

# **Modelo Dinâmico de Dimensionamento e Controlo de Stock de Componentes de Manutenção**

**Jorge dos Santos Loureiro**

Dissertação para a obtenção de Grau de Mestre em

**Engenharia Mecânica**

Orientadores: Prof. Virgínia Isabel Monteiro Nabais Infante

Prof. Elsa Maria Pires Henriques

**Júri**

Presidente: Prof. Luís Filipe Galvão dos Reis

Orientador: Prof. Virgínia Isabel Monteiro Nabais Infante

Vogal: Prof. Paulo Miguel Nogueira Peças

**Março 2017**



## Resumo

O ambiente extremamente competitivo dos mercados, cria uma pressão constante e crescente para as empresas nos dias de hoje, e por isso, para enfrentar as dificuldades encontradas pelas empresas surge a necessidade de criar e melhorar ferramentas de modo a reduzir os custos e aumentar a produtividade e a eficiência das operações. Entre as diversas ferramentas criadas ou melhoradas, insere-se as áreas da **Manutenção** e da **Gestão de Stocks**.

A presente Dissertação de Mestrado surge no âmbito da **Gestão de Stocks** com o intuito de melhorar a resposta das empresas às grandes flutuações de mercado. Para isso, desenvolve-se um **Modelo Dinâmico**, cuja função é garantir uma maior disponibilidade de **stock** aliado a uma redução dos custos de armazenagem e de abastecimento.

O modelo começa por um **modelo de decisão** com o objetivo de decidir que componentes devem estar, ou não, em **stock**, em simultâneo utiliza um modelo de classificação para dividir os componentes pelo seu tipo de procura, faz uma previsão da procura dos componentes utilizando **modelos matemáticos de previsão** e ajusta os níveis de **stock** de forma a obter uma resposta positiva à procura esperada.

Por fim, o modelo dinâmico desenvolvido foi aplicado a um caso de estudo, através da utilização de dados históricos obtidos pela Mercedes Benz Comercial – Sintra ao longo do ano de 2014, de forma a avaliar a eficácia e eficiência do modelo.

A utilização destes dados mostra-se de grande importância, visto que os **componentes de substituição** da **indústria automóvel** regra geral têm uma procura elevada e custos relativamente elevados quando comparados com outros tipos de indústria. A obrigação da imobilização da viatura na maior parte dos casos em que se necessita de substituir as peças, tem também, um peso fundamental para a satisfação dos clientes.

**Palavras-chave:** Manutenção, Gestão de *Stocks*, Modelo Dinâmico, *stock*, Modelo de Decisão, Modelos Matemáticos de Previsão, Componentes de Substituição, Indústria Automóvel

## Abstract

The extremely competitive environment in the markets create an increased pressure for now a days companies, therefore in order to face the difficulties there is an urge to create and improve all the tools to reduce costs and increase operations productivity and efficiency. Amongst several created or improved tools are the fields of **Maintenance** and **Stock Management**.

The following Masters' Dissertation goes into the **Stock Management** topic, with the goal of improving companies' response to the market fluctuations. To do so, a Dynamic Model was created that helps companies to ensure **stock** availability while reducing costs related to warehousing and Supply Chain.

The model developed starts with a **decision algorithm** that distinguishes which parts should be in stock, simultaneously, the model splits the parts in different categories per demand pattern and predicts the demand using **forecasting methods**, adjusting stock levels accordingly to the expect demand.

Finally, the Dynamic Model was tested in a case study, using historical data supplied by Mercedes Benz Comercial – Sintra during the year of 2014.

Using this data, is an important step, as **automotive spare parts** have high demands and high costs when compared with other industries. The obligation of immobilizing clients' vehicles in most cases that replacement spare parts are needed is also of extremely importance for client satisfaction.

**Keywords:** Maintenance, Stock Management, Stock, Decision Algorithm, Forecasting Methods, Spare Parts, Automotive.

## Agradecimentos

Gostaria de agradecer à Professora Elsa Henriques e à Professora Virgínia Infante por todo o apoio que disponibilizaram ao longo destes meses, principalmente quando estive ausente do país dificultando o desenvolvimento da dissertação.

Um agradecimento aos meus pais e à minha família que sempre me apoiaram e que me proporcionaram todas as oportunidades de desenvolvimento pessoal e profissional, sem eles não teria sido possível. Mas também por todos os valores e lições transmitidas que me tornaram uma pessoa melhor.

Um agradecimento especial também aos meus amigos por todo apoio e amizade, e para os que também me acompanharam ao longo do percurso académico e que me ajudaram a enfrentar as dificuldades da vida académica.

## Índice

1.	Introdução.....	1
1.1.	Enquadramento .....	1
1.2.	Objetivos do trabalho.....	2
1.3.	Estrutura da Dissertação .....	3
2.	Revisão Bibliográfica .....	4
2.1.	Manutenção .....	4
2.2.	Tipos de Manutenção .....	4
2.3.	Gestão de Stocks .....	6
2.4.	Métodos de previsão, decisão e classificação .....	9
2.5.	Métodos de Classificação.....	9
2.6.	Métodos de Decisão .....	11
2.7.	Métodos de previsão .....	12
3.	Modelo Dinâmico.....	13
3.1.	Método de Decisão.....	13
3.2.	Método de Classificação .....	14
3.3.	Métodos de Previsão.....	15
3.3.1.	Alisamento Exponencial Simples (SES).....	16
3.3.2.	Método de Croston .....	17
3.3.3.	Syntetos & Boylan Aproximation (SBA) .....	17
3.3.4.	Teunter, Syntetos & Babai (TSB) .....	18
3.4.	Ajuste dos níveis de Stock .....	19
3.5.	Condições e Pressupostos do Modelo Dinâmico.....	20
3.6.	Algoritmo de Implementação do Modelo Dinâmico.....	20
3.6.1.	Algoritmo Geral.....	21
3.6.2.	Método de Decisão.....	22
3.6.3.	Classificação.....	23
3.6.4.	Previsão.....	24
3.6.5.	Ajuste dos Níveis de Stocks .....	24
4.	Caso de Estudo .....	26
4.1.	Decisão.....	31

4.2.	Classificação.....	32
4.3.	Previsão.....	33
4.4.	Ajuste de Stocks.....	34
5.	Análise de Resultados.....	36
6.	Conclusões e Trabalhos Futuros.....	46
6.1.	Conclusões.....	46
6.2.	Trabalhos Futuros.....	48
7.	Referências Bibliográficas.....	50
8.	Anexos.....	52
8.1.	Anexo A, Materiais de manutenção Smart.....	52
8.2.	Anexo B, Constantes Usadas.....	53
8.3.	Anexo C, Resultados Obtidos.....	53
8.3.1.	Anexo C1 – Resultados obtidos através do modelo “52 Semanas”.....	54
8.3.2.	Anexo C2 – Resultados obtidos através do modelo “8 Semanas”.....	57
8.3.3.	Anexo C3 – Resultados obtidos através do modelo “Estático”.....	60

## Índice de Figuras

Figura 1 - Tipos de Manutenção .....	5
Figura 2 - Método SBC (Syntetos, et al., 2005) .....	15
Figura 3 - Modelos de Previsão Método SBC (Syntetos, et al., 2005) .....	16
Figura 4 - Adaptação modelo SBC.....	19
Figura 5 - Algoritmo Geral .....	22
Figura 6 - Algoritmo Decisão .....	23
Figura 7 - Algoritmo de Classificação.....	23
Figura 8 - Algoritmo Geral de Previsão .....	24
Figura 9 - Algoritmo dos Níveis de Stock .....	25
Figura 10 - Classificação ABC (Almeida, 2015) .....	27
Figura 11 - Importância dos Componentes de Manutenção (Almeida, 2015) .....	27
Figura 12 - Procura verificada .....	30
Figura 13 - Resultados de Decisão Componente 40 .....	31
Figura 14 - Classificação Componente 14 .....	32
Figura 15 - Métodos de Previsão Componente 14 .....	33
Figura 16 - Modificação dos Modelos de Previsão do Componente 14 .....	34
Figura 17 - Encomendas Efetuadas Componente 14 .....	34
Figura 18 - Componentes em Stock Out.....	39
Figura 19 - Stock semanal verificado .....	40
Figura 20 - Inventory Turnover (52 Semanas) .....	40
Figura 21 - Inventory Turnover (8 Semanas) .....	41
Figura 22 - Inventory Turnover (Estático).....	41
Figura 23 - Encomendas Efetuadas (52 Semanas) .....	42
Figura 24 - Encomendas Efetuadas (8 Semanas) .....	42
Figura 25 - Encomendas Efetuadas (Estático).....	43
Figura 26 - Resultados de Encomendas de Emergência e Quantidades Encomendadas .....	44

## Índice de Tabelas

Tabela 1- Classificação proposta por Eaves & Kingsman (2004) .....	10
Tabela 2 - Resultados Obtidos.....	45



## Lista de Acrónimos e Símbolos

$CV^2$  – Variação do volume de procura

$F_i$  – Previsão da procura para o período  $i$

$\bar{I}$  – Intervalo de procura média

$L_i$  – Average Lead Time (Tempo de espera médio)

EOQ – Economic Order Quantity (Modelo Ponto Económico de Encomenda)

FP – Frequência Ponderada

IST – Instituto Superior Técnico

LT – Lead Time (Prazo de Entrega)

MBC – Mercedes Benz Comercial

NO – Nível objetivo

PE – Ponto de Encomenda

Q – Quantity Model (Modelo de Revisão Contínua)

SBA – Syntetos & Boylan Approximation

SES – Método da Alisamento Exponencial

SS – Stock de Segurança

TSB – Teunter, Syntetos & Babai



# 1. Introdução

No âmbito da unidade curricular da Dissertação de Mestrado do curso de Engenharia Mecânica do Instituto Superior Técnico, surge o presente trabalho com o objetivo de apresentar um modelo viável de Gestão de *Stocks* usando os dados fornecidos pela empresa MBC – Mercedes-Benz Comercial.

## 1.1. Enquadramento

De forma a conseguir-se enquadrar a realização deste trabalho, é necessário recuar no tempo e perceber como foi a evolução do ramo da manutenção nos últimos anos, e para tanto torna-se também necessário apreender e perceber a revolução que, nesse plano industrial foi feita.

Com a revolução industrial, houve uma transição entre métodos de produção artesanais para a produção com maquinaria, o que levou a que as instalações de produção começassem a, cada vez mais, serem generalizadas. Tal levou ainda a que, no plano industrial, se gerasse uma grande concorrência.

