6,67	6,67	6,67	3,3350	4,71640	22,244
Robalo	13	14,29	14,29	110,52	8,5015	4,40774	19,428	,129	,616	-,346	1,191
Salmão	25	28,57	28,57	250,56	10,0224	5,64843	31,905	1,394	,464	3,588	,902
Dourada	19	14,29	14,29	142,92	7,5221	3,37381	11,383	,801	,524	2,120	1,014
Solha	3	6,67	6,67	13,34	4,4467	3,85093	14,830	-1,732	1,225	.	.
Peixe_Espada_Branco	7	6,67	6,67	40,02	5,7171	2,52102	6,356	-2,646	,794	7,000	1,587
Peixe_Espada_Pret	10	6,67	6,67	60,03	6,0030	2,10924	4,449	-3,162	,687	10,000	1,334
Peixe_Gato	5	14,29	14,29	49,54	9,9080	6,44707	41,565	-1,173	,913	-,147	2,000
Raia	4	6,67	6,67	16,67	4,1675	3,19346	10,198	-,852	1,014	-1,302	2,619
Atum_Lata	23	34,29	34,29	279,45	12,1500	10,11276	102,268	1,298	,481	1,163	,935
Bacalhau_Seco	12	45,71	45,71	351,99	29,3325	18,08662	327,126	-,349	,637	-1,767	1,232
Cavala_Conserva	4	6,00	6,00	18,00	4,5000	3,00000	9,000	-2,000	1,014	4,000	2,619
Sardinha_Conserva	2	1,42	1,42	1,42	,7100	1,00409	1,008
Camarão	18	6,67	6,67	110,05	6,1139	1,71632	2,946	-3,238	,536	10,480	1,038
Sapateira	13	6,67	6,67	70,04	5,3877	2,46835	6,093	-1,559	,616	,722	1,191
Ameijoas	10	6,67	6,67	38,33	3,8330	2,23063	4,976	,018	,687	-,527	1,334
Lula	10	6,67	6,67	53,35	5,3350	2,33281	5,442	-1,655	,687	2,033	1,334
Mexilão	5	6,67	6,67	23,34	4,6680	2,98347	8,901	-1,256	,913	,302	2,000

Navalheira	2	3,33	3,33	3,33	1,6650	2,35467	5,544
Polvo	17	6,67	6,67	96,70	5,6882	1,96166	3,848	-1,981	,550	3,426	1,063
Pota	6	6,67	6,67	33,35	5,5583	2,72302	7,415	-2,449	,845	6,000	1,741
Valid N (listwise)	1										

Minimum Statistic = , 00

ANEXO IV

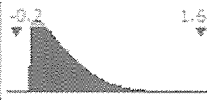
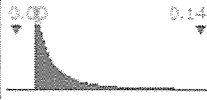
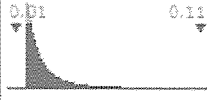
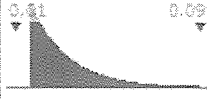
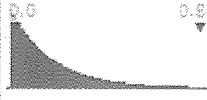
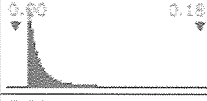

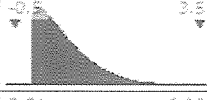
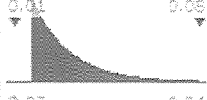
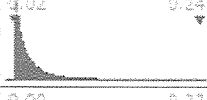

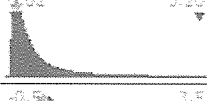

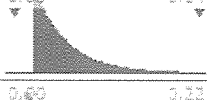
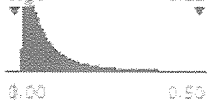
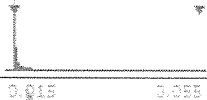
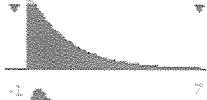
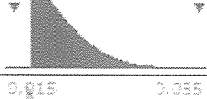


DADOS SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

Inputs do modelo @RISK

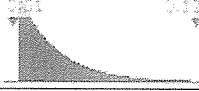
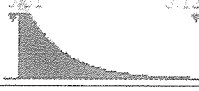
Executado por: Ana Mafalda Costa

