



M 2015

**U. PORTO**  
FEUP FACULDADE DE ENGENHARIA  
UNIVERSIDADE DO PORTO

# IMPLEMENTAÇÃO E VALIDAÇÃO DE UM SOFTWARE DE PREVISÃO DE VENDAS

**FILIPA CARRILHO MARTINS CARDOSO**  
DISSERTAÇÃO DE Mestrado APRESENTADA  
À FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE DO PORTO EM  
ENGENHARIA INDUSTRIAL E GESTÃO

# Implementação e Validação de um Software de Previsão de Vendas

*Filipa Carrilho Martins Cardoso*

**Dissertação de Mestrado**

Orientador na FEUP: Prof. Eduardo Gil da Costa



**Mestrado Integrado em Engenharia Industrial e Gestão**

2014-01-23

*À minha mãe*

## Resumo

Nos dias de hoje, os clientes não esperam pelo reabastecimento das prateleiras, sendo cada vez mais exigentes e menos fiéis aos produtos de uma marca. Neste contexto caracterizado por um mercado cada vez mais competitivo, torna-se fundamental para a sobrevivência das organizações, a capacidade de responder com flexibilidade e rapidez às exigências dos clientes, bem como maximizar os seus lucros. A elaboração de previsões de venda de forma precisa é crucial para a antecipação das necessidades dos clientes, otimização dos *stocks* e para a eficiente gestão de operações. A presente dissertação centra-se no processo de elaboração de previsão de vendas, numa empresa que atua no mercado das tintas e vernizes, a CIN.

Depois de uma análise à situação inicial do cálculo de previsões desta empresa, verificaram-se algumas falhas inerentes a este processo. Com vista à melhoria de alguns destes problemas, a CIN procedeu à aquisição de um *software* externo. O principal objetivo desta compra foi o cálculo de previsões mais precisas e de uma forma mais automática, diminuindo-se as subjetividades que tantas vezes acompanhavam este processo.

Para a implementação do novo *software* foram revistos diversos pontos e todos os fluxos dos produtos, desde a saída do armazém principal da CIN, até ao cliente final. Definiram-se novos pressupostos necessários ao processo de implementação e procedeu-se à recolha e validação dos dados utilizados.

De seguida, os resultados provenientes do novo sistema de previsão de vendas foram avaliados, por comparação com outros obtidos segundo metodologias quantitativas adequadas. Esta análise comparativa assentou no cálculo de métricas adequadas à medição da precisão dos resultados. O processo de validação centrou-se numa amostra de produtos devidamente selecionada e para os quais foram elaborados estudos exaustivos.

Por fim, este projeto detetou algumas situações que poderiam ser alvo de melhorias, em termos de funcionamento do *software* e da sua adequação ao universo dos processos da empresa CIN.

Apesar da ferramenta já estar a funcionar, a implementação dos seus resultados está ainda a ser personalizada de acordo com as análises elaboradas.

# Implementation and Validation of a Sales Forecasting System

## Abstract

Customers do not wait for the replenishment of the shelves these days. They are increasingly demanding and less loyal to the products of a brand. In this context, characterized by a more and more competitive market, the ability to answer with flexibility and quickness to customer's demands as well as maximize the organizations' profits is vital for their survival. The elaboration of sales forecasts in an accurate way is crucial for the anticipation of the clients' needs, the stocks' optimization and for the efficient operations management. The present dissertation focuses on the preparation of sales forecasts in a portuguese company operating in the paint and varnish market: CIN.

After an analysis to the starting situation of the forecasts' calculation of this business, some flaws deriving from this process have been verified. With a view to improving some of these problems, CIN did acquire an external software. The main goal of this purchase was the calculation of more accurate forecasts and in a more automatic way, diminishing the subjectivities that so often accompanied this process.

For the implementation of the new software, various points and all the product flows, from the removal of CIN main warehouse until the final customer, were revised. New assumptions, necessary to implement the process, were defined and the used data was collected and validated.

The results coming from the new sales forecasting system were evaluated, by comparison with other results obtained according to adequate quantitative approaches. This comparative analysis was based on the calculation of metrics suited to the measurement of the results' accurateness. The validation process focused on a duly selected sample of products for which exhaustive studies have been made.

Finally, this project detected some situations that could be subjected to improvements, in terms of the software performance and its adequacy to all CIN processes.

Despite the tool being already put into operation, the implementation of its results is still under customization, in accordance with elaborated analyses.

## Agradecimentos

Ao Engenheiro José Paiva, meu orientador na CIN, por toda a disponibilidade, paciência e conhecimento que me transmitiu neste projeto.

À Engenheira Beatriz Llarena, pela oportunidade de integrar neste projeto e pelo seu interesse no decorrer do mesmo.

Ao meu orientador na FEUP, Professor Eduardo Gil da Costa, por todo o apoio e interesse demonstrado pela minha dissertação.

Ao Vítor Oliveira por toda a paciência e colaboração fundamental que me deu na concretização deste projeto. A toda a equipa do planeamento de produção da CIN, nomeadamente ao Joaquim Reis, José Queirós, Mário Teixeira e Paulo Jorge por tão bem me terem recebido e pela infindável paciência que demonstraram para me ensinar.

À minha família por todo o apoio e por terem contribuído para o sucesso da minha educação.

A todos os meus amigos por toda a ajuda e pela compreensão que tiveram nesta fase e sempre.

Por fim, ao Bernardo, que sempre foi incansável e um dos pilares para a concretização do meu Mestrado.

# Índice de Conteúdos

1	Introdução .....	1
1.1	Apresentação da Corporação Industrial do Norte (CIN).....	1
1.2	Âmbito e Objetivos do Projeto.....	2
1.3	Metodologia Adotada para o Projeto.....	3
1.4	Estrutura da Dissertação.....	4
2	Enquadramento Teórico.....	5
2.1	Previsão de Vendas .....	5
2.2	Implementação de um Sistema de Gestão de Previsão de Vendas .....	6
2.2.1	Identificação e Definição do Problema .....	6
2.2.2	Recolha e Tratamento de Dados.....	7
2.2.4	Definição de Métodos de Previsão.....	11
2.2.5	Seleção e Implementação do Modelo .....	17
2.2.6	Controlo e Monitorização do Modelo.....	18
3	Cálculo de Previsões de Vendas Atual da CIN.....	22
3.1	Funcionamento do Grupo CIN .....	22
3.1.2	Classificação dos Produtos .....	23
3.2	Situação Inicial de Cálculo de Previsão de Vendas .....	24
3.3	Utilização das Previsões de Vendas .....	26
3.4	Análise das Previsões Calculadas .....	27
3.5	Formulação do Problema Inicial no Cálculo de Previsões .....	29
4	Implementação e Validação de um Sistema de Previsão de Vendas .....	31
4.1	Software de Cálculo de Previsão de Vendas: <i>Slim 4</i> .....	31
4.2	Implementação do <i>Slim 4</i> na empresa CIN.....	32
4.2.1	Definição do Problema.....	32
4.2.2	Recolha e Tratamento de Dados .....	33
4.2.3	Análise de Dados no <i>Slim 4</i> .....	34
5	Validação das Previsões de Vendas.....	36
5.1	Definição da Amostra de Análise.....	36
5.2	Análise Inicial da Amostra de Produtos .....	38
5.3	Comparação entre as Previsões Obtidas e as Calculadas para a Amostra .....	39
6	Conclusões e Perspetivas de Trabalhos Futuros .....	48
	Referências .....	51
	ANEXO A: Análise Preliminar da Série Temporal.....	54
	ANEXO B: Testes de Análise à Tendência .....	55
	ANEXO C: Testes de Análise à Sazonalidade.....	56
	ANEXO D: Métodos Qualitativos.....	57
	ANEXO E: Técnicas utilizadas para o Cálculo de Valores Iniciais dos Métodos Exponenciais .....	58
	ANEXO F: Diferentes Variantes do Método de Amortecimento Exponencial.....	59
	ANEXO G: Erros Percentuais Assimétricos e Simétricos.....	60
	ANEXO H: Principais Fluxos do Grupo CIN .....	61

ANEXO I: Análise Inicial aos ESAM por categoria ABC .....	62
ANEXO J: Fluxos Considerados na Nova Implementação.....	63
ANEXO K: Ficheiros de Interface do <i>Software</i> .....	64
ANEXO L: Análises das Séries Temporais para Alguns Produtos da Amostra.....	65
ANEXO M: Comparações entre Resultados Obtidos e Calculados.....	67
ANEXO N: Cálculo da Sazonalidade na Existência de Picos no Histórico .....	69

## Siglas

ARIMA- Modelos Autoregressivos Integrados de Média Móvel

BA- Centro de Distribuição Principal da Barnices Valentine

CA- Centro de Distribuição Principal da CIN

CIN- Corporação Industrial do Norte

CY- Centro de Distribuição de Exportação da CIN

EP- Erro Percentual

EPA – Erro Percentual Absoluto

EPAM- Erro Percentual Absoluto Médio

ESA- Erros Escalonado Absoluto

ESAM – Erro Escalonado Absoluto Médio

ERP - *Enterprise Resource Management*

FAC- Função de Autocorrelação

GA- Centro de Distribuição Principal da CIN Canárias

IC – Índice de Cobertura

IC1- Índice de Cobertura Atual

ICO- Índice de Cobertura Objetivo

IC2- Índice de Cobertura Final

sEPAM - Erro Percentual Absoluto Médio Simétrico

SKU- *Stock Keeping Unit*

## Índice de Figuras

Figura 1: Constituição do Grupo CIN .....	1
Figura 2: Objetivos da Implementação do Novo Software de Cálculo de Previsão de Vendas .....	3
Figura 3: Etapas da Implementação de um Sistema de Gestão de Previsão de Vendas .....	6
Figura 4: Relação entre Custos e Complexidade da Seleção de uma determinada Metodologia [Fonte: (Chambers, Mullick, e Smith 1971)] .....	13
Figura 5: Classificação dos Produtos da CIN consoante a sua Natureza .....	23
Figura 6: Classificação dos Produtos da CIN consoante Status de Manuseamento .....	23
Figura 7: Principais Fluxos considerados no Cálculo de Previsões de Vendas Atual .....	25
Figura 8: Frequência Relativa dos Erros Percentuais da CIN (Período vs Produto) .....	27
Figura 9: Histograma dos Erros Percentuais da CIN (Produto vs Período) .....	28
Figura 10: Análise aos ESAM das Previsões Elaboradas pela CIN .....	28
Figura 11: Relação Nível de Serviço e Valor de Stock .....	31
Figura 12: Mapeamento da Integração Inicial do Slim 4 no ERP da CIN .....	33
Figura 13: Evolução das Vendas do Produto 10125 0501 15 .....	40
Figura 14: Evolução das Vendas Após Correção de <i>Outliers</i> do Produto 10125 0501 15 .....	40
Figura 15: Gráfico de Comparação das Previsões para o 10125 0501 15 .....	41
Figura 16: Evolução das Vendas do Produto 10250 0509 15 .....	43
Figura 17: Resultados do Software para a Classificação do Produto 10250 0509 15 .....	44
Figura 18: Previsões 2015 do Slim 4 para o Produto 10250 0509 15 .....	44
Figura 19: Comportamento das Vendas das Lojas, do CA e ao Grupo do Produto 10250 0509 15....	45
Figura 20: Comportamento das Vendas de Exportação do Produto 10250 0509 15 .....	45
Figura 21: Evolução das Vendas do Produto 40500 0000 06 .....	46
Figura 22: Comportamento das Vendas das Lojas, do CA e ao Grupo do Produto 40500 0000 06....	46
Figura 23: Comportamento das Vendas de Exportação do Produto 40500 0000 06 .....	47
Figura 24: Definição dos Processos do Novo Sistema de Previsão de Vendas .....	50
Figura 25: Representação do Algoritmo de Detecção e Correção de um <i>Outlier</i> .....	54
Figura 26: Diferentes Equações Caraterísticas dos Métodos de Amortecimento Exponenciais Principais [Fonte: (Hyndman et al. 2008)] .....	59
Figura 27: Principais Fluxos do Grupo CIN .....	61
Figura 28: Frequência Relativa dos ESAM e Estatísticas Descritivas das Previsões da CIN por Categoria ABC .....	62
Figura 29: Fluxos Considerados na Implementação do Sistema de Previsão de Vendas .....	63
Figura 30: Análise à Série Temporal 10125 0501 15 .....	65
Figura 31: Análise à Série Temporal 10250 0509 15 .....	65

Figura 32: Análise à Série Temporal 40500 0000 06.....	66
Figura 33: Simulação considerando Picos no Histórico na Sazonalidade para o Produto 10125 0501 15 .....	69
Figura 34: Simulação não considerando Picos no Histórico na Sazonalidade para o Produto 10125 0501 15.....	69

## Índice de Tabelas

Tabela 1: Métodos Quantitativos e Qualitativos.....	12
Tabela 2: Método de <i>Holt-Winters</i> consoante Tipo de Sazonalidade.....	15
Tabela 3: Equações do Erro Médio e Erro Médio Absoluto.....	19
Tabela 4: Equações do Erro Percentual Absoluto e do Erro Percentual Absoluto Médio.....	20
Tabela 5: Equações do Erro Percentual Absoluto Simétrico e do Erro Percentual Absoluto Simétrico Médio.....	21
Tabela 6: Características das Empresas do Grupo CIN.....	22
Tabela 7: Classificação dos Produtos consoante o Grupo de Conta.....	24
Tabela 8: Histórico de Vendas e Previsões do Produto 7F130 0000 B3.....	29
Tabela 9: Classificação mediante Tipo de Procura pelo <i>Software</i> .....	34
Tabela 10: Métrica de Controlo das Previsões no <i>Slim 4</i> .....	35
Tabela 11: Resultados da análise ABC de Vendas, Encomendas e Cruzada.....	37
Tabela 12: Descrição dos Produtos Seleccionados.....	38
Tabela 13: Comparações dos Produtos Seleccionados.....	39
Tabela 14: Resultado da Comparação dos Diferentes Métodos para o Produto 10125 0501 15.....	41
Tabela 15: Método Utilizado para o Produto 10250 0509 15 (Vendas Agregadas).....	43
Tabela 16: Análise das Taxas de Crescimento Anuais do Produto 10250 0509 15.....	45
Tabela 17: Resultado da Comparação dos Diferentes Métodos para o Produto 40500 0000 06 (Análise Agregada).....	47
Tabela 18: Métodos Qualitativos mais comuns [Fonte: (Shim 2000)].....	57
Tabela 19: Técnicas de Iniciação para Métodos Exponenciais.....	58
Tabela 20: Variantes do Método de Amortecimento Exponencial.....	59
Tabela 21: Assimetria do Erro Percentual Absoluto consoante o Sinal do Erro.....	60
Tabela 22: Simetria do Erro Percentual Absoluto Simétrico.....	60
Tabela 23: Ficheiros de Interface do <i>Slim 4</i> .....	64
Tabela 24: Resultado da Comparação entre Previsões do Slim e Previsões Calculadas para o Produto 10125 0501 15.....	67
Tabela 25: Resultado da Comparação entre Previsões do Slim e Previsões Calculadas para o Produto 10250 0509 15.....	67
Tabela 26: Resultado da Comparação entre Previsões do Slim e Previsões Calculadas para o Produto 40500 0000 06.....	68

## 1 Introdução

A presente dissertação foi realizada na empresa CIN, no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Industrial e Gestão, da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

Neste primeiro capítulo começa-se por contextualizar a presente dissertação, nomeadamente, a apresentação da empresa na qual o projeto decorreu, as metodologias e objetivos definidos, o planeamento temporal da sua realização e, por fim, a forma como está estruturada.

### 1.1 Apresentação da Corporação Industrial do Norte (CIN)

A origem do Grupo CIN data do ano de 1917 com a fundação da Companhia Industrial do Norte, SARL. No entanto, só em 1926 é constituída aquela que é hoje a empresa-mãe deste Grupo: Corporação Industrial do Norte, SA - (CIN).

Mais tarde, a CIN inicia uma forte estratégia de crescimento e expansão, adquirindo a concorrente Fábrica de Tintas Lacose, com vista a alcançar uma posição de liderança no mercado. Como resultado dessa mesma estratégia e de um vasto processo de internacionalizações e fusões, o Grupo CIN detém atualmente oito empresas em cinco países diferentes (Portugal, Espanha, França, Angola e Moçambique), representadas na Figura 1. A empresa CIN comercializa três marcas distintas: CIN, Sotinco e Nitin.

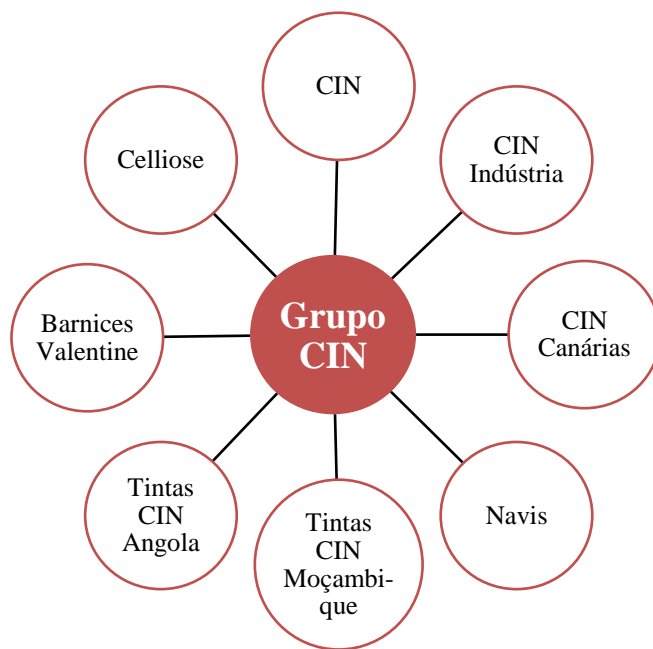


Figura 1: Constituição do Grupo CIN

O Grupo CIN é um dos grandes intervenientes no negócio das tintas e vernizes, sendo líder do mercado nacional desde 1992. Mais tarde, em 1995, alcança a liderança do mercado ibérico. Presentemente possui já uma rede de mais de cem lojas associadas a diversas marcas, é detentor de sete unidades fabris e emprega mais de mil colaboradores pelo mundo.

O Grupo atua em diferentes segmentos de mercado: decorativo, indústria, proteção anticorrosiva e acessórios de pintura. O segmento que representa a maior percentagem de vendas é o decorativo, que inclui as tintas e vernizes de base aquosa ou solvente, destinadas ao mercado profissional e ao consumidor final. No presente ano de 2015 a CIN lança-se ainda no mercado das tintas náuticas, com a criação de uma nova empresa: a Navis.

A exportação é uma área com um peso cada vez maior nas vendas da CIN. Além dos seus produtos estarem disponíveis nos países de origem das empresas do Grupo anteriormente mencionados, estão ainda presentes no México, África do Sul, Polónia e nos Países africanos de língua oficial portuguesa (PALOP).

Todo este crescimento esteve na base para o reconhecimento do Grupo como uma referência no mercado ibérico de tintas e para a obtenção do 48º lugar no ranking mundial de produtores de tintas e vernizes, de acordo com a *Coatings World*.

A estratégia da organização assenta em “intervir em mercados onde, suportada pelas suas competências básicas, seja capaz de atingir uma posição de liderança. O seu crescimento está centrado num processo de consolidação orgânica e de aquisições. A satisfação dos clientes e a liderança são os objetivos primários nos mercados onde marca presença, comprometendo-se à excelência no fornecimento de produtos e serviços inovadores e de qualidade.”<sup>1</sup>

O projeto de mestrado descrito neste relatório foi realizado na Direção de Operações, nomeadamente no Departamento de Planeamento Industrial, que possui como principais funções:

- ❖ Gerir o *stock* dos produtos comercializados pela CIN;
- ❖ Elaborar planos de previsões de vendas mensais de produtos de lote da CIN, CIN Indústria e CIN Canárias (neste último caso, apenas dos produtos produzidos na unidade fabril da Maia);
- ❖ Lançar ordens de fabrico e respetivas ordens de enchimento;
- ❖ Elaborar a partir do MRP da empresa o mapa de necessidades de matérias-primas e embalagens para o Departamento de Compras e o Serviço de Aprovisionamento de Embalagens;
- ❖ Elaborar diariamente a lista de pedidos de compra de produtos adquiridos a fornecedores externos e enviar ao Departamento de Compras;
- ❖ Emitir diariamente o mapa de prioridades de fabrico para os responsáveis fabris;
- ❖ Emitir diariamente, para o Serviço ao Cliente, informação das datas previsionais de entrada de produtos especiais e produtos de lote em rotura, preparada em conjunto com a Direção da Produção;
- ❖ Gerir o *stock* das lojas, efetuando o reabastecimento das mesmas e cumprindo, assim, o Plano de Distribuição. As lojas geridas neste departamento são as lojas do continente, referentes à CIN (incluindo as da marca Sotinco) e CIN Indústria e ainda as lojas das CIN Canárias.

## 1.2 Âmbito e Objetivos do Projeto

As previsões de vendas são essenciais no processo de tomada de decisão de qualquer organização, fornecendo informações sobre procuras futuras dos produtos, para que a sua produção ou respetivos pedidos de compra possam ser planeados a tempo, permitindo uma otimização dos recursos necessários e que os produtos estejam disponíveis para o cliente no momento certo e na quantidade adequada.

O atual processo de cálculo de previsões de vendas da empresa CIN apresenta, por vezes, algumas falhas na deteção de determinados padrões presentes nos dados históricos dos

---

<sup>1</sup> <http://www.cincoatings.com/portal/>

produtos e na sua replicação para o futuro. Isto acontece maioritariamente em produtos cujas vendas sofrem bastantes alterações ao longo do tempo.

Perante a utilização de métodos bastante simples e que algumas vezes se traduzem em resultados desadequados, é necessária a intervenção dos recursos humanos do planeamento, por forma a revisar as previsões calculadas e, se necessário, alterá-las para valores mais adequados. No entanto, este processo tem carácter bastante subjetivo e pode levar a que erros sejam cometidos. Além disso, consome bastante tempo dos recursos operacionais, devido ao elevado número de produtos para os quais é necessário calcular previsões: cerca de 2500 produtos na situação presente.

Assim, a presente metodologia para a elaboração de previsões torna-se desadequada e insustentável no longo prazo, surgindo a necessidade da implementação de uma nova solução. A CIN optou pela compra de um *software* desenvolvido externamente, o *Slim 4*, que é composto por dois módulos: o primeiro módulo com o intuito de realizar previsões para os artigos, e o segundo módulo, que utiliza as previsões calculadas pelo primeiro módulo e elabora pedidos de compra/fabrico adequados. A presente dissertação foca-se na implementação do primeiro módulo deste sistema e na análise e validação dos seus resultados. Este último processo é fundamental para que se possam obter previsões fiáveis e se possam atingir os objetivos da implementação do primeiro módulo do novo *software*, apresentados na Figura 2.



Figura 2: Objetivos da Implementação do Novo Software de Cálculo de Previsão de Vendas

### 1.3 Metodologia Adotada para o Projeto

A metodologia subjacente ao desenvolvimento deste projeto foi a seguinte:

- ❖ Diagnóstico da situação inicial do problema na empresa;
- ❖ Definição dos processos relevantes e variáveis a prever;
- ❖ Recolha e tratamento dos dados necessários à interface entre o ERP da empresa e o *software* adquirido;
- ❖ Validação técnica e qualitativa dos dados para a interface;

- ❖ Análise dos padrões inerentes aos dados históricos;
- ❖ Elaboração de um algoritmo com base em métodos que melhor se adaptem ao perfil de procura dos produtos;
- ❖ Comparação dos resultados gerados pelo programa externo com os resultados obtidos pelo algoritmo elaborado;
- ❖ Validação dos resultados e realização de possíveis melhorias necessárias.

Caso as soluções apresentadas se revelem apropriadas, o projeto segue o seguinte caminho:

- ❖ Definição de um processo de tratamento dos *outputs* e respetiva integração no *ERP* da empresa;
- ❖ Elaboração de um Manual de Utilização do *software* implementado com base nos processos da empresa;
- ❖ Formação dos colaboradores para o uso da nova ferramenta;
- ❖ Possível expansão do sistema a outras empresas do Grupo;
- ❖ Integração do primeiro módulo do programa com a Implementação do módulo de gestão de inventário e gestão das encomendas.

#### 1.4 Estrutura da Dissertação

A dissertação encontra-se dividida em seis capítulos.

Neste primeiro capítulo foi efetuada uma apresentação da empresa, do projeto e dos objetivos respetivos.

No Capítulo 2 é realizado o enquadramento teórico respeitante ao tema das Previsões de Vendas, quer na vertente de implementação de um sistema quer na validação dos seus resultados. Neste capítulo são fundamentadas todas as bases teóricas nas quais assentou a presente dissertação.

No Capítulo 3 é descrito o processo de previsão de vendas atual da empresa, o seu papel na tomada de decisão da organização e a respetiva análise dos resultados existentes antes da solução proposta.

No Capítulo 4 são detalhados os aspetos técnicos relacionados com o *software* específico de previsão de vendas e necessários à sua implementação na CIN.

No Capítulo 5 é apresentada a amostra de artigos sobre a qual as previsões de vendas são analisadas e os respetivos critérios da sua seleção, sendo expostos os resultados obtidos no cálculo das previsões e a comparação com as previsões calculadas externamente. A partir dessa comparação são estabelecidas análises críticas, que podem ou não resultar na validação das previsões do programa.

Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões deste projeto, assim como oportunidades de trabalhos futuros.

## 2 Enquadramento Teórico

Este capítulo tem como objetivo enquadrar o presente projeto na literatura relevante. Assim apresenta-se o conceito de previsão de vendas e a respetiva importância no funcionamento de uma organização, bem como as diversas metodologias possíveis à sua realização. Além disso, são abordados diferentes processos de controlo e monitorização que permitem, mais tarde, a análise de resultados.

### 2.1 Previsão de Vendas

A previsão de vendas, tal como o nome indica, pressupõe uma tentativa de conhecimento antecipado de uma determinada procura futura. Este processo deve ser realizado da forma mais precisa possível, tendo em conta toda a informação disponível, tal como dados históricos ou o conhecimento de eventos que possam ter impacto nas vendas. (Hyndman e Athanasopoulos 2014)

A antecipação de acontecimentos futuros surge da necessidade de planeamento, que é por sua vez é uma das áreas de maior relevo de qualquer organização, devido à existência do *lead time* entre a consciência de um evento e a sua efetiva realização. Caso estes dois últimos processos fossem concomitantes, e a adaptação da empresa a novas condições não acarretasse custos, não se verificava a exigência de planeamento (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998b). No entanto, as atividades base de uma empresa não são instantâneas, o que torna fundamental a tomada de decisões no presente, consoante a identificação de carências futuras, como por exemplo a procura de clientes. Uma organização necessita estimar como vai ser o seu futuro para poder planear o seu presente. Assim, a previsão de vendas fornece um suporte eficaz e eficiente para a redução do risco no processo de tomada de decisão, tanto a nível estratégico como operacional.

A procura dos clientes para um determinado período não é uma variável sob controlo direto de uma empresa, podendo ser influenciada por diversos fatores de ordem económica, política e social, tais como: preços praticados pela concorrência, promoções existentes e anteriores, acessibilidade aos bens/serviços e ambiente económico-social verificado. Esta é uma variável com um grande impacto ao longo de toda a cadeia de abastecimento. Segundo Hoole e Mandana (2005), a capacidade de uma organização para prever o comportamento dos seus clientes de uma forma precisa e eficiente é uma das premissas necessárias para poder alcançar um alto desempenho na sua cadeia de abastecimento.