Com a globalização, essa concorrência passou de local a mundial, levando a que empresas de vários cantos do mundo começassem a disputar pelos lugares cimeiros de aceitação do público. Com um mercado cada vez mais competitivo, surgiu a necessidade de tornar as empresas mais eficientes, e com esse objetivo, as áreas que anteriormente não teriam grande peso ou importância no planeamento das empresas começaram a ser desenvolvidas, incluindo-se nesse grupo áreas como a da manutenção ou a da gestão de *stocks*. Métodos de planeamento anteriormente desnecessários, como a manutenção preventiva ou a diminuição do número de componentes em *stock*, começaram a surgir.

A existência de um departamento de manutenção é, hoje em dia, uma necessidade para qualquer empresa na área da produção, tendo este departamento como principal função garantir o bom funcionamento de todo o sistema de produção.

No entanto um dos principais obstáculos deste objetivo são as inevitáveis paragens na produção, as quais podem resultar de uma avaria espontânea ou de uma paragem programada. É neste quadro de circunstâncias que surge a importância de uma manutenção eficiente e eficaz, a qual, leva a que se torne essencial a realização de uma gestão adequada das peças necessárias e fundamentais aos equipamentos de produção, tentando fazer-se uma conjugação entre a disponibilidade de um determinado componente e o custo associado à sua aquisição e armazenamento.

Face a tais necessidades, surgiram várias empresas de prestação de serviços, as quais para além de prestarem o serviço de venda, obrigam-se a prestar um serviço pós-venda, de forma a garantir que o bem vendido esteja sempre nas melhores condições em ordem a, a qualquer momento, poder ser utilizado.

Exemplo paradigmático de tal situação, é o sector automóvel, o qual, após a venda dos veículos, têm ainda a obrigação legal e contratual de fazer manutenções periódicas ou reparações não programadas.

Este tipo de intervenções exigem um contacto direto com o cliente da marca, o que leva a que se torne extremamente importante garantir que tudo corra da melhor forma, de forma a obstar que o cliente não fique insatisfeito com a marca e que, conseqüentemente, continue a usar os seus serviços sempre que necessário.

No ramo automóvel a garantia de que o cliente pode contar com a marca, mesmo após a venda, torna uma proporção maior que em outras áreas: a grande competitividade e a enorme oferta existente no mercado leva a que as marcas, para além de apostarem na venda de um bom veículo, tenham cada vez mais apostado num bom serviço pós-venda. Estes serviços pós-venda estão mais uma vez dependentes de um departamento de armazenamento e manutenção. Pode-se, desta forma, concluir, que, apesar de o seu trabalho ser diferente do referido em relação às empresas, cuja atividade principal é a produção, o seu núcleo é essencialmente semelhante, baseando-se nas mesmas ferramentas e princípios, nomeadamente na racionalização e gestão eficiente na aquisição, manutenção e armazenamento de que este tipo de serviços depende tornando-se, pois, necessário uma gestão de *stocks* eficiente.

## 1.2. Objetivos do trabalho

Devido à necessidade de melhorar continuamente os modelos existentes de gestão de *stocks*, através da criação de modelos alternativos, de modo a obter melhores respostas às necessidades do mercado, surge a presente dissertação com o objetivo de desenvolver um modelo dinâmico de apoio à gestão de *stocks*, combinando métodos de previsão de procura com algoritmos de decisão, de modo a permitir uma melhor resposta que a oferecida pelos modelos simples às exigências do mercado.

Para a realização deste modelo, os seguintes passos tiveram que ser realizados:

- Desenvolvimento de uma metodologia que permitisse a identificação e a separação dos componentes em estudo de acordo com o padrão de procura

- Desenvolvimento de um critério de decisão na existência de *stock*
- Desenvolvimento de um método de seleção do método de previsão mais adequado, tendo em conta a sua classificação
- Desenvolvimento de uma metodologia de ajuste de *stocks* e gestão de encomendas.

Por fim, foi desenvolvido um modelo dinâmico de ajuste automático de todos os parâmetros inerentes à classificação, seleção, decisão, previsão, controlo e dimensionamento do *stock* e cujos resultados serão, então, apresentados no capítulo “5 – Análise de Resultados”.

### 1.3. Estrutura da Dissertação

A presente dissertação encontra-se dividida em seis capítulos.

1. O primeiro capítulo consiste numa pequena introdução ao tema do projeto, seguido de um enquadramento, a enunciação dos objetivos do trabalho e da estrutura da dissertação.
2. No segundo capítulo faz-se uma revisão bibliográfica, onde se apresentam os conceitos julgados importantes ao estudo do tema.
3. No terceiro capítulo apresenta-se o Modelo Dinâmico, explicando-se o seu desenvolvimento. Apresentam-se todas as metodologias seguidas para a elaboração do presente trabalho, começando pela identificação dos componentes, passando pela classificação dos mesmos e, finalmente, explicando-se também o algoritmo para a implementação do mesmo.
4. No quarto capítulo, faz-se a implementação do modelo dinâmico através de um *Caso de Estudo* e apresentam-se exemplos ilustrativos do Modelo.
5. No quinto capítulo faz-se a análise aos resultados obtidos, explicando os indicadores escolhidos e analisando os componentes selecionados, retirando-se as conclusões dos mesmos.
6. O sexto capítulo apresenta as conclusões obtidas do trabalho, apresentando também algumas recomendações para trabalhos futuros.

## 2. Revisão Bibliográfica

Neste capítulo serão apresentados todos os conceitos relevantes para a compreensão do tema abordado ao longo deste estudo, começando por uma breve introdução à Manutenção e à Gestão de *stocks*, seguindo para os métodos de previsão, decisão e classificação que foram estudados e ponderados para a realização do modelo dinâmico.

### 2.1. Manutenção

Desde os primórdios da humanidade que a necessidade de manter o bom estado dos equipamentos existe, ou seja, desde o homem utiliza as ferramentas mais rudimentares até aos sistemas mais complexos que utilizamos hoje em dia.

Atualmente a manutenção é definida como o “controlo, execução, gestão e qualidade das atividades que garantem uma disponibilidade e *performance* para as quais os ativos foram desenhados de forma a garantir os objetivos do negócio” (Brown, et al.).

Durante a evolução na área da manutenção foram surgindo alguns conceitos que iam melhorando e proporcionando, cada vez mais, um papel importante desta área a todos as empresas. Deste modo apareceram vários tipos de manutenção, entre as quais estão a “Manutenção Preventiva, Manutenção Corretiva e a Manutenção Preditiva” (Bengtsson 2004).

#### 2.1.1. Tipos de Manutenção

Como foi referido anteriormente, existem vários tipos de manutenção e que são aplicadas em diferentes circunstâncias, os tipos de manutenção estão representados na Figura 1.



Figura 1 - Tipos de Manutenção

A manutenção **Melhoria**, como o próprio nome indica, é o “processo de melhorar o desempenho dos equipamentos” (Cabral, 2009). Este tipo de manutenção está relacionado com os processos de melhoria contínua, usados hoje em dia como a base da indústria dos tempos modernos como os Modelos KAIZEN, *Toyota Production System*.

A manutenção **Preventiva** está definida, segundo a norma SS-EN 13306 (2001), como “manutenção levada a cabo de acordo com intervalos predefinidos ou de acordo com critérios pré-descritos, com a intenção de reduzir a probabilidade de falha ou de degradação das funções do item”. A manutenção preventiva está, portanto, planeada sem que ocorra qualquer monitorização da condição do item e é feita de acordo com um critério definido. Este tipo de manutenção “adequa-se a itens em que a falha ou o desgaste é previsível com o tempo ou com o uso, partindo do pressuposto que a manutenção vai evitar a falha” (Bengtsson 2004).

A manutenção **Preditiva** é, de acordo com a norma SS-EN-13306 (2001), uma “manutenção condicionada levada a cabo segundo uma previsão derivada da análise e avaliação de parâmetros significativos da degradação do item”. A manutenção preditiva deve ser feita de forma a encontrar perturbações nos sistemas antes destas se tornarem irreversíveis. Porém, este tipo de manutenção não prevê quando é que as perturbações podem levar à falha, mas tem como objetivo corrigir as perturbações encontradas antes que o sistema falhe.

Já a manutenção **Corretiva** esta definida, segundo a norma SS-EN-13306 (2001), como “manutenção que é efetuada depois da deteção da falha com o objetivo de colocar o item em condições de executar as funções requeridas”. A manutenção corretiva pode, portanto, ser vista como “uma reparação normal ou troca de componentes e, se possível, deve ser aplicada em casos em que os custos de reparação são reduzidos, as consequências da falha não são críticas, não incorre em riscos de segurança, a falha possa ser rapidamente identificada e quando o trabalho de reparação pode ser feito de forma rápida e eficaz” (Bengtsson 2004).

## 2.2. Gestão de Stocks

“A gestão de *stocks* tornou-se uma ferramenta fundamental na maioria das empresas dos dias de hoje, tendo um papel fundamental na gestão operacional, facilitando o balanço entre a procura e a oferta, sendo ajustadas consoantes as necessidades dos clientes e as necessidades dos fornecedores” (Waller, et al., 2014).

“A diversidade existente nas características da gestão operacional de *stocks* é a base para o planeamento dos sistemas logísticos de uma empresa” (Huiskonen, 2001). No entanto existem quatro fatores altamente preponderantes quando se planeia uma cadeia de distribuição:

- Importância do componente para o sistema
- Especificidade do componente
- Padrão de procura
- Custo do componente

É também importante referir que uma cadeia de logística, referente a peças de substituição, difere muito em relação ao planeamento de qualquer outro tipo de produto.

Regra geral, “as peças de substituição têm níveis de serviço mais elevados, os efeitos de falta de *stock* podem ter um elevado impacto financeiro, e a procura de determinados componentes pode ser altamente esporádica e de difícil previsão, sendo também o custo das peças muito elevado” (Huiskonen, 2001).

Existem, alguns modelos de apoio à gestão de *stocks* usados de forma a classificar e gerir os pontos de encomenda dos *stocks*, entre eles estão:

- Ponto Económico de Encomenda
- Modelo de Revisão Contínua
- Modelo de Revisão Periódica

O **Modelo de Ponto Económico de Encomenda** (Modelo EOQ), quando utilizado indica a quantidade de componentes a encomendar o que minimiza os custos da encomenda. Este modelo segue a seguinte formulação:

$$Q^* = \sqrt{\frac{2Dk}{h}} \quad (1)$$

Onde:

*D* – Procura anual do componente

*k* – Custo de fazer a encomenda



$h$  – Custo anual de armazenamento do componente

O modelo assume que a procura dos componentes é constante e desconhecida, não considera a existência de faltas de *stock*, não se verifica uma diferença temporal entre a chegada do componente e a sua disponibilidade, o custo dos componentes é constante e o custo associado ao armazenamento varia de forma linear com a área utilizada.