Data: quarta-feira, 23 de novembro de 2016 17:15:37

Nome	Aba da Planilha	Célula	Gráfico	Função	Desv Pad	Variância	Assimet	Curtose	5%	0,95
Calculo Exposição_Chumbo_23_11_2016.xlsx										
Peso	Dados_Saude	M39		RiskWeibull(1,3207;12,467;RiskShift(49,575);RiskName("Peso"))	8,772854	76,96297	1,31	5,29	50,89038	78,19
FDP	Chumbo_Calculo_SP	C37		RiskPert(0;0,238;3,33)	0,5164701	0,2667414	0,92	3,46	7,772038E-02	1,72
Atum fresco	Chumbo_Calculo_SP	C76		RiskExpon(0,022609;RiskShift(0,019017);RiskName("Atum fresco"))	0,022609	5,111669E-04	2,00	9,00	2,017669E-02	0,09
Cavala	Chumbo_Calculo_SP	E76		RiskInvgauss(0,035094;0,030974;RiskShift(0,013906);RiskName("Cavala"))	3,735517E-02	1,395408E-03	3,19	20,00	1,980367E-02	0,12
Sardinha	Chumbo_Calculo_SP	F76		RiskInvgauss(0,029912;0,002536;RiskShift(0,019254);RiskName("Sardinha"))	0,1027291	1,055327E-02	10,30	179,92	1,989073E-02	0,15
Pescada	Chumbo_Calculo_SP	G76		RiskExpon(0,0077778;RiskShift(0,0191358);RiskName("Pescada"))	0,0077778	6,049417E-05	2,00	9,00	1,953475E-02	0,04
FDP	Chumbo_Calculo_SP	H37		RiskPert(0;H36;H39)	0,9894524	0,9790159	1,04	3,78	0,1073987	3,23
Redfish	Chumbo_Calculo_SP	H76		RiskExpon(0,0077778;RiskShift(0,0191358);RiskName("Redfish"))	0,0077778	6,049417E-05	2,00	9,00	1,953475E-02	0,04
Robalo	Chumbo_Calculo_SP	I76		RiskUniform(0,01875;0,03125;RiskName("Robalo"))	3,608439E-03	1,302083E-05	0,00	1,80	0,019375	0,03
Salmão	Chumbo_Calculo_SP	J76		RiskPareto(3,9066;0,02;RiskName("Salmão"))	9,849505E-03	9,701275E-05	7,56	0,00	2,026433E-02	0,04
Dourada	Chumbo_Calculo_SP	K76		RiskExpon(0,0066667;RiskShift(0,0192593);RiskName("Dourada"))	0,0066667	4,444489E-05	2,00	9,00	1,960126E-02	0,04
Solha	Chumbo_Calculo_SP	L76		RiskExpon(0,012273;RiskShift(0,018884);RiskName("Solha"))	0,012273	1,506265E-04	2,00	9,00	1,951352E-02	0,06
Peixe espada branco	Chumbo_Calculo_SP	M76		RiskPareto(1,9222;0,02;RiskName("Peixe espada branco"))	0	0	0,00	0,00	2,054088E-02	0,10
Peixe espada preto	Chumbo_Calculo_SP	N76		RiskPareto(1,9222;0,02;RiskName("Peixe espada preto"))	0	0	0,00	0,00	2,054088E-02	0,10
Peixe gato	Chumbo_Calculo_SP	O76		RiskUniform(0,015;0,085;RiskName("Peixe gato"))	2,020726E-02	4,083333E-04	0,00	1,80	0,0185	0,08
Raia	Chumbo_Calculo_SP	P76		RiskPareto(2,7327;0,02;RiskName("Raia"))	2,229151E-02	4,969115E-04	0,00	0,00	2,037895E-02	0,06
Atum em lata	Chumbo_Calculo_SP	Q76		RiskPareto(1,725;0,02;RiskName("Atum em lata"))	0	0	0,00	0,00	2,060363E-02	0,11
Cavala em lata	Chumbo_Calculo_SP	S76		RiskPareto(1,3377;0,02;RiskName("Cavala em lata"))	0	0	0,00	0,00	2,078178E-02	0,19

FDP	Chumbo_Calculo_SP	T37		RiskPert(0;T36;T39)	0,2102586	4,420869E-02	1,04	3,78	2,282221E-02	0,69
Sardinha em lata	Chumbo_Calculo_SP	T76		RiskPareto(1,5566;0,02;RiskName("Sardinha em lata"))	0	0	0,00	0,00	2,067002E-02	0,14
Camarão	Chumbo_Calculo_SP	U76		RiskPareto(2,7938;0,02;RiskName("Camarão"))	2,091694E-02	4,375183E-04	0,00	0,00	2,037059E-02	0,06
Sapateira	Chumbo_Calculo_SP	V76		RiskExpon(0,015;RiskShift(0,019063);RiskName("Sapateira"))	0,015	0,000225	2,00	9,00	0,0198324	0,06
Ameijoia	Chumbo_Calculo_SP	W76		RiskExpon(0,16078;RiskShift(0,014976);RiskName("Ameijoia"))	0,16078	2,585021E-02	2,00	9,00	2,322294E-02	0,50
Lula	Chumbo_Calculo_SP	X76		RiskPareto(2,2029;0,02;RiskName("Lula"))	5,478439E-02	3,001329E-03	0,00	0,00	2,047115E-02	0,08
Mexilhão	Chumbo_Calculo_SP	Y76		RiskPareto(0,7769;0,02;RiskName("Mexilhão"))	0	0	0,00	0,00	2,136503E-02	0,95
FDP	Chumbo_Calculo_SP	Z37		RiskPert(0;Z36;Z39)	0,4947262	0,244754	1,04	3,78	5,369933E-02	1,62
Navalheira	Chumbo_Calculo_SP	Z76		RiskExpon(0,013;RiskShift(0,0187);RiskName("Navalheira"))	0,013	0,000169	2,00	9,00	1,936681E-02	0,06
Polvo	Chumbo_Calculo_SP	AA76		RiskPareto(2,2885;0,03;RiskName("Polvo"))	6,557516E-02	4,300102E-03	0,00	0,00	0,03068	0,11
Pota	Chumbo_Calculo_SP	AB76		RiskPareto(1,0546;0,02;RiskName("Pota"))	0	0	0,00	0,00	0,0209968	0,34
Distribuição Global do Chumbo Especies	Chumbo_Calculo_SP	AC76		RiskPearson5(1,3648;0,017472;RiskShift(0,021203);RiskName("Distribuição Global do Chumbo"))	0	0	0,00	0,00	2,596348E-02	0,15
FDP	Chumbo_Calculo_MTC	C37		RiskPert(0;0,238;3,33)	0,5164701	0,2667414	0,92	3,46	7,772038E-02	1,72
Atum fresco	Chumbo_Calculo_MTC	C75		RiskExpon(0,022609;RiskShift(0,019017);RiskName("Atum fresco"))	0,022609	5,111669E-04	2,00	9,00	2,017669E-02	0,09
Cavala	Chumbo_Calculo_MTC	G75		RiskInvgauss(0,035094;0,030974;RiskShift(0,013906);RiskName("Cavala"))	3,735517E-02	1,395408E-03	3,19	20,00	1,980367E-02	0,12
Sardinha	Chumbo_Calculo_MTC	I75		RiskInvgauss(0,029912;0,002536;RiskShift(0,019254);RiskName("Sardinha"))	0,1027291	1,055327E-02	10,30	179,92	1,989073E-02	0,15
Pescada	Chumbo_Calculo_MTC	K75		RiskExpon(0,0077778;RiskShift(0,0191358);RiskName("Pescada"))	0,0077778	6,049417E-05	2,00	9,00	1,953475E-02	0,04
FDP	Chumbo_Calculo_MTC	M37		RiskPert(0;M36;M39)	0,9894524	0,9790159	1,04	3,78	0,1073987	3,23
Redfish	Chumbo_Calculo_MTC	M75		RiskExpon(0,0077778;RiskShift(0,0191358);RiskName("Redfish"))	0,0077778	6,049417E-05	2,00	9,00	1,953475E-02	0,04
Robalo	Chumbo_Calculo_MTC	O75		RiskUniform(0,01875;0,03125;RiskName("Robalo"))	3,608439E-03	1,302083E-05	0,00	1,80	0,019375	0,03