Desta forma, a realização da previsão de vendas deve ser parte integrante e fundamental no processo de tomada de decisão de qualquer um dos departamentos de uma organização. De acordo com o *Institute of Business Forecasting and Planning* (2005), este é um processo que afeta todas as áreas de uma empresa, nomeadamente:

- ❖ Marketing: recorre às previsões para determinar que produtos deve abandonar e lançar, em que mercados deve investir e quais os produtos que deve promover;
- ❖ Vendas: elabora planos de vendas com base nas previsões calculadas;
- ❖ Planeamento da Produção/Distribuição: é através do cálculo do que se espera vender que são tomadas decisões operacionais, como a realização de planos de produção, de necessidade e alocação de recursos, compra de matérias-primas e de armazenamento;
- ❖ Financeira: as previsões de vendas são fundamentais para a criação de um orçamento financeiro, determinando, por exemplo, qual irá ser o investimento em inventários.

A realização de previsões eficientes é fundamental na tomada de decisão em qualquer tipo de organização, especialmente quando o negócio envolve produtos para os quais são definidos níveis de *stock* (Gugarati 2003) [citado em Malta (2013)]. O cálculo de previsões precisas pode traduzir-se numa melhor política de gestão de *stock*, com a diminuição tanto de situações de rotura como de situações onde o nível de *stock* é exagerado, mantendo assim, níveis de inventário mais adequados. Por um lado, com o decréscimo das roturas, a empresa decresce também os custos das vendas perdidas e aumenta a satisfação dos seus clientes. Por outro lado, ao evitar *stock* desnecessário, a empresa diminui o risco de obsolescência dos seus produtos e os custos associados à sua posse, como custos de oportunidade, de armazenamento e manutenção (Guedes 2006). De acordo com Almada-Lobo (2013b), a elaboração de melhores previsões permite ainda antecipar a mudança e aumentar o conhecimento, reduzindo a incerteza inerente ao processo de tomada de decisão.

Conclui-se, então, que a adoção de um sistema que permita a perceção de futuras procuras de forma mais precisa por parte das empresas pode levar a inúmeras vantagens competitivas ao longo da cadeia logística, com significativa melhoria da alocação dos recursos.

## 2.2 Implementação de um Sistema de Gestão de Previsão de Vendas

A implementação de um sistema de previsão de vendas deve ser considerada um projeto de transformação do processo de negócio e não apenas um projeto de TI (tecnologia da informação) (Almada-Lobo 2013b).

Na ótica de Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998b), a elaboração e implementação de um sistema de cálculo de previsão de vendas, com base em dados quantitativos, segue um conjunto de fases sequenciais, definidas na Figura 3.

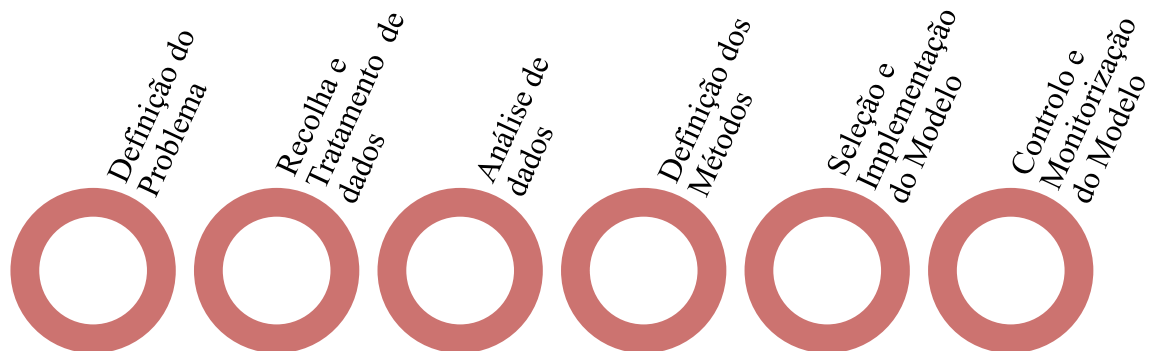


Figura 3: Etapas da Implementação de um Sistema de Gestão de Previsão de Vendas

O sucesso da implementação de um sistema de previsão de vendas pressupõe a execução de cada uma destas fases, que se encontram detalhadas nos subcapítulos seguintes.

### 2.2.1 Identificação e Definição do Problema

Makridakis (1998b) refere que a definição do problema é, por vezes, a fase mais exaustiva e complexa na implementação de um sistema de gestão das previsões de vendas. É nesta etapa inicial que são definidos todos os pressupostos, pilares e objetivos do sistema.

O ponto de partida da implementação de qualquer sistema de cálculo de previsões é a construção de um modelo representativo das diversas operações envolvidas no negócio da

respetiva organização, onde estão apresentadas as principais interdependências (Firth 1977). Este modelo é uma ferramenta bastante útil para a tomada de decisão na definição do processo de previsões.

A principal decisão a ser tomada é a escolha dos produtos que serão alvo de previsões, tendo em conta o funcionamento da organização. Para isso deve ser analisada qual será a função e objetivo das previsões na empresa. Seguidamente devem ser selecionados os produtos para os quais as previsões têm influência na sua gestão. Além disso, pode ser definido um nível de detalhe requerido para diferentes grupos de produtos.

Um dos pressupostos que deve ficar totalmente esclarecido é qual das variáveis se terá em conta para a elaboração das previsões: se as vendas ou a procura. A maioria das empresas utiliza as vendas históricas para realizar previsões e ignora a verdadeira procura que é composta pelas vendas efetivas e as vendas perdidas, isto é, aquelas que a empresa não conseguiu atender na sua totalidade (Feliciano 2009). Isto acontece devido à não existência de mecanismos próprios para medir a componente de vendas perdidas.

Outra classe de decisões deve ser analisada, nomeadamente, aquela que envolve elementos temporais, como o período, o horizonte, e a frequência das previsões (Pellegrini 2000). Estas três variáveis estão interligadas. O período corresponde à unidade de tempo a que as previsões são referentes, que está dependente da forma como os dados estão armazenados. O horizonte consiste no número de períodos futuros cobertos pela previsão e está associada ao tempo de resposta da organização. Quanto maior for o *lead time* de um produto, maior é o horizonte necessário à previsão. O intervalo sobre o qual as previsões são calculadas e revistas diz respeito à sua frequência que, normalmente, coincide com o período.

Por fim, na perspetiva de Pellegrini (2000), deve ser definido o nível de agregação requerida tendo em conta aspetos de gestão, custos de análise, precisão requerida e a forma como os dados temporais são mantidos.

Todas estas decisões são fundamentais para a implementação de um sistema de gestão de previsão de vendas, que só se pode revelar adequado caso estas sejam tomadas em conjunto por todos os departamentos afetados pelas previsões (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998b).

### **2.2.2 Recolha e Tratamento de Dados**

Depois de definidos todos os pressupostos e quais as variáveis que se pretende prever, deve proceder-se à recolha e manipulação de dados relevantes, que devem ser o mais rigorosos e fiáveis possível, para a realização de previsões de vendas. Neste processo podem ser tidos em conta dados de natureza quantitativa, qualitativa ou dos dois tipos.

Os dados quantitativos, referentes às vendas históricas, devem ser armazenados numa base de dados adequada segundo os objetivos definidos. Na recolha dos dados para a base de dados, estes devem ser absolutamente pormenorizados, para que possam ser utilizados de forma detalhada ou agregada (Feliciano 2009). A base de dados deve ser constantemente atualizada com novos dados relevantes para a análise. Dados redundantes e irrelevantes devem ser evitados.

Além disso, informações qualitativas também devem ser consideradas, como opiniões de especialistas, que são essenciais para a validação prática das previsões geradas pelo sistema (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998b).

### 2.2.3 Análise dos Dados

O processo de análise dos dados recolhidos está dividido em duas etapas: a análise preliminar e a análise ao comportamento da série temporal. A primeira está relacionada com o acerto dos dados, onde são retirados os valores atípicos. Já a segunda prende-se com a análise dos padrões inerentes à série de dados históricos.

#### 2.2.3.1 Análise Preliminar

De acordo com Chen e Liu (1993), nalgumas situações, as séries de dados históricos podem sofrer influências de eventos não usuais e não repetitivos: os *outliers*. Estes tornam a análise da série mais complexa, podendo alterar o perfil de procura de um produto. Existem dois tipos principais de *outliers* (Tolvi 1998): os erros grosseiros e os “verdadeiros” *outliers*. Os primeiros estão associados a erros de processamento, como é o caso da ocorrência de um erro no registo de uma venda. Naturalmente, devem ser corrigidos assim que detetados. No caso dos “verdadeiros” *outliers*, são diversos os motivos que podem estar na sua origem: lançamento de promoções esporádicas, mudanças na concorrência global, feriados e eventos sociais, políticos ou naturais.

Se as previsões são calculadas com base em séries de dados que incluem estes valores atípicos, estas previsões podem de alguma forma estar comprometidas devido ao significativo impacto destes valores, com o aumento dos erros calculados, principalmente durante o período que se segue à sua ocorrência (Duncan, Gorr, e Szczy 1998). Assim, pode estar-se a ter em consideração valores atípicos que não possuem representação no futuro e distorcem a análise dos diferentes padrões temporais. Para que esta situação seja evitada, os dados devem ser analisados e, caso se detete a presença de um *outlier*, este deve ser substituído por um valor mais adequado e típico.

#### Detecção de *Outliers*

Perante todas estas consequências do cálculo de previsões de vendas com base em valores esporádicos não relacionados com eventos periódicos, é necessária a definição de uma abordagem para a deteção destes valores. Embora a técnica mais comum seja através da análise gráfica, esta não é a mais efetiva, em virtude da sua relatividade (Kaya 2010).

Segundo Seo (2006), as metodologias de deteção de *outliers* podem ser divididas em dois grupos: as formais e as informais. O primeiro grupo tem por base testes de hipóteses estatísticos, onde é assumida uma determinada distribuição que se adequa aos dados verificados e onde, de seguida, se testa se o valor em causa é ou não *outlier* da distribuição assumida. Já no caso dos testes informais, a distribuição normal é admitida para os erros e é gerado um intervalo limite (intervalo de previsão), onde as observações que se situem fora deste são consideradas *outliers*. Apesar dos testes formais apresentarem melhores resultados quando as suposições acerca da distribuição estatística se adequam fortemente, os testes informais têm como vantagem a sua simplicidade e a deteção de valores afastados, independentemente da distribuição dos dados. Deste modo, quando o processo de deteção de *outliers* tem como principal objetivo identificar valores que se afastem significativamente dos dados da maioria da série temporal, ao invés da identificação da distribuição adequada à série, as técnicas informais podem ser aplicadas (Seo 2006).

Uma das técnicas informais mais populares baseia-se no desvio padrão dos erros estimados para o cálculo do intervalo limite (Duncan, Gorr, e Szczy 1998). O intervalo de previsão é,

assim, uma estimativa de um intervalo no qual se espera que as futuras observações se insiram, com uma dada probabilidade associada, sendo definida na equação (2.1).

$$\text{Intervalo de Previsão} = F_t \pm a \times \hat{\sigma} \quad (2.1)$$

Onde:

$F_t$ , corresponde à previsão calculada para o período  $t$ ,  
 $a$ , corresponde ao nível de significância desejado para a detecção de *outliers* e,  
 $\hat{\sigma}$ , corresponde à estimativa do desvio padrão dos erros entre as previsões calculadas e as vendas efetivas.

A definição deste intervalo é um critério para o reconhecimento da possibilidade de existência de *outliers*. No entanto, esta técnica deve ser acompanhada de uma análise qualitativa e, no caso de existência de informações sobre a ocorrência de valores atípicos, estas devem ser incluídas na análise desta fase. Por exemplo, na hipótese da empresa possuir informações sobre promoções realizadas anteriormente, estas devem ser devidamente marcadas no histórico, mesmo que o valor das vendas esteja incluído no intervalo de previsão acima mencionado.

### Correção de *Outliers*

Depois de identificados os *outliers* presentes nas séries temporais, deve ser feita uma análise, que terá como objetivo associar causas aos valores detetados.

Caso se confirme a ocorrência de um erro de processamento (por exemplo: erro na digitação), tal como referido previamente o valor deve ser imediatamente alterado para o valor correto. Por outro lado, se o valor extremo detetado for um “verdadeiro *outlier*”, deve realizar-se um dos seguintes procedimentos (Pellegrini 2000):

- ❖ Substituição do valor do *outlier* pela previsão relativa ao período correspondente, caso este valor se encontre no final da série temporal;
- ❖ Cálculo do valor médio das observações imediatamente adjacentes ao valor do *outlier*, gerando seguidamente um modelo de previsão sobre este valor médio e, por fim, substituição do valor do *outlier* pelo valor da previsão. Este procedimento adequa-se a situações onde os valores detetados estão presentes em períodos iniciais da série temporal. Na presença de sazonalidade na série, este valor deve ser corrigido com base nos respetivos índices sazonais;
- ❖ Na situação do valor estar associado a uma promoção realizada pela organização, onde a área de Marketing efetue estudos para a quantidade de vendas que deve ser acrescida, esta informação deve ser guardada e posteriormente tida em conta para o cálculo das previsões na altura adequada. Ou seja, caso a promoção seja esporádica, esse valor não deve ser tido em conta nos dados históricos. No entanto, na hipótese de repetição da campanha promocional, valores históricos de antigas promoções serão uma grande ajuda para as novas previsões.

A correção destes valores irá, de uma forma geral, melhorar os resultados obtidos nos cálculos das previsões, por todos os motivos detalhados anteriormente. Quando se altera um valor de uma série temporal, está-se a reescrever o histórico de vendas de um produto, tornando esse histórico mais “suave” do que aquilo que realmente se verificou, o que irá alterar as previsões calculadas. Contudo, este processo deve ser elaborado de forma cuidadosa e consciente, para não correr o risco de alterar valores que não são realmente *outliers*, o que daria origem a previsões menos realistas (Tolvi 1998). Portanto, a correção de *outliers* deve ser sempre revista por um responsável na elaboração de previsão de vendas, de forma a que a sua veracidade esteja assegurada.

No Anexo A está representado o algoritmo que irá ser utilizado para análise preliminar das séries temporais dos diferentes artigos.

### 2.2.3.2 Análise ao Comportamento da Série Temporal

Segundo Wei (2006), uma série temporal consiste numa sequência ordenada de observações ao longo do tempo, segundo intervalos geralmente iguais como, por exemplo, as vendas mensais de uma empresa. No campo das previsões de vendas, o estudo destas séries pode ser de grande interesse, quer para perceber e descrever o mecanismo que está subjacente às vendas históricas quer para, mediante a análise desse mecanismo, conseguir prever quais serão as vendas futuras.

A análise das séries temporais, nomeadamente a gráfica, pode revelar a existência de um determinado padrão nos dados. Existem três tipos de padrões que podem ser distinguidos:

- ❖ Tendência: verifica-se caso exista um aumento ou diminuição nos dados durante um significativo período de tempo. Normalmente pode estar associada a fatores de longo prazo, como o incremento/decrescimento da população, mudanças demográficas, tecnológicas ou nas preferências dos consumidores (Anderson, Sweeney, e Williams 2011).

De acordo com Kalekar (2004), é possível distinguir três tipos de tendência: a aditiva, a multiplicativa e a amortecida. A primeira passa por um aumento/diminuição constante das vendas anuais, ou seja, é uma tendência linear. Por exemplo, todos os anos se soma às vendas anuais do ano passado, um valor fixo. No caso da tendência multiplicativa, verifica-se um crescimento/decrescimento das vendas anuais segundo um fator que se multiplica às vendas do ano anterior, sendo esta uma tendência do tipo exponencial. Por fim, na tendência amortecida, as vendas anuais aumentam/diminuem segundo um fator fixo face ao crescimento anual verificado no ano anterior e não às vendas desse ano. Assim, o crescimento/decrescimento em termos absolutos é cada vez menor.

- ❖ Sazonalidade: está presente numa determinada série de dados, quando esta é influenciada por fatores sazonais, ou seja, é um padrão que se repete segundo uma conhecida periodicidade. Existem produtos cujas vendas têm, obviamente, inerente este padrão associado às estações do ano como, por exemplo, os guarda-chuvas e gelados. No entanto, o período sazonal pode também ser de caráter diário ou semanal (Anderson, Sweeney, e Williams 2011).

Tal como na tendência, é ainda importante distinguir tipos de sazonalidade: a aditiva e a multiplicativa (Kalekar 2004). Como o nome indica, a primeira está presente quando, para um determinado período, a sazonalidade se reflete somando uma determinada quantidade à média dos dados históricos. Verifica-se que as vendas de gelados no mês de agosto aumentam em 1000 unidades cada ano, para esse mesmo mês, face à respetiva média anual. Já a sazonalidade multiplicativa está presente quando este padrão se reflete em termos de um fator de crescimento/decrescimento, face à venda média. Desta forma, no caso da venda de gelados, todos os anos no mês de Agosto as vendas aumentam 40%. É aplicado, então, um fator de 1,4 para esse mesmo mês. A forma mais usual de identificar qual o tipo de sazonalidade passa pela observação de um gráfico de evolução das vendas. Para sazonalidade aditiva, a série mantém flutuações estáveis, qualquer que seja o nível da série. Para sazonalidade multiplicativa, as flutuações sazonais variam de acordo com o nível da série.

- ❖ **Ciclo:** é caracterizado pela existência de subidas e descidas nos dados, habitualmente durante um longo período de tempo sem, no entanto, ter a periodicidade fixa que caracteriza o padrão de sazonalidade. São movimentos típicos de economias capitalistas modernas, de difícil previsão (Mancunzo 2003). Desta forma, os efeitos da componente cíclica são muitas vezes combinados com os da tendência, sendo a sua análise feita em conjunto (Anderson et al. 2012).

Grande parte das séries temporais relativas a vendas históricas inclui combinações destes diferentes padrões, o que pode tornar complicado o isolamento de cada um deles, para posterior análise. Em primeira instância deve ser elaborado o gráfico de evolução da série temporal, de forma a serem detetadas as suas características principais, tais como a tendência, a sazonalidade ou a perceção inicial dos *outliers*. No entanto, esta análise gráfica não é suficiente para se retirarem conclusões fundamentadas, devendo a análise das séries temporais ser complementada com testes estatísticos adequados à identificação de cada um dos padrões. Alguns dos testes para a determinação de tendência e de sazonalidade, utilizados para análises neste projeto, estão descritos nos Anexos B e C.

Além dos três diferentes padrões já mencionados, a série de dados possui ainda, quase sempre, outra componente: o erro. Esta é uma componente irregular que inclui os efeitos imprevisíveis dos dados provenientes de acontecimentos aleatórios. Esta componente apenas pode ser detetada antecipadamente, na eventualidade de haver informação adicional, caso contrário, não pode ser estimada.

Todas estas análises são fundamentais e representam um ponto de partida para a fase seguinte: a escolha dos métodos adequados ao cálculo de previsões.

#### **2.2.4 Definição de Métodos de Previsão**

Existe uma grande quantidade de métodos que podem ser utilizadas no cálculo de previsão de vendas, desde os mais simples até aos mais complexos ou subjetivos. Estes métodos podem ser agrupados em duas categorias principais, quantitativos e qualitativos, representadas na Tabela 1.

Para Shim (2000), apesar da componente humana possuir conhecimentos e informações únicas, não incluídos nos métodos quantitativos, diversos estudos demonstram que a utilização destes últimos métodos se revela mais precisa do que a utilização das técnicas qualitativas. Isto deve-se ao facto destas últimas serem, por vezes, otimistas e subestimarem a incerteza do futuro. Estes são, porém, os métodos mais utilizados pelas empresas (Dalrymple 1987) [citado em (Armstrong 2001b)].

Para se poderem criar previsões o mais próximo possível da realidade, devem ser utilizadas técnicas quantitativas e qualitativas. Estas últimas são cruciais na validação prática das previsões geradas pelo sistema (Pellegrini 2000). Desta forma, esta conjugação de diferentes métodos permitirá a obtenção de melhores resultados, onde as fraquezas associadas a um tipo de métodos tendem a ser compensadas pelas vantagens das outras (Peterson e Silver 1979).

Tabela 1: Métodos Quantitativos e Qualitativos

Métodos Quantitativos		Métodos Qualitativos
Métodos de Séries Temporais	Métodos Causais	
<ul style="list-style-type: none"> <li>❖ Baseiam-se em séries de dados históricos, manipulando-as segundo princípios estatísticos;</li> <li>❖ Para se poder utilizar este tipo de métodos é necessário proceder-se à recolha de dados numéricos referentes ao passado;</li> <li>❖ A premissa de que o padrão de alguns acontecimentos passados se irá manter no futuro, é a base teórica deste tipo de métodos (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998b);</li> <li>❖ São úteis quando é necessário efetuar-se a previsão para um amplo número de produtos.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>❖ Assumem que a variável sobre a qual se deseja realizar previsões, se relaciona com outras variáveis existentes.</li> <li>❖ Através das associações entre as diversas variáveis, elaboram-se cenários futuros;</li> <li>❖ Baseiam-se numa relação causa-efeito.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>❖ São utilizados perante a inexistência, insuficiência de dados históricos ou quando estes apresentam padrões bastante instáveis;</li> <li>❖ Têm por base julgamentos e conhecimentos, possuindo assim um caráter subjetivo;</li> <li>❖ A sua utilidade/precisão é difícil de medir;</li> <li>❖ Normalmente, recorre-se a este tipo de métodos para previsões de médio e longo-prazo, devido à maior variabilidade inerente a estes horizontes (Jain e Malehorn 2004).</li> </ul>

Para o cálculo de previsões a médio e longo prazo, os métodos quantitativos causais são mais precisos do que os não causais, devido à sua capacidade de identificar pontos de mudança relevantes no comportamento da procura dos produtos, com base na influência de variáveis significativas (Schroeder, 1993) [citado em (Feliciano 2009)]. Porém, numa situação onde é necessária a realização de previsões para centenas/milhares de produtos, os métodos quantitativos que se centram na análise de séries temporais revelam-se apropriados, especialmente quando estas são estáveis. A realização de previsões através de métodos causais, para um grande número de produtos diferentes, torna-se bastante complexa e dispendiosa, visto que o analista não consegue conhecer todas as situações que regem a procura de cada um deles (Feliciano 2009).

Cada uma das abordagens quantitativas possui, assim, as suas propriedades, precisões e custos inerentes, devendo todos estes ser considerados para a escolha da abordagem a utilizar. Apesar das vantagens inerentes à realização de previsão de vendas, é necessário ter-se em conta os custos que advêm deste processo como, por exemplo, capital de investimento na compra de um *software* próprio e custos de formação da mão-de-obra (Armstrong 2001a). O cálculo de previsões segundo métodos complexos com resultados bastantes precisos pressupõe custos mais elevados, como é possível observar-se na Figura 4.

Por conseguinte, na escolha de uma metodologia para o cálculo de previsão de vendas, deve ser elaborado um *trade-off* entre o respetivo custo e benefício, optando-se por aquela que se situe mais próxima da região ideal de operação, ou seja, a que possui a melhor relação compensatória custo/precisão (Feliciano 2009). Além disso, segundo Armstrong (2001a), a seleção da metodologia adequada é um problema multidimensional, onde devem ser

ponderadas outras variáveis, tais como, o tempo necessário à sua execução, a sua complexidade e a usabilidade por parte dos utilizadores.

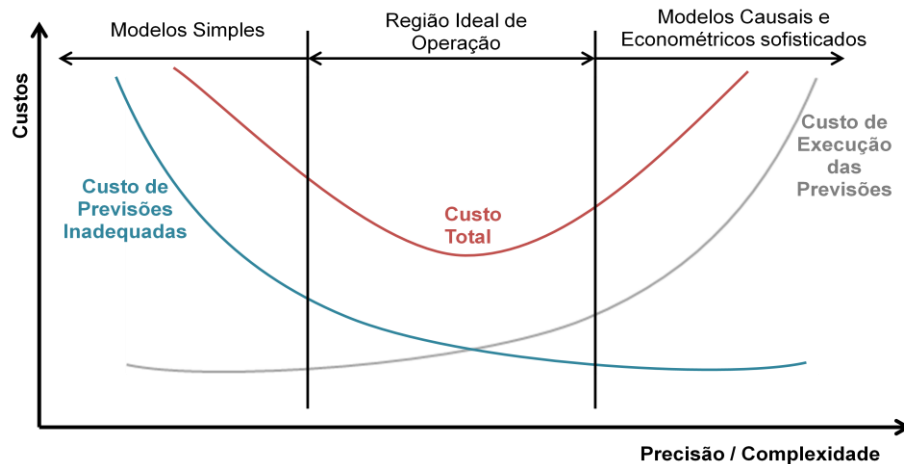


Figura 4: Relação entre Custos e Complexidade da Seleção de uma determinada Metodologia [Fonte: (Chambers, Mullick, e Smith 1971)]

A complexidade do processo de elaboração de previsões varia consoante o alvo de análise, existindo uma maior dificuldade em alguns deles devido, por exemplo, à escassez ou subjetividade dos respetivos dados. No entanto, é sempre melhor prever do que nada fazer. Não prever significa que a construção das decisões se baseia no vazio ou na mera especulação (Johnson, Kurtz, e Scheuing 1994).

A presente dissertação irá ter como principal fundamento o uso de métodos quantitativos, nomeadamente os que recorrem a séries temporais, uma vez que se possuem dados históricos e que é necessária a realização de previsões de um elevado número de produtos. Todavia, alguns dos métodos qualitativos mais utilizados estão descritos no Anexo D.

Deve optar-se pela escolha dos métodos mais simples possível, exceto nos casos em que a complexidade melhora significativamente os resultados. Seguidamente, estão apresentados alguns dos métodos quantitativos mais utilizados.

#### 2.2.4.1 Métodos Quantitativos

- ❖ **Método Ingénuo:** É uma das técnicas mais simples, sem ser necessária a realização de qualquer cálculo complexo. Assume-se que a previsão para o próximo período é igual ao valor das vendas do período atual. Apesar da sua simplicidade, rapidez e fácil compreensão, este método não é o mais indicado, quando de um período para o outro, se verificam flutuações aleatórias significativas (Hyndman e Athanasopoulos 2014).
- ❖ **Métodos de Amortecimento Exponencial:** Os métodos de amortecimento exponencial apresentam esta designação em virtude de aplicarem diferentes pesos aos diversos valores de uma série temporal: diminuem exponencialmente, desde a mais recente observação até à mais distante, por intermédio de parâmetros de amortecimento (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998a). Desta forma as vendas futuras encontram-se mais correlacionadas com os dados históricos mais recentes, do que com os mais antigos.

Algumas das grandes vantagens da utilização dos métodos de amortecimento exponencial são a sua simplicidade em termos computacionais e o seu relativo baixo-custo. Segundo

Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998a), apesar de por vezes ser possível obter-se resultados mais precisos através da utilização de métodos mais sofisticados, esse processo pode ser demasiado moroso. Quando são necessárias previsões para milhares de produtos, como é o caso de um sistema de inventário na maior parte das empresas, os métodos de amortecimento são, em certos casos, os únicos capazes de proporcionar soluções relativamente adequadas em tempo e esforço viável. Contudo, este tipo de métodos não é o mais adequado para a elaboração de previsões no longo-prazo, onde o comportamento da procura dos produtos sofre significativas alterações.

Existem diversas abordagens que se enquadram dentro do amortecimento exponencial, cada uma delas adequada aos diversos padrões inerentes nas séries temporais de dados. Ainda que existam outras pequenas variantes, a família de métodos de amortecimento exponencial está dividida em três principais categorias:

○ **Método de Amortecimento Exponencial Simples**

A utilização desta variante do método exponencial adequa-se a séries temporais estacionárias, ou seja, séries sem tendência e sem sazonalidade, onde as diferentes procuras variam em torno de um valor médio (Herrmann 2012):

$$F_{t+1} = F_t + \alpha \times (V_t - F_t) \quad (2.2)$$

onde:

$V_t$ , corresponde às vendas verificadas no período  $t$

$F_t$ , é a previsão calculada anteriormente para o período  $t$

$F_{t+1}$ , é a previsão que se deseja calcular para o próximo período  $e$ ,

$\alpha$ , é uma constante de amortização da estimativa entre 0 e 1.