O **modelo de Revisão Contínua** (Modelo Q), faz uma observação constante da quantidade de *stock* existente para um determinado componente, realizando uma encomenda quando o nível de *stock* se encontra abaixo de um valor mínimo de referência (ponto de encomenda). O nível de *stock* mínimo é obtido através da seguinte formulação:

$$PE = \bar{D} \cdot LT + SS \quad (2)$$

$PE$  – Ponto de Encomenda

$\bar{D}$  – Procura média do componente

$LT$  – Prazo de entrega (*lead time*)

$SS$  – Stock de Segurança

Sendo que o *stock* de segurança é obtido com base num determinado nível de serviço ( $\alpha$ ) através da aplicação da distribuição Normal e é calculado da seguinte maneira:

$$SS = Z_{\alpha} \cdot \sigma_d \cdot \sqrt{LT} \quad (3)$$

Onde:

$Z_{\alpha}$  – Valor da distribuição normal para o nível de serviço  $\alpha$

$\sigma_d$  – Desvio padrão da procura por unidade de tempo

O modelo assume uma procura aleatória e considera que o componente pode chegar a níveis de falta de *stock*. Este modelo adequa-se às situações em que se verifica:

- Uma grande variação da procura; ou
- Um custo unitário do componente elevado; ou
- A importância do componente também é considerada elevada; ou
- O fornecedor tem uma disponibilidade de *stock* permanente.

O **modelo de revisão periódica** (Modelo P), verifica o nível de inventário de uma forma periódica, sendo este período conhecido à partida, sempre que é verificado um nível de *stock* abaixo do pretendido, é feita uma encomenda com a quantidade definida pelo modelo através da seguinte equação:

$$NO = \bar{D} \cdot (LT + P) + SS \quad (4)$$

Onde:

*NO – Nível Objetivo*

*$\bar{D}$  – Procura média diária do componente*

*LT – Prazo de entrega em dias (lead time)*

*P – Período entre verificação de stock em dias*

*SS – Stock de Segurança*

À semelhança do que se verifica no modelo de revisão contínua, o *stock* de segurança tem uma formulação própria para ser obtido, no entanto tem em consideração o período de verificação de inventário, e é dado pela seguinte expressão:

$$SS = Z_{\alpha} \cdot \sigma_d \cdot \sqrt{LT + P} \quad (5)$$

Onde:

*$Z_{\alpha}$  – Valor da distribuição normal para o nível de serviço  $\alpha$*

*$\sigma_d$  – Desvio padrão da procura por unidade de tempo*

*P – Período entre verificação de stock em dias*

Este modelo assume que a procura verificada varia de forma aleatória em torno de um valor médio e que o prazo de entrega é aproximadamente constante. A sua utilização é mais adequada quando se verifica:

- a. Baixas variações da procura;
- b. Baixas variações dos prazos de entrega; ou
- c. Um custo reduzido por componente.

Estes modelos são os mais usados globalmente, no entanto apontam algumas limitações, nomeadamente porque tratam os componentes de igual maneira, não tendo em consideração o tipo de procura específico de cada componente, nem as alterações do mercado com o tempo.

É, portanto, parte do foco deste trabalho proporcionar uma alternativa a estes métodos, criando então o modelo dinâmico capaz de se adaptar às diferentes fases de procura e fazendo a encomenda de acordo com a procura futura e não com níveis pré-definidos de *stock*.

## 2.3. Métodos de previsão, decisão e classificação

Como foi já referido, com o objetivo final de se desenvolver um modelo dinâmico que faça uma gestão de *stocks* adequada, quatro passos têm que ser obrigatoriamente seguidos:

- a. Decisão de Armazenamento do Componente
- b. Classificação do Componente
- c. Previsão da procura do Componente
- d. Ajuste dos Níveis de Stock

Para cada um destes passos, foram estudadas várias alternativas apresentadas em artigos científicos, livros ou sebatas do Instituto Superior Técnico, tendo sido posteriormente selecionados os métodos que se acharam mais adequado para cada parte do modelo.

### 2.3.1. Métodos de Classificação

“A classificação de componentes tem um papel fundamental na forma de se escolher o método de previsão mais adequado” (Huiskonen 2001) (Boylan et al. 2008). Este tipo de classificação pode ser feito “com base na importância que a peça tem para o sistema, do seu custo unitário ou mesmo numa combinação de diferentes critérios” (Rego, et al., 2011), com o intuito de:

- a. Determinar o nível de importância
- b. Escolher o método de previsão mais adequado
- c. Definir os níveis de performance e serviço adequados

Zhang, Hoop e Supatgiat (Zhang et al. 2001) desenvolveram um modelo de forma a minimizar o número de peças disponíveis em *stock*, considerando um nível de serviço médio e constrangimentos na cadeia de reabastecimento. Este método é uma modificação do conhecido método ABC, que para cada item  $i$  é calculado o valor

$$\frac{D_i}{C_i^2 * L_i} \quad (6)$$

$D_i$  – Procura média anual do componente

$C_i$  – Custo do componente

$L_i$  – Average Lead Time do componente

Os componentes são posteriormente classificados e divididos de acordo com o valor obtido. Esta classificação permite a simplificação do modelo proposto pelos autores que passa a adotar níveis de serviço por categoria e não por item, como na categorização original. No caso de estudo apresentado os autores mostraram que conseguiram reduzir em cerca de 30% os custos relacionados com o *stock* (Rego, et al., 2011).

Eaves e Kingsman (Eaves & Kingsman 2004) modificaram também outro método de 1894, concebido por Williams, o qual, inicialmente, classificava as peças usando três categorias:

- a. Variabilidade no intervalo entre procura
- b. Variabilidade na quantidade de procura
- c. Variabilidade do *lead time* de reposição

Com esta modificação, sugeriu-se então a classificação dos componentes em 5 categorias, Tabela 1- Classificação proposta por Eaves & Kingsman (2004)

- a. *Smooth*
- b. Irregular
- c. *Slow Moving*
- d. Pouco intermitente
- e. Muito intermitente

*Tabela 1- Classificação proposta por Eaves & Kingsman (2004)*

Variabilidade			Categoria
Frequência	Quantidade	Lead-Time	
Baixa	Baixa		Smooth
	Alta		Irregular
Alta	Baixa		Slow Moving
	Alta	Baixa	Pouco intermitente
		Alta	Muito intermitente

Por fim, Syntetos, Boylan e Croston (2005) desenvolveram uma classificação dividida em quatro quadrantes (método SBC), usando dois critérios como eixos, o intervalo de procura média ( $\bar{I}$ ) e a variação do volume de procura ( $CV^2$ ), onde valores foram estabelecidos

matematicamente através de um estudo com mais de 3,000 séries de procura usando peças de automóveis. Em 2008, Boylan, Syntetos e Karakostas desenvolveram uma aplicação deste último método descrito, através de um caso de estudo (Boylan, et al., 2008), onde mostraram que o método se mostrava adequado para a amostra estudada.

### 2.3.2. Métodos de Decisão

Para além destas classificações, e de forma a minimizar ainda mais os custos relacionados com os *stocks*, é preciso ponderar se a existência de um determinado componente em *stock* é necessária.

Olthof and Dekker (1994 apud TRIMP et al. 2004) propuseram que a decisão de haver ou não *stock* de um determinado componente devia ser baseado no custo anual de haver uma única unidade desse mesmo componente em *stock*, em comparação com o custo de se necessitar dessa mesma peça e de ela não haver em *stock*, usando para isso considerações como o custo de uma encomenda de emergência, penalidades por haver sistemas parados ou mesmo o impacto negativo que isso terá na relação com o cliente.

Mais tarde, um caso de estudo usando dados de vários vendedores de automóveis no Brasil, (Rego, 2006) apontou algumas das estratégias usadas no serviço pós-venda do setor automóvel para a decisão de existência ou não de *stock* de um determinado componente:

- a. Ter *stock* se a peça em questão teve procura ao longo dos últimos 3 meses
- b. Ter *stock* se a peça em questão teve procura em 4 dos últimos 6 meses
- c. Categorizar as peças com diferentes importâncias. Para cada item é feita uma soma ponderada para os meses em que teve procura, usando como amostras os últimos 6 meses. Tomando a decisão consoante o resultado obtido.
- d. Calcular uma frequência ponderada de cada peça e tomar a sua decisão consoante o resultado obtido.

É importante referir que, para alguns componentes, a decisão de haver ou não *stock* pode ser implícita, dependendo do modelo de revisão de *stocks*, ou de se saber se *a priori* que é pouco provável ser necessária a substituição da peça em questão.

### 2.3.3. Métodos de previsão

Diferentes métodos de previsão, quer quantitativos, quer qualitativos, para a procura são aplicados de forma a prever a disponibilidade de *stock* necessária para a procura esperada, sendo que “os métodos baseados em períodos temporais são os mais utilizados por serem mais fiáveis quantitativamente” (Morris, 2013).

Ao longo dos anos têm sido feitos vários estudos sobre a previsão de componentes de substituição, inicialmente por Croston, cientista que demonstrou que, quer o método da média móvel quer o método do alisamento exponencial não são adequados a obter os melhores resultados quando verificada uma procura intermitente (Croston, 1972).

Mais tarde uma série de melhorias foram feitas por Syntetos e Boylan (Syntetos, et al., 2001), onde mostraram que o método original de Croston era tendencial, sugerindo então uma modificação (Syntetos, et al., 2005), através de inserção de uma constante de alisamento.

Por fim Teunter, Syntetos & Babai. (Teunter, et al., 2009). Propuseram, então, outra modificação ao método de Croston, ajustando a probabilidade de procura em vez do intervalo de procura, sugerindo que tal eliminaria definitivamente a tendência dos resultados observados no método de Croston para componentes com tipo de procura *Lumpy*.

### 3. Modelo Dinâmico

Neste capítulo apresentam-se as metodologias seguidas no desenvolvimento do presente projeto. São explicados todos os conceitos utilizados e as condições da sua utilização. É também apresentado o algoritmo de implementação do Modelo Dinâmico.