Salmão	Chumbo_Calculo_MTC	Q75		RiskPareto(3,9066;0,02;RiskName("Salmão"))	9,849505E-03	9,701275E-05	7,56	0,00	2,026433E-02	0,04
Dourada	Chumbo_Calculo_MTC	S75		RiskExpon(0,0066667;RiskShift(0,0192593);RiskName("Dourada"))	0,0066667	4,444489E-05	2,00	9,00	1,960126E-02	0,04
Solha	Chumbo_Calculo_MTC	U75		RiskExpon(0,012273;RiskShift(0,018884);RiskName("Solha"))	0,012273	1,506265E-04	2,00	9,00	1,951352E-02	0,06
Peixe espada branco	Chumbo_Calculo_MTC	W75		RiskPareto(1,9222;0,02;RiskName("Peixe espada branco"))	0	0	0,00	0,00	2,054088E-02	0,10
Peixe espada preto	Chumbo_Calculo_MTC	Y75		RiskPareto(1,9222;0,02;RiskName("Peixe espada preto"))	0	0	0,00	0,00	2,054088E-02	0,10
Peixe gato	Chumbo_Calculo_MTC	AA75		RiskUniform(0,015;0,085;RiskName("Peixe gato"))	2,020726E-02	4,083333E-04	0,00	1,80	0,0185	0,08
Raia	Chumbo_Calculo_MTC	AC75		RiskPareto(2,7327;0,02;RiskName("Raia"))	2,229151E-02	4,969115E-04	0,00	0,00	2,037895E-02	0,06
Atum em lata	Chumbo_Calculo_MTC	AE75		RiskPareto(1,725;0,02;RiskName("Atum em lata"))	0	0	0,00	0,00	2,060363E-02	0,11
Cavala em lata	Chumbo_Calculo_MTC	AI75		RiskPareto(1,3377;0,02;RiskName("Cavala em lata"))	0	0	0,00	0,00	2,078178E-02	0,19
FDP	Chumbo_Calculo_MTC	AK37		RiskPert(0;AK36;AK39)	0,2102586	4,420869E-02	1,04	3,78	2,282221E-02	0,69
Sardinha em lata	Chumbo_Calculo_MTC	AK75		RiskPareto(1,5566;0,02;RiskName("Sardinha em lata"))	0	0	0,00	0,00	2,067002E-02	0,14
Camarão	Chumbo_Calculo_MTC	AM75		RiskPareto(2,7938;0,02;RiskName("Camarão"))	2,091694E-02	4,375183E-04	0,00	0,00	2,037059E-02	0,06
Sapateira	Chumbo_Calculo_MTC	AO75		RiskExpon(0,015;RiskShift(0,019063);RiskName("Sapateira"))	0,015	0,000225	2,00	9,00	0,0198324	0,06
Ameijoja	Chumbo_Calculo_MTC	AQ75		RiskExpon(0,16078;RiskShift(0,014976);RiskName("Ameijoja"))	0,16078	2,585021E-02	2,00	9,00	2,322294E-02	0,50
Lula	Chumbo_Calculo_MTC	AS75		RiskPareto(2,2029;0,02;RiskName("Lula"))	5,478439E-02	3,001329E-03	0,00	0,00	2,047115E-02	0,08
Mexilhão	Chumbo_Calculo_MTC	AU75		RiskPareto(0,7769;0,02;RiskName("Mexilhão"))	0	0	0,00	0,00	2,136503E-02	0,95
FDP	Chumbo_Calculo_MTC	AW37		RiskPert(0;AW36;AW39)	0,4947262	0,244754	1,04	3,78	5,369933E-02	1,62
Navalheira	Chumbo_Calculo_MTC	AW75		RiskExpon(0,013;RiskShift(0,0187);RiskName("Navalheira"))	0,013	0,000169	2,00	9,00	1,936681E-02	0,06
Polvo	Chumbo_Calculo_MTC	AY75		RiskPareto(2,2885;0,03;RiskName("Polvo"))	6,557516E-02	4,300102E-03	0,00	0,00	0,03068	0,11
Pota	Chumbo_Calculo_MTC	BA75		RiskPareto(1,0546;0,02;RiskName("Pota"))	0	0	0,00	0,00	0,0209968	0,34