Verifica-se que a previsão para o período seguinte é, simplesmente, a previsão calculada para o período anterior acrescida, de um ajustamento do erro verificado ( $V_t - F_t$ ). A equação 2.2 pode ser reescrita da seguinte forma:

$$F_{t+1} = \alpha \times V_t + (1 - \alpha) \times F_t \quad (2.3)$$

Visto que este é um método adequado para séries temporais que não evidenciam nem tendência nem sazonalidade, as previsões para períodos mais afastados no tempo são fixas e calculadas da seguinte forma:

$$F_{t+m} = F_{t+1} \quad m = 2,3, \dots \quad (2.4)$$

Este método apenas possui um parâmetro que necessita ser estimado, nomeadamente, a constante de amortecimento,  $\alpha$ . Quando esta constante possui um valor próximo da unidade, a previsão a calcular irá incluir um elevado ajustamento ao erro obtido no último período. No caso de se optar por igualar a constante  $\alpha$  a 1, a previsão passa a ser obtida pelo Método Ingénuo, ou seja, corresponde ao valor das vendas do período mais recente. Pelo contrário, quando  $\alpha$  toma valores mais próximos de zero, a nova previsão não irá sofrer ajustamentos muito significantes relativamente às previsões calculadas anteriormente. Conclui-se, então, que o primeiro caso é um método mais reativo, com menor amortecimento dos dados, reagindo mais depressa a diferenças existentes no nível da série temporal. Já a segunda opção é mais indicada para séries ou zonas estáveis, onde os dados iniciais mais distantes possuem um papel proeminente (Brown 1956).

○ **Método Linear de Holt**

O método Linear de *Holt* é um corolário do método de Amortecimento Exponencial Simples, na medida em que atribui pesos diferentes aos dados históricos, devendo ser aplicado a procura que apresentem tendência (Holt, 1957) [citado em (Hyndman et al. 2008)]. Para além da determinação do nível de cada um dos dados históricos, é necessário também proceder-se à determinação da sua tendência. Assim, este método estabelece as seguintes relações:

$$N_t = \alpha \times V_t + (1 - \alpha) \times (N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.5)$$

$$T_t = \beta \times (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (2.6)$$

$$F_{t+m} = N_t + T_t \times m \quad (2.7)$$

onde:

$N_t$ , é a estimativa do nível da série no instante  $t$ ,

$T_t$ , é a estimativa da tendência da série no instante  $t$ ,

$F_{t+m}$ , é a previsão calculada para o período  $t + m$ ,

$\beta$ , é uma constante de amortização da tendência entre 0 e 1 e,

$m$ , corresponde ao número de períodos futuros a serem previstos.

Existem, então, dois processos de amortecimento, um relativamente ao nível, equação (2.5), e outro relativamente à tendência, equação (2.6), sendo necessário estimar duas diferentes constantes. Desta forma, o método de *Holt* Linear é também conhecido por método de amortecimento exponencial duplo.

Esta abordagem revela resultados mais precisos aquando da consideração de séries temporais que possuem tendência (Makridakis, Wheelwright, e Hyndman 1998a). Ao contrário do amortecimento exponencial simples, a previsão calculada para períodos futuros deixa de ser fixa e passa a considerar possíveis tendências.

○ **Método de Holt-Winters**

O método de *Holt-Winters* surge do estudo inicial de Holt em conjugação com um novo estudo elaborado por Winters, onde a sazonalidade da série temporal é captada (Hyndman et al. 2008). Estão, então, subjacentes três padrões temporais: nível, tendência e sazonalidade. Cada um deles está representado nas três equações fundamentais deste método, que variam consoante o tipo de sazonalidade: aditiva ou multiplicativa.

Tabela 2: Método de *Holt-Winters* consoante Tipo de Sazonalidade

Sazonalidade Multiplicativa	Sazonalidade Aditiva
$N_t = \alpha \times \frac{V_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) \times (N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.7)$	$N_t = \alpha \times (V_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \times (N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.11)$
$T_t = \beta \times (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (2.8)$	$T_t = \beta \times (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (2.12)$
$S_t = \gamma \times \frac{V_t}{N_t} + (1 - \gamma) \times S_{t-s} \quad (2.9)$	$S_t = \gamma \times (V_t - N_{t-1} - T_{t-1}) + (1 - \gamma) \times S_{t-s} \quad (2.13)$
$F_{t+m} = (N_t + T_t \times m) \times S_{t-s+m} \quad (2.10)$	$F_{t+m} = N_t + T_t \times m + S_{t-s+m} \quad (2.14)$

onde:

$S_t$ , é a estimativa da sazonalidade da série no instante  $t$ ,

$\gamma$ , é uma constante de amortização da sazonalidade entre 0 e 1,  
 $s$ , corresponde ao período sazonal.

Na situação da não verificação de tendência, ou seja, onde a série é considerada localmente estacionária, a equação relativa ao cálculo da estimativa da tendência deixa de ser considerada.

Todas as previsões calculadas por estes métodos, baseados no amortecimento exponencial, estão dependentes da fase de implementação do método. Diferentes implementações podem dar origem a diferentes previsões, conforme o método de inicialização e o método de estimativa dos parâmetros escolhido. No entanto, de acordo com o estudo feito por Makridakis e Hibon (1991), as vantagens resultantes da otimização do processo de inicialização dos métodos exponenciais são poucas, ou inexistentes. Assim, a escolha do método de inicialização do modelo não é determinante para a obtenção de resultados precisos. No Anexo E, estão apresentadas três dessas técnicas.

A maior dificuldade inerente a estes métodos é a determinação do valor das constantes de amortecimento a utilizar, que influenciam o nível de precisão obtido nas previsões. Segundo Gardner (1985), uma possível metodologia consiste na otimização desta constante, de forma a minimizar-se um dos erros médios obtidos, nomeadamente o Erro Quadrático Médio (EQM). Esta é uma abordagem relativamente simples e que produz bons resultados.

Apesar destes três modelos apresentados serem as principais variantes do método de amortecimento exponencial, podem surgir outras associadas a diferentes padrões temporais, apresentadas no Anexo F. Importa referir que a tendência amortecida surge como resposta ao problema do Método Linear de *Holt*, que considera a tendência linear e pode, levar a que futuras previsões sofram um crescimento/decrescimento não realista (Taylor 2003).

#### ❖ **Decomposição Clássica**

O método da Decomposição Clássica baseia-se na existência de um padrão subjacente aos dados históricos, o qual se pode distinguir da aleatoriedade que lhes está associada, através do alisamento destes mesmos dados. O objetivo desta prática é a eliminação da aleatoriedade existente, para que o padrão se possa reproduzir no futuro e ser utilizado para a realização de previsões. Segundo Makridakis, Wheelwright e Hyndaman (1998b), cada um dos dados de uma série temporal ( $V_t$ ) pode ser caracterizado da seguinte forma:

$$V(t) = f(Tt, Ct, St, Et)$$

Esta função depende da variante da decomposição clássica que melhor se adapta à série temporal, se a aditiva ou a multiplicativa.

Esta metodologia proporciona um bom conhecimento da série temporal e dos respetivos fatores que a afetam. No entanto, possui algumas desvantagens, como o pressuposto assumido que os índices sazonais se mantêm constantes ao longo do tempo ou o facto de observações históricas mais recentes possuírem o mesmo peso que as mais antigas.

O cálculo de previsões de vendas pelo método da Decomposição Clássica requer bastante tempo, por motivo da análise exaustiva e ao vasto número de cálculos necessários para a sua elaboração. Normalmente, este tipo de métodos adequa-se melhor à realização de previsões para um reduzido número de produtos.

### ❖ Métodos *Box-Jenkins*

Os modelos de *Box-Jenkins*, também conhecidos como Modelos Autoregressivos Integrados de Média Móvel (ARIMA) surgem em 1970, pela autoria de George Box e Gwilm Jenkins e são outro dos modelos quantitativos para a elaboração de previsões (Box, Jenkins, e Reinsel 1994). Estes métodos são bastante flexíveis e podem adaptar-se a diversas situações de séries temporais, através de princípios estatísticos. Existem inúmeras variantes dos modelos ARIMA que devem ser selecionadas segundo uma abordagem sistemática para se identificar o método mais adequado à modelação da série temporal, que pressupõe que a série analisada seja estacionária, sendo alvo de diversas diferenciações prévias.

Apesar da sua eficácia, a implementação deste tipo de metodologias implica um profundo conhecimento de amplas técnicas e pressupostos estatísticos. A sua utilização pode tornar-se insustentável devido à falta de recursos qualificados e à exigência temporal e financeira inerente à sua complexidade.

A eficácia deste tipo de modelos está dependente do tamanho da série temporal que, para melhores resultados, deve ter no mínimo 50 observações. Este aspeto pode impossibilitar o uso do modelo em situações onde não existam tantas observações históricas.

#### 2.2.5 Seleção e Implementação do Modelo

Depois de definidos alguns dos métodos quantitativos mais utilizados na literatura e os respetivos pontos fortes e fracos, devem ser tomadas decisões sobre aqueles que servirão de base ao cálculo de previsões.

O processo de seleção de um método de previsão envolve alguns fatores como a natureza do produto, a disponibilidade de dados, o horizonte de previsão a longo, médio ou curto prazo, a precisão necessária, o orçamento disponível e o padrão dos dados existentes (horizontal, sazonal, cíclico ou tendência) (Davis 1997) [citado em (Milnitz, Marchi, e Samohyl 2011)].

De acordo com Jain e Malehorn (2004), os métodos de previsão são o coração e alma da elaboração de previsões. Para se obterem resultados precisos é necessário conjugar-se os dados certos com o modelo apropriado: cada conjunto de dados respeitantes a um produto possui um padrão inerente e cada modelo deteta um padrão específico. O facto de se utilizar um método estatisticamente mais sofisticado ou complexo, ao invés de métodos mais simples, não fornece necessariamente previsões mais precisas (Makridakis e Hibon 2000). Quanto mais adequado for o modelo relativamente aos dados históricos, melhores previsões serão calculadas.

Este projeto utilizará os métodos exponenciais como principais metodologias, baseando-se na “Competição M3” da autoria de Makridakis e Hibon (2000), na qual 24 métodos foram analisados para 3003 séries de dados e onde metodologias mais simples, como as de Amortecimento Exponencial, produziram resultados igualmente precisos ou até melhores do que os resultados elaborados por métodos de previsão bastante mais complexos (ARIMA). Assim, opta-se por este tipo de método mais simples, em detrimento de outros mais complexos, devido à sua facilidade de operação, aos seus baixos custos e à qualidade dos seus resultados.

Como já referido, deve possuir-se para a implementação eficaz de métodos ARIMA, de um histórico com pelo menos 50 observações, o que não ocorre na situação dos artigos desta empresa, algo que se verificará mais à frente.

A análise das previsões para o curto prazo, calculadas pelo *software* externo, serão comparadas com previsões elaboradas pelos métodos de carácter exponencial, visto que este é um horizonte de previsão para o qual os métodos exponenciais possuem uma boa precisão (Feliciano 2009).

Desta forma, serão utilizados os variados métodos de Amortecimento Exponencial, de acordo com os padrões inerentes às diferentes séries temporais recolhidas. No caso de difícil perceção desses mesmos padrões, como seja o considerar de modelos aditivos ou multiplicativos, opta-se pela realização dos dois tipos de métodos e das respetivas medidas de erro.

### 2.2.6 Controlo e Monitorização do Modelo

Na implementação de um sistema de previsão de vendas, esta última fase é fundamental para a verificação da adequação dos métodos de previsões a implementar. Na escolha de um método para o cálculo das previsões, deve conhecer-se o grau de incerteza que lhe está associado, sendo que a decisão deve apontar para aquele que proporciona erros menores. Assim, a análise do grau de certeza dos dados através do cálculo do erro é um método complementar necessário ao método de cálculo das previsões.

Além disso, este é um processo que não tem fim. Mesmo depois da validação dos métodos selecionados é necessário o acompanhamento e controlo dos resultados obtidos, de forma a garantir que o método não se torna desadequado. É evidente a importância da monitorização de qualquer sistema de cálculo de previsões de vendas, face às mudanças do contexto económico e de negócio. Na maior parte dos casos, as empresas não fazem essa monitorização, o que leva a que os sistemas de previsão de vendas possuam erros de elevada grandeza, ficando fora de controlo, ou seja, inapropriados às circunstâncias de mudança (Firth 1977).

A precisão das previsões calculadas pode ser vista sob duas vertentes (Almada-Lobo 2013a):

- ❖ Enviesamento: refere-se à sobre ou subestimação constante das previsões relativamente às vendas efetivas. Normalmente, um alto enviesamento dos resultados advém do facto do método escolhido para realizar as previsões ser inapropriado para a série de dados em questão.
- ❖ Variação: relaciona-se com a dispersão dos resultados obtidos, neste caso, das previsões calculadas. Ao contrário do enviesamento, a variação não está associada ao método escolhido, mas antes com os dados em si. Os motivos que podem estar na origem de uma grande variância dos resultados são a existência de aleatoriedade nos dados, impossível de prever, ou origens previsíveis da variação dos dados que não estão a ser corretamente consideradas no modelo.

A perceção de quais as diferentes origens do erro que se refletem no enviesamento e na variação das previsões calculadas é fundamental para a adoção de métodos que melhor se adequem aos dados históricos e para a obtenção de resultados mais precisos.

#### 2.2.6.1 Cálculo de Erros

Esta dissertação irá ter como principal objetivo a fase de validação das previsões obtidas pelo programa adotado, comparando-se estas com as calculadas por um dos métodos exponenciais acima mencionados. A escolha desse método será feita mediante a minimização de um dos

erros calculados. A comparação da precisão entre as previsões calculadas e as obtidas assentará também no cálculo dos erros de cada uma.

Tal como no processo de escolha de um método, a eleição de quais os erros a calcular e ter em conta para análise, é um processo complexo e deve ser devidamente ponderado. Há vários anos que especialistas tentam definir quais as métricas mais adequadas para a determinação do rigor das previsões, não existindo ainda um consenso geral.

O erro das previsões elaboradas face às vendas efetivas e o respetivo erro absoluto são calculados da seguinte forma:

$$E_t = V_t - F_t \quad (2.15) \qquad EA_t = |V_t - F_t| \quad (2.16)$$

onde:

$V_t$ , corresponde às vendas no período  $t$  e,

$F_t$ , corresponde à previsão calculada para o período  $t$ .

Seguidamente, estão apresentados alguns dos erros mais utilizados na literatura, divididos em três grupos: dependentes de escala, percentuais e independentes de escala.

#### ❖ Erros Dependentes da Escala:

##### ○ Erro Médio (EM) e Erro Absoluto Médio (EAM)

Tabela 3: Equações do Erro Médio e Erro Médio Absoluto

Erro Médio (EM)	Erro Absoluto Médio (EAM)
$EM = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N E_t \quad (2.17)$	$EAM = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N EA_t \quad (2.18)$

O EM é a medida mais indicada para medir o enviesamento, visto ter em conta o sinal da diferença entre as vendas e as previsões. Caso o seu valor seja significativamente positivo (ou negativo), significa que as previsões calculadas são mais elevadas (ou mais baixas) que as vendas efetuadas. É importante referir que quando este erro é zero, não significa obrigatoriamente que as previsões tenham sido perfeitas, isto é, tenham coincidido com as vendas, apenas significando que existe uma tendência que pode ocorrer, devido aos erros se anularem entre si. No entanto, é um tipo de erro que não deve ser utilizado de forma isolada num processo de análise, possuindo algumas falhas de informação, como a dispersão/precisão dos dados analisados.

O EAM consiste na média dos erros absolutos entre as vendas efetuadas e as previsões calculadas ( $0 \leq EAM \leq +\infty$ ). Ao contrário do que é considerado para o cálculo do EM, o cálculo deste tipo de desvio não tem em conta o sinal dos erros, mas apenas a sua magnitude. Assim, os diferentes erros não se anulam entre si. O EAM é um indicador apropriado para a medição da precisão dos dados: quanto mais próximo o seu valor for de zero, mais precisas são as previsões. Caso o EAM seja zero, significa que as previsões calculadas igualam as vendas verificadas, nos períodos em análise. Contudo, se isto não se verificar, a sua interpretação torna-se mais difícil, sendo certa apenas a informação do quanto as previsões consideradas se afastaram em média das vendas, em termos absolutos.

○ **Erro Quadrático Médio (EQM)**

$$EQM = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N Et^2 \quad (2.19)$$

O EQM é a média dos erros quadráticos referentes a cada período de análise. Tal como no EAM, o sinal dos desvios verificados nas previsões não é considerado para o cálculo do EQM ( $0 \leq EQM \leq +\infty$ ). A grande diferença desta categoria de erro assenta na utilização da função quadrática, o que se traduz na atribuição de um maior peso aos erros maiores face aos menores. O EQM é, portanto, útil quando há uma maior preocupação com os erros de maior magnitude, cujas consequências são proporcionalmente muito maiores do que as consequências dos erros mais pequenos (Makridakis e Hibon 1995). Todavia, a importância dada a erros maiores, pode levar a uma influência excessiva dos *outliers* no cálculo deste erro médio e penalizar erros menores de outros períodos. Além disso, a aplicação da função quadrática dificulta a interpretação do EQM.

Os erros mencionados como dependentes da escala são úteis e relativamente fáceis de interpretar na comparação de diferentes métodos de previsão para a mesma série de dados. Contudo, para uma análise comparativa entre diferentes séries de dados/produtos, este tipo de erro não é o mais apropriado a utilizar, visto depender da escala a que se refere, não se podendo retirar conclusões com significado (Hyndman et al. 2005).

❖ **Erros Percentuais:**

Os erros percentuais têm como vantagem serem independentes da escala, sendo por isso muito utilizados para comparar a precisão das previsões calculadas para diferentes categorias de dados/produtos.

○ **Erro Percentual Absoluto (EPA) e Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM)**

O erro percentual mais utilizado é o Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM), que expressa o erro absoluto como percentagem do valor das vendas (Makridakis e Hibon 1995) e é calculado da seguinte forma:

Tabela 4: Equações do Erro Percentual Absoluto e do Erro Percentual Absoluto Médio

Erro Percentual Absoluto (EPA)	Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM)
$EPAt = 100 \times \frac{EAt}{Vt} \quad (2.20)$ <p><i>t é o período considerado</i></p>	$EPAM = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N EPAt \quad (2.21)$

Apesar de ser bastante fácil calcular e ter interpretação intuitiva, o EPAM possui também algumas desvantagens, tais como a não existência de um limite superior fixo. Por exemplo, quando o consumo de um produto é irregular, existindo períodos onde as vendas são nulas, ao EPA corresponderá um valor infinito, qualquer que seja o valor do erro absoluto (quer este seja 1 ou 1000). Além do valor deste período ser indefinido, este irá “condenar” também o valor da média de todos os períodos ( $EPAM = +\infty$ ). Mesmo quando as vendas não são nulas, mas são de baixo volume, os valores do EPA tornam-se extremamente enviesados. Por último, outro dos problemas que pode surgir com a utilização do EPA é a sua assimetria, penalizando de uma forma maior os erros negativos relativamente aos positivos, mesmo quando o seu valor absoluto é igual, como demonstrado na tabela 20 do Anexo G.

○ **Erro Percentual Absoluto Médio Simétrico (sEPAM)**

Como forma de contornar a assimetria existente no EPA, Makridakis e Hibon (1995) propuseram a medição da precisão das previsões, através do cálculo do erro percentual absoluto médio simétrico (sEPAM),

Tabela 5: Equações do Erro Percentual Absoluto Simétrico e do Erro Percentual Absoluto Simétrico Médio

Erro Percentual Absoluto Simétrico (sEPA)	Erro Percentual Absoluto Simétrico Médio (sEPAM)
$sEPAt = 100 \times \frac{EAt}{\frac{(Vt + Pt)}{2}} =$ $= 200 \times \frac{EAt}{Vt + Ft} \quad (2.22)$	$sEPAM = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N (sEPAt) \quad (2.23)$

Este erro evita os valores exorbitantes do EPAM quando as vendas de um certo período são zero e as previsões não. Além disso, a assimetria referida anteriormente deixa de existir neste tipo de erro, visto passar a calcular-se o peso do erro absoluto na média do valor das vendas, acrescido do valor das previsões. Assim, obtém-se uma medida do erro percentual simétrico, como se pode observar na segunda tabela do Anexo G. Ao contrário do EPAM, o sEPAM possui um limite superior fixo ( $0 < sEPAM < +200\%$ ).

❖ **Erros Independentes de Escala:**

○ Erro Escalonado Absoluto Médio (ESAM)

O ESAM é uma métrica independente da escala dos dados e proposta por Hyndman e Koehler (2005), que surge como resposta a alguns dos problemas encontrados nos erros descritos anteriormente. É calculado segundo a equação (2.24).

$$ESAM = Média \left( \left| \frac{E_t}{\frac{1}{n} \sum_{t=2}^n |F_t - F_{t-1}|} \right| \right) \quad (2.24)$$

Este cálculo é realizado através da divisão do erro da previsão, com recurso a um determinado método, pela média dos erros do Método Ingénuo. Caso o valor obtido no cálculo do ESAM seja menor do que um, considera-se que as previsões calculadas pelo método proposto, em média, produzem erros menores do que as previsões calculadas pelo Método Ingénuo. Importa referir que este erro pode ser adaptado: ao invés de se considerar o Método Ingénuo (prática mais comum), outro método de *benchmarking* pode ser utilizado para se fazerem comparações.

De acordo com os seus autores, este é um erro que se deve considerar como uma prática adequada à comparação da precisão de previsões segundo diferentes métodos e, inclusive, para diferentes séries de dados. Estes reforçam ainda, o que dizem ser a grande vantagem deste erro: a adequação do erro a séries intermitentes, onde existem vários períodos sem qualquer venda. Valores indefinidos ou infinitos são apenas obtidos, quando todos os valores das vendas históricas se igualam, o que na maioria das vezes não acontece na realidade.

### 3 Cálculo de Previsões de Vendas Atual da CIN

No presente capítulo são apresentados aspetos organizacionais relevantes para a implementação de um novo sistema de previsão de vendas, juntamente com a descrição da situação anterior à implementação da nova solução.

#### 3.1 Funcionamento do Grupo CIN

Para se poder entender o processo de previsão de vendas atual da empresa CIN, é fundamental considerar-se os aspetos de funcionamento da empresa e do Grupo. Assim, começa-se por apresentar algum desses aspetos.

Tal como referido anteriormente, o Grupo é constituído por 7 empresas distintas, que possuem características e armazéns próprios. Na tabela 6, estão apresentadas essas mesmas empresas e os armazéns de fabrico e distribuição associados.

Tabela 6: Características das Empresas do Grupo CIN

Código Empresa	Empresa	Armazéns de Fabrico	Centros de Distribuição	Armazéns de Exportação	Número de Lojas	Armazéns Diversos <sup>2</sup>
01	CIN	C1, C2,C3, C4, C5, C6	CA	CY LY (Sotinco) NY	53 (mais 3 Lojas da marca Sotinco)	CX
05	CIN Indústria	I1	IA	IY	53	IX
15	Nictrading	-	-	-	-	-
11	Navis	-	VA	-	3	VD (armazém carrinha)
50	Valentine	B1	BA	BY	7	BX
66	CIN Canárias	-	GA	-	13	GX
80	Celliose	O1,O2 H1,H2	OA,OC,ON HÁ	-	Não possui lojas próprias	OX,O9

No Anexo H estão representados os principais fluxos entre as empresas e os respetivos armazéns. Os fornecedores externos não estão apresentados, em virtude do seu elevado número. O Centro de Distribuição da Maia é um dos armazéns principais de todo o Grupo e é onde ocorrem diversos fluxos interempresas. Existem neste armazém físico diversos armazéns da empresa CIN (CA, CY, LY e NY), da CIN Indústria (IA e IY) e da Navis (VA). Os armazéns IA e VA são puramente lógicos: do ponto de vista físico, os seus produtos estão

<sup>2</sup> Na maioria dos casos, os armazéns diversos estão associados a armazéns de produtos de devolução.

todos no mesmo espaço do armazém CA. Já os armazéns de exportação encontram-se noutra espaço físico.

É importante referir ainda que, no Centro de Distribuição da Maia, os *stocks* dos produtos fabricados e comprados pela CIN estão, por defeito, no armazém CA, mesmo que depois sejam comercializados pela empresa Navis ou CIN Indústria. O *stock* destes produtos é apenas transferido informaticamente para os armazéns IA e VA, aquando da sua saída de armazém (por exemplo para lojas ou clientes finais). Apesar de estarem fisicamente separados, os armazéns de exportação são tratados apenas como zonas de expedição, não existindo neles qualquer quantidade de *stock*.

### 3.1.2 Classificação dos Produtos

As classificações seguintes são algumas das utilizadas pela empresa CIN para parametrizar os respetivos produtos, possuindo considerável importância para este projeto.

#### ❖ Consoante o seu Tipo

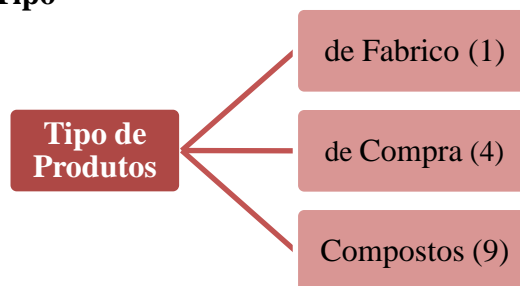


Figura 5: Classificação dos Produtos da CIN consoante a sua Natureza

- **Produtos de Fabrico:** são artigos produzidos numa das naves de fabrico da CIN.
- **Produtos de Compra:** fazem parte deste tipo de produtos todos os que não são fabricados pela CIN, mas que esta comercializa. Aqui estão incluídos os artigos fabricados por outras empresas do Grupo, mas que são também vendidos pela CIN.
- **Produtos Compostos:** são artigos fictícios, ou seja, constituídos por um ou mais produtos acabados, sendo também conhecidos como *kits* que possuem código próprio.

#### ❖ Consoante *Status* de Manuseamento dos Produtos

Os procedimentos atuais para a gestão de *stock* são efetuados por *status* de produto. Atualmente, os produtos da empresa estão classificados em cinco *status* distintos, apresentados na Figura 6.

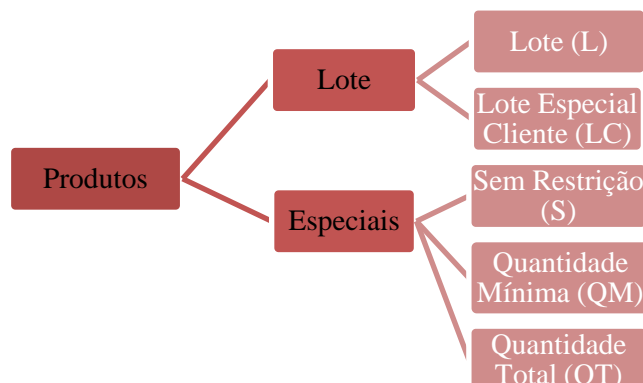


Figura 6: Classificação dos Produtos da CIN consoante Status de Manuseamento

- **Produtos de Lote:** são os produtos dos quais se espera que exista sempre *stock* no armazém. O nível de *stock* existente é controlado através do cálculo do índice de cobertura (em dias).
- **Produtos de Lote Especial Cliente:** são produtos para os quais existe *stock* e que são comercializados em um ou mais clientes específicos e que possuem regras de gestão e de *stock* próprias.
- **Produtos Especiais sem Restrição:** são produtos para os quais não existe *stock*, sendo apenas fabricados/comprados mediante encomenda do cliente. Não existem quaisquer restrições para a quantidade encomendada.
- **Produtos Especiais de Quantidade Mínima:** apesar de serem produtos especiais, ou seja, realizados/comprados apenas quando existe uma encomenda, está estipulada uma quantidade mínima para cada pedido.
- **Produtos Especiais de Quantidade Total:** tal como os outros tipos de produtos especiais, não possuem *stock* em armazém. No entanto, mediante uma pré-encomenda, é fabricada/comprada uma quantidade total do produto, que fica em *stock* no armazém. Passam a ser geridos como produtos de lote até se esgotar a quantidade encomendada como, por exemplo, nos casos de um cliente ter planeada a realização de uma obra e de conhecer a quantidade de tinta de que irá necessitar, desconhecendo, no entanto, a sua cadência.