Na presente dissertação vai-se tratar apenas da gestão de *stocks* de componentes de substituição, o que, por si só, apresenta um grande desafio. A principal razão é o facto de “este tipo de componentes ter uma procura estocástica e ter procura nula durante alguns períodos, o que geralmente leva a resultados pouco precisos” (Hemeimat, et al., 2016).

Deste modo, o modelo dinâmico que irá ser desenvolvido ao longo deste trabalho, para além do que já foi previamente referido, irá também fazer uma divisão dos componentes que devem ou não fazer parte do *stock*.

#### 3.1. Método de Decisão

Quando se fala de Gestão de *Stocks*, tem que se falar necessariamente de cadeias de abastecimento. Estes dois conceitos estão intimamente ligados na medida em que uma gestão eficiente tem que ter como base uma cadeia de abastecimento fiável e eficaz. Para isso, existe a necessidade de planear todo o percurso logístico dos componentes, começando por definir a importância dos componentes em relação aos demais. Regra geral, são usados métodos como a categorização ABC, que divide os componentes em três grupos distintos de acordo com a sua importância, tendo como base a *Lei de Pareto* que considera que cerca de 20% dos componentes devem ser responsáveis por cerca de 80% do volume de vendas.

Sendo um dos objetivos deste projeto contribuir para a redução dos custos relacionados com os *stocks*, é importante definir que componentes devem estar em *stock* e que componentes não devem ser equacionados para o *stock*.

Para isso, decidi usar-se uma adaptação de um dos métodos observados por Rego (2006) que é usado nos concessionários da marca *Volkswagen*, segundo o qual se calcula uma frequência ponderada, usando o histórico de procura de um componente, sendo que a principal diferença para o método proposto reporta-se ao período de análise.

Assim, segundo o caso de estudo, o período usado é mensal mas é nosso entendimento que faria mais sentido usar um período semanal, sendo este o período usado para o modelo dinâmico.

A origem deste modelo é desconhecida, visto ser proprietária dos concessionários Volkswagen que o utilizam. No entanto, quando aplicado ao caso de estudo da presente dissertação demonstrou ser um modelo que obtém bons resultados, razão pela qual foi adaptado para a criação do modelo dinâmico.

De acordo com Rego (2006) esta tomada de decisão é obtida através da equação:

$$FP = 0.9 FP_{i-1} + 1.2x \quad (7)$$

*FP – Frequência ponderada*

*FP<sub>i-1</sub> – Frequência ponderada na semana anterior*

$$x = \begin{cases} 1 & , \text{se houve procura na semana anterior} \\ 0 & , \text{se não houve procura na semana anterior} \end{cases}$$

Sendo aconselhável ter em *stock* componentes cuja frequência ponderada dê um resultado igual ou superior a 1.6.

### 3.2. Método de Classificação

Para se fazer uma distinção dos métodos de previsão a usar para cada componente, é necessário fazer uma divisão dos componentes em categorias. Estas categorias estão relacionadas com o tipo de procura que se verifica para cada componente (Syntetos, et al., 2005), podendo ser:

- *Smooth*
- *Erratic*
- *Slow*
- *Lumpy*

O Método SBC (Syntetos, et al., 2005), definido por Syntetos & Boylan divide os componentes em quatro quadrantes. Estes quadrantes estão definidos de acordo com duas variáveis de classificação:



- Intervalo médio entre procura consecutivas
- Variabilidade da procura medida

Usando de amostras significativas os autores determinaram matematicamente os valores destas duas variáveis comparando os erros médio quadráticos obtidos pelos diferentes modelos de previsão (Rego, et al., 2011), de forma a que os modelos de previsão sejam uniformes em cada classe, como ilustrado na Figura 2.

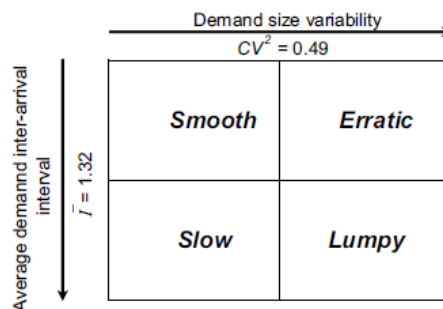


Figura 2 - Método SBC (Syntetos, et al., 2005)

$\bar{I}$  – Intervalo médio entre procuras consecutivas

$CV^2$  – Variabilidade da procura medida

### 3.3. Métodos de Previsão

Os mesmos autores que definiram a classificação usada no subcapítulo anterior, definiram também os métodos de previsão mais adequados a cada quadrante, como representado na Figura 3.

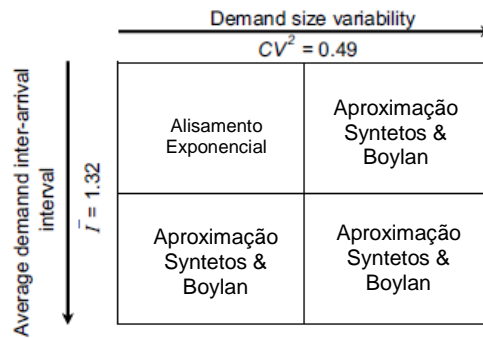


Figura 3 - Modelos de Previsão Método SBC (Syntetos, et al., 2005)

### 3.3.1. Alisamento Exponencial Simples (SES)

A alisamento exponencial é um dos métodos mais antigos e dos mais utilizados de todas as técnicas de previsão. A grande aceitação deste método deve-se ao facto de ser bastante simples de aplicar e de, geralmente, se obterem bons resultados para componentes sem períodos de procura nula (Ben-Daya, et al., 2009).

São apenas necessárias três variáveis para a aplicação deste método:

1. A previsão calculada no período anterior;
2. A procura real no período anterior; e
3. Uma constante de alisamento.

Utiliza-se, então a seguinte fórmula:

$$F_i = \alpha \cdot D_{i-1} + (1 - \alpha) \cdot F_{i-1} \quad (8)$$

$F_i$  – Previsão para o período  $i$

$F_{i-1}$  – Previsão no período anterior a  $i$

$D_{i-1}$  – Procura real no período anterior a  $i$

$\alpha$  – Constante de Suavização

### 3.3.2. Método de Croston

Apesar do método de alisamento exponencial ser o mais amplamente usado, é preciso ter em conta que, quando se faz a previsão da procura de um componente com períodos de procura nula, este método tem as suas limitações e, por isso, geralmente usa-se o método de Croston (Croston, 1972) para a previsão desses mesmo componentes.

A previsão é obtida para os períodos de procura não nula, através da seguinte expressão:

$$F_i = \frac{Z_i}{P_i} \quad (9)$$

Onde:

$$Z_i = Z_{i-1} + \alpha (D_{i-1} - Z_{i-1}) \quad (10)$$

$$P_i = P_{i-1} + \alpha (q - P_{i-1}) \quad (11)$$

Sendo:

$F_i$  – Previsão para o período  $i$

$Z_i$  – Dimensão da procura no período

$P_i$  – Intervalo médio entre procura

$\alpha$  – Constante de suavização

$D_i$  – Procura no período  $i$

$q$  – número de intervalos consecutivos com procura

### 3.3.3. Syntetos & Boylan Approximation (SBA)

Em 2001, Syntetos & Boylan provaram que o método de Croston era tendencialmente positivo (Syntetos, et al., 2005) e apresentaram uma modificação ao referido método com o objetivo de

o tornar menos tendencial. Para isso acrescentaram um parâmetro que atua como um fator de correção, ficando do seguinte modo:

$$F_i = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \cdot \frac{Z_i}{P_i} \quad (12)$$

### 3.3.4. Teunter, Syntetos & Babai (TSB)

Mais tarde, surgiu então o método de Teunter, Syntetos & Babai (Teunter et al. 2011) que usando uma alisamento exponencial das estimativas de probabilidade de procura e da dimensão de procura, vem declarar que resolve, por completo, a tendência observada tanto no método de Croston, como no método de Syntetos & Boylan.

A formulação proposta é a seguinte:

$$F_i = p'_i \cdot z'_i \quad (13)$$

$$p'_i = \begin{cases} p'_{i-1} + \beta(0 - p'_{i-1}), & y_{i-1} = 0 \\ p'_{i-1} + \beta(1 - p'_{i-1}), & y_{i-1} = 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$z'_i = \begin{cases} z'_{i-1}, & y_{i-1} = 0 \\ z'_{i-1} + \alpha(z'_i - z'_{i-1}), & y_{i-1} = 1 \end{cases} \quad (15)$$

Onde:

$F_i$  – Previsão para o período  $i$

$p'_i$  – Probabilidade estimada de procura no período  $i$

$z'_i$  – Dimensão estimada de procura no período  $i$

$\alpha, \beta$  – Constante de Suavização

$y_i$  – Indicador de procura no período anterior a  $i$  (1 se teve procura, 0 se não)

Os autores do método sugerem também que são obtidos melhores resultados quando usado em componentes cujo o tipo de procura verificado seja *Lumpy*. Deste modo, adaptando o modelo SBC de forma a incorporar o método de Teunter, Syntetos & Babai, sugere-se os modelos de previsão de acordo com a Figura 4.

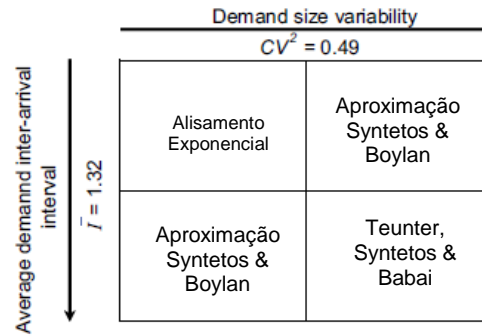


Figura 4 - Adaptação modelo SBC

### 3.4. Ajuste dos níveis de *Stock*

O ajuste de *stocks* é o segmento do modelo que decide a quantidade dos componentes a encomendar, ponderando um balanço do *stock* existente no final de cada período com a procura esperada, usando os modelos de previsão para o período seguinte. A encomenda dos componentes depende também da necessidade de possuir o componente em *stock* para um determinado período, sendo este parâmetro obtido da forma descrita no subcapítulo “3.1 Métodos de Decisão”

Para este efeito usa-se então a seguinte formulação:

$$E_i = F_i - S_{i-1} \quad , E_i \geq 0 \quad (16)$$

Onde:

$E_i$  – Encomenda efetuada para o período  $i$

$F_i$  – Previsão de procura para o período  $i$

$S_{i-1}$  – Stock no final do Período  $i - 1$

### 3.5. Condições e Pressupostos do Modelo Dinâmico

O Modelo desenvolvido tem um conjunto de condições e pressupostos sobre os quais foi desenvolvido. Estas condições foram pensadas de forma a perceber o comportamento do Modelo e os seus resultados e devem ser considerados quando a sua aplicação.