Carapau /Chicharro	Chumbo_Calculo_SP	D76		RiskExpon(0,021154;RiskShift(0,018373);RiskName("Carapau /Chicharro"))	0,021154	4,474917E-04	2,00	9,00	1,945806E-02	0,08
Carapau /Chicharro	Chumbo_Calculo_MTC	E75		RiskExpon(0,021154;RiskShift(0,018373);RiskName("Carapau /Chicharro"))	0,021154	4,474917E-04	2,00	9,00	1,945806E-02	0,08

Inputs do modelo @RISK

Executado por: Ana Mafalda Costa

Data: quarta-feira, 23 de novembro de 2016 20:56:11

Nome	Aba da Pl.	Célula	Gráfico	Função	Min	Média	Max	Mediã	Moda	Desv P.	Variância	Assimé	Curto	5%
Calculo Exposição_Cádmio_23_11_2016.xlsx														
Atum fresco	Cadmio_D	C84		RiskLoglogistic(-0,017304;0,037097;6,5933;RiskName("Atum fresco"))	###	0,0212	+∞	###	###	1,1119 42E-02	1,23641 5E-04	1,584	11,7	6,43111 6E-03
Cavala	Cadmio_D	G84		RiskExpon(0,0032143;RiskShift(0,0197704);RiskName("Cavala"))	###	0,0230	+∞	###	###	0,0032 143	1,03317 2E-05	2	9	1,99352 7E-02
Sardinha	Cadmio_D	I84		RiskGamma(0,020689;0,017313;RiskName("Sardinha"))	-∞	0,0307	+∞	###	###	2,2204 78E-02	4,93052 5E-04	1,14	5,4	1,69337 2E-03
Robalo	Cadmio_D	O84		RiskGamma(0,839;0,0075572;RiskShift(0,00045256);RiskName("Robalo"))	###	0,0117	+∞	###	###	9,2058 36E-03	8,47474 1E-05	1,642	7,043	1,74441 1E-03
Salmão	Cadmio_D	Q84		RiskInvgauss(0,0818;RiskShift(0,00050826);RiskName("Salmão"))	###	0,0113	+∞	###	###	0,0108 18	1,17029 1E-04	2	9	1,06315 1E-03
Dourada	Cadmio_D	S84		RiskInvgauss(0,010221;0,005554;RiskShift(-0,00022057);RiskName("Dourada"))	###	0,0100	+∞	###	###	1,3865 55E-02	1,92253 5E-04	4,07	30,6	9,55145 3E-04
Solha	Cadmio_D	U84		RiskGamma(0,781;0,013934;RiskShift(0,00084539);RiskName("Solha"))	###	0,0159	+∞	###	###	1,4467 89E-02	2,0932E-04	1,926	8,565	1,76827 2E-03
Peixe espada branco	Cadmio_D	W84		RiskGamma(0,005;0,010739;RiskShift(0,00023297);RiskName("Peixe espada branco"))	0	0,0142	+∞	0	0,003	0,0122 467	1,49981 6E-04	1,754	7,614	1,50449 5E-03
Peixe espada preto	Cadmio_D	Y84		RiskGamma(0,286;0,0092494;RiskShift(-0,000013601);RiskName("Peixe espada preto"))	-0	0,0132	+∞	0	0,004	1,1055 26E-02	1,22218 7E-04	1,673	7,2	1,41334 6E-03
Raia	Cadmio_D	AC84		RiskUniform(-0,0028;0,0238;RiskName("Raia"))	###	0,0105	0,0238	###	###	7,6787 58E-03	5,89633 3E-05	0	1,8	- 0,00147
Atum em lata	Cadmio_D	AE84		RiskLoglogistic(-0,017304;0,037097;6,5933;RiskName("Atum em lata"))	###	0,0212	+∞	###	###	1,1119 42E-02	1,23641 5E-04	1,584	11,7	6,43111 6E-03
Cavala em lata	Cadmio_D	AI84		RiskPareto(7,265;0,02;RiskName("Cavala em lata"))	###	0,0232	+∞	###	###	3,7489 23E-03	1,40544 3E-05	3,299	26,16	2,01416 8E-02
FDP	Cadmio_D	AK37		RiskPert(0;AK36;AK39)	0,00	0,27	1,42	0,00	0,05	0,2102 586	4,42086 9E-02	1,043	3,783	2,28222 1E-02
Sardinha em lata	Cadmio_D	AK84		RiskPareto(1,1738;0,01;RiskName("Sardinha em lata"))	###	0,0675	+∞	###	###	0	0	0	0	1,04466 7E-02
Sapateira	Cadmio_D	AO84		RiskPearson5(0,66199;0,013857;RiskShift(-0,0036489);RiskName("Sapateira"))	###	N/D	+∞	###	###	0	0	0	0	2,37825 9E-03
Ameijoja	Cadmio_D	AQ84		RiskTriang(0,025;0,025;0,43416;RiskName("Ameijoja"))	###	0,1614	0,4342	###	###	9,6439 94E-02	9,30066 1E-03	0,566	2,4	3,53601 6E-02