#### ❖ Grupo de Conta

Existem cinco categorias nesta classificação, apresentadas na tabela 7.

Tabela 7: Classificação dos Produtos consoante o Grupo de Conta

PP	PC	MK	MP	PE
Produto Acabado	Produto Complementar	Produto de Marketing	Matéria-Prima	Embalagens

Todos estes grupos de conta são facilmente identificados pelo seu nome. Importa apenas fazer uma pequena distinção: os produtos acabados, na sua maioria tintas ou vernizes, são produtos que, como o nome indica, estão aptos a serem comercializados. A este grupo de conta podem corresponder produtos de qualquer um dos tipos descritos acima. A título de exemplo, a CIN compra tintas a outras empresas, quer do grupo quer externas. Já os produtos complementares são sempre produtos do tipo 4, como é o caso dos pincéis e das trinchas.

#### ❖ Armazém de Distribuição Principal

O armazém de distribuição principal de um produto corresponde ao armazém da empresa onde o seu consumo apresenta maior proporção. Desta forma, um produto fabricado pela empresa CIN não tem necessariamente o CA como armazém de distribuição principal, podendo antes ter parametrizado o armazém BA ou GA.

### 3.2 Situação Inicial de Cálculo de Previsão de Vendas

As previsões de vendas são calculadas a partir de uma aplicação informática desenvolvida pelo planeamento e revistas periodicamente, de acordo com o histórico de vendas. As previsões são efetuadas separadamente para cada SKU, não existindo nenhum tipo de agregação ao nível do produto.

A CIN realiza apenas previsões para certos produtos, nomeadamente: produtos acabados e produtos complementares, cujo *status* de manuseamento seja de Lote e cujo armazém de distribuição principal seja o CA.

Apesar da empresa possuir um histórico de 36 meses de profundidade, o cálculo das previsões tem por base somente os últimos 24 meses, sendo que na validação das previsões calculadas se possui informação das médias dos 3 últimos anos. Por outro lado, este cálculo é feito com base nas saídas do armazém CA e não em vendas efetivas. Ou seja, as previsões elaboradas dizem respeito aos movimentos com origem no armazém CA, representados a verde na Figura 7. Assim, são consideradas as vendas do CA ao cliente final e os movimentos para as diferentes lojas e para as diferentes empresas do Grupo. As vendas das lojas aos clientes finais, apresentadas a cinzento na Figura 7, não são consideradas na sua verdadeira grandeza. Existe, então, uma agregação dos movimentos dos produtos no armazém CA, não sendo elaboradas previsões por loja.

A exportação, também representada a cinzento na Figura 7, não é tida em conta para a elaboração das previsões atuais. As vendas para exportação são, teoricamente, tratadas como *make to order*, o que pode nem sempre acontecer. Por exemplo, quando o pedido de exportação de um determinado produto é de reduzida quantidade, não se justifica o lançamento de um fabrico, caso exista quantidade suficiente em *stock*, retirando-se diretamente do armazém de distribuição, o que pode negligenciar os índices de cobertura calculados com base nas previsões. Se não existir quantidade suficiente em armazém, é necessário o lançamento de uma nova ordem de fabrico, que, em consequência dos elevados lotes associados aos produtos L, pode gerar excedentes que serão adicionados ao *stock* desses produtos no CA. Esta omissão pode causar entropia nas atividades do planeamento e ser considerada uma desvantagem, devido ao peso crescente desta atividade na realidade da CIN.

É importante referir que, apesar da existência de um algoritmo para o cálculo das previsões, estas não são definitivas. Em última instância, para serem inseridas no ERP da empresa, precisam de ser validadas, podendo até ser modificadas manualmente pelo elemento responsável pelas previsões, que pode, por exemplo, receber informações da Direção Comercial. As previsões de produtos em fase de lançamento são da inteira responsabilidade da Direção de Marketing, como é o caso dos produtos da empresa Navis, criada recentemente.

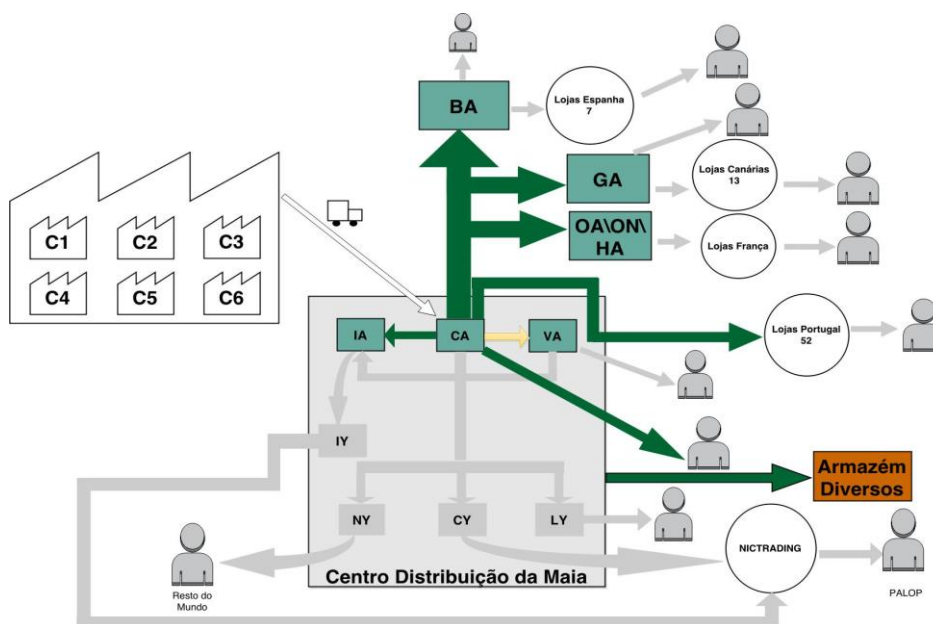


Figura 7: Principais Fluxos considerados no Cálculo de Previsões de Vendas Atual

### 3.3 Utilização das Previsões de Vendas

As previsões de vendas calculadas pela empresa são utilizadas para a tomada de decisões operacionais, como se verifica na área da Produção, nomeadamente no cálculo do índice de cobertura para cada um dos seus produtos de lote. Esta é métrica que a organização utiliza para identificar as necessidades de fabrico/compra e pela qual são ordenadas as prioridades.

Existem três variantes calculadas relativamente ao índice de cobertura:

- ❖ Índice de Cobertura Objetivo (ICO): número de dias de vendas que o respetivo produto deve ter.
- ❖ Índice de Cobertura Atual (IC1): número de dias de vendas que o saldo disponível pode cobrir.
- ❖ Índice de Cobertura Final (IC2): número de dias de vendas que se poderão cobrir com os novos lançamentos de fabrico.

Para o cálculo do ICO é necessário ter em conta o perfil de *stock* assumido para o produto em questão, que é objetivo do nível de *stock* determinado pelo Departamento de Planeamento. Esta variável é definida em percentagem e tem por base a classificação ABC dos produtos, onde os produtos C são os que possuem um maior perfil de *stock*. O ICO está definido como:

$$ICO = n^{\circ} \text{ dias \u00fasteis restantes do m\u00eas em curso} + n^{\circ} \text{ de dias \u00fasteis do m\u00eas}_{-1} + (n^{\circ} \text{ de dias \u00fasteis do m\u00eas}_{+2} \times \text{perfil de stock}) \quad (3.1)$$

J\u00e1 o IC1 \u00e9 calculado da seguinte forma:

$$IC1 = \frac{\text{Saldo dispon\u00edvel (horizonte temporal)}}{\text{Previs\u00f5es di\u00e1rias}} \quad (3.2)$$

onde:

$$\begin{aligned} \text{Saldo Dispon\u00edvel (horizonte temporal)} &= \\ &= \text{Stock F\u00edsico Existente} + \text{Ordens de Enchimento Lan\u00e7adas} \\ &- \text{Encomendas Gravadas} - \text{Stock de Seguran\u00e7a} \end{aligned} \quad (3.3)$$

O saldo dispon\u00edvel \u00e9 calculado com base num per\u00edodo at\u00e9 uma certa data futura. Essa data \u00e9 definida pelo operador, sendo habitualmente de quinze dias posteriores \u00e0 data atual. Assim, as ordens de enchimento e as encomendas gravadas consideradas para o c\u00e1lculo do *stock* dispon\u00edvel, s\u00e3o todas aquelas com data dentro deste intervalo temporal (permitindo desta forma um “amortecimento temporal”). J\u00e1 o c\u00e1lculo de previs\u00f5es di\u00e1rias \u00e9 feito somando-se os quocientes entre as previs\u00f5es de cada m\u00eas considerado para o ICO e entre o respetivo n\u00famero de dias \u00fasteis considerados de cada um deles.

As ordens de fabrico s\u00e3o lan\u00e7adas para produtos de mercado nacional, cujo \u00edndice de cobertura \u00e9 menor do que dez dias. J\u00e1 no tocante aos produtos vendidos \u00e0 Valentine e CIN Can\u00e1rias, as ordens de fabrico s\u00e3o lan\u00e7adas quando o IC1 atinge os 15 dias.

Por fim, o IC2 \u00e9 estabelecido pelo operador do planeamento, na medida em que depende das ordens de enchimento lan\u00e7adas que t\u00eam por base decis\u00f5es estrat\u00e9gicas, como, por exemplo os lotes m\u00faltiplos de produ\u00e7\u00e3o definidos e o \u00edndice de cobertura objetivo. Desta forma tem-se:

$$IC2 = \frac{\text{Saldo dispon\u00edvel} + \text{Poss\u00edveis Lan\u00e7amentos}}{\text{Previs\u00f5es}} \times \text{n\u00famero de dias} \quad (3.4)$$

### 3.4 Análise das Previsões Calculadas

Presentemente, a empresa não possui qualquer tipo de avaliação e controlo do método utilizado para calcular previsões nem do seu resultado. Desta forma, foi realizada uma análise à qualidade das previsões, face às saídas reais verificadas no armazém CA. Para isso, foi selecionada uma amostra de 1125 produtos que satisfazem os seguintes critérios:

- ❖ Produtos da empresa 01, isto é, produtos CIN
- ❖ Produtos do tipo 1, ou seja, produtos Produzidos.
- ❖ Produtos de Grupo de Conta PP
- ❖ Produtos de Lote
- ❖ Produtos cujo centro de distribuição principal é o CA

O período de análise considerado foi de um ano, desde outubro de 2013 até setembro de 2014. Para a respetiva análise foram calculadas algumas das métricas mencionadas no capítulo 2.

Frequência Relativa Erros Percentuais

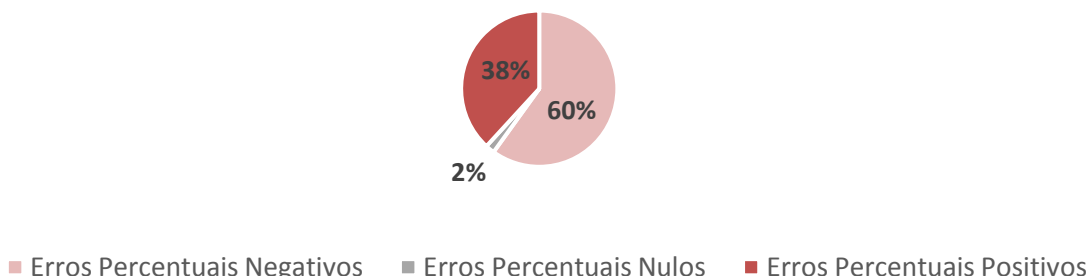


Figura 8: Frequência Relativa dos Erros Percentuais da CIN (Período vs Produto)

A primeira métrica calculada foi o Erro Percentual verificado para cada produto e para cada um dos meses de análise. Assim, a amostra desta análise corresponde a 13.500 desvios percentuais (desvio *SKU\_Mês*). Em cerca de 60% dos casos verificam-se desvios percentuais negativos, como se conclui através da Figura 8. Ou seja, na maior parte das vezes, a empresa elaborou previsões acima das saídas verificadas. Foi também elaborado um histograma, representado na Figura 9, onde se pode observar a distribuição dos EP calculados, de forma a analisar-se o peso destes mediante a sua magnitude. Como seria de esperar a “curva” obtida é assimétrica à esquerda (coeficiente de assimetria negativo). Isto deve-se à assimetria deste erro, já referido como uma desvantagem anteriormente. A curva é limitada à direita, sendo o seu limite superior 100%, o que acontece quando a previsão calculada para o período é de zero e, se verificam movimentos de saída do CA. No entanto, a curva não possui limite inferior. Isto verifica-se devido à existência de variados produtos cuja procura se caracteriza por um perfil intermitente, para os quais foram previstos movimentos de saída, sem, no entanto, se ter verificado algum. Desta forma, utilizando como coeficiente do EP as saídas efetivas, ir-se-ia verificar um elevado número de EP indefinidos. Nesta análise, o denominador foi alterado para saídas efetivas acrescidas de uma constante, 0,01, evitando-se assim a obtenção de erros percentuais infinitos.

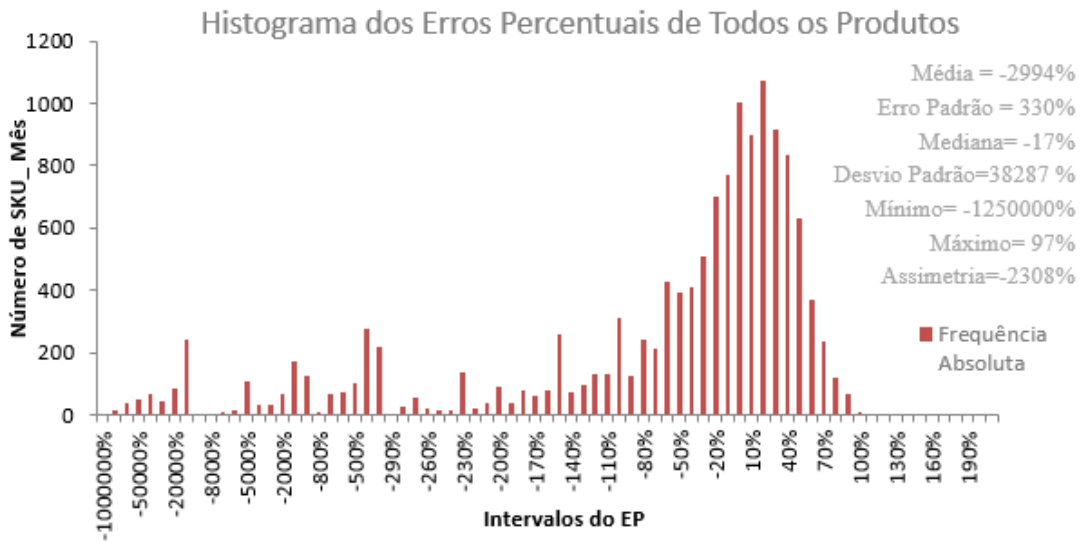


Figura 9: Histograma dos Erros Percentuais da CIN (Produto vs Período)

Apesar da alteração feita no cálculo do EP, os resultados obtidos revelam-se desapropriados e de difícil interpretação, no caso de procuras intermitentes. Quanto maior forem as previsões face aos movimentos, maior é o valor percentual, tomando valores desapropriados e de difícil interpretação. Assim, o cálculo do EPAM anual não seria adequado, devido à grande penalização que estes valores provocariam no resultado. Todavia, esta análise revela-se importante para a deteção de produtos, em que num determinado período as previsões foram bastante desfasadas da realidade.

Foi também realizada uma análise aos ESAM para os 1125 produtos. Como esta é uma medida simétrica e com intervalos definidos, para cada um dos produtos foi calculado a média dos ESA dos 12 períodos. Os resultados encontram-se detalhados na Figura 10. No período de análise, para cerca de 33% dos produtos, as previsões calculadas são, em média, piores do que aquelas calculadas, caso se utilizasse o Método Ingénua. A mesma análise foi realizada para diferentes categorias de ABC, apresentada no Anexo I, demonstrando que a proporção de produtos para os quais, em média, o método utilizado se confirma melhor do que o Método Ingénua, é maior para os produtos A. No Anexo I está ainda presente a análise descrita anteriormente aos EP de cada produto, para cada um dos períodos temporais, também detalhada por classe ABC. Os seus resultados demonstram, igualmente, uma melhor precisão das previsões para a categoria dos produtos A.

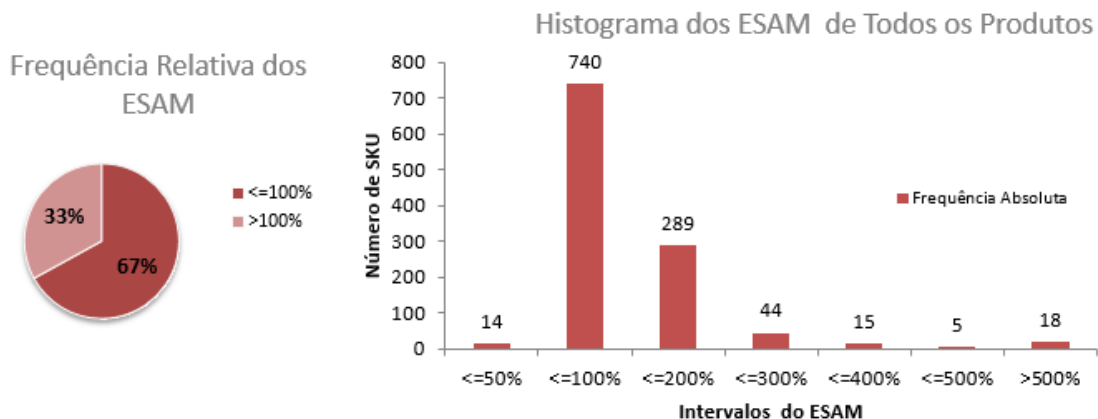


Figura 10: Análise aos ESAM das Previsões Elaboradas pela CIN

A elaboração do histograma permitiu a análise mais detalhada da magnitude dos ESAM calculados. Para os ESAM mais elevados foi feita uma análise crítica de forma a perceber o porquê de erros tão elevados, como é o caso do produto 7F130 0000 B3, cujos dados se apresentam na Tabela 8.

Tabela 8: Histórico de Vendas e Previsões do Produto 7F130 0000 B3

		20149		20148		20147		20146		20145		20144		20143		20142		20141		201312		201311		201310		Geral	
Produto	ABC	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	Vt	Ft	ESAM	
7F130 0000 B3	C	12	10	6	10	0	10	18	10	13	10	6	150	0	150	19	150	3	150	12	150	6	150	0	150	881%	

O valor tão elevado do ESAM deste produto deve-se à discrepância considerada entre o que foi previsto e as saídas de armazém efetivas, de outubro de 2013 a abril de 2014. As previsões neste intervalo de tempo, que se verificaram demasiado otimistas, foram estabelecidas pela Direção Comercial. Apenas em maio de 2014 o planeamento alterou o valor das previsões para valores mais adequados. Isto demonstra a necessidade de um processo de controlo e monitorização da previsão de vendas, face àquilo que é a sua realidade.

### 3.5 Formulação do Problema Inicial no Cálculo de Previsões

Após a recolha de informações e a elaboração de análises presentes neste capítulo, confirma-se a existência de alguns aspetos a nível da atividade de previsão de vendas, por parte do Departamento de Planeamento da CIN, que devem ser melhoradas. Algumas dessas situações são:

- ❖ Cálculo de Previsões através dos movimentos de saída do armazém CA e não considerando as vendas ao cliente final das lojas, nem aos clientes finais das empresas do Grupo;
- ❖ A realização de previsões não tem por base qualquer tipo de movimento ou venda inerente à exportação. Tal como referido anteriormente, este aspeto pode gerar alguns desequilíbrios entre os índices de cobertura calculados através das previsões e aqueles que realmente se verificam;
- ❖ Atualmente, para os produtos CIN, cujo armazém de distribuição principal é o BA, as suas previsões de vendas são calculadas mediante o ficheiro de movimentos do armazém da empresa Barnices Valentine. No entanto, apesar do seu armazém de distribuição principal ser o BA, não significa que não sejam comercializados na empresa CIN, apenas que o seu maior consumo está presente no armazém BA. Desta forma está-se a ignorar o consumo na empresa CIN. No momento da ordem de fabrico, o colaborador do planeamento decide qual a quantidade que fica na empresa CIN;
- ❖ Os métodos utilizados não são os mais eficazes no cálculo do valor das previsões, não sendo identificados padrões inerentes às séries de dados históricos;
- ❖ Apesar do Departamento de Planeamento ter elaborado recentemente uma aplicação para o registo de campanhas e ter acesso ao seu histórico, estes dados não se encontram automaticamente interligados com a aplicação do cálculo de previsão de vendas. Assim, caso o colaborador responsável pela revisão de previsão de vendas não tenha plena informação sobre promoções passadas e futuras, este pode cometer falhas, deixando passar valores elevados de previsão;

- ❖ A falta de uma ferramenta de controlo das previsões calculadas e respetivos desvios ao longo do tempo pode levar à ocorrência de erros significativos. Visto que a CIN realiza previsões para cerca de 2500 produtos, torna-se insustentável a revisão e validação manual de previsões para todos eles. Na presente situação ocorrem falhas devido à não deteção de grandes desvios, que se podem manter durante vários períodos.

## 4 Implementação e Validação de um Sistema de Previsão de Vendas

De forma a melhorar a precisão das previsões de vendas e obter uma melhor gestão dos *stocks* existentes, a organização optou pela compra de um *software* pré-definido e de simples utilização, fazendo face a alguns dos problemas acima mencionados. Com esta aquisição a empresa não só pretende otimizar o processo, como também automatizá-lo o máximo possível e focar-se numa gestão por exceção.

Importa ainda referir que o presente *software* irá também realizar propostas de pedidos de compra. Neste capítulo é descrita a nova ferramenta, bem como, algumas das ações realizadas e pressupostos definidos para a sua implementação.

### 4.1 Software de Cálculo de Previsão de Vendas: Slim 4

A empresa privada *Slimstock* surge na Holanda em 1993, com o objetivo de identificar problemas relacionados com a gestão de *stocks* e encontrar as respetivas soluções práticas de forma a melhorar o desempenho das organizações face aos respetivos clientes. A *Slimstock* é *software house* cuja principal função é a previsão da procura e a gestão do inventário. No entanto, oferece ainda soluções para a gestão de promoções, do ciclo de vida e da otimização de pedidos de compra dos produtos. De forma a alcançar resultados fiáveis e precisos a empresa aposta não só num *software* de alta qualidade, mas na formação de todos os colaboradores.

O *Slim 4* é o sistema de planeamento e *business intelligence*, desenvolvido pela *Slimstock*, que a empresa CIN irá implementar. Este é uma solução integrada de dois diferentes módulos independentes entre si: previsão da procura e gestão de inventário. Este *software* funciona com base na gestão por exceção, suportada em análises claras. O principal objetivo será a melhoria dos níveis de *stock*, com entregas ao cliente no momento certo e na quantidade certa e, a automatização do processo de cálculo de previsão de vendas. O *Slim4* analisa e valida os vários métodos de previsão com base na respetiva classificação do produto. Uma biblioteca de metodologias estatísticas, clássicas, genéricas e avançadas é utilizada para garantir a adoção da metodologia mais eficaz.

Por fim, esta aplicação informática tem por base a definição de um nível de serviço, que a empresa que a utiliza deseje garantir. No caso da CIN o nível de serviço objetivo é de 97%, face os 92% atuais. A CIN deseja assim diminuir *stocks* desnecessários e aumentar o seu nível de serviço, passando a ocupar uma posição sobre a curva ótima, como representado na Figura 11.

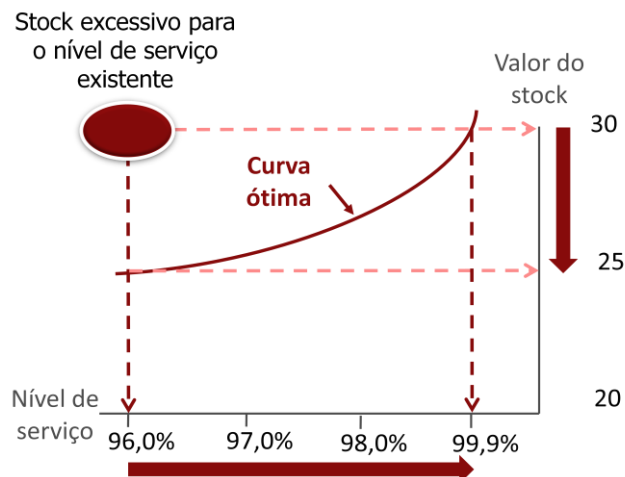


Figura 11: Relação Nível de Serviço e Valor de Stock

## 4.2 Implementação do *Slim 4* na empresa CIN

O *software* adotado possui dois diferentes módulos: previsão de vendas e gestão de inventário. Este último módulo apenas será utilizado na empresa para produtos de compra (tipo 4), porque o processo produtivo da empresa é bastante complexo, dependendo de diversas variáveis de caráter estratégico. Assim as decisões ao nível da produção irão continuar a ser geridas por aplicações próprias da empresa. No entanto, com previsões mais precisas, este processo irá também ser melhorado.

Neste projeto foram implementados os diferentes módulos, embora, tal como referido anteriormente, apenas se irá proceder à validação dos resultados do módulo respeitante à elaboração de previsão de vendas.

### 4.2.1 Definição do Problema

A definição da metodologia de elaboração de previsão de vendas parte de um mapeamento prévio dos processos que devem ser considerados. Depois de analisadas e discutidas todas as variantes presentes nos diversos fluxos da empresa, a abordagem representada no Anexo J foi adotada como alicerce do novo sistema de previsão de vendas. Como tal, a elaboração de previsões com base em movimentos de saídas do armazém CA foi abandonada. Os fluxos reais entre as lojas e o cliente final passaram a ser contemplados, ao invés dos fluxos precedentes entre o armazém CA e as lojas. Já nas vendas de produtos do CA ao cliente final, ou para empresas do Grupo, a abordagem mantém-se e as devoluções são retiradas.

Por fim, a grande diferença existente relativa à abordagem inicial é a inclusão dos fluxos de exportação para o cálculo de previsões, devido às razões já mencionadas. No caso das exportações para os PALOP, que são feitas através da empresa *Nic Trading*, são consideradas ao nível dos fluxos entre esta empresa e o cliente final/revendedor.

A inclusão da exportação nas previsões de vendas dos SKU e as respetivas consequências devem ser devidamente analisadas e ponderadas, em virtude das mudanças que podem causar aos pressupostos estratégicos da CIN.

Nesta primeira fase, a empresa obteve apenas a licença para a gestão de um armazém no *Slim 4*, o que resulta numa agregação das previsões qualquer que seja o ponto ou tipo de venda: não se elaboram previsões separadas consoante as diferentes lojas ou o tipo de procura, isto é se é vendido para exportação, vendas ao Grupo ou clientes nacionais.

Apesar da agregação a nível de pontos e tipo de venda, não existe qualquer tipo de agregação a nível de SKU, calculando-se as previsões separadamente para cada um destes. Ainda que, esta agregação pudesse reduzir alguns dos desvios obtidos, não é considerada devido ao funcionamento da empresa, onde são necessárias por exemplo, previsões a nível de embalagens.

Todas as previsões serão calculadas com base nas vendas e não na procura real, dado a não existência de ferramentas que controlem a procura perdida a nível das lojas, sendo que nos casos onde o cliente coloque uma encomenda isso poderia acontecer.

A empresa regista diariamente todas as vendas de um produto por encomenda, estando estas detalhadas na base de dados. Na elaboração de previsões, as vendas são agrupadas mensalmente de forma a diminuir-se a aleatoriedade e se poderem detetar padrões de tendência e sazonalidade. Assim as previsões são também representadas em termos mensais. O horizonte das previsões varia consoante a classe ABC dos produtos e outras decisões

operacionais estratégicas. Normalmente, o intervalo para o qual os produtos são repostos pode variar de 1 mês a 6 meses, daí ser necessário o cálculo de previsões para esse período de tempo. Todos os meses o *Slim 4* irá recalculas as previsões dos 12 meses seguintes.