As condições e pressupostos considerados são:

- O Modelo quando define que um componente não deve estar em *stock* muda imediatamente a quantidade desse componente para zero no ajuste de *stocks* em todas as situações. Ou seja, quando no final de um período existe uma quantidade de um componente em *stock* e, para o período seguinte esse mesmo componente não é necessário estar em *stock*, o Modelo assume que existe um fluxo bidirecional da cadeia de abastecimento, fazendo que quando existe uma entrega de componentes, também podem ser recolhidos os componentes do *stock* de forma a que este fique nulo. Este pressuposto foi pensado de forma a minimizar a quantidade de componentes existente não só no ponto de venda, mas também em toda a cadeia e fornecedores.
- O Modelo assume dois tipos de encomenda, as encomendas de emergência e as encomendas regulares. As encomendas de emergência são agendadas no momento em que a procura de um determinado componente não é satisfeita, com a quantidade exata de componentes que tiveram procura não satisfeita, sendo efetivamente feita a encomenda no fim do dia com a soma de todas as encomendas agendadas. Já as encomendas regulares são efetuadas no final de cada período temporal, de acordo com a procura verificada e usando os métodos de previsão selecionados, não tendo em consideração se essa mesma procura foi satisfeita ou não.
- O Modelo assume que a quantidade mínima que pode ser encomendada de cada componente é de uma unidade, e não assume qualquer restrição ao número máximo de componentes que podem ser encomendados.
- O Modelo considera que a procura é feita em múltiplos de uma unidade.

### 3.6. Algoritmo de Implementação do Modelo Dinâmico

O Modelo Dinâmico, encontra-se dividido em quatro partes fundamentais, serve o presente subcapítulo para ilustrar o algoritmo seguido na implementação de cada uma das diferentes partes fundamentais do modelo.

### 3.6.1. Algoritmo Geral

Na Figura 5, apresenta-se o algoritmo geral do Modelo. Este algoritmo tem uma primeira parte onde se inicializa o modelo lendo a procura verificada nos períodos anteriores ao da análise.

De seguida, o modelo divide-se em duas partes distintas que são processadas em simultâneo.

A primeira parte, é composta pelo método de decisão. Este segmento do modelo permite perceber, se o componente estudado deve ou não estar em *stock* seguindo as metodologias referidas no subcapítulo “3.1 Métodos de Decisão”.

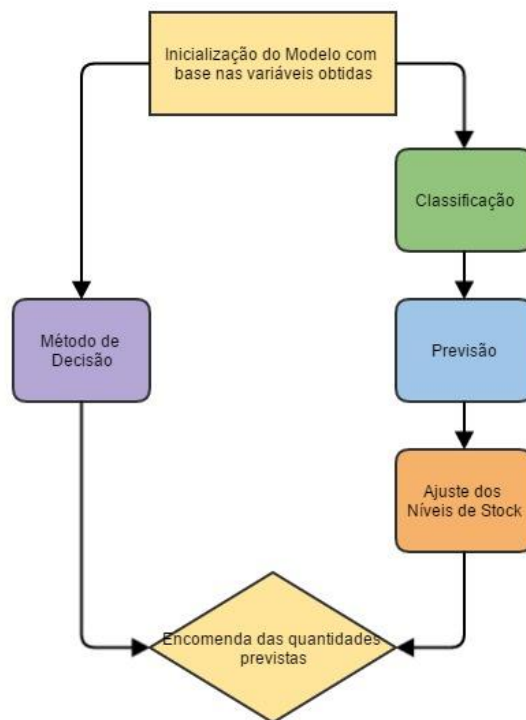
A segunda parte é composta pelo algoritmo de classificação, o algoritmo de previsão e o modelo de ajuste dos níveis de *stock*.

O algoritmo de classificação tem como objetivo classificar as peças e atribuir o modelo de previsão de procura correspondente através das metodologias explanadas no subcapítulo “3.2 Método de Classificação”.

O algoritmo de previsão utiliza o modelo selecionado no algoritmo de classificação para calcular a procura esperada seguindo as metodologias presentes no subcapítulo “3.3 Métodos de Previsão”.

Já o Ajuste dos Níveis de *Stock*, usando a previsão obtida pelo algoritmo de previsão segue as metodologias presentes no subcapítulo “3.4 Ajuste dos níveis de *Stock*” para calcular os componentes necessários para o período temporal seguinte.

Por fim, o modelo usa os resultados obtidos no Método de Decisão e no Ajuste dos Níveis de *Stock* para, se necessário, fazer a encomenda dos componentes.



*Figura 5 - Algoritmo Geral*

### 3.6.2. Método de Decisão

A Figura 6 apresenta o algoritmo desenvolvido para a secção de decisão do modelo calculando uma frequência ponderada da procura do componente seguindo a metodologia definida no subcapítulo “3.1 Métodos de Decisão” da presente dissertação.



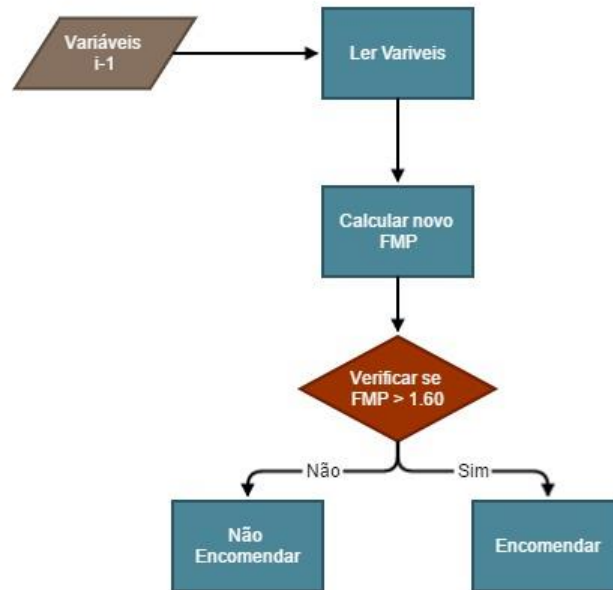


Figura 6 - Algoritmo Decisão

### 3.6.3. Classificação

A Figura 7 apresenta o algoritmo desenvolvido para a classificação dos componentes, dividindo-os em quatro categorias de acordo com os parâmetros definidos no subcapítulo “3.2 Método de Classificação”.

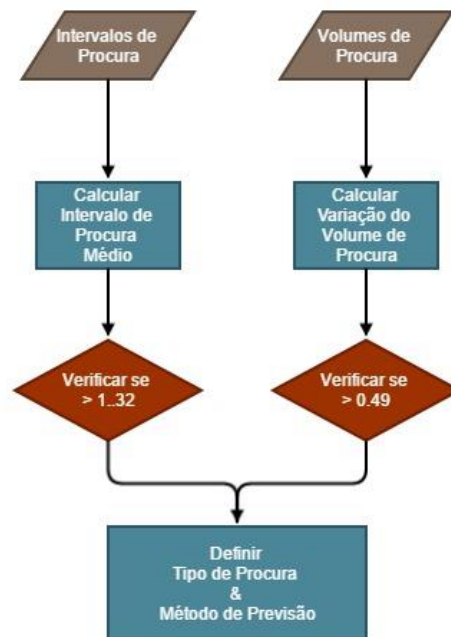


Figura 7 - Algoritmo de Classificação

### 3.6.4. Previsão

A Figura 8 apresenta o algoritmo desenvolvido para previsão da procura dos componentes usando a classificação obtida pelo algoritmo de classificação e aplicando os métodos referidos no subcapítulo “3.3 Métodos de Previsão”

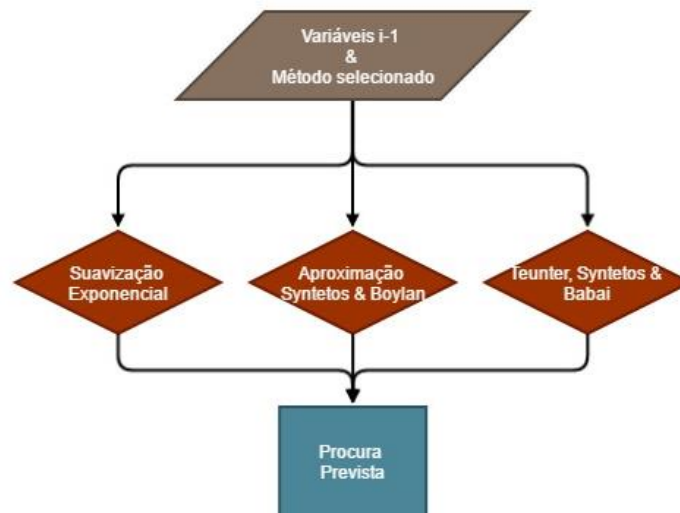


Figura 8 - Algoritmo Geral de Previsão

### 3.6.5. Ajuste dos Níveis de Stocks

A Figura 9, ilustra o algoritmo desenvolvido para o cálculo da quantidade de componentes a encomendar de acordo com a metodologia desenvolvida no subcapítulo “3.4 Ajuste dos níveis de Stock”.