Lula	Cadmio_Dados	AS84		RiskInvgauss(0,16642;0,044093;RiskShift(0,11025);RiskNameRiskLoglogistic(-0,076341;0,25258;3,6781;RiskName("Mexilhã	###	0,2767	+∞	###	###	0,3233132	0,1045314	5,828	59,61	0,1205561
Mexilhão	Cadmio_Dados	AU84		RiskInvgauss(0,1933;0,021361;RiskShift(-0,0079978);Ris	###	0,1903	+∞	###	###	0,1677905	2,815364E-02	5,895	0	3,709008E-02
FDP	Cadmio_Dados	AW37		RiskPert(0;AW36;AW39)	0,00	0,63	3,33	0,00	0,12	0,4947262	0,244754	1,043	3,783	5,369933E-02
Navalheira	Cadmio_Dados	AW84		RiskInvgauss(0,1933;0,021361;RiskShift(-0,0079978);Ris	###	0,1903	+∞	###	###	0,5814829	0,3381224	9,025	138,7	2,308743E-03
Polvo	Cadmio_Dados	AY84		RiskPareto(0,96368;0,02;RiskName("Polvo"))	###	N/D	+∞	###	###	0	0	0	0	2,109337E-02
Pota	Cadmio_Dados	BA84		RiskInvgauss(0,083691;0,033298;RiskShift(0,013184);RiskNa	###	0,0969	+∞	###	###	0,1326811	1,760427E-02	4,756	40,7	2,059575E-02
Carapau/Chicharro	Cadmio_Dados	E84		RiskExpon(0,0032143;RiskShift(0,0197704);Ris	###	0,0230	+∞	###	###	0,0032143	1,033172E-05	2	9	1,993527E-02
Exposição Hg (especie)	Cadmio_Dados	BD37		RiskLoglogistic(0,12054;1,8022;1,2881;RiskName("Exposição	0,12	6,92	+∞	0,00	0,48	0	0	0	0	0,3037963
Exposição Hg (especie)	Cadmio_Dados	BD42		RiskExpon(3,1892;RiskShift(0,038174);RiskName("Exposição	0,04	3,22737	+∞	0	0,038	3,1892	10,171	2	9	0,2017586
Exposição Hg (especie)	Cadmio_Dados	BE37		RiskLoglogistic(0,84381;12,615;1,2881;RiskName("Exposição	0,84	48,45	+∞	0,00	3,37	0	0	0	0	2,126564
Exposição Hg (especie)	Cadmio_Dados	BE42		RiskExpon(22,324;RiskShift(0,26722);RiskName("Exposição	0,27	22,5912	+∞	0	0,267	22,324	498,361	2	9	1,412292
FDP / Carapau/Chicharro	Cadmio_Dados	E37		RiskPert(0;E36;E39)	0,00	3,54	14,29	0,00	1,73	2,330593	5,431664	0,773	3,131	0,5070533
FDP / Cavala	Cadmio_Dados	G37		RiskPert(0;G36;G39)	0,00	0,44	1,67	0,00	0,24	0,2769643	7,670923E-02	0,716	3,018	0,0689774
FDP / Sardinha	Cadmio_Dados	I37		RiskPert(0;I36;I39)	0,00	0,92	3,57	0,00	0,48	0,5899723	0,3480673	0,735	3,054	0,1406387
FDP / Pescada	Cadmio_Dados	K37		RiskPert(0;K36;K39)	0,00	9,95	28,57	0,00	7,78	5,14468	26,46773	0,421	2,57	2,42353
FDP / Robalo	Cadmio_Dados	O37		RiskPert(0;O36;O39)	0,00	5,01	14,29	0,00	3,95	2,576732	6,639547	0,414	2,561	1,233017
FDP / Salmão	Cadmio_Dados	Q37		RiskPert(0;Q36;Q39)	0,00	10,73	28,57	0,00	8,95	5,229135	27,34385	0,34	2,488	2,886664