Esta fase fica concluída com a definição dos produtos para os quais devem ser elaboradas previsões, que coincidem com aqueles para os quais a CIN já as elabora, detalhados no Capítulo 2. Apenas as previsões destes produtos serão validadas e introduzidas no ERP da empresa. No entanto, serão inseridos na interface do *Slim 4* todos os produtos, quer sejam ou não de lote, visto que o *software* através de análises próprias e do volume de vendas, sugere a entrada de alguns produtos em lote e a saída de outros.

#### 4.2.2 Recolha e Tratamento de Dados

A nível das especificações técnicas importa referir que podem estar presentes nesta versão do *Slim 4*, 200.000 códigos de artigos, sendo que estes são compostos pelo código do armazém acrescido do código do artigo na empresa. A instalação do *Slim 4* requer uma base de dados em *SQL Server*, que deve ser carregada com dados atualizados diariamente. Numa primeira fase a integração do *software* com o ERP da empresa (ASW) será estabelecida conforme descrito na Figura 12. Os resultados provenientes do *Slim 4* irão passar primeiro por um processo de análise e validação antes de serem inseridos no ASW, isto para controlo do processo para não se verificarem mudanças desadequadas ou desnecessárias.

Além disso, caso a Direção Comercial ou de Marketing seja responsável pela previsão de certos produtos, como produtos novos ou em algumas campanhas promocionais, estas devem ser consideradas na validação de previsões pelo Departamento de Planeamento.

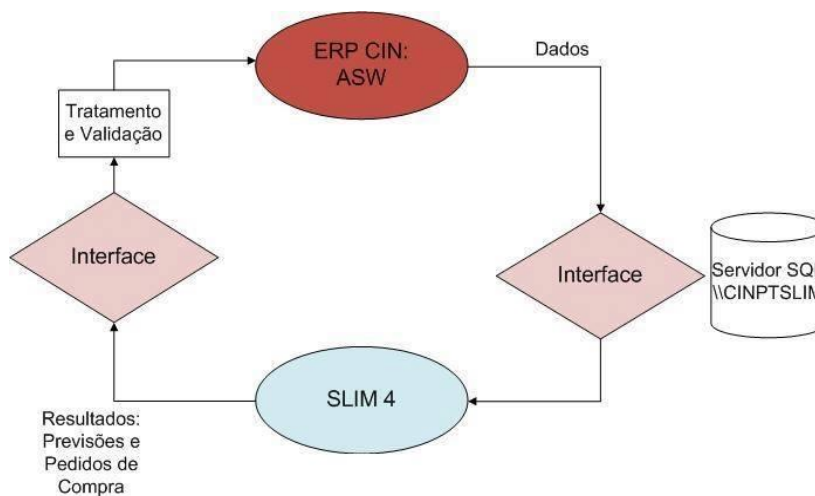


Figura 12: Mapeamento da Integração Inicial do Slim 4 no ERP da CIN

Para a implementação do *Slim 4* foi necessária a elaboração de seis ficheiros de interface para posterior importação no sistema. A descrição destes ficheiros encontra-se presente no Anexo K. Cada vez que um desses ficheiros é importado, os dados desses ficheiros sobrescrevem os dados inseridos manualmente no *Slim 4*. Portanto, os dados existentes no ERP são sempre dominantes. Desta forma, os dados existentes no ASW foram manipulados e tratados em conjunto com o Departamento de Informática, segundo os pressupostos já definidos.

Ainda que as previsões sejam calculadas de forma agregada, independentemente do tipo de cliente, uma categorização prévia ao nível desta variável é elaborada neste projeto. Desta forma, a empresa passa a ter um controlo imediato de quais os mercados com maior peso em

cada SKU. Por outro lado, esta categorização permitirá estabelecer uma amostra apropriada de produtos para o processo de validação. Por exemplo, é fundamental fazer-se uma análise crítica aos produtos que possuem um grande peso no mercado da exportação, a partir do momento em que as previsões para este tipo de mercado farão parte das previsões dos produtos.

### 4.2.3 Análise de Dados no *Slim 4*

#### 4.2.3.1 Classificação consoante a Procura dos Produtos

A primeira análise realizada pelo programa é a classificação de todos os artigos inseridos na interface, mediante o seu tipo de procura. Os tipos de classificação estão apresentados na tabela 9 e são o ponto de partida para as outras análises e escolha dos métodos. Esta classificação pode ser personalizada e os parâmetros de cada tipo de procura foram adequados à empresa em questão.

Tabela 9: Classificação mediante Tipo de Procura pelo *Software*

Tipo de Procura	Descrição
<b>Normal</b>	Nos últimos 12 meses de histórico, existiram vendas em pelo menos 9 meses. Para que a procura de produtos cujo lançamento tenha ocorrido há menos de um ano, seja considerada Normal, deve ser verificada igual proporção.
<b>Semirregular</b>	Nos últimos 12 meses de histórico, 7 a 8 meses tiveram vendas.
<b>Irregular</b>	Nos últimos 12 meses apenas se verificaram vendas, no máximo, em 6 meses. Neste caso, é considerada um perfil de procura errático ou esporádico.
<b>Lento</b>	Neste tipo de classificação não interessa qual a frequência em que ocorreram vendas nos últimos meses, mas antes as quantidades vendidas. Tanto a procura média como o seu desvio são inferiores a 2.
<b>Todas as Procuras Zero</b>	Nos últimos 12 meses não se verificou qualquer venda. A procura média é zero.
<b>Novo</b>	Para que um artigo seja inserido nesta classe, apenas devem ter decorrido até 4 meses desde a sua primeira entrada em armazém.

#### 4.2.3.2 Análise Preliminar

O *software* identifica automaticamente *outliers*, valores a que chama de picos no histórico. Um dado histórico é definido como um pico no histórico, caso o seu valor se encontre fora de um intervalo definido, apresentado na equação (4.1). Quando isto acontece o valor não é considerado no cálculo das previsões.

$$\text{Intervalo Slim} = \text{Procura Média} + 2,64 \times \text{Desvio Padrão} \quad (4.1)$$

A identificação de picos no histórico pode também ser feita manualmente pelo utilizador, sendo necessário o preenchimento de um campo com o motivo da identificação. Esta possibilidade será utilizada para marcar campanhas promocionais no histórico de vendas, visto não se ter optado pela compra do módulo de gestão de promoções.

#### 4.2.3.3 Análise à Tendência e à Sazonalidade

O *Slim 4* apenas realiza testes ao valor da tendência para produtos da classe Normal e Semirregular. Já a sazonalidade é analisada somente para artigos cuja procura pertence à classe de procura Normal e tenham pelo menos dois anos completos de histórico. Caso o teste à sazonalidade seja significativo são definidos os índices sazonais de cada um dos meses. O período sazonal, se existente, é então imposto como 12 meses.

#### 4.2.3.4 Seleção do Método

Depois de definidas todas as características do produto ao nível da sua procura e desenvolvimento das suas vendas, o *Slim 4* recorre a métodos para o cálculo de previsões desses mesmo produtos. Os métodos detalhados do *software* e as formas como são utilizadas não são conhecidas, devido a confidencialidade do mesmo. No entanto, pela análise dos resultados conclui-se que as previsões dos produtos da classe Normal são calculadas da forma apresentada na equação (4.2).

$$\text{Previsão}_t = (\text{Procura Média Amortecida} + \text{Tendência} \times k) \times \text{Fator Sazonal} \quad (4.2)$$

Assim a tendência é tratada sempre de forma aditiva e a sazonalidade numa ótica multiplicativa.

#### 4.2.3.5 Controlo e Monitorização das Previsões

Dependendo da evolução das vendas face às previsões calculadas, ou seja, dos desvios entre estas duas variáveis, é calculada uma métrica de controlo que flutua entre o valor -1 e 1. Consoante o valor dessa métrica o utilizador recebe ou não um aviso de que as previsões devem ser revistas, sendo desta forma elaborada a Gestão por Exceção deste *software*. Na Tabela 10 estão apresentados os limites definidos para o controlo das previsões.

Tabela 10: Métrica de Controlo das Previsões no *Slim 4*

Valores Métrica de Controlo	Mensagem
$-0,3 < \text{MC} < 0,3$	Sem Exceção de Previsão
$-0,3 < \text{MC} < -0,5$ ou $0,3 < \text{MC} < 0,5$	Sinal de Aviso
$\text{MC} < -0,5$ ou $\text{MC} > 0,5$	Sinal Crítico

Os produtos que devem ser validados pelo utilizador são aqueles cuja mensagem é o Sinal de Aviso ou o Sinal Crítico, sendo que nos que possuam sinal crítico, caso não sejam validados manualmente, o *software* recalcula novamente previsões e vendas, mas apenas com base nos últimos 12 meses.

## 5 Validação das Previsões de Vendas

Atualmente, devido à falta de recursos qualificados e aos encargos financeiros inerentes à criação própria de metodologias adequadas para a elaboração de previsões de vendas para todos os artigos existentes, as organizações são levadas à compra de *softwares* externos para a função em causa. No entanto, estes programas exteriores à organização são na maioria das vezes pré-definidos e funcionam automaticamente, sem que a organização tenha conhecimento das metodologias que utilizam. São assim chamados de *softwares* de “caixa-preta”. O *Slim 4*, pelo qual a empresa CIN optou por adquirir, representa um desses programas existentes no mercado.

Seria uma irresponsabilidade da empresa confiar nas projeções desta ferramenta, sem uma análise e validação prévia dos seus resultados, a fim de se testar a precisão das previsões. Neste sentido foram realizadas previsões segundo métodos previamente selecionados e adequados a diferentes comportamentos dos diversos produtos, e depois comparados com as previsões geradas pelo *software*.

O presente capítulo descreve os processos de seleção de uma amostra significativa para o controlo das previsões e os respetivos resultados das análises efetuadas.

### 5.1 Definição da Amostra de Análise

A análise e validação pormenorizadas das previsões de vendas calculadas pelo *software* foram realizadas sobre uma amostra de produtos devidamente selecionada.

Em primeira instância foi efetuada uma nova análise ABC para os produtos de Lote, com base no valor das vendas e linhas de encomenda dos últimos 12 meses. A análise ABC é uma ferramenta fundamental para a gestão eficiente dos artigos de uma empresa, de forma a estabelecer-se uma hierarquia desses mesmos, conforme a sua importância. A parametrização dos produtos A, B e C foi feita mediante os seguintes critérios, quer para as vendas quer para as linhas de encomenda:

- ❖ Produtos A: produtos cujas vendas/linhas de encomenda correspondem a 80% do total.
- ❖ Produtos B: produtos cujas vendas/linhas de encomenda correspondem a 15% do total.
- ❖ Produtos C: produtos cujas vendas/linhas de encomenda correspondem a 5% do total.

Importa por fim referir que a análise em termos de vendas foi valorizada mediante o custo médio, que acaba por ser proporcional às margens de lucro que representam.

Os resultados obtidos da análise ABC de vendas, linhas de encomenda e do cruzamento destas duas variantes estão apresentados na Tabela 11. A análise cruzada é definida conforme a melhor classificação obtida do produto nas duas outras classificações.

Esta análise permitiu também a deteção dos produtos de Lote, cujas vendas dos últimos doze meses tenham sido sempre nulas, sendo estes assinalados e a situação exposta ao Gestor do Produto. Todos estes produtos foram considerados, obviamente, produtos do tipo C.

Tabela 11: Resultados da análise ABC de Vendas, Encomendas e Cruzada

<b>ABC Vendas</b>						
<b>Classificação</b>	<b>Número de Produtos</b>	<b>Peso Percentual</b>	<b>Média Vendas Semanais</b>	<b>Nº de Encomendas Médio</b>	<b>% de Encomendas</b>	<b>% de Stock</b>
A	524	17,8 %	671.916 €	12450	51,3%	52,1 %
B	714	24,3%	125.883 €	7291	30,0%	23, 4%
C	1703	57,9%	41.933 €	4540	18,7%	24,5%
<b>ABC Encomendas</b>						
<b>Classificação</b>	<b>Número de Produtos</b>	<b>Peso</b>	<b>Média Vendas Semanais</b>	<b>Nº de Encomendas Médio</b>	<b>% de Encomendas</b>	<b>% de Stock</b>
A	593	20,2 %	447.257 €	19434	80,0%	38,3 %
B	627	21,3%	214.111 €	3634	15,0%	26,2%
C	1721	58,5%	178.094 €	1212	5,0%	35,5%
<b>ABC Cruzado</b>						
<b>Classificação</b>	<b>Número de Produtos</b>	<b>Peso</b>	<b>Média Vendas Semanais</b>	<b>Nº de Encomendas Médio</b>	<b>% de Encomendas</b>	<b>% de Stock</b>
A	858	29,2 %	718.930 €	20390	84,0%	59,7 %
B	783	26,6%	95.850 €	3106	12,8%	21,3%
C	1300	44,2%	24.952 €	785	3,2%	19,0%

A amostra utilizada para o processo de validação foi selecionada a partir do conjunto dos produtos de classificação A amostra da análise cruzada, tendo em conta produtos de alto-relevância para a organização, direcionados a diferentes tipos de segmentos de mercado e com comportamentos temporais históricos diferentes (produtos com e sem campanhas promocionais no passado ou produtos presentes ou não no mercado de exportação). Os produtos escolhidos para a análise de previsões e respetiva validação das previsões calculadas pelo *software* estão descritos na Tabela 12. Todos estes produtos são produtos CIN e têm como armazém de distribuição principal o CA.

Tabela 12: Descrição dos Produtos Selecionados

	Código do Produto	Descrição	Status	Tipo	Plano de Gestão	Mercado
1	10125 0501 15	Nováqua HD	L	1	YCNB	Decorativo
2	10130 0501 15	AquaCIN Plus	L	1	YCNB	Decorativo
3	10250 0501 15	Vinylmatt	L	1	YCNB	Decorativo
4	10250 0509 01	Vinylmatt	L	1	YCNT	Decorativo
5	10250 0509 05	Vinylmatt	L	1	YCNT	Decorativo
6	10250 0509 15	Vinylmatt	L	1	YCBM	Decorativo
7	15950 0503 06	Hantek	L	1	YCMB	Decorativo
8	29100 0501 15	Supermate Branco	L	1	YCNB	Decorativo
9	29110 0501 15	Inomate New Branco	L	1	YCNB	Decorativo
10	40500 0000 06	Diluyente Sintético	L	1	YCMD	Decorativo
11	7K201 7N45 16	C-Pox Primer 7P200 HB /R	L	1	YCMB	Anticorrosivo
12	7L199 9999 04	C-Pox S199 FD /C	L	1	YCMB	Anticorrosivo
13	7P259 0507 16	C-Thane S258 Base D/R	L	1	YCFB	Anticorrosivo
14	7P299 9999 B4	C-Thane S999 B4	L	1	YCVZ	Anticorrosivo
15	7P299 9999 04	C-Thane S999 /C	L	1	YCVZ	Anticorrosivo

## 5.2 Análise Inicial da Amostra de Produtos

Para cada um dos produtos pertencentes à amostra selecionada foram calculadas, para os últimos 24 meses, as respectivas saídas do armazém principal CA e as vendas efetivas. Assim, esta análise permite perceber os desvios entre estas duas variantes, apresentados na Tabela 13.

Pode observar-se que os produtos com maiores desvios das vendas efetivas relativamente às saídas do armazém de distribuição principal, CA, coincidem com aqueles que possuem um maior peso da exportação nas suas vendas. Este resultado já era previsível, devido à não inclusão da exportação nos movimentos de saída do CA, não as considerando para cálculos de previsão até à instalação do *software*.

Os outros desvios que possam acontecer estão relacionados com facto de o ficheiro de movimentos de saída considerar as saídas do armazém principal para as lojas. Já as vendas efetivas têm em consideração as vendas ao cliente. Assim, observa-se que os desvios são de baixo valor, o que demonstra a conciliação entre as vendas aos clientes e a forma como é feita gestão de *stock* das lojas. O intervalo de reposição de *stocks* nas lojas varia entre 1 a 7 dias, consoante o nível de atividade pré-definido das mesmas. Essas reposições são sempre feitas para o nível do *stock* máximo, que pode variar no período de verão e inverno. Assim, as

distorções que possam existir devem-se a mudanças de mês a nível de faturação ou, no caso de alguns produtos de compra que são enviados em caixas, podendo ser repostos para um nível acima do *stock* máximo.

Tabela 13: Comparações dos Produtos Seleccionados

	Código do Produto	Saídas do CA	Vendas Efetivas	Desvio	Desvio %	Peso Exportação	Peso Grupo	Peso Lojas	Peso CA
1	10125 0501 15	39.812	40.926	1.114	2,80%	0,30%	0,99%	<b>52,84%</b>	45,91%
2	10130 0501 15	50.434	51.002	568	1,13%	0,40%	0,29%	25,01%	<b>74,31%</b>
3	10250 0501 15	31.808	32.476	668	2,10%	0,10%	1,43%	<b>47,23%</b>	51,25%
4	10250 0509 01	63.674	72.110	8.436	13,25%	11,70%	1,56%	<b>57,05%</b>	29,65%
5	10250 0509 05	33.253	45.211	11.958	35,96%	26,00%	0,72%	<b>46,69%</b>	26,60%
6	10250 0509 15	25.630	55.765	30.135	117,58%	<b>53,20%</b>	0,61%	25,52%	20,69%
7	15950 0503 06	61.887	90.861	28.974	46,82%	32,20%	0,15%	31,90%	<b>35,76%</b>
8	29100 0501 15	52.729	54.097	1.368	2,59%	2,80%	0,00%	4,51%	<b>92,69%</b>
9	29110 0501 15	40.807	40.929	122	0,30%	0,40%	1,75%	8,95%	<b>88,89%</b>
10	40500 0000 06	50.120	51.319	1.199	2,39%	0,40%	0,47%	<b>61,65%</b>	37,45%
11	7K201 7N45 16	8.869	9.767	898	10,13%	8,60%	37,75%	7,77%	<b>45,86%</b>
12	7L199 9999 04	15.731	16.588	857	5,45%	6,30%	43,91%	1,88%	<b>47,87%</b>
13	7P259 0507 16	8.108	8.128	20	0,25%	1,70%	<b>53,86%</b>	20,95%	23,46%
14	7P299 9999 B4	11.323	14.601	3.278	28,95%	24,30%	<b>31,97%</b>	31,18%	12,53%
15	7P299 9999 04	17.498	18.078	580	3,31%	4,30%	<b>47,61%</b>	19,51%	28,54%

Os produtos com os maiores desvios entre saídas do armazém e vendas devem ser devidamente assinalados e as respetivas previsões analisadas, devido à grande alteração dos níveis de *stock* que estes poderão provocar.

### 5.3 Comparação entre as Previsões Obtidas e as Calculadas para a Amostra

Para o cálculo das previsões dos produtos seleccionados são seguidos os passos definidos no capítulo 2, tendo em conta os valores das vendas de 24 meses, de novembro de 2012 a outubro de 2014, tendo sido elaborado um algoritmo em *Microsoft Excel* com módulos em VBA (*Visual Basic for Applications*) e com a ferramenta *Solver*.

Inicialmente é feita uma análise preliminar dos dados, com a deteção de valores atípicos. Para este estudo é essencial retirarem-se informações da aplicação onde são geridas as Campanhas, visto que esta informação não está presente no *software*. Seguidamente, são realizados testes aos possíveis padrões temporais presentes nos dados. Mediante a existência ou não de certos padrões na evolução das vendas dos produtos, são aplicados diversos Métodos de Amortecimento Exponencial e, é escolhido aquele para o qual o erro calculado é menor. A técnica de iniciação utilizada foi o “Valor Zero”. Por fim, o erro considerado como base de

comparação e seleção dos métodos será o EQM, tendo em conta as vantagens anteriormente mencionadas.

A aferição da qualidade das previsões obtidas pelo *Slim 4* será feita através da comparação com as previsões calculadas, para um período de 3 meses, nomeadamente, novembro e dezembro de 2014 e janeiro de 2015.

Desta forma, procede-se assim à apresentação dos resultados para os artigos, cujos resultados se revelaram mais críticos e representativos.

#### ❖ Produto 10125 0501 15

O gráfico da evolução temporal das vendas históricas deste produto está apresentado na Figura 13.

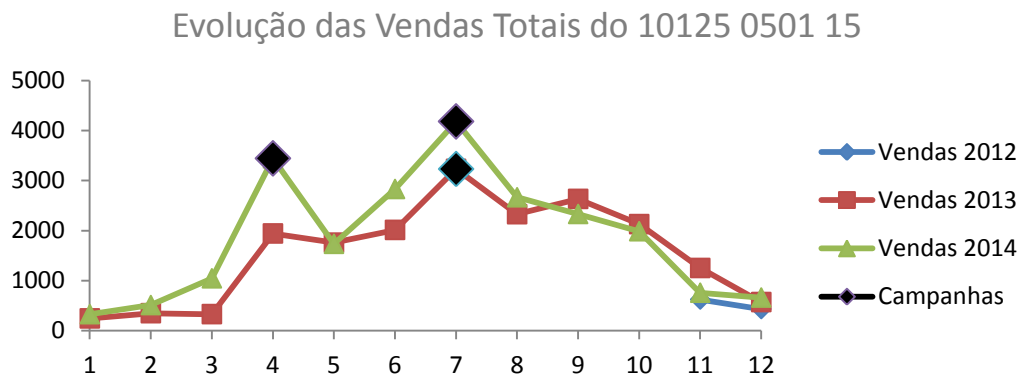


Figura 13: Evolução das Vendas do Produto 10125 0501 15

A análise preliminar a este produto resulta na deteção de um *outlier* pelo método quantitativo, nomeadamente para o mês de abril. Através da utilização da ferramenta do planeamento de campanhas, verifica-se que os valores de vendas para o mês de julho, tanto de 2013 como de 2014, são também influenciados pela existência de campanhas históricas. No entanto, este valor não é detetado na definição de intervalos, devido à coincidência das campanhas no mesmo período do intervalo sazonal. Apesar dos valores de julho terem incluídas vendas devido a campanhas, opta-se por manter este valor no histórico utilizado para a elaboração de previsões, visto que esta é uma campanha de carácter fixa, estando já agendada outra para julho de 2015. Esta é uma decisão que deve ser tomada depois de uma análise crítica e com consciência. Na hipótese da campanha deixar de ser realizada para os períodos de julho, as previsões calculadas para esse período serão certamente desfasadas do que se irá verificar.

Assim, a série temporal de vendas que irá ser considerada está apresentada na Figura 14, e são estes os dados para os quais se realizam os testes à existência de padrões temporais.

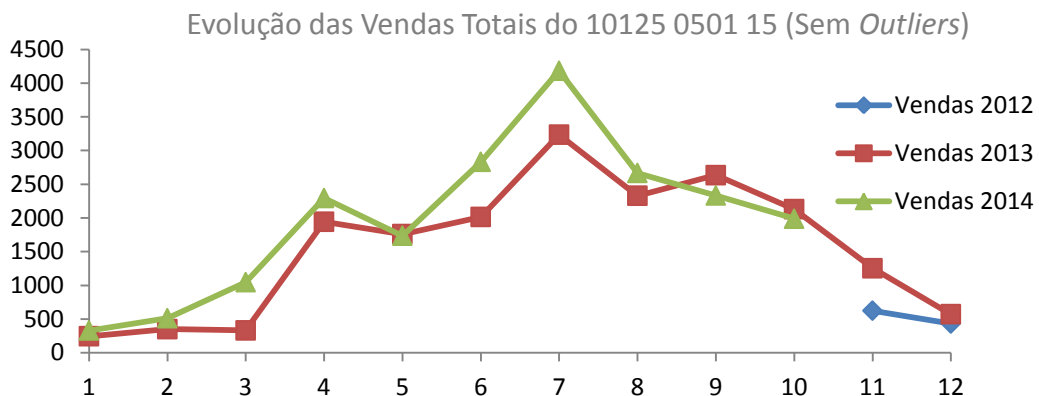


Figura 14: Evolução das Vendas Após Correção de *Outliers* do Produto 10125 0501 15

O resultado do estudo à existência de padrões sazonais está resumido no Anexo L, nomeadamente na Figura 30, onde se verifica uma tendência muito pouco significativa e uma sazonalidade bastante marcada, correspondente a um período sazonal de 12 meses. Estas conclusões coincidem com as apresentadas pelo *software*, onde o produto é classificado como artigo sazonal e sem tendência.

As tabelas referentes à comparação dos métodos apenas possuem os resultados dos dois métodos cujos EQM foram menores relativamente aos calculados pelos outros métodos testados. Assim, pela análise da Tabela 14, conclui-se que o método Exponencial com Tendência Amortecida e Sazonalidade Aditiva é aquele que melhor se adapta às vendas históricas dos dois últimos anos, sendo o método escolhido para o cálculo de previsões. As constantes de amortização utilizadas foram aquelas que resultavam num EQM calculado menor.

Tabela 14: Resultado da Comparação dos Diferentes Métodos para o Produto 10125 0501 15

Métodos		EQM	EPAM	EAM	ESAM
Método Exponencial com Tendência Amortecida e Sazonalidade Aditiva		183571,0926	20%	344,4887	0,841929
Método Exponencial com Tendência Amortecida e Sazonalidade Multiplicativa		192979,7407	24%	349,0276	0,963547

Pela Tabela 24, presente no Anexo M, é possível observar-se que os resultados obtidos pela análise elaborada são melhores do que os provenientes do *software*. No entanto, as diferenças não são muito acentuadas entre as duas abordagens, como se verifica no gráfico da Figura 15. Para o mês de janeiro, ambas as previsões ficam bastante abaixo da realidade, o que se deve ao baixo índice sazonal associado a este mês, fruto do baixo volume de vendas verificado nos períodos homólogos anteriores (período 1 e 15). Perante este elevado desvio (69%) entre as previsões calculadas pelo *Slim 4* e realidade de vendas, este emite um sinal de aviso e o produto passa a fazer parte do conjunto de artigos que devem ser geridos por exceção.

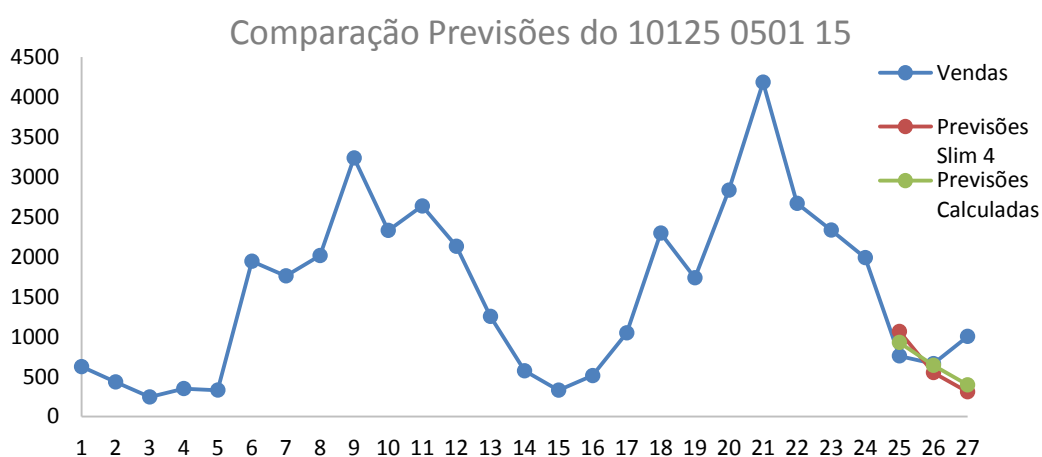


Figura 15: Gráfico de Comparação das Previsões para o 10125 0501 15

Para este produto foi ainda analisado mais um aspeto: a gestão de campanhas promocionais via *Slim 4*. Como descrito anteriormente, a empresa, ao não optar pela compra do módulo de promoções, fará a remoção dos valores associados aos meses onde estas existiram (excepto as campanhas de carácter fixo), identificando manualmente esses valores como “picos” no histórico. Este procedimento foi realizado para o valor do mês de abril de 2014 deste produto.