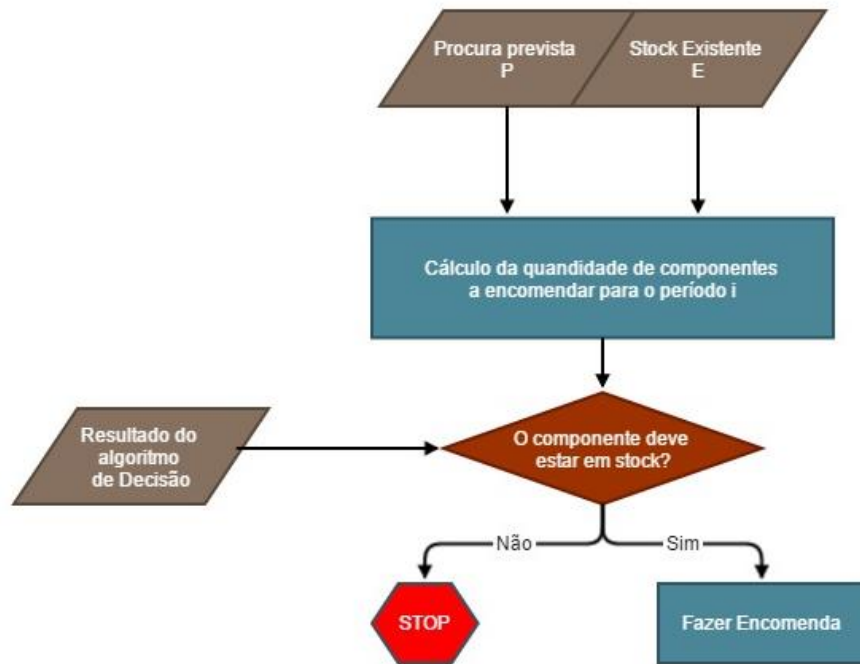


Figura 9 - Algoritmo dos Níveis de Stock

## 4. Caso de Estudo

De forma a conseguir-se avaliar a eficácia do Modelo desenvolvido, submeteu-se o mesmo a um caso real, usando o histórico de vendas fornecido pela Mercedes-Benz Comercial Sintra. Os dados usados dizem respeito a 21,402 registos de encomendas com um total de 1,485 componentes diferentes do veículo Smart durante o período entre 1 de Janeiro de 2014 e 31 de Dezembro de 2014.

Devido ao grande número de componentes a analisar, decidiu-se estudar apenas os resultados da aplicação do Modelo Dinâmico a um conjunto de 30 componentes. A escolha dos componentes baseou-se na classificação feita por Almeida (2015), que classificou o histórico de vendas dos componentes fornecidos pela Mercedes Benz Comercial através da classificação ABC .

A classificação ABC é um método que define a importância dos componentes de acordo com a sua procura e custo unitário, dividindo-os em três classes. A tendência de um número reduzido de produtos ter uma grande contribuição para o número de vendas de uma empresa é um fator bastante conhecido. Esta desproporção entre a percentagem de vendas e o número de produtos é conhecida como a *Lei de Pareto*. Esta lei sugere que cerca de 20% dos produtos vendidos têm uma contribuição de cerca de 80% para o volume final de vendas, sendo esta a base da classificação ABC (Henriques, et al., 2008/2009).

Por norma a classificação em três classes segue a forma da classe A, classe B e classe C. Dando aos produtos inseridos na classe A uma maior importância, visto que representa uma quantidade reduzida de produtos, mas que contribuem para a maior parte do volume de vendas, sendo a proporção de 20% dos produtos para 80% das vendas. A classe B agrupa os produtos com importância intermédia com cerca de 30% dos produtos que contribuem para 15% do volume de vendas. Por fim, a classe C que agrupa a maior quantidade de produtos, com cerca de 50%, mas que só é responsável por cerca de 5% do volume de vendas.

Para a realização da classificação ABC, Almeida considerou o valor da procura anual de cada componente, tendo obtido os resultados representados na Figura 10.

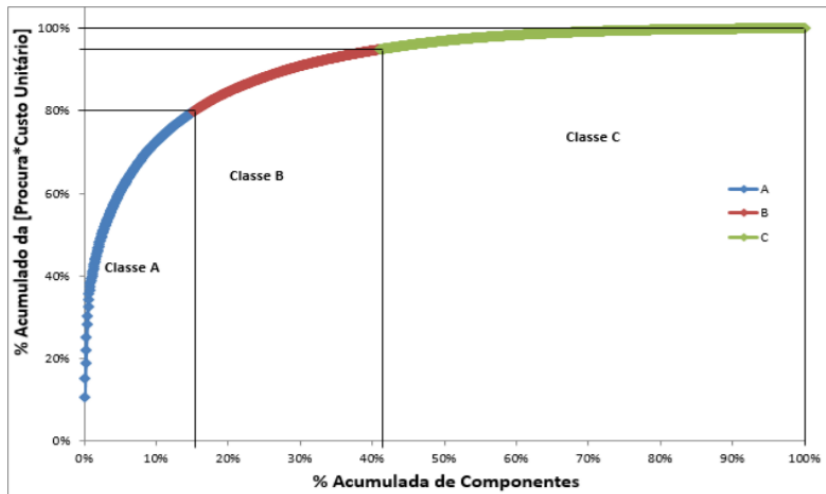


Figura 10 - Classificação ABC (Almeida, 2015)

Posteriormente voltou a diferenciar os componentes, desta vez relativa ao valor mediano de procura anual de 2 unidades e ao valor mediano do custo unitários médio de 17.84€. Através desta classificação foi atribuída a cada quadrante uma importância relativa, inserindo os componentes nos quadrantes respetivos. O primeiro quadrante engloba os componentes com um custo elevado e uma procura unitária elevada, sendo quadrante com a maior importância. Os resultados da classificação podem ser observados na Figura 11.

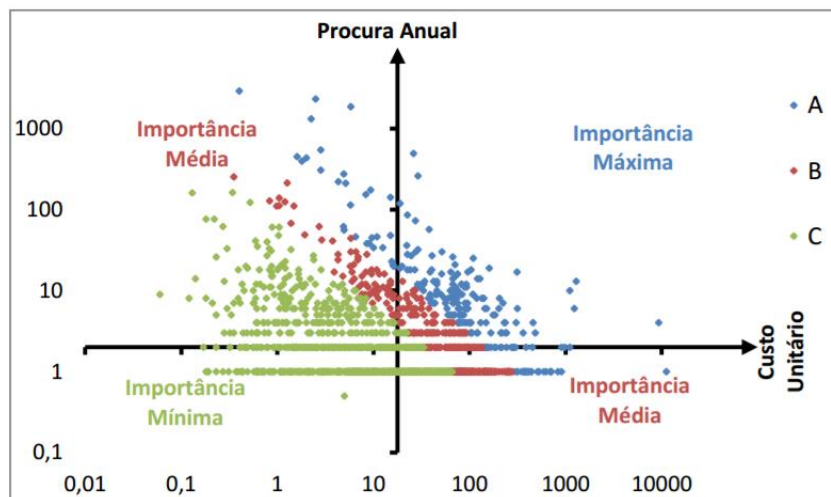
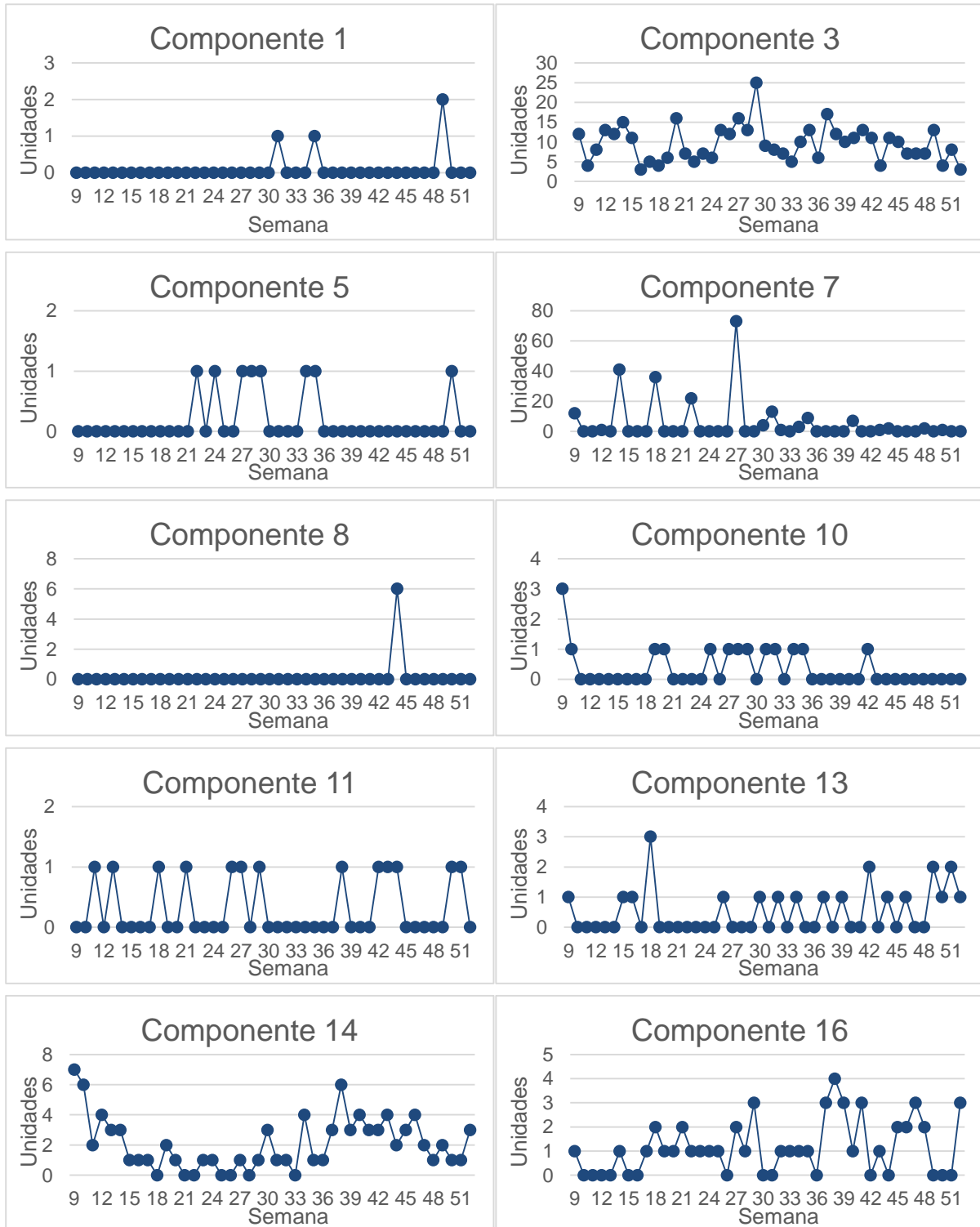