FDP / Dourada	Cadmio_D ados	S37		RiskPert(0;S36; S39)	0,00	5,78	14,29	0,00	5,10	2,6503 14	7,02416 5	0,257	2,421	1,71144 6
FDP / Solha	Cadmio_D ados	U37		RiskPert(0;U36; U39)	0,00	1,43	6,67	0,00	0,48	1,0339 2	1,06899	0,921	3,465	0,15552 83
FDP / Peixe espada branco	Cadmio_D ados	W37		RiskPert(0;W36 ;W39)	0,00	2,06	6,67	0,00	1,43	1,1648 75	1,35693 3	0,545	2,729	0,42515 89
FDP / Peixe espada preto	Cadmio_D ados	Y37		RiskPert(0;Y36; Y39)	0,00	2,54	6,67	0,00	2,14	1,2236 42	1,49730 1	0,324	2,474	0,69652 94
FDP / Peixe gato	Cadmio_D ados	AA37		RiskPert(0;AA3 6;AA39)	0,00	3,56	14,29	0,00	1,77	2,3355 69	5,45488 5	0,767	3,118	0,51610 84
FDP / Raia	Cadmio_D ados	AC37		RiskPert(0;AC3 6;AC39)	0,00	1,51	6,67	0,00	0,60	1,0541 74	1,11128 3	0,866	3,333	0,18271 33
FDP / Atum em lata	Cadmio_D ados	AE37		RiskPert(0;AE3 6;AE39)	0,00	12,37	34,29	0,00	9,98	6,2229 06	38,7245 6	0,384	2,53	3,15896 8
FDP / Bacalha u seco	Cadmio_D ados	AG37		RiskPert(0;AG3 6;AG39)	0,00	16,00	45,71	0,00	12,57	8,2412 61	67,9183 7	0,416	2,564	3,92474 9
FDP / Cavala em lata	Cadmio_D ados	AI37		RiskPert(0;AI36 ;AI39)	0,00	1,43	6,00	0,00	0,64	0,9658 906	0,93294 46	0,813	3,216	0,19070 15
FDP / Camarão	Cadmio_D ados	AM37		RiskPert(0;AM3 6;AM39)	0,00	3,73	6,67	0,00	3,93	1,2509 26	1,56481 7	-0,16	2,367	1,59464 6
FDP / Sapateira	Cadmio_D ados	AO37		RiskPert(0;AO3 6;AO39)	0,00	2,78	6,67	0,00	2,50	1,2422 58	1,54320 5	0,224	2,4	0,85181 47
FDP / Amêijoã	Cadmio_D ados	AQ37		RiskPert(0;AQ3 6;AQ39)	0,00	2,02	6,67	0,00	1,37	1,1585 71	1,34228 7	0,565	2,759	0,40504 2
FDP / Lula	Cadmio_D ados	AS37		RiskPert(0;AS3 6;AS39)	0,00	2,38	6,67	0,00	1,90	1,2073 57	1,45771	0,394	2,541	0,60011 74
FDP / Mexilhão	Cadmio_D ados	AU37		RiskPert(0;AU3 6;AU39)	0,00	1,67	6,67	0,00	0,83	1,0910 83	1,19046 1	0,764	3,111	0,24296 9
FDP / Polvo	Cadmio_D ados	AY37		RiskPert(0;AY3 6;AY39)	0,00	3,41	6,67	0,00	3,45	1,2595 25	1,58640 4	-0,03	2,335	1,32551 6
FDP / Pota	Cadmio_D ados	BA37		RiskPert(0;BA3 6;BA39)	0,00	1,90	6,67	0,00	1,19	1,1383 04	1,29573 7	0,628	2,858	0,34714 3

95%

0,0407

0,0294

0,0721

0,0298

0,0329

0,0353

0,0447

0,03841

0,03498

0,0225

0,0407

0,0302

0,69

0,1283

1,4831


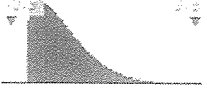
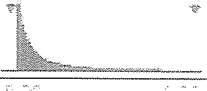

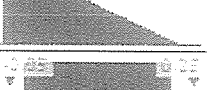

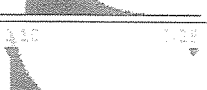
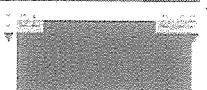
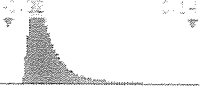
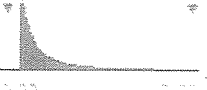
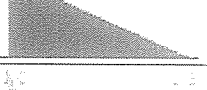






0,3427

Inputs do modelo @RISK

Executado por: Ana Mafalda Costa

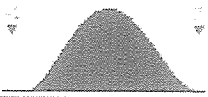
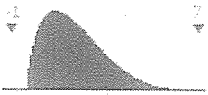