Como consequência deste procedimento e devido à forma como o *Slim 4* gere produtos com “picos” no histórico podem surgir diferentes problemas. Para estes produtos, o cálculo da sazonalidade possui diferentes regras relativamente a outros produtos de procura normal, sendo necessária a definição da inclusão ou não dos picos para a análise da sazonalidade. A escolha da não inclusão dos “picos” na análise de sazonalidade, não exclui somente os períodos nos quais existiram valores atípicos, mas exclui todos os produtos que possuam “picos” no seu histórico de serem sujeitos a análise sazonal, sendo classificados em termos sazonais como sazonalidade não calculável.

Ou seja, no caso de uma promoção se a marcarmos como pico no histórico, para o cálculo da sazonalidade existem duas diferentes opções, apresentadas no Anexo N:

- Considerar os produtos com “picos” para a análise sazonal (Figura 33): Apesar dos picos no histórico não serem considerados para o cálculo da procura média usada pelo *software* serão utilizados para o cálculo da sazonalidade. Assim, na eventualidade de uma promoção num certo período que não se repita no ano seguinte, como é o caso deste produto em abril de 2014, o valor proveniente da campanha irá influenciar o cálculo do índice de sazonalidade desse mesmo período. Neste caso, o índice sazonal aumenta para o mês de abril, face à campanha, criando assim um índice não realista para este período e prejudicando o cálculo dos outros índices.
- Não considerar os produtos com “picos” para a análise sazonal: Isto significa, que para os produtos com picos marcados no histórico, a sazonalidade não é calculada, inserindo-os na classe dos produtos com sazonalidade não calculável. De forma a se poder observar quais seriam as consequências desta opção, esta foi devidamente simulada e representada na Figura 34, presente no Anexo N, verificando-se que a variação de vendas em termos anuais é igual. No entanto, ao não ser calculada a sazonalidade, e não existindo uma tendência, as previsões para cada um dos períodos são todas iguais. Assumindo-se um crescimento de 2 % anual, face aos 23% do ano anterior, as vendas previstas para esse mesmo ano são igualmente repartidas pelos períodos. Esta opção traduz-se numa perda de informação, ao não serem calculados os índices de sazonalidade, que neste caso existem.

Conclui-se, então, que esta é uma falha que pode resultar em índices desadequados ou na não consideração de informações históricas relevantes, que irão obviamente piorar as previsões. Desta forma, a representação de campanhas através da marcação de picos no histórico não é a mais adequada e não deve ser utilizada pela empresa.

#### ❖ Produto 10250 0509 15

Tal como observado na Figura 16, este produto possui um comportamento bastante irregular, provavelmente devido ao peso que a exportação tem nas suas vendas (cerca de 53,20%). Assim, foram elaboradas duas análises, a primeira com os valores de vendas todos agregados e a segunda onde as vendas a nível de exportação foram desagregadas do resto das vendas, de forma a analisar-se o seu comportamento em separado.

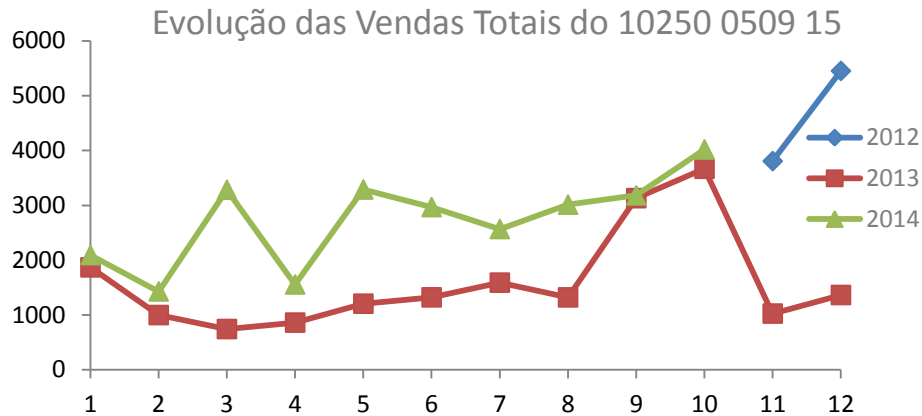


Figura 16: Evolução das Vendas do Produto 10250 0509 15

### 1ª Análise- Agregada

Na análise preliminar dos dados agregados não é detetado nenhum *outlier* pela análise quantitativa. Contudo, no mês de dezembro de 2012, existiu uma exportação esporádica para uma obra e, em maio de 2013, uma campanha promocional a nível nacional. Estes valores devem, então, ser corrigidos mediante o algoritmo selecionado para a correção de *outliers*. Em termos de correção destes valores no *Slim 4*, verifica-se o mesmo problema para o posterior cálculo da sazonalidade do produto 10125 0501 15. Por outro lado, é detetado ainda outro constrangimento na identificação de campanhas promocionais: apenas é possível marcar-se picos no histórico para meses do último ano. Valores atípicos ocorridos há mais de 12 meses, não podem ser desprezados, podendo influenciar de forma errada as previsões geradas pelo sistema.

Segue-se a análise à sazonalidade e à tendência, apresentadas na Figura 31, do Anexo L, que resulta na classificação deste produto como um artigo não sazonal e sem tendência. Perante estes resultados o método exponencial mais adequado à modelação desta série temporal é o Método de Amortecimento Exponencial Simples. Os resultados da aplicação deste método estão descritos na Tabela 15.

Tabela 15: Método Utilizado para o Produto 10250 0509 15 (Vendas Agregadas)

Métodos	EQM	EPAM	EAM	ESAM
Método Exponencial Simples	1052117	47%	776,8987	0,973759

As previsões obtidas por este método foram comparadas com as produzidas pelo *Slim 4* e apresentadas na Tabela 25 do Anexo M, sendo que, mais uma vez as primeiras traduziram-se em melhores resultados do que as segundas. Todavia, ambas verificaram erros significativos, fruto da grande irregularidade dos dados históricos. Para janeiro de 2015, depois da quebra existente no mês anterior, as previsões calculadas adaptam-se ao nível verificado e sofrem um acentuado decréscimo. O mesmo não acontece com as previsões do *Slim 4*, que se mantêm consideravelmente elevadas, devido ao elevado peso (constante de amortização com valor 0,10) dado às observações anteriores no cálculo de previsões. As previsões de vendas do *Slim 4* para este produto foram analisadas de forma mais minuciosa, com o intuito de se perceber a grande diferença entre estas e as previsões calculadas segundo o método exponencial simples com constante de amortecimento otimizada. O produto segundo as classificações do *software* no final de dezembro de 2014 estava classificado como não sazonal e com tendência (devido ao aumento de vendas entre 2013 e 2014), as previsões dadas pelo software consistiam apenas

numa média acrescida de uma tendência aditiva, como é possível verificar na Figura 17 e na Figura 18.

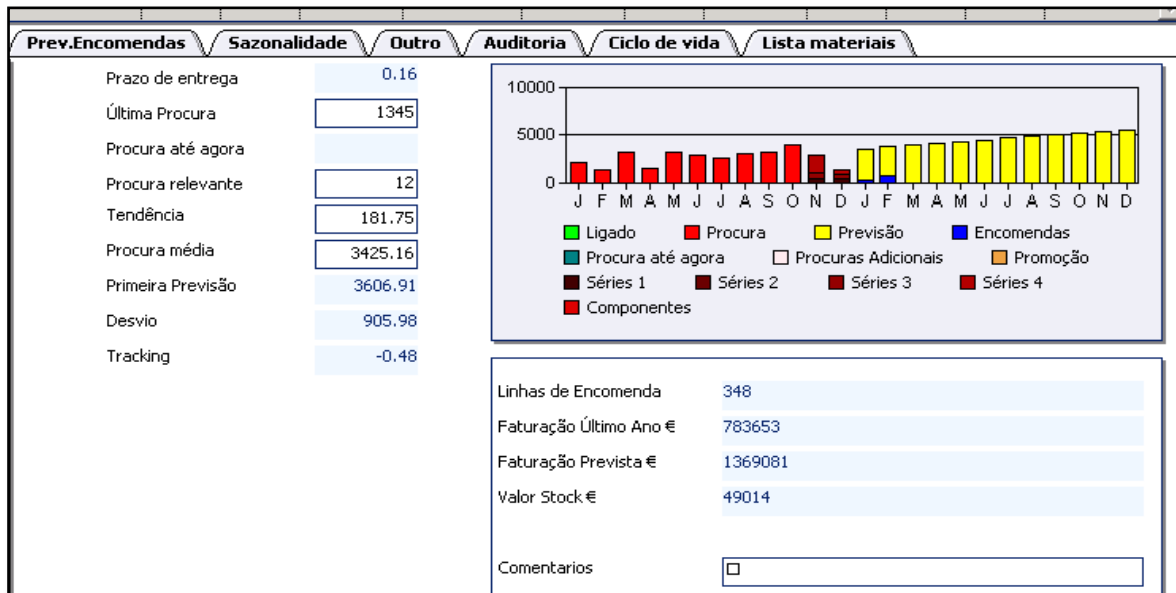


Figura 17: Resultados do Software para a Classificação do Produto 10250 0509 15

Prev.Encomendas					Sazonalidade					Outro					Auditoria					Ciclo de vida					Lista materiais														
Procura 2014																				Utilizador Alterad: Previsão 2015																			
Mês	Procura	as de Encom	Exc'n	CHG	Mês	Previsão	Confirmado	Período	Tendênci	Estação	Adicionar	Tipo	Mês	Procura	as de Encom	Exc'n	CHG	Mês	Previsão	Confirmado	Período	Tendênci	Estação	Adicionar	Tipo														
Janeiro	2093	311			Janeiro	3607	294	1.00	1.00	0.98			Janeiro	2093	311			Janeiro	3607	294	1.00	1.00	0.98																
Fevereiro	1429	302			Fevereiro	3789	835	1.00	1.00	0.58			Fevereiro	1429	302			Fevereiro	3789	835	1.00	1.00	0.58																
Março	3285	394			Março	3970		1.00	1.00	0.86			Março	3285	394			Março	3970		1.00	1.00	0.86																
Abril	1557	426			Abril	4152		1.00	1.00	0.57			Abril	1557	426			Abril	4152		1.00	1.00	0.57																
Maio	3289	584			Maio	4334		1.00	1.00	1.00			Maio	3289	584			Maio	4334		1.00	1.00	1.00																
Junho	2968	483			Junho	4516		1.00	1.00	0.98			Junho	2968	483			Junho	4516		1.00	1.00	0.98																
Julho	2568	544			Julho	4697		1.00	1.00	0.99			Julho	2568	544			Julho	4697		1.00	1.00	0.99																
Agosto	3014	640			Agosto	4879		1.00	1.00	0.99			Agosto	3014	640			Agosto	4879		1.00	1.00	0.99																
Setembro	3182	453			Setembro	5061		1.00	1.00	1.59			Setembro	3182	453			Setembro	5061		1.00	1.00	1.59																
Outubro	4019	467			Outubro	5243		1.00	1.00	1.91			Outubro	4019	467			Outubro	5243		1.00	1.00	1.91																
Novembro	2892	436			Novembro	5424		1.00	1.00	0.87			Novembro	2892	436			Novembro	5424		1.00	1.00	0.87																
Dezembro	1345	348	W		Dezembro	5606		1.00	1.00	0.68			Dezembro	1345	348	W		Dezembro	5606		1.00	1.00	0.68																
Ventas últ. año		31641					Ventas previstas		55278																														
Facturación ult. año €		783653					Facturación prevista €		1369081																														

Figura 18: Previsões 2015 do Slim 4 para o Produto 10250 0509 15

Observa-se que a forma como o Slim 4 considera a tendência pode ser bastante irrealista para as previsões de um produto, visto que a aplica de forma aditiva e linear. Com este método as vendas anuais de 2015 têm um crescimento anual previsto de 75%, face aos 66% do ano anterior (Tabela 16), o que é considerado um valor bastante excessivo.

Tabela 16: Análise das Taxas de Crescimento Anuais do Produto 10250 0509 15

Unidades		Taxas de Crescimento	
Vendas Ano 2013	19102	Crescimento 2013-2014	66%
Vendas Ano 2014	31641		
Vendas Previstas Slim	55278	Crescimento Previsto 2014-2015	75%

Desta forma, a utilização de previsões para produtos que possuem tendência e não possuem sazonalidade no *software*, pode acarretar riscos de grande inflação dos stocks devido às previsões previstas serem excessivas. Apesar de no caso de se verificarem quedas abruptas nas vendas o *Slim 4* recalcula as tendências aplicadas, para produtos cujas decisões de planeamento utilizem previsões para mais de um mês, a utilização de tendências aditivas, como acontece com este produto, pode ser bastante prejudicial para a empresa.

2ª Análise- Exportação Desagregada

Devido ao grande peso de vendas de exportação que este produto possui optou-se por analisar também as vendas de exportação de forma desagregada, de forma a verificar-se, ou não, uma maior estabilidade em termos de vendas das Lojas, do CA e ao Grupo.

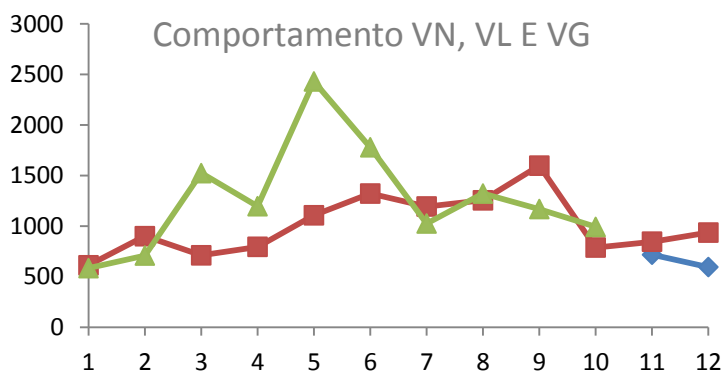


Figura 19: Comportamento das Vendas das Lojas, do CA e ao Grupo do Produto 10250 0509 15

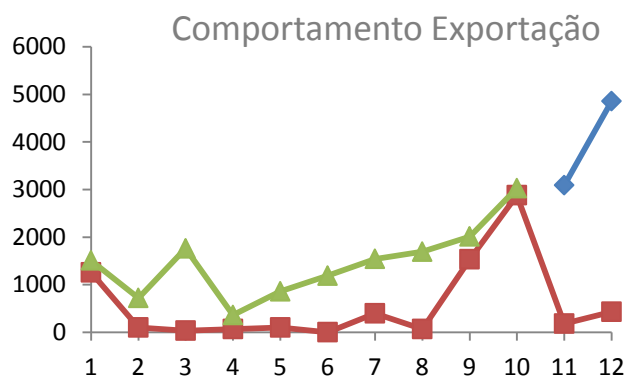


Figura 20: Comportamento das Vendas de Exportação do Produto 10250 0509 15

Pela leitura dos gráficos da Figura 19 e 20, observa-se o carácter bastante irregular a nível da exportação. Já a nível das vendas de Lojas, do armazém CA e das vendas ao Grupo, a sua soma é bastante mais regular, exceto para maio de 2014, onde se observa um grande incremento das vendas devido à existência de uma campanha promocional.

Com o cálculo separado de previsões para estes dois grupos, e posterior soma, verifica-se a obtenção de melhores resultados. Isto acontece devido ao comportamento mais estável nas vendas nacionais e vendas ao Grupo. É ainda possível a determinação de uma sazonalidade inerente a estes mercados, o que se verificava impossível com a inclusão da exportação no cálculo de previsões agregadas. A previsão de vendas para exportação é determinada pelo método exponencial simples, que acaba por resultar num nível médio amortizado das vendas históricas.

❖ **Produto 40500 0000 06**

O gráfico da evolução temporal das vendas do produto 40500 0000 06 encontra-se apresentado na Figura 21. O peso das vendas deste produto no mercado da exportação é bastante residual, como se pode observar na Figura 22 e 23. Além disso é um produto bastante estável e sem promoções associadas, sendo um produto que pode refletir o comportamento de grande parte dos produtos incluídos na amostra. A análise aos padrões temporais está também apresentado no Anexo L, na Figura 32.

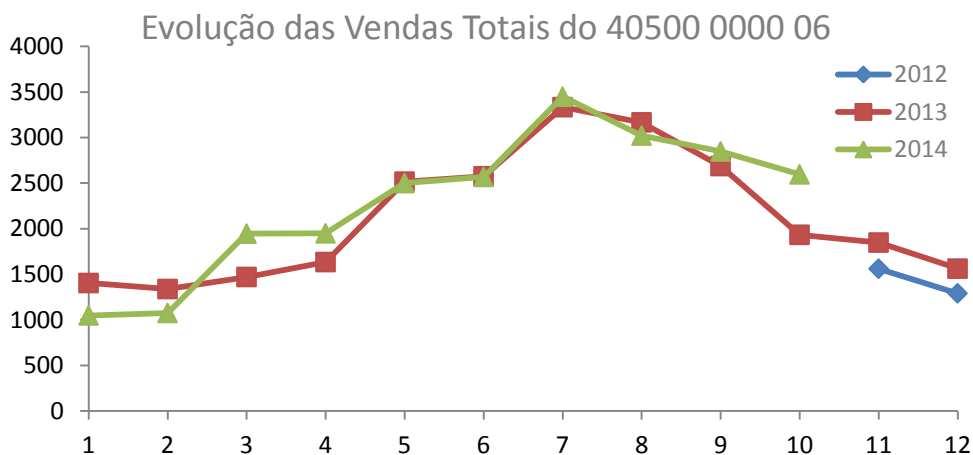


Figura 21: Evolução das Vendas do Produto 40500 0000 06

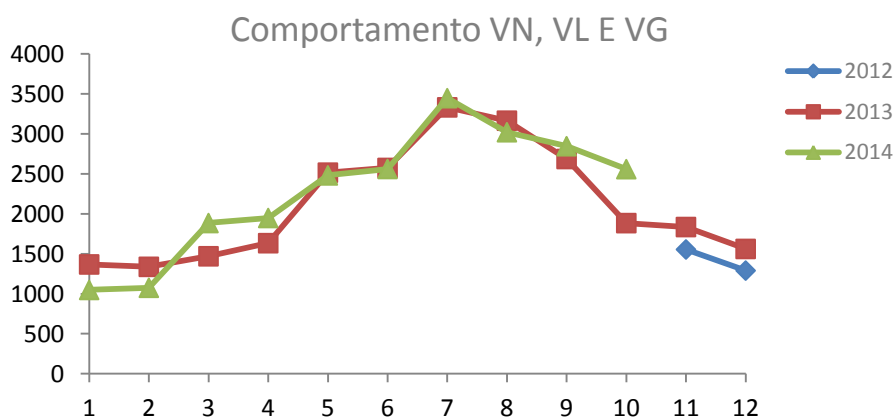


Figura 22: Comportamento das Vendas das Lojas, do CA e ao Grupo do Produto 40500 0000 06

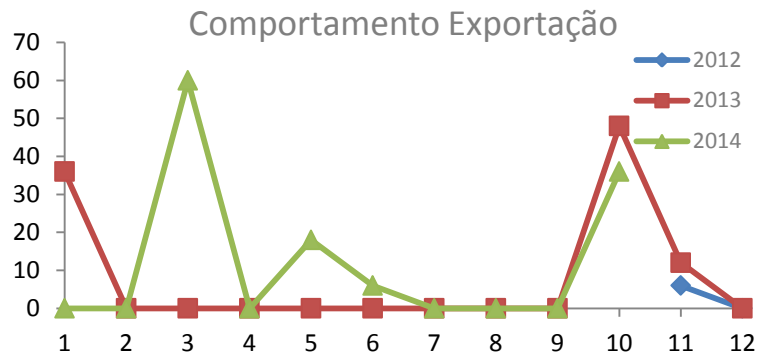


Figura 23: Comportamento das Vendas de Exportação do Produto 40500 0000 06

Já no caso deste produto, onde o peso das vendas para exportação é tão baixo, o cálculo de previsões de forma agregada, ou seja incluindo a exportação, verificou-se mais preciso do que o cálculo de previsões de forma desagregada. O método utilizado nesta última análise foi aquele que produziu um menor EQM, o método Exponencial sem Tendência e Sazonalidade Aditiva, como se pode observar na Tabela 17.

Tabela 17: Resultado da Comparação dos Diferentes Métodos para o Produto 40500 0000 06 (Análise Agregada)

Métodos	EQM	EPAM	EAM	ESAM
Método Exponencial Sem Tendência e Sazonalidade Aditiva	88150,26	14%	251,1701	0,651239
Metodo Exponencial Sem Tendência e Sazonalidade Multiplicativa	90454,54	14%	251,7718	0,650624

Os resultados do cálculo de previsões de forma agregada face aos valores calculados pelo *software* encontram-se detalhados no Anexo M, na Tabela 26. Neste caso, onde o produto analisado não possui vendas significativas no mercado de exportação, nem se verificam campanhas promocionais no seu histórico, verificam-se sim, resultados satisfatórios calculados pelo *Slim 4*, face às vendas realizadas.

## 6 Conclusões e Perspetivas de Trabalhos Futuros

Na sequência da utilização e análise do *Slim 4*, são diversas as vantagens que um *software* como este pode oferecer à CIN, tais como a sua facilidade operacional, que, por sua vez, resulta numa aprendizagem bastante intuitiva. A forma como gere as informações, a respetiva apresentação gráfica e a possibilidade de variadas análises, são outras das suas mais-valias. A sua maior virtude é, ainda assim, a gestão de milhares de séries temporais dos diferentes produtos, de forma individualizada e, possibilitar ao utilizador uma gestão por exceção, proporcionando à empresa um mecanismo de controlo das previsões calculadas.

Numa análise mais pormenorizada do *software* verificaram-se outras vantagens interessantes para a empresa, como a aplicação de perfis “like”, referentes ao ciclo de produtos já existentes, a novos produtos, o que poderá ser conjugado com as informações provenientes da área de Marketing, obtendo-se melhores previsões para esses mesmos produtos.

O cálculo da sazonalidade agregada para um conjunto de produtos é outro dos pontos fortes do *Slim 4*. Assim, pode ser calculada a sazonalidade conjunta para produtos da mesma família ou mesma classe de gestão e depois aplicada a produtos, de forma individual, onde a sazonalidade não é tão marcada/evidente.

No entanto, depois da análise das previsões obtidas e calculadas para a amostra de produtos, foram detetadas algumas falhas na utilização desta nova ferramenta, sendo fundamental a tomada de decisões sobre como se vai proceder à utilização do *software* nessas situações.

Com a exploração e análise crítica do *Slim 4*, verifica-se a existência de alguns problemas na elaboração das previsões de vendas para os produtos. O primeiro prende-se com o facto de o *software* utilizar a mesma constante de amortização ( $\alpha$ ) para todos os produtos, qualquer que seja o seu comportamento. O valor da constante está definida como 0,10, podendo ser alterado, mas sempre para a totalidade dos artigos. Numa situação de clara mudança no comportamento destes, esta constante pode não ser a mais adequada, dando-se bastante peso às observações anteriores e, não se fazendo uma melhor adaptação às novas realidades, ou podendo demorar algum tempo até isso acontecer. Assim, apesar da otimização desta constante não ser possível no *Slim 4*, deveria, pelo menos, ser possível adaptar-se uma constante de amortecimento por produto ou grupos de produto e esta não ser uma definição feita para o âmbito geral dos produtos.

Outra das falhas encontra-se no processo de teste à sazonalidade, ao apenas serem utilizados dois anos de histórico para comparações, mesmo que o sistema já tenha dados relativos a anos anteriores, que poderiam complementar esta análise. Por outro lado, o *software* apenas compara cada um dos meses com o seu homólogo do ano anterior. A forma como este se encontra programado (graus de liberdade da distribuição de F pré estabelecidos e não parametrizáveis), deteta sazonalidade comparando períodos espaçados por 12 meses. Somente se pode parametrizar o nível de significância que se deseja considerar no teste de F. No caso de produtos que possuam um intervalo sazonal que não corresponde a doze meses, mas, por exemplo, cinco meses, o programa classifica o produto como não sazonal. No entanto, esta inaptidão do *software*, na maioria dos casos, pode não ser prejudicial visto que, tal como referido anteriormente, à venda de tintas está subjacente um intervalo sazonal de um ano.

Um outro aspeto a ser melhorado, também no campo da sazonalidade, seria a análise da sazonalidade de uma forma trimestral. Muitos dos produtos analisados, para os quais o *software* não detetou sazonalidade, possuíam uma diferença entre as vendas por trimestre do

ano, sendo o segundo e o terceiro trimestre aqueles onde se verificava um maior nível de vendas. No entanto, como nem sempre os meses constituintes dos trimestres se comportavam de igual forma de um ano para o outro, nesses casos, o *software* não deteta sazonalidade, visto que o teste de sazonalidade apenas verifica a sazonalidade mensal segundo períodos de doze meses. Ao não detetar a sazonalidade, o programa aplica valores médios iguais a todos os meses para os quais calcula previsões, quando na realidade existem trimestres com diferentes pesos.

Tal como referido anteriormente, a forma como o *Slim 4* acrescenta a tendência às previsões calculadas pode ser exagerada e ter como consequência níveis de *stocks* excessivos, para produtos em crescimento, como observado para o produto 10250 0509 15. Assim, como consequência desta análise, os métodos devem ser reprogramados de forma à tendência ser amortizada ao longo dos meses e, não ser adicionada de uma forma linear.

Já o problema detetado na gestão de promoções através da identificação de picos no histórico deve ser resolvido através de uma das seguintes propostas: a integração da ferramenta extra de gestão de campanhas promocionais do *software* ou a aplicação da sazonalidade agregada por classe de gestão em produtos que possuam campanhas no seu histórico. A primeira solução seria mais fiável devido à grande quantidade de campanhas que a CIN realiza anualmente. No entanto, esta aquisição irá acarretar novos custos. Já a segunda opção, seria uma solução sem custos envolvidos, que poderia corrigir a aplicação de índices sazonais excessivos em meses para os quais existiram campanhas. Neste último caso, a gestão de campanhas futuras continuará a ser feita numa aplicação apropriada do Departamento de Planeamento, com base nas informações da área de Marketing e, inseridas diretamente no ERP da CIN.

Também a nível organizacional e estratégico devem ser tomadas algumas decisões, nomeadamente no campo da Exportação. Apesar da exportação ser uma realidade nas atividades da empresa, tal como observado nos resultados, este mercado possui grande irregularidade nas vendas. Como tal, a sua inclusão nas previsões de vendas globais de um produto pode prejudicar o nível de precisão obtido, principalmente naqueles produtos em que o peso das vendas neste mercado é elevado, aumentando os desvios verificados e como consequência a necessidade de *stocks* de segurança. A irregularidade das exportações na análise de previsões dos produtos pode levar à distorção de dados históricos estáveis, como por exemplo a sazonalidade inerente a tantos produtos CIN, que possuem vendas mais altas para o período de Verão. Desta forma conclui-se que as previsões para o mercado de exportação devem ser elaboradas de forma desagregada, devido à sua considerada componente errática. O cálculo de previsão de vendas no *Slim 4* passará a ter por base dois diferentes armazéns: o CA e o CY.

Outra das soluções a testar face à irregularidade das exportações será a separação das vendas de exportação por destino. Assim, as vendas para o mercado de Exportação feitas através da empresa *Nic Trading*, para os países PALOP, poderão revelar-se mais regulares. Visto que este tipo de exportação é realizado para uma empresa do Grupo, a imposição de regras para as quantidades pedidas e a sua regularidade seria mais fácil, podendo até chegar-se a uma situação onde seria a CIN a fazer a gestão dos produtos de lote, fabricados por esta empresa, que são enviados para a *Nic Trading*, como acontece com a empresa Barnices Valentine e a CIN Canárias. No entanto, esta última proposta não é ainda possível devido às fraquezas dos sistemas de informações presentes nas empresas CIN Angola e CIN Moçambique.