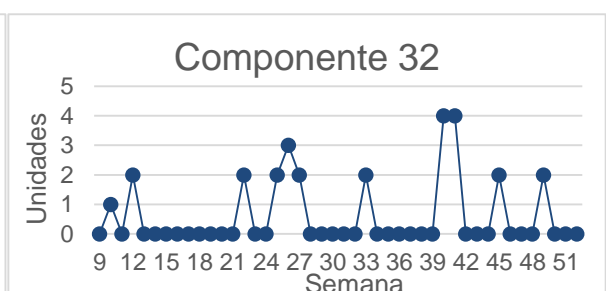
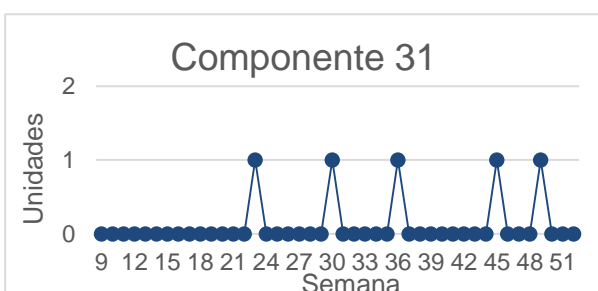
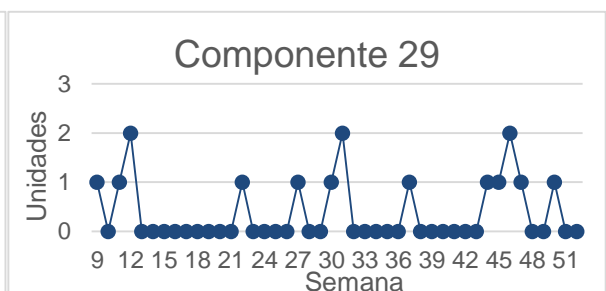
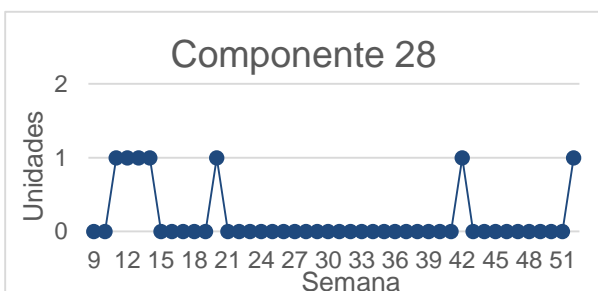
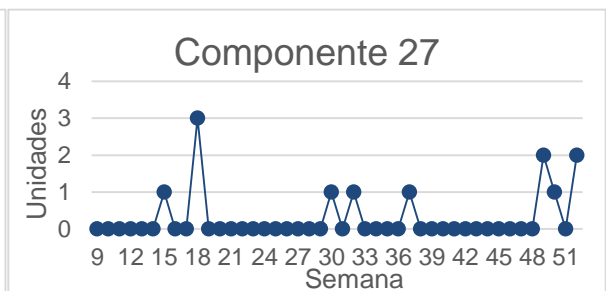
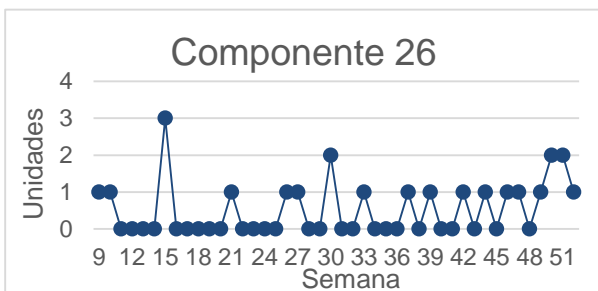
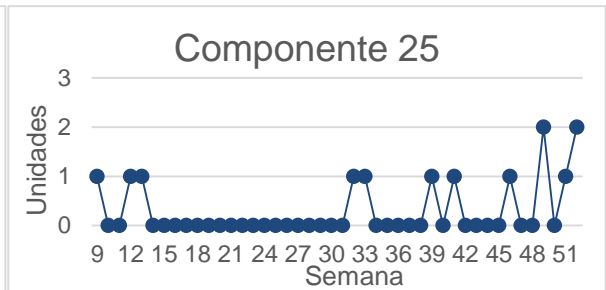
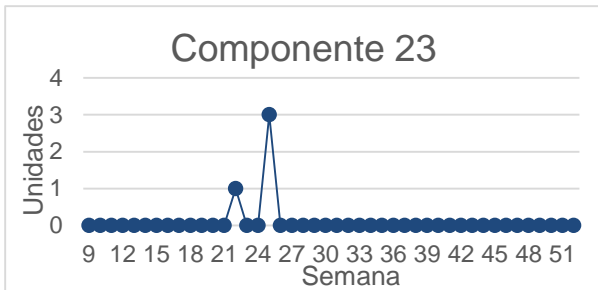
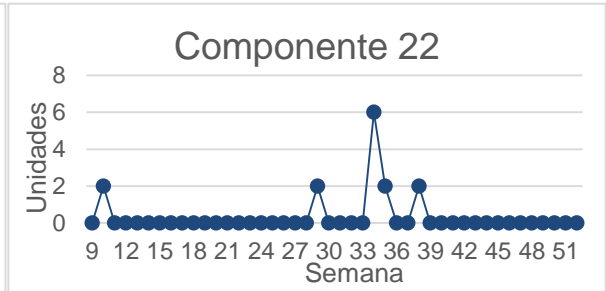
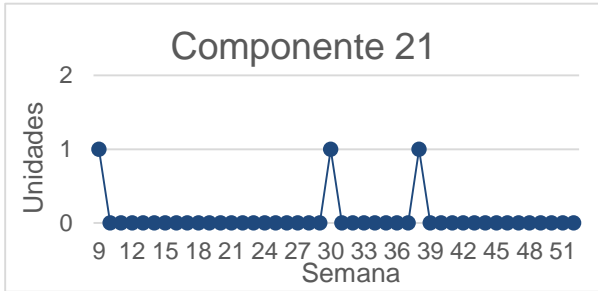
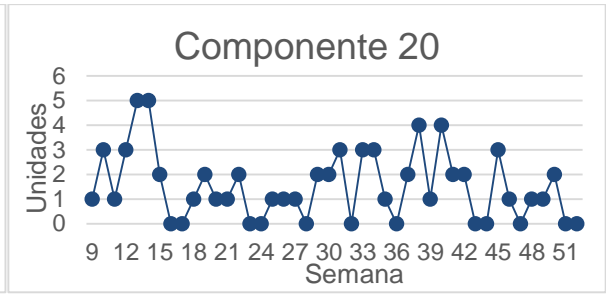
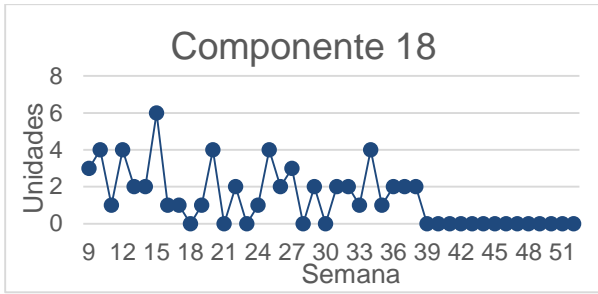
Figura 11 - Importância dos Componentes de Manutenção (Almeida, 2015)

Juntando os componentes de classe A, com os de importância máxima, reduziu-se o número de componentes para 250. Posteriormente, e de forma a reduzir mais o número de componentes a

estudar, o autor decidiu selecionar 30 componentes dos 250. Sendo estes os componentes que irão também ser estudados na presente dissertação.

A procura verificada dos 30 componentes selecionados encontra-se na Figura 12.





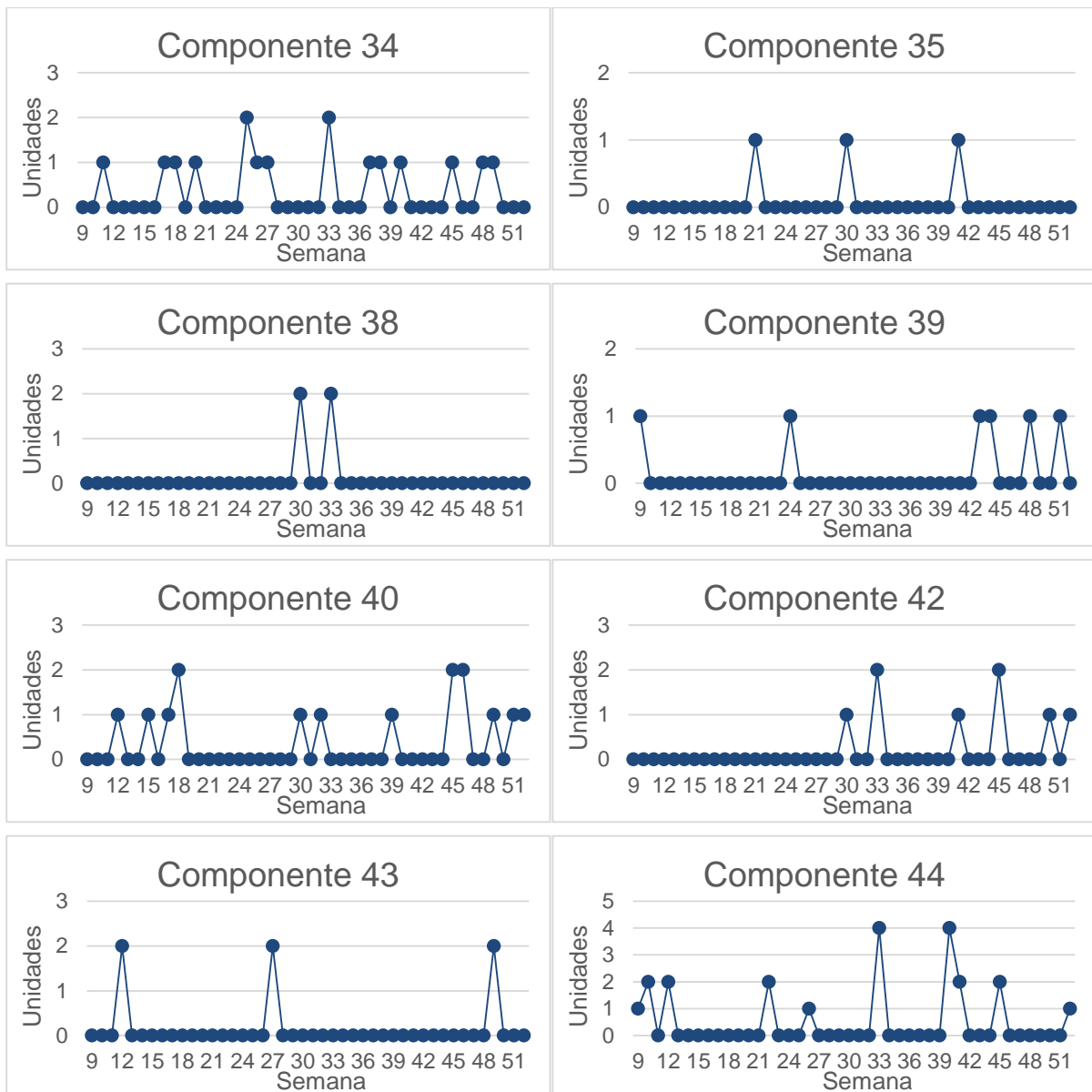


Figura 12 - Procura verificada

Foram estudadas três formas distintas para a aplicação do modelo dinâmico, cujas diferenças são, unicamente, no período temporal que cada uma usa para a atualização das variáveis.