Data: terça-feira, 22 de novembro de 2016 22:41:06

Mercúrio

Nome	Aba da Planilha	Célula	Gráfico	Função	Min	Média	Max	Mediana	Moda	Desv. P.	Variância	Assimetria	Curtose
Peso	Dados gerais	M41		RiskTriang(49,8;49,8;89,142;RiskName("Peso"))	49,8	62,91	89,14	0	49,8	9,273	85,98849	0,5656855	2,4
FDP	Pescado	B37		RiskPert(0;0,22;3,33)	0,00	0,70	3,33	0,00	0,22	0,51	0,2634591	0,9384043	3,507
Atum fresco	Pescado	B65		RiskPareto(0,89615;0,06;RiskName("Atum fresco"))	0,060	N/D	+∞	0,000	0,060	0,000	0	0	0
Cavala	Pescado	F58		RiskExpon(0,058;RiskShift(0,0061333);RiskName("Cavala"))	0,006	0,064	+∞	0,000	0,006	0,058	0,003364	2	9
Sardinha	Pescado	H59		RiskTriang(0,001;0,001;0,071331;RiskName("Sardinha"))	0,001	0,024	0,071	0,000	0,001	0,017	2,748028E-04	0,5656855	2,4
Pescada	Pescado	J48		RiskUniform(-0,01375;0,20675;RiskName("Pescada"))	-0,014	0,097	0,207	0,000	-0,014	0,064	4,051688E-03	0	1,8
FDP	Pescado	L37		RiskPert(0;0,222;6,67)	0,00	1,26	6,67	0,00	0,22	0,99	0,9736024	1,05164	3,808
Redfish	Pescado	L48		RiskPareto(5,199;0,11;RiskName("Redfish"))	0,110	0,136	+∞	0,000	0,110	0,033	1,115319E-03	4,422559	61,81
Robalo 2	Pescado	N52		RiskUniform(0,017;0,087;RiskName("Robalo 2"))	0,017	0,052	0,087	0,000	0,017	0,020	4,083333E-04	0	1,8
Salmão	Pescado	P58		RiskLoglogistic(-0,00071625;0,015464;2,0991;RiskName("Salmão"))	-0,001	0,022	+∞	0,000	0,009	0,066	4,305279E-03	0	0
Dourada	Pescado	R52		RiskPareto(1,2923;0,02;RiskName("Dourada"))	0,020	0,088	+∞	0,000	0,020	0,000	0	0	0
Solha	Pescado	T60		RiskTriang(0,03;0,03;0,19157;RiskName("Solha"))	0,030	0,084	0,192	0,000	0,030	0,038	1,45027E-03	0,5656855	2,4
Peixe espada branco 2	Pescado	V49		RiskExpon(0,29333;RiskShift(0,061111);RiskName("Peixe espada branco 2"))	0,061	0,354	+∞	0,000	0,061	0,293	8,604249E-02	2	9
Peixe espada preto	Pescado	X49		RiskPareto(3,7107;0,36;RiskName("Peixe espada preto"))	0,360	0,493	+∞	0,000	0,360	0,196	3,825816E-02	9,000945	0
Peixe gato	Pescado	Z56		RiskUniform(0,001333;0,0106667;RiskName("Peixe gato"))	0,001	0,006	0,011	0,000	0,001	0,003	7,259363E-06	0	1,8
Raia	Pescado	AB55		RiskExpon(0,076167;RiskShift(0,010653);RiskName("Raia"))	0,011	0,087	+∞	0,000	0,011	0,076	5,801412E-03	2	9
Atum em lata	Pescado	AD65		RiskPareto(0,89615;0,06;RiskName("Atum em lata"))	0,06	N/D	+∞	0,00	0,06	0,00	0	0	0

Cavala em lata	Pescado	AH58		RiskExpon(0,058;RiskShift(0,0061333);RiskName("Cavala em lata"))	0,01	0,06	+∞	0,00	0,01	0,06	0,003364	2	9
FDP	Pescado	AJ37		RiskPert(0;AJ36;AJ14)	0,00	0,27	1,42	0,00	0,05	0,21	4,392624E-02	1,051456	3,807
Sardinha em lata	Pescado	AJ59		RiskPareto(1,2498;0,01;RiskName("Sardinha em lata"))	0,01	0,05	+∞	0,00	0,01	0,00	0	0	0
Sapateira	Pescado	AN56		RiskTriang(0,018;0,018;0,45456;RiskName("Sapateira"))	0,02	0,16	0,45	0,00	0,02	0,10	1,058803E-02	0,5656855	2,4
Ameijoia	Pescado	AP63		RiskTriang(0,005;0,005;0,16811;RiskName("Ameijoia"))	0,01	0,06	0,17	0,00	0,01	0,04	1,478049E-03	0,5656855	2,4
Lula	Pescado	AR55		RiskPareto(0,36782;0,001;RiskName("Lula"))	0,00	N/D	+∞	0,00	0,00	0,00	0	0	0
Mexilhão	Pescado	AT59		RiskPareto(0,77265;0,004;RiskName("Mexilhão"))	0,00	N/D	+∞	0,00	0,00	0,00	0	0	0
FDP	Pescado	AV37		RiskPert(0;AV36;AV14)	0,00	0,63	3,33	0,00	0,11	0,49	0,2431903	1,051456	3,807
Navalheira	Pescado	AV66		RiskLoglogistic(0,0083358;0,025697;1,9629;RiskName("Navalheira"))	0,01	0,05	+∞	0,00	0,02	0,00	0	0	0
Polvo	Pescado	AX55		RiskExpon(0,016667;RiskShift(0,008611);RiskName("Polvo"))	0,01	0,03	+∞	0,00	0,01	0,02	2,777889E-04	2	9
Pota	Pescado	AZ48		RiskPareto(1,3953;0,01;RiskName("Pota"))	0,01	0,04	+∞	0,00	0,01	0,00	0	0	0
Categoria: Carapau													
Carapuçu/Chicharro	Pescado	D58		RiskExpon(0,058;RiskShift(0,0061333);RiskName("Carapuçu/Chicharro"))	0,006	0,064	+∞	0,000	0,006	0,058	0,003364	2	9
Categoria: Exposição Hg (especie)(µg)													
Exposição Hg (especie)	Pescado	BD37		RiskExpon(5,588;RiskShift(1,3806);RiskName("Exposição Hg (especie)"))	1,38	6,97	+∞	0,00	1,38	5,59	31,23357	2	9
Exposição Hg (especie)	Pescado	BE37		RiskExpon(39,121;RiskShift(9,6643);RiskName("Exposição Hg (especie)"))	9,66	48,79	+∞	0,00	9,66	39,12	1530,453	2	9
Categoria: Exposição_Hg_microg													
Exposição_Hg_microg/dia	Pescado	BC37		RiskExpon(0,0055887;RiskShift(0,0013875);RiskName("Exposição_Hg_microg/dia"))	0,00	0,01	+∞	0,00	0,00	0,01	3,123357E-05	2	9
Categoria: FDP													
FDP / Carapuçu/Chicharro	Pescado	D37		RiskPert(0;1,619;14,29)	0,00	3,46	14,29	0,00	1,62	2,31	5,354167	0,7960561	3,178
FDP / Cavala	Pescado	F37		RiskPert(0;0,222;1,67)	0,00	0,43	1,67	0,00	0,22	0,28	7,574522E-02	0,7424404	3,068