Por outro lado, no campo das exportações, não é somente a sua irregularidade que deve ser analisada. A decisão de integrar as vendas deste mercado nas previsões dos produtos irá resultar num aumento dos respetivos *stocks*, que pode ser bastante significativo para produtos com forte presença na exportação. Tal como referido no capítulo 3, o armazém de exportação, CY, apenas possui *stocks* residuais, fruto das suas saídas. Além disso, a gestão de produtos que serão comercializados para exportação envolvem regras próprias como a utilização de paletes de exportação. A utilização das previsões de vendas ligadas à exportação no cálculo dos índices de cobertura dos produtos deve passar por uma decisão a nível de política estratégica da empresa. Esta inclusão, apesar de resultar na diminuição destes índices, face aos *stocks* atuais, resultando num aumento dos *stocks*, pode também diminuir o número de roturas existentes na empresa.

No presente momento, apesar da aplicação já estar a funcionar, os resultados calculados por esta ainda não estão a ser inseridos no ERP da empresa. Para que se possam atingir todos os objetivos definidos e atingir previsões mais precisas é necessário proceder-se às alterações mencionadas.

No futuro, depois de efetuadas todas as alterações necessárias identificadas na conclusão deste projeto e, depois dessas alterações serem corretamente validadas, deve proceder-se à implementação do *software* em outras empresas do grupo, de forma a apenas se considerarem vendas ao cliente final ao invés de movimentos entre armazéns, que podem não ser as mais realistas. Para cada uma das empresas o procedimento de elaboração de previsão de vendas deve ser feita consoante o esquema da Figura 24.

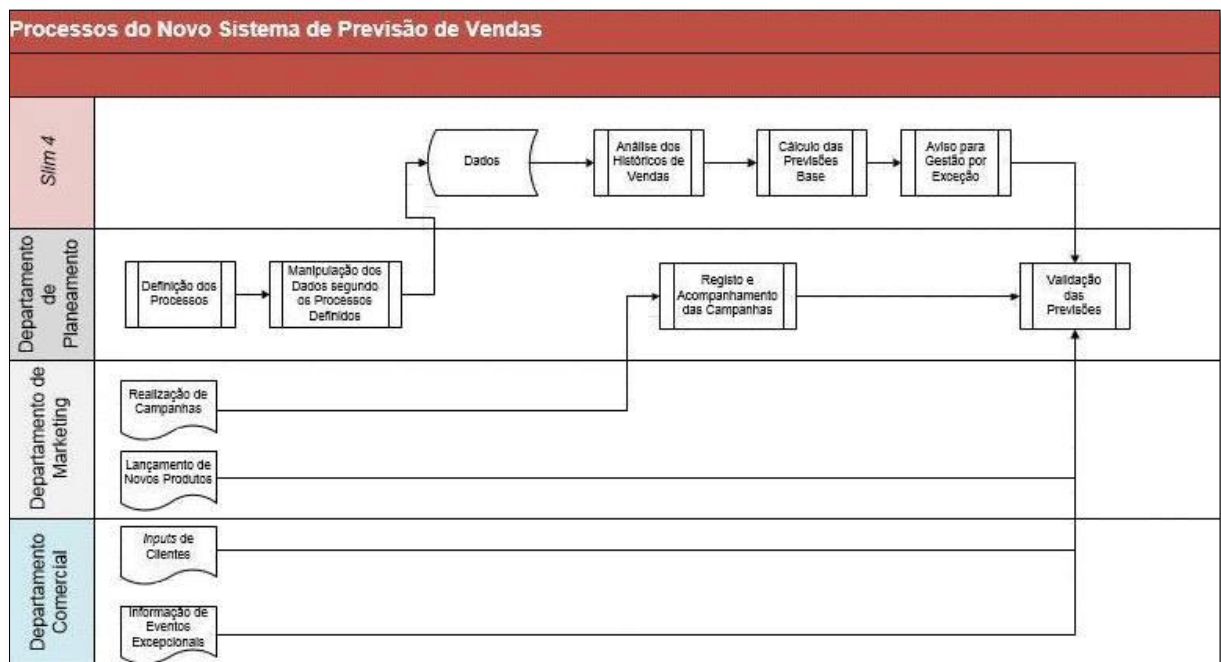


Figura 24: Definição dos Processos do Novo Sistema de Previsão de Vendas

Finalmente, o módulo de gestão de produtos de compra será também validado, de forma a automatizar-se igualmente este processo.

## Referências

- Almada-Lobo, Bernardo. 2013a. "Error Analysis". Em *Slides de Apoio à Disciplina de Métodos Quantitativos de Apoio à Decisão* FEUP.
- . 2013b. "Quantitative Methods for Management". Em *Slides de Apoio à Disciplina de Métodos Quantitativos de Apoio à Decisão* FEUP.
- Anderson, D., D. Sweeney e T. Williams. 2011. *Statistics for Business and Economics, Revised*. Cengage Learning.
- Anderson, David., Dennis. Sweeney, Thomas. Williams, Jeffrey. Camm e James. Cochran. 2012. "Time Series Analysis and Forecasting". Em *Quantitative Methods for Business*, 188-211. Cengage Learning. <https://books.google.pt/books?id=BjZ9KqybbpAC>.
- Armstrong, Jon Scott. 2001a. "Improving Judgment in Forecasting". Em *Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*, 64. Boston, MA: Kluwer Academic.
- . 2001b. "Selecting Method". Em *Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*, 365-380. Boston, MA: Kluwer Academic.
- Box, George E. P., Gwilym M. Jenkins e Gregory C. Reinsel. 1994. *Time series analysis : Forecasting and Control*. 3rd ed. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice Hall.
- Brown, R.G. 1956. *Exponential Smoothing for Predicting Demand*. Little.
- Chambers, John C, Satinder K. Mullick e Donald D. Smith. 1971. "How to Choose the Right Forecasting Technique". *Harvard Business Review*.
- Chen, Chung e Lon-Mu Liu. 1993. "Forecasting time series with outliers". *Journal of Forecasting* no. 12 (1):13-35.
- Duncan, George, Wilpen Gorr e Janusz Szczy. 1998. "Forecasting Analogous Time Series".
- Feliciano, Ricardo Alexandre 2009. "Uma proposta de gerenciamento integrado da demanda e distribuição, utilizando sistema de apoio à decisão com business intelligence", Engenharia de Produção, Universidade de São Paulo.
- Firth, M.A. 1977. *Forecasting Methods in Business and Management*. Edward Arnold.
- Gardner, Everette S. 1985. "Exponential smoothing: The state of the art". *Journal of Forecasting* no. 4 (1):1-28.
- Guedes, Alcibíades Paulo. 2006. "Planeamento Integrado & Gestão de Stocks". Em *Slides de Apoio à Disciplina de Logística*. FEUP.
- Herrmann, Frank. 2012. "European Council for Modeling and Simulation". Em *Simulation of the Control of Exponential Smoothing by Methods used in Industrial Practice*, editado por Ulf Lotzmann, 560-566.
- Hoole, Rick e Shruti Mandana. 2005. "Three Forecasting Building Blocks for Supply Chain Excellence". *Chief Supply Chain Officer Magazine*.
- Hyndman, R., A.B. Koehler, J.K. Ord e R.D. Snyder. 2008. *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach*. Springer.
- Hyndman, R.J. e G. Athanasopoulos. 2014. *Forecasting: principles and practice*. On Demand Publishing, LLC-Create Space.

- Hyndman, R.J., A.B. Koehler, Monash University. Department of Econometrics e Business Statistics. 2005. *Another Look at Measures of Forecast Accuracy*. Monash University, Department of Econometrics and Business Statistics.
- IBF (Institute of Business Forecasting and Planning). 2005. "Why Forecasting?". Acedido a 20 de Outubro de 2014. <https://ibf.org/index.cfm?fuseaction=showObjects&objectTypeID=87>.
- Jain, Chaman L. e Jack Malehorn. 2004. *Benchmarking forecasting practices*. Flushing, NY: Graceway Pub.
- Johnson, E.M., D.L. Kurtz e E.E. Scheuing. 1994. *Sales Management: Concepts, Practices, and Cases*. McGraw-Hill.
- Kalekar, Prajakta S. 2004. "Time Series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing", Kanwal Rekhi School of Information Technology.
- Kaya, Ahmet. 2010. "Statistical Modelling for Outlier Factors". *Ozean Journal of Applied Sciences*.
- Makridakis, Spyros G. e Michèle Hibon. 1991. *Exponential Smoothing: The Effect of Initial Values and Loss Functions on Post-sample Forecasting Accuracy*. INSEAD.
- . 1995. *Evaluating Accuracy (or Error) Measures*. INSEAD.
- Makridakis, Spyros G., Steven C. Wheelwright e Rob J. Hyndman. 1998a. "Exponential Smoothing Methods". Em *Forecasting Methods And Applications*, 153-177. United State of America: John Wiley & Sons.
- . 1998b. "The Forecasting Perspective". Em *Forecasting Methods And Applications*, 1-13. United State of America: John Wiley & Sons.
- Makridakis, Spyros e Michèle Hibon. 2000. "The M3-Competition: results, conclusions and implications". *International Journal of Forecasting* no. 16 (4):451-476.
- Malta, Amílcar Nuno da Silva. 2013. "Sistema Avançado de Previsão de Vendas para as Lojas Pingo Doce do Grupo Jerónimo Martins", Departamento de Logística, Instituto Politécnico de Bragança.
- Mancunzo, Fernando. 2003. "Análise e previsão de demanda : estudo de caso em uma empresa distribuidora de rolamentos", Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Milnitz, Diego, Jamur J. Marchi e Robert W. Samohyl. 2011. "Previsão da Demanda: Uma Aplicação do Método Holt Winters em uma Indústria Textil de Grande Porte". Comunicação apresentada em XXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção, em Belo Horizonte.
- Morettin, P.A. e C.M. Tolo. 2006. *Análise de séries temporais*. Edgard Blucher.
- Pellegrini, Fernando Rezende 2000. "Metodologia para Implementação de Sistema de Previsão de Demanda", Universidade Federal do Rio Grande do Sul
- Peterson, R. e E.A. Silver. 1979. *Decision systems for inventory management and production planning*. Wiley.
- Seo, Songwon. 2006. "Review and Comparison of Methods for Detecting Outliers in Univariate Data Sets ", Graduate School of Public Health University of Pittsburgh
- Shim, Jae K. 2000. *Strategic business forecasting : the complete guide to forecasting real world company performance*. Rev. ed. Boca Raton, Fla.: St. Lucie Press.

- Taylor, James W. 2003. "Exponential Smoothing with a Damped Multiplicative Trend". *International Journal of Forecasting* no. 19:715-725.
- Tolvi, Jussi. 1998. *Outliers in time series: A review*. Citeseer.
- Wei, William W. S. 2006. "Overview". Em *Time series analysis : univariate and multivariate methods*. Pearson Addison Wesley.

### ANEXO A: Análise Preliminar da Série Temporal

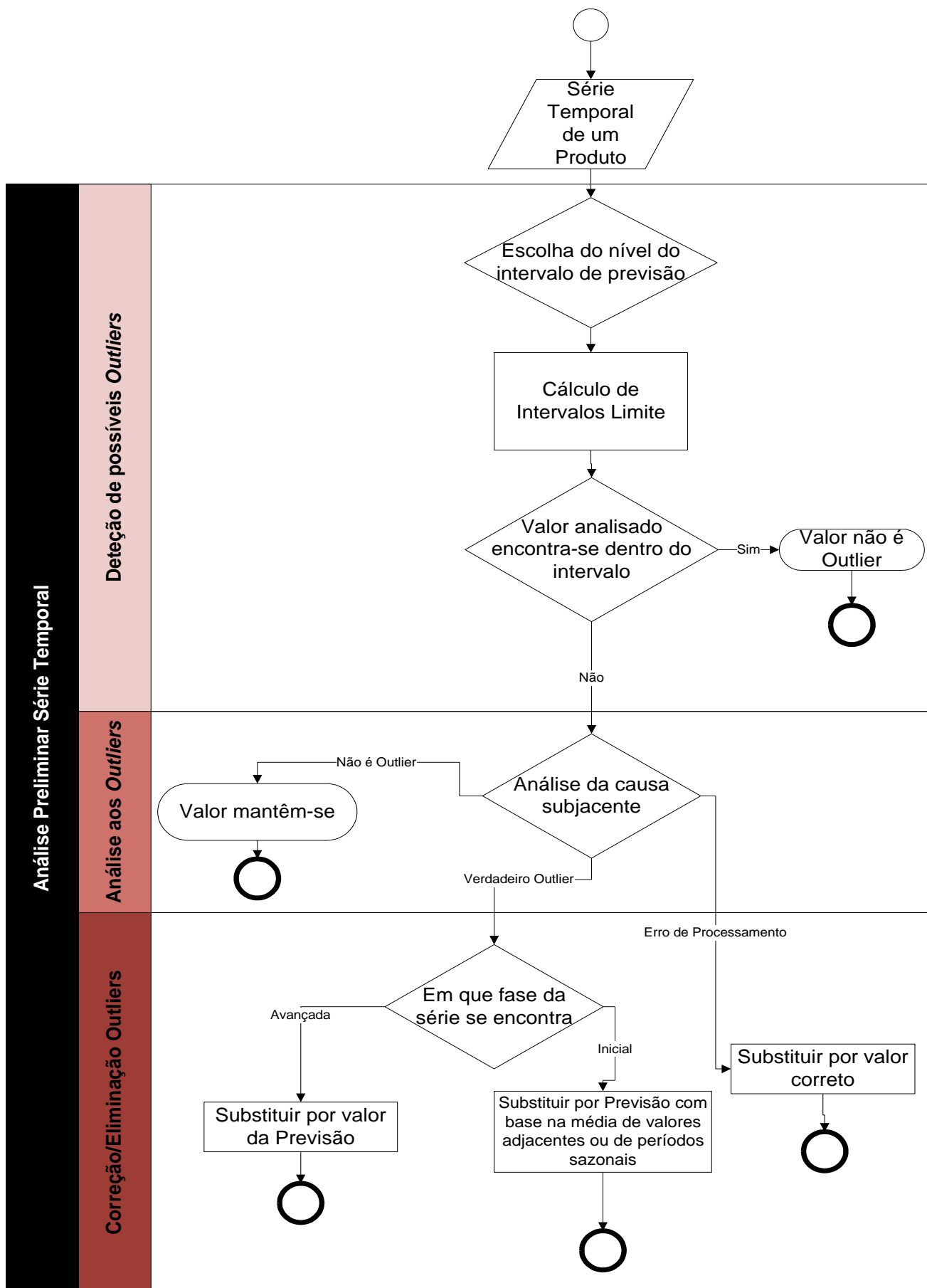


Figura 25: Representação do Algoritmo de Deteção e Correção de um *Outlier*

## ANEXO B: Testes de Análise à Tendência

### Testes à existência de Tendência:

- ❖ *Teste de Significância da Tendência:* Através da estatística de t.
- ❖ *Coefficiente de Determinação Ajustado:*

$$\bar{R}^2_{XY} = 1 - (1 - R^2) \left( \frac{N - 1}{N - K - 1} \right)$$

Onde:

$R^2$ , corresponde ao coeficiente de determinação,

$N$ , corresponde ao número de observações consideradas,

$K$ , corresponde ao grau da regressão,

$N - 1$ , corresponde ao número total de graus de liberdade da Variação Total

$N - K - 1$ , corresponde ao número total de graus de liberdade da Variação Explicada pela Regressão.

Contrariamente ao coeficiente de determinação, o coeficiente de determinação ajustado pode diminuir em valor se a contribuição da variável adicional na explicação da VT, for inferior ao impacto que essa adição acarreta nos graus de liberdade (Almada-Lobo 2013a).

## ANEXO C: Testes de Análise à Sazonalidade

### Testes à existência e intervalo de Sazonalidade:

- ❖ Função de Autocorrelação (FAC): A Autocorrelação é a correlação entre observações dentro da mesma série temporal separadas por um determinado número de períodos. O gráfico das diversas autocorrelações considerando diferentes períodos de intervalo entre os dados é referido como a Função de Autocorrelação.

Para cada um dos intervalos, com  $t$  períodos incluídos tem-se:

$$r_t = \frac{\sum_{i=t+1}^n (Y_i - \bar{Y})(Y_{i-t} - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

Com a análise da FAC e cada um dos respetivos índices de Autocorrelação, é possível verificar-se a possibilidade de existência de sazonalidade e respetivo intervalo sazonal.

Depois de calculados cada um dos índices de autocorrelação para um intervalo específico, deve proceder-se ao teste de *Ljung Box*, cuja estatística de teste é:

$$LBQ = N(N + 2) \sum_{k=1}^t (N - k)^{-1} r_t^2$$

Onde:

$N$ , corresponde ao número de observações e,

$t$ , corresponde ao maior intervalo de autocorrelação considerado.

Já a hipótese nula é:

**H<sub>0</sub>:** As autocorrelações para todos os intervalos, até  $t$ , são zero. (ou seja, os dados existentes são aleatórios e independentes até ao intervalo de correlação  $t$ )

A hipótese nula é rejeitada caso:

$$LBQ > \chi^2_{(1-\alpha;t)}, \text{ para um determinado nível de significância, } \alpha.$$

- ❖ Teste de F: é um teste paramétrico utilizado para detetar a sazonalidade determinística, que tem por base o teste de *Fisher*. É um teste de dispersão, que compara a quantidade de variância sistemática nos dados com a quantidade de variância não sistemática (Morettin e Toloí 2006).

$$T = \frac{\text{Variância entre Blocos}}{\text{Variância dentro do Bloco}} = \frac{N - k}{k - 1} \frac{\sum_{j=1}^k n_j (\bar{Y}_j - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_j)^2}$$

Onde:

$k$ , corresponde ao número de blocos existentes,

$n_j$ , corresponde ao número de períodos a ser considerado em cada bloco,

$$N = \sum_{j=1}^k n_j, \text{ e}$$

$\bar{Y}$ , corresponde à média global dos dados.

Aproxima-se a estatística  $T$ , por uma  $F$  com  $(k-1)$  e  $(N-k)$  graus de liberdade, ou seja,

$$H \sim F(k - 1, N - k), \text{ para um determinado nível de significância, } \alpha.$$

Onde:

**H<sub>0</sub>:** Ausência de sazonalidade na série

## ANEXO D: Métodos Qualitativos

Tabela 18: Métodos Qualitativos mais comuns [Fonte: (Shim 2000)]

<b>Métodos Qualitativos</b>	
<b>Opinião dos Executivos</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Este método procura reter a opinião de um pequeno grupo, em geral, de executivos das mais diversas áreas: Vendas, Produção, Financeira, Administração, etc.</li> <li>• Normalmente é utilizado em conjunto com um método quantitativo, como por exemplo, o da extrapolação.</li> <li>• Apesar de ser um método simplificado e rápido, apresenta como desvantagem o “pensamento em grupo”, que pode resultar em resultados condicionados por pressões ou por uma forte liderança.</li> </ul>
<b>Método de Delphi</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• É uma técnica de grupo, onde perante um painel de especialistas, cada um deles é questionado individualmente sobre as suas respetivas perceções sobre eventos futuros.</li> <li>• Como os diferentes participantes do estudo não tem contacto (teste caracterizado pelo anonimato), não existe o risco do resultado final influenciado por personalidades mais fortes ou determinadas pressões.</li> <li>• O método continua até que seja atingido um certo grau de consenso, depois de algumas rondas.</li> <li>• Normalmente, a sua utilização é adequada a situações de longo prazo, onde os dados históricos são escassos.</li> <li>• Esta técnica pode ser bastante demorosa até se atingir um consenso e, pode carecer de fiabilidade.</li> </ul>
<b>Votação da Força de Vendas</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Este método utiliza como base das suas previsões as opiniões dos trabalhadores da área de vendas, que tem contacto contínuo com os clientes. Assim, as empresas que recorrem a esta técnica acreditam que estes trabalhadores possuem visões significativas no futuro do mercado em questão.</li> <li>• É uma técnica simples e de fácil interpretação. Além disso, recorre ao conhecimento dos peritos das vendas.</li> <li>• No entanto, existe a possibilidade dos trabalhadores da área das vendas estarem a ser bastante otimistas ou, por outro lado, não terem em conta certas variáveis de carácter económico, das quais não possuem controlo.</li> </ul>
<b>Inquéritos ao Consumidor</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Algumas empresas elaboram os seus próprios inquéritos de mercado, que distribuem pelos seus clientes, retendo então informação relevante para a determinação das suas previsões.</li> <li>• Podem chegar ao cliente de diversas formas: contato telefónico, entrevistas pessoais, questionários, etc.</li> <li>• Finalmente, aos resultados dos inquéritos podem ser aplicadas diversas análises estatísticas.</li> </ul>

ANEXO E: Técnicas utilizadas para o Cálculo de Valores Iniciais dos Métodos Exponenciais<sup>3</sup>

Tabela 19: Técnicas de Iniciação para Métodos Exponenciais

	Estimativa Mínimos Quadrados	Valores Convenientes	Valor Zero <sup>4</sup>
<b>Método Exponencial Simples</b>	$N_1 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n V_t$	$N_1 = V_1$	$N_1 = 0$
<b>Método Linear de Holt</b>	$T_1 = \frac{n \sum_{t=1}^n t V_t - \sum_{t=1}^n t \sum_{t=1}^n V_t}{n \sum_{t=1}^n t^2 - (\sum_{t=1}^n t)^2}$ $N_1 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n V_t - T_1 \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n t$	$N_1 = V_1$ $T_1 = (V_2 - V_1)$ <p>ou</p> $T_1 = \frac{V_2 - V_1 + V_4 - V_3}{2}$	$N_1 = 0$ $T_1 = (V_2 - V_1)$
<b>Método de Holt-Winters</b>	O procedimento é igual àquele utilizado para o Método Linear de Holt. No entanto, é necessário calcularem-se os valores da série sem a componente sazonal, antes do aplicar.	$N_m = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m V_t$ $T_m = \frac{1}{m} \left( \frac{V_{m+1} - V_1}{m} + \frac{V_{m+2} - V_2}{m} + \dots + \frac{V_{m+m} - V_m}{m} \right)$	$N_m = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m V_t$ $T_m = 0$

n = número de períodos da série de dados histórica

<sup>3</sup> A descrição das técnicas está descrita consoante as variáveis definidas nas equações dos Métodos Exponenciais definidas no capítulo 2.

<sup>4</sup> Esta técnica pode variar: todos os valores iniciais podem ser igualados a zero, ou um apenas um dos dois valores é igualado a zero, sendo que o outro toma a forma definida em qualquer outra das técnicas.

## ANEXO F: Diferentes Variantes do Método de Amortecimento Exponencial

Tabela 20: Variantes do Método de Amortecimento Exponencial

		Tipo de Sazonalidade		
		Não possui (N)	Aditiva (A)	Multiplicativa(M)
Tipo de Tendência	Não possui (N)	N-N	N-A	N-M
	Aditiva (A)	A-N	A-A	A-M
	Amortecida Aditiva (A <sub>d</sub> )	A <sub>d</sub> -N	A <sub>d</sub> -A	A <sub>d</sub> -M
	Multiplicativa (M)	M-N	M-A	M-M
	Amortecida Multiplicativa (M <sub>d</sub> )	M <sub>d</sub> -N	M <sub>d</sub> -A	M <sub>d</sub> -M

Trend	Seasonal		
	N	A	M
N	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + s_{t-m+h_m^+}$	$\ell_t = \alpha(y_t / s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t / \ell_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t s_{t-m+h_m^+}$
A	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + hb_t$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + hb_t + s_{t-m+h_m^+}$	$\ell_t = \alpha(y_t / s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t / (\ell_{t-1} + b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = (\ell_t + hb_t)s_{t-m+h_m^+}$
A <sub>d</sub>	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + \phi_h b_t$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - \phi b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t + \phi_h b_t + s_{t-m+h_m^+}$	$\ell_t = \alpha(y_t / s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$ $b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t / (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = (\ell_t + \phi_h b_t)s_{t-m+h_m^+}$
M	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1} b_{t-1}$ $b_t = \beta^*(\ell_t / \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^h$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1} b_{t-1}$ $b_t = \beta^*(\ell_t / \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^h + s_{t-m+h_m^+}$	$\ell_t = \alpha(y_t / s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1} b_{t-1}$ $b_t = \beta^*(\ell_t / \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}$ $s_t = \gamma(y_t / (\ell_{t-1} b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^h s_{t-m+h_m^+}$
M <sub>d</sub>	$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1} b_{t-1}^\phi$ $b_t = \beta^*(\ell_t / \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}^\phi$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^{\phi_h}$	$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1} b_{t-1}^\phi$ $b_t = \beta^*(\ell_t / \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}^\phi$ $s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} b_{t-1}^\phi) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^{\phi_h} + s_{t-m+h_m^+}$	$\ell_t = \alpha(y_t / s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1} b_{t-1}^\phi$ $b_t = \beta^*(\ell_t / \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}^\phi$ $s_t = \gamma(y_t / (\ell_{t-1} b_{t-1}^\phi)) + (1 - \gamma)s_{t-m}$ $\hat{y}_{t+h t} = \ell_t b_t^{\phi_h} s_{t-m+h_m^+}$

In each case,  $\ell_t$  denotes the series level at time  $t$ ,  $b_t$  denotes the slope at time  $t$ ,  $s_t$  denotes the seasonal component of the series at time  $t$ , and  $m$  denotes the number of seasons in a year;  $\alpha$ ,  $\beta^*$ ,  $\gamma$  and  $\phi$  are constants,  $\phi_h = \phi + \phi^2 + \dots + \phi^h$  and  $h_m^+ = [(h - 1) \text{ mod } m] + 1$ .

Figura 26: Diferentes Equações Características dos Métodos de Amortecimento Exponenciais Principais [Fonte: (Hyndman et al. 2008)]

## ANEXO G: Erros Percentuais Assimétricos e Simétricos

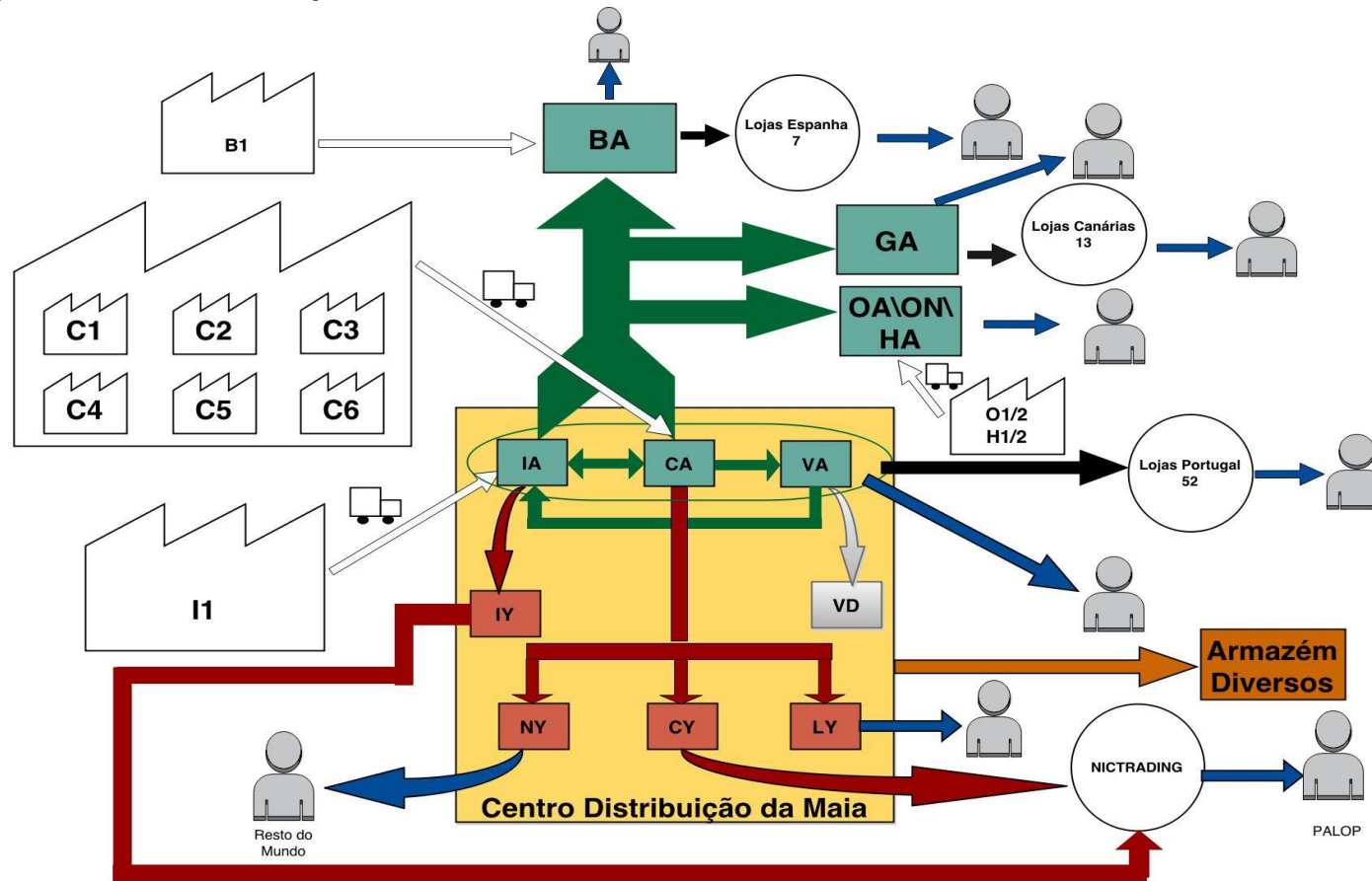
Tabela 21: Assimetria do Erro Percentual Absoluto consoante o Sinal do Erro

<b>Assimetria do Erro Percentual Absoluto</b>	
Vendas = 1000 Previsões = 100 $E_t = 1000 - 100 = 900$ <b>Erro <u>positivo</u></b> $EPA_t = \frac{900}{1000} \times 100 = \mathbf{90\%}$	Vendas = 100 Previsões = 1000 $E_t = 100 - 1000 = -900$ <b>Erro <u>negativo</u></b> $EPA_t = \frac{900}{100} \times 100 = \mathbf{900\%}$

Tabela 22: Simetria do Erro Percentual Absoluto Simétrico

<b>Erro Percentual Absoluto Simétrico</b>	
Vendas = 1000 Previsões = 100 $E_t = 1000 - 100 = 900$ <b>Erro <u>positivo</u></b> $sEPA_t = \frac{900}{(1000 + 100)} \times 200 = \mathbf{163\%}$	Vendas = 100 Previsões = 1000 $E_t = 100 - 1000 = -900$ <b>Erro <u>negativo</u></b> $sEPA_t = \frac{900}{(100 + 1000)} \times 100 = \mathbf{163\%}$

## ANEXO H: Principais Fluxos do Grupo CIN



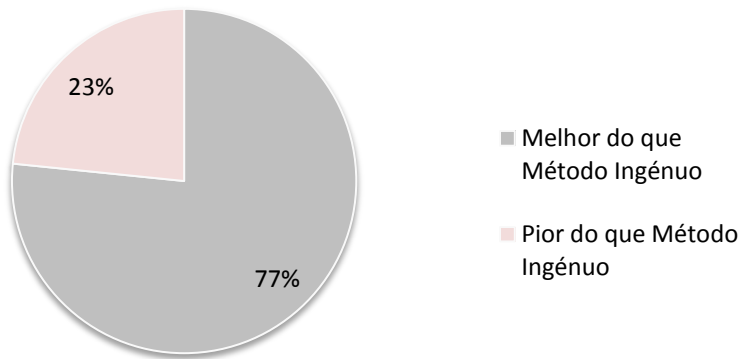
### Legenda:

- Transferências Internas
- Transferências Intergrupo
- Vendas ao Cliente Final
- Exportação
- Centros de Distribuição das Empresas do Grupo
- Armazém Físico do Centro de Distribuição da Maia
- Armazéns Lógicos de Exportação do Centro de Distribuição da Maia

Figura 27: Principais Fluxos do Grupo CIN

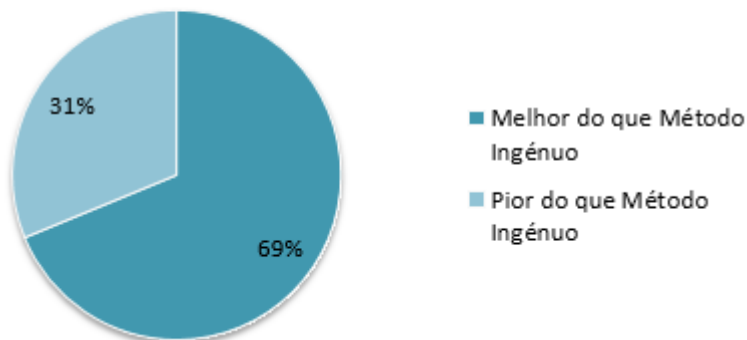
## ANEXO I: Análise Inicial aos ESAM por categoria ABC

Frequência Relativa ESAM dos Produtos A



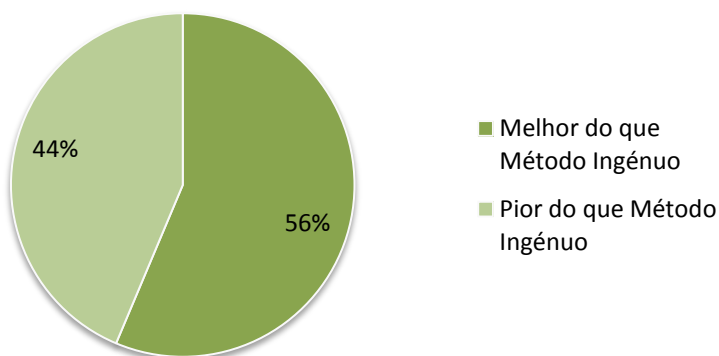
Média = -209%  
 Erro Padrão = 51%  
 Mediana = -4%  
 Desvio Padrão = 3427 %  
 Mínimo = -120000%  
 Máximo = 90%  
 Assimetria = -2875%

Frequência Relativa ESAM dos Produtos B



Média = -707%  
 Erro Padrão = 91%  
 Mediana = -14%  
 Desvio Padrão = 5974 %  
 Mínimo = -165000%  
 Máximo = 95%  
 Assimetria = -1517%

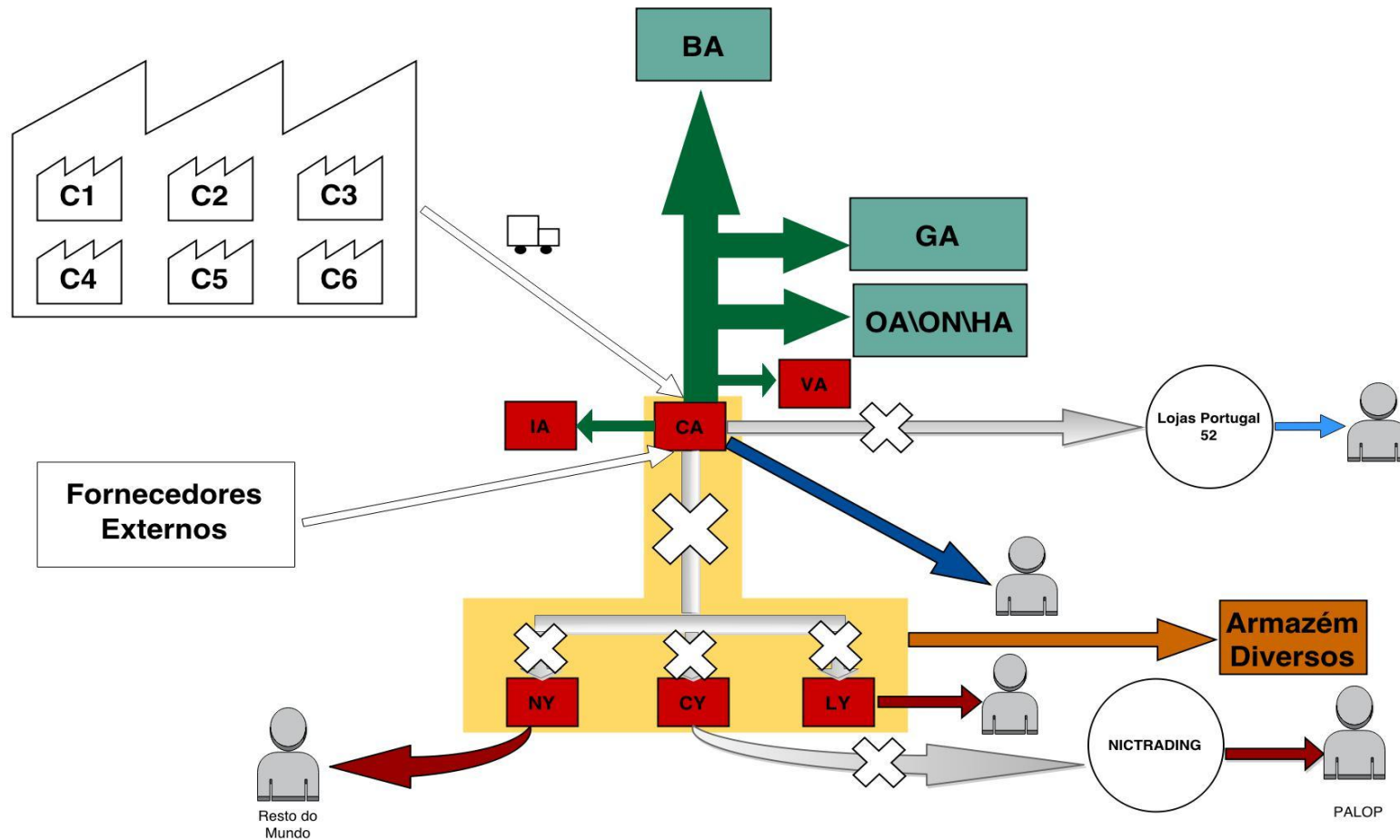
Frequência Relativa ESAM dos Produtos C



Média = -7707%  
 Erro Padrão = 932%  
 Mediana = -55%  
 Desvio Padrão = 64096 %  
 Mínimo = -1250000%  
 Máximo = 97%  
 Assimetria = -1381%

Figura 28: Frequência Relativa dos ESAM e Estatísticas Descritivas das Previsões da CIN por Categoria ABC

### ANEXO J: Fluxos Considerados na Nova Implementação



**Legenda:**

- Transferências Internas não consideradas
- Transferências Intergrupo
- Vendas ao Cliente Final
- Vendas das Lojas ao Cliente Final
- Vendas ao Cliente Final para Exportação
- Centros de Distribuição das Outras Empresas do Grupo
- Armazéns da Empresa CIN
- Grupo de Armazéns da CIN

Figura 29: Fluxos Considerados na Implementação do Sistema de Previsão de Vendas

ANEXO K: Ficheiros de Interface do *Software*Tabela 23: Ficheiros de Interface do *Slim 4*

<b>Tipo de Ficheiro</b>	<b>Política de Carregamento</b>	<b>Descrição</b>
<b>Ficheiro Inicial</b>	Apenas se cria este ficheiro na introdução dos dados no <i>software</i> , no arranque do projeto.	Introdução dos dados históricos importantes de todos os artigos que se deseja controlar. É a partir deste ficheiro que se classifica o tipo de procura dos produtos.
<b>Ficheiro Mensal</b>	Carregamento mensal, preferencialmente logo no início do mês seguinte.	Atualização mensal do histórico de vendas para cada produto. Recálculo das previsões de vendas, dos parâmetros e reclassificação dos produtos.
<b>Ficheiro de Stock</b>	Carregamento diário.	Atualização diária dos inventários e da procura de cada produto. Outras informações são também passadas neste ficheiro: por exemplo sobre os fornecedores.
<b>Ficheiro de Pedidos de Compra</b>	Carregamento diário.	Informação sobre os pedidos abertos aos fornecedores e as ordens de enchimento à fábrica.
<b>Ficheiro de Pedidos Confirmados</b>	Carregamento diário.	Dá informação sobre tudo aquilo pendente de entregar no dia em questão. (Vendas para o grupo, Transferências para as lojas, Vendas do armazém ao cliente final e Exportações.)
<b>Ficheiro BOM</b>	Carregamento diário.	Mostra a relação entre o produto principal (composto) e os seus componentes.

### ANEXO L: Análises das Séries Temporais para Alguns Produtos da Amostra

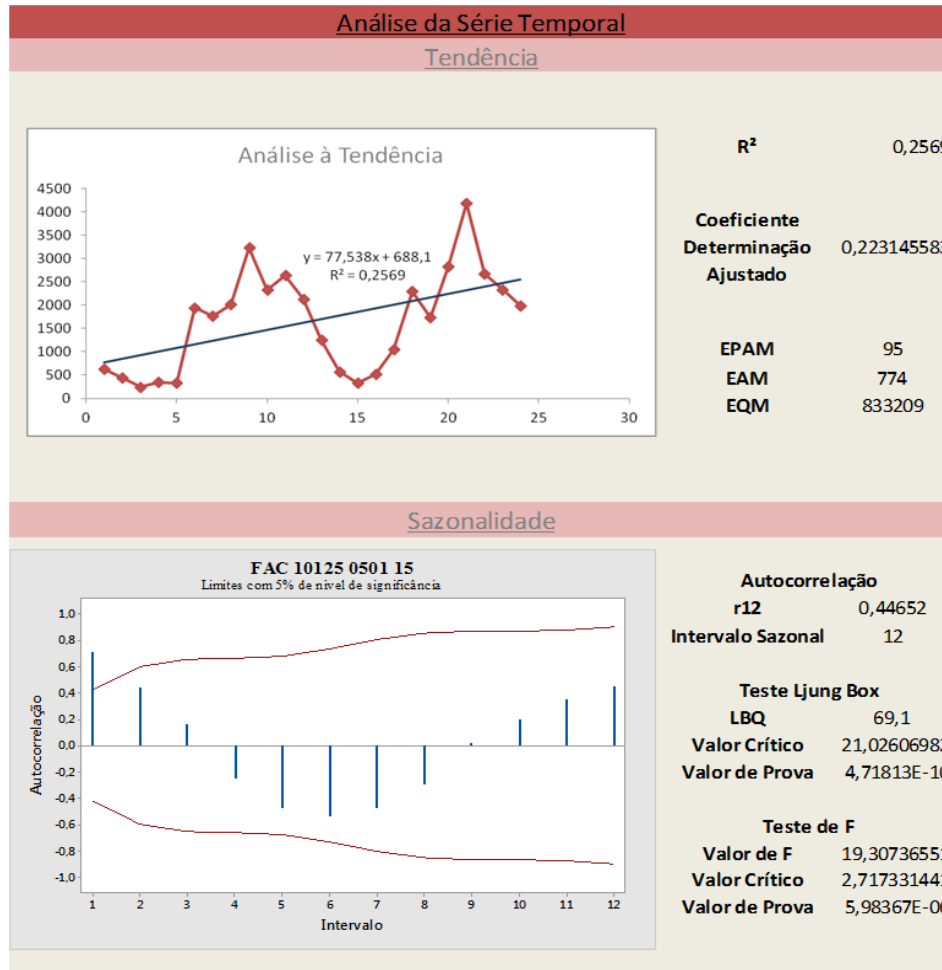


Figura 30: Análise à Série Temporal 10125 0501 15

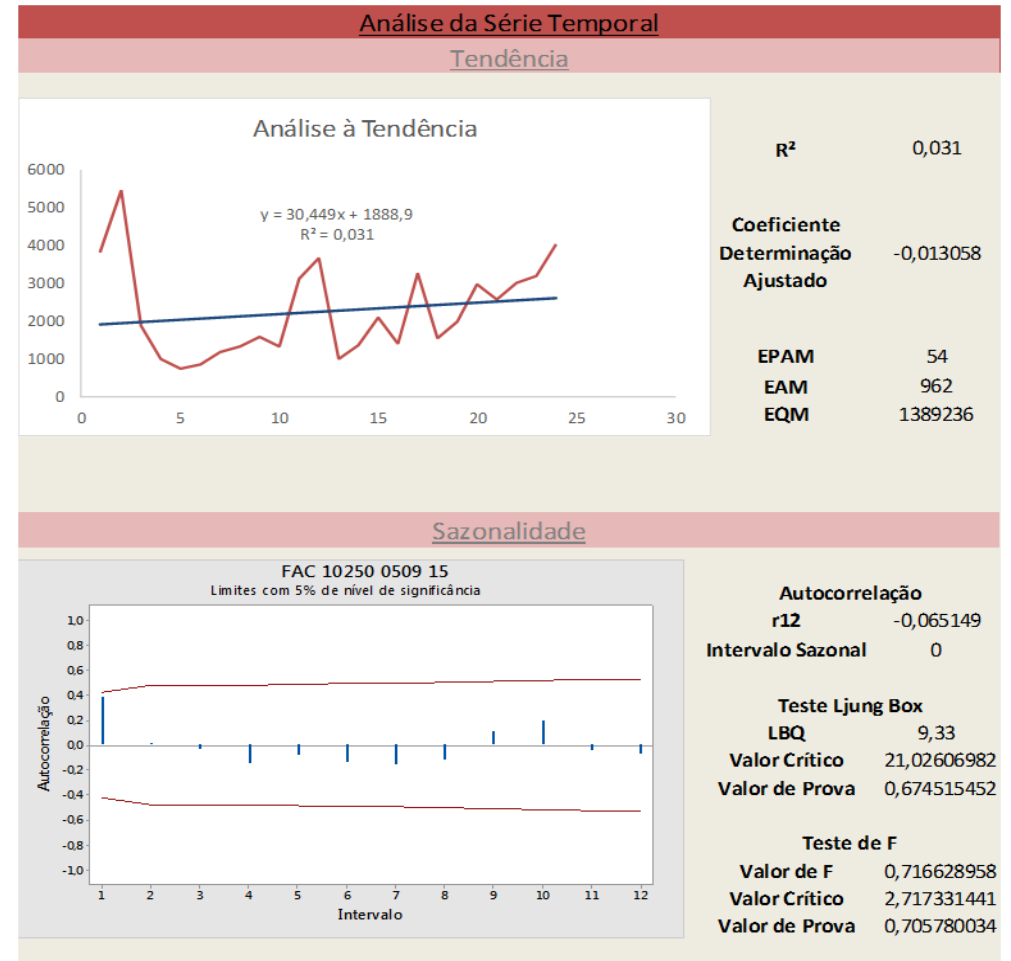


Figura 31: Análise à Série Temporal 10250 0509 15

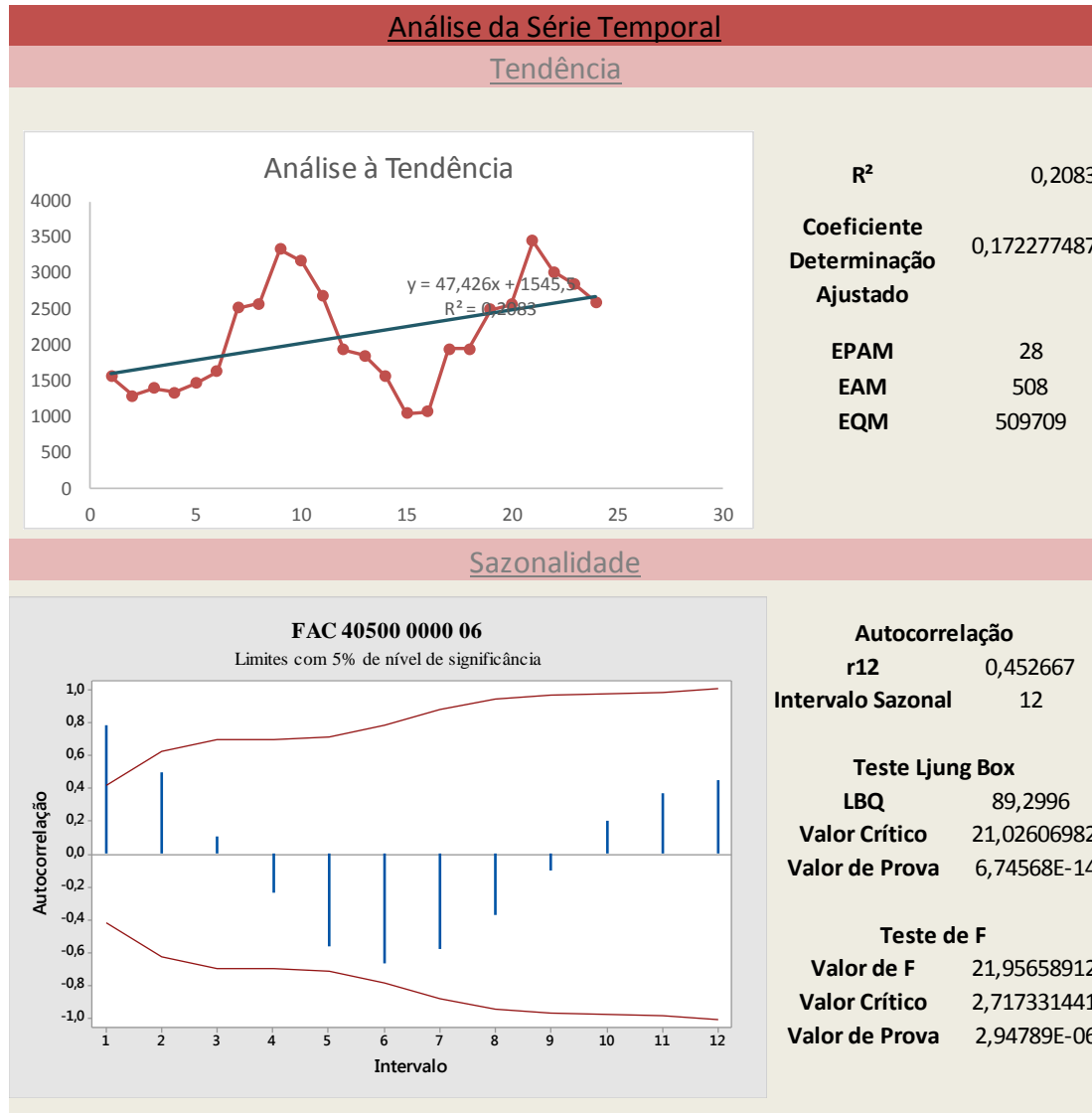


Figura 32: Análise à Série Temporal 40500 0000 06

### ANEXO M: Comparações entre Resultados Obtidos e Calculados

Tabela 24: Resultado da Comparação entre Previsões do Slim e Previsões Calculadas para o Produto 10125 0501 15

<b>10125 0501 15</b>															
<i>Período</i>	Vendas	Previsão Slim	Et	EAt	EPAt	EQt	Previsão Calculada	Et	EAt	EPAt	EQt	LI	LS		
Novembro	759	1064,37	-305,37	305,37	40%	93250,84	927,50	-168,501	168,50	22%	28392,64	190,60	1664,40		
Dezembro	662	550,3	111,7	111,7	17%	12476,89	641	21,20	21,20	3%	449,53	0,00	1543,52		
Janeiro	1003	310	693	693	69%	480249,00	396,18	606,82	606,82	61%	368231,9	0,00	1263,80		
			<b>EMt</b>	<b>EAMt</b>	<b>EPAMt</b>	<b>EQMt</b>					<b>EMt</b>	<b>EAMt</b>	<b>EPAMt</b>	<b>EQMt</b>	
			166,4433	370,0233	42%	195325,58					153,174	265,5081	29%	132358	

Tabela 25: Resultado da Comparação entre Previsões do Slim e Previsões Calculadas para o Produto 10250 0509 15

<b>10250 0509 15</b>															
<i>Período</i>	Vendas	Previsão Slim	Et	EAt	EPAt	EQt	Previsão Calculada	Et	EAt	EPAt	EQt	LI	LS		
Novembro	2892	3896,53	-1004,53	1004,53	35%	1009080,52	3650,637	-758,637	758,6368	26%	575529,7427	998,76	5109,67		
Dezembro	1345	3913,1	-2568,1	2568,1	191%	6595137,61	3189,67	-1844,67	1844,67	137%	3402807,46	1158,53	5220,81		
Janeiro	2083	3606,91	-1523,91	1523,91	73%	2322301,69	2122,707	-39,71	39,71	2%	1576,653527	0,00	5612,31		
			<b>EMt</b>	<b>EAMt</b>	<b>EPAMt</b>	<b>EQMt</b>					<b>EMt</b>	<b>EAMt</b>	<b>EPAMt</b>	<b>EQMt</b>	
			-1698,85	1698,847	100%	3308839,94					-881,005	881,0046	55%	1326637,953	

Tabela 26: Resultado da Comparação entre Previsões do Slim e Previsões Calculadas para o Produto 40500 0000 06

<b>40500 0000 06</b>														
<i>Período</i>	Vendas	Previsão Slim	Et	EAt	EPAt	EQt	Previsão Calculada	Et	EAt	EPAt	EQt	LI	LS	
Novembro	1919	1747,04	171,96	171,96	9%	29570,24	1907	12	12	1%	144	1320,28	2499,42	
Dezembro	1403	1490,41	-87,41	87,41	6%	7640,51	1525	-122,09	122,09	9%	14904,82	958,80	2091,37	
Janeiro	1414	1276,58	137,42	137,42	10%	18884,26	1470,16	-56,16	56,16	4%	3154,46	914,02	2026,31	
			EMt	EAMt	EPAMt	EQMt				EMt	EAMt	EPAMt	EQMt	
			73,99	132,26	8%	18698,34				-55,417	63,417	4%	6067,76	

## ANEXO N: Cálculo da Sazonalidade na Existência de Picos no Histórico

Mês	Procuras de Encom	Exc'n	CHG	Mês	Previsão	Confirmado	Período	Tendênci	Estação	Adicionar	Tipo
Fevereiro	512	107		Fevereiro	481	185	1.00	1.00	0.24		
Março	1047	303		Março	742		1.00	1.00	0.38		
Abril	3445	592	M	Abril	2978		1.00	1.00	1.51		
Maio	1736	588		Maio	1990		1.00	1.00	1.01		
Junho	2832	718		Junho	2709		1.00	1.00	1.37		
Julho	4183	1142		Julho	4165		1.00	1.00	2.11		
Agosto	2667	728		Agosto	2822		1.00	1.00	1.43		
Setembro	2333	623		Setembro	2843		1.00	1.00	1.44		
Outubro	1988	586		Outubro	2351		1.00	1.00	1.19		
Novembro	759	266		Novembro	1173		1.00	1.00	0.59		
Dezembro	662	260		Dezembro	697		1.00	1.00	0.35		
Janeiro	1003	269		Janeiro	719		1.00	1.00	0.36		

Figura 33: Simulação considerando Picos no Histórico na Sazonalidade para o Produto 10125 0501 15

Mês	Procuras de Encom	Exc'n	CHG	Mês	Previsão	Confirmado	Período	Tendênci	Estação	Adicionar	Tipo
Fevereiro	512	107		Fevereiro	1973	185	1.00	1.00	1.00		
Março	1047	303		Março	1973		1.00	1.00	1.00		
Abril	3445	592	M	Abril	1973		1.00	1.00	1.00		
Maio	1736	588		Maio	1973		1.00	1.00	1.00		
Junho	2832	718		Junho	1973		1.00	1.00	1.00		
Julho	4183	1142		Julho	1973		1.00	1.00	1.00		
Agosto	2667	728		Agosto	1973		1.00	1.00	1.00		
Setembro	2333	623		Setembro	1973		1.00	1.00	1.00		
Outubro	1988	586		Outubro	1973		1.00	1.00	1.00		
Novembro	759	266		Novembro	1973		1.00	1.00	1.00		
Dezembro	662	260		Dezembro	1973		1.00	1.00	1.00		
Janeiro	1003	269		Janeiro	1973		1.00	1.00	1.00		

Figura 34: Simulação não considerando Picos no Histórico na Sazonalidade para o Produto 10125 0501 15