FDP / Sardinha	Pescado	H37		RiskPert(0;0,452;3,57)	0,00	0,90	3,57	0,00	0,45	0,59	0,3423567	0,7593981	3,102
FDP / Pescada	Pescado	J37		RiskPert(0;7,262;28,57)	0,00	9,60	28,57	0,00	7,26	5,10	26,02001	0,4589313	2,614
FDP / Robalo	Pescado	N37		RiskPert(0;3,682;14,29)	0,00	4,84	14,29	0,00	3,68	2,56	6,531583	0,4516708	2,605
FDP / Salmão	Pescado	P37		RiskPert(0;8,349;14,29)	0,00	7,95	14,29	0,00	8,35	2,68	7,200964	0,1495581	2,363
FDP / Dourada	Pescado	R37		RiskPert(0;4,762;14,29)	0,00	5,56	14,29	0,00	4,76	2,63	6,932452	0,3016889	2,455
FDP / Solha	Pescado	T37		RiskPert(0;0,444;6,67)	0,00	1,41	6,67	0,00	0,44	1,03	1,05823	0,9367782	3,503
FDP / Peixe espada branco	Pescado	V37		RiskPert(0;V36;V30)	0,00	2,00	6,67	0,00	1,33	1,15	1,333322	0,5773655	2,778
FDP / Peixe espada preto	Pescado	X37		RiskPert(0;X36;X33)	0,00	2,44	6,67	0,00	2,00	1,21	1,474147	0,3659946	2,512
FDP / Peixe gato	Pescado	Z37		RiskPert(0;Z36;Z34)	0,00	3,48	14,29	0,00	1,65	2,32	5,373534	0,7897403	3,165
FDP / Raia	Pescado	AB37		RiskPert(0;AB36;AB28)	0,00	1,48	6,67	0,00	0,56	1,05	1,097186	0,8838682	3,375
FDP / Atum em lata	Pescado	AD37		RiskPert(0;AD36;AD33)	0,00	11,92	34,29	0,00	9,31	6,17	38,09128	0,4228144	2,572
FDP / Bacalhau seco	Pescado	AF37		RiskPert(0;AF36;AF34)	0,00	15,44	45,71	0,00	11,73	8,17	66,77911	0,4537451	2,608
FDP / Cavala em lata	Pescado	AH37		RiskPert(0;AH36;AH34)	0,00	1,40	6,00	0,00	0,60	0,96	0,92	0,8340576	3,261
FDP / Camarão	Pescado	AL37		RiskPert(0;AL36;AL34)	0,00	3,56	6,67	0,00	3,67	1,26	1,580253	8,835284E-02	2,344
FDP / Sapateira	Pescado	AN37		RiskPert(0;AN36;AN34)	0,00	2,67	6,67	0,00	2,33	1,23	1,523804	0,270044	2,431
FDP / Ameijoas	Pescado	AP37		RiskPert(0;AP36;AP29)	0,00	1,96	6,67	0,00	1,28	1,15	1,318993	0,5966087	2,808
FDP / Lula	Pescado	AR37		RiskPert(0;AR36;AR29)	0,00	2,30	6,67	0,00	1,78	1,20	1,433625	0,4330713	2,583
FDP / Mexilhão	Pescado	AT37		RiskPert(0;AT36;AT28)	0,00	1,63	6,67	0,00	0,78	1,08	1,17242	0,7866352	3,158

FDP / Polvo	Pescado	AX37		RiskPert(0;AX36;AX33)	0,00	3,26	6,67	0,00	3,22	1,26	1,586516	2,944627E-02	2,334
FDP / Pota	Pescado	AZ37		RiskPert(0;AZ36;AZ28)	0,00	1,85	6,67	0,00	1,11	1,13	1,273518	0,6563138	2,908
FDP / Consumo g/dia	Pescado	BB37		RiskPert(0;BB36;BB28)	0,00	82,72	174,16	0,00	80,53	32,87	1080,599	6,640717E-02	2,339