Na primeira forma, que vamos passar a chamar “52 Semanas”, usam-se as oito primeiras semanas de inicialização e ajuste de variáveis, acrescentando-se os valores referentes ao período de uma semana cada vez que se evolui no tempo, fazendo com que o modelo recalcule as variáveis.

Na segunda forma, que vai passar a referir-se por “8 semanas”, usam-se também as primeiras 8 semanas para a inicialização e ajuste de variáveis. No entanto com o decorrer do tempo, vai-se sempre atualizando as variáveis com as oito semanas anteriores ao período em análise.



Por fim na terceira forma, que se refere como “estático”, avalia-se o ano inteiro de histórico para calcular as variáveis e inicializar, o que significa que a classificação e o método de previsão não vão mudar com a evolução temporal.

Nos subcapítulos seguintes apenas se vai mostrar o exemplo de um único componente, aquele que se mostra mais ilustrativo do segmento do Modelo Dinâmico a que se está a referir, sendo feita uma análise aos resultados obtidos no capítulo “5 Análise de Resultados”.

#### 4.1. Decisão

Como o método selecionado para a tomada de decisão dos componentes depende exclusivamente da procura verificada, e sabendo que essa mesma procura não varia com os diferentes períodos temporais estudados, pode-se esperar que a decisão de admitir, ou não, um componente em *stock* também não varia com os diferentes períodos temporais.

Aplicando a formulação anteriormente referida ao histórico de vendas, pode-se observar o comportamento do Modelo na Figura 13. O componente 40 foi selecionado para o presente subcapítulo por se mostrar como exemplo ilustrativo da reação do modelo em relação ao seu histórico de vendas.

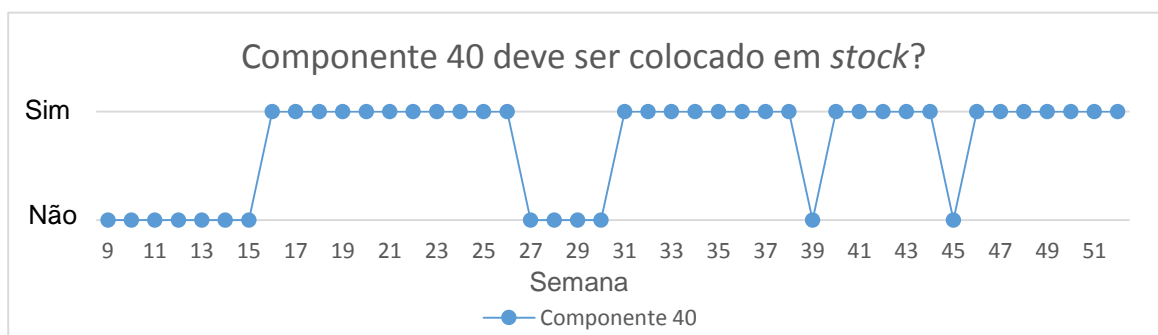


Figura 13 - Resultados de Decisão Componente 40

Como se pode perceber, o modelo começa por não equacionar o componente como parte importante da procura e por isso tem-se como resultado que este não deve ser colocado em *stock*. Mais tarde, e à medida que a procura aumenta, o modelo começa a equacionar o componente como parte importante da procura e que o mesmo deve estar em *stock* para responder a essa procura, sendo que esta decisão vai mudando à medida que avançamos no tempo.

## 4.2. Classificação

Inserindo os dados dos componentes seleccionados no algoritmo de Classificação, pode-se observar na Figura 14, que o comportamento é bastante influenciado pelo período temporal. O componente 14 foi o que mostrou mais diferenças nos resultados entre os 3 modelos desenvolvidos e, por isso, foi seleccionado como exemplo ilustrativo do presente subcapítulo.

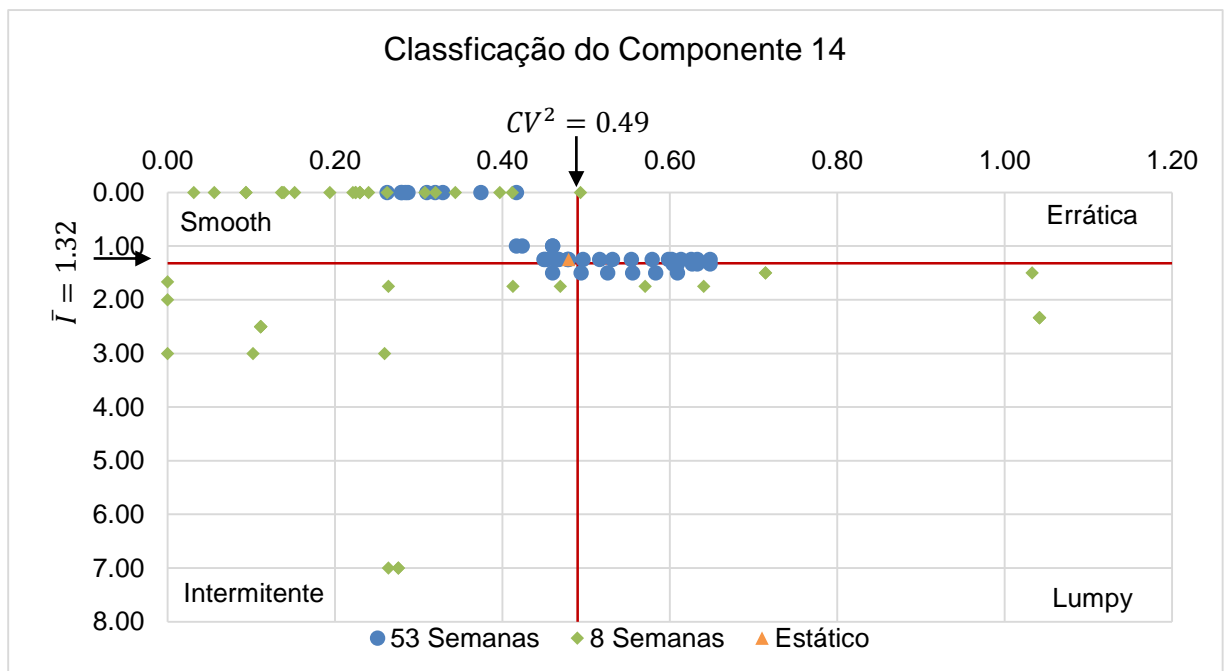


Figura 14 - Classificação Componente 14

Cada ponto singular representa uma semana específica ao longo do tempo, mas também o tipo de comportamento que a procura do componente tem nessa mesma semana. Como foi referido anteriormente, para a análise estática, considera-se que o componente tem o mesmo comportamento ao longo de toda a análise.

Estes resultados obtêm-se devido à grande irregularidade observada na procura do referido componente, fazendo com que os valores do Intervalo médio entre procuras consecutivas e a Variabilidade da procura medida variem drasticamente fazendo com que, em diferentes semanas, sejam observados tipos de comportamento distintos.

### 4.3. Previsão

Estando o método de Previsão utilizado dependente da classificação atribuída, pode-se afirmar que o período temporal escolhido influencia também a Previsão da procura do componente.

Adaptando a Figura 15, de forma a serem ilustrados os métodos de previsão referidos no subcapítulo “3.3

Métodos de Previsão”, pode-se observar os métodos selecionados pelo modelo para fazer a previsão da procura do componente em determinados períodos temporais, ilustrado na Figura 15 - Métodos de Previsão Componente 14.

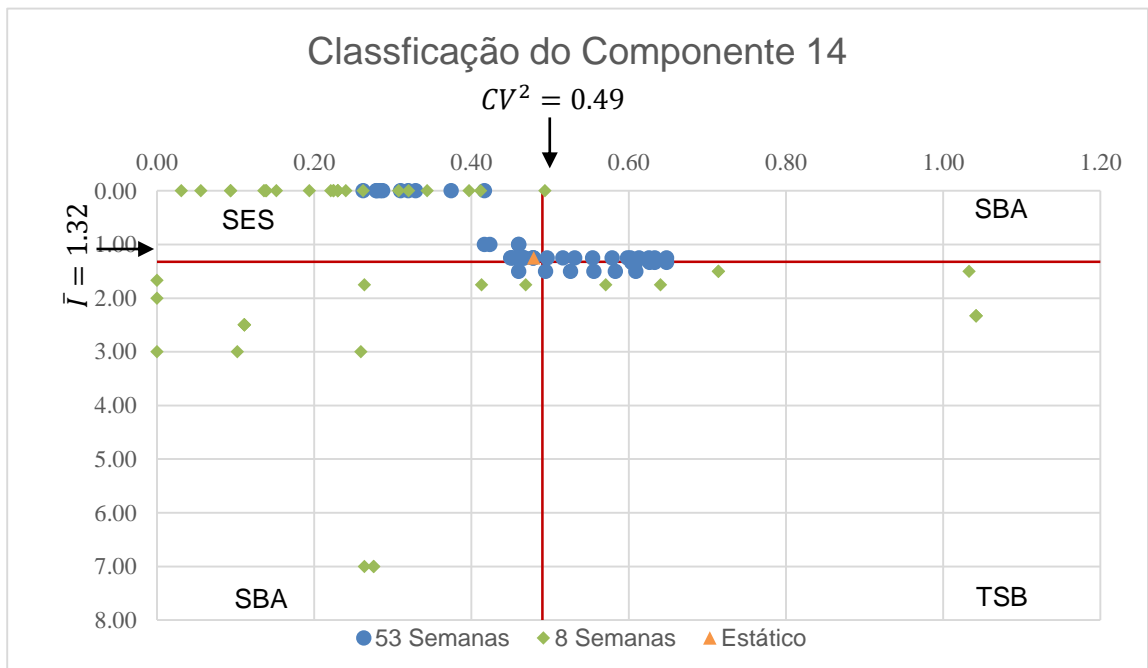


Figura 15 - Métodos de Previsão Componente 14

Modificando os resultados de forma a serem mais perceptíveis para se perceber qual o modelo a usar em determinada semana, obtém-se a Figura 16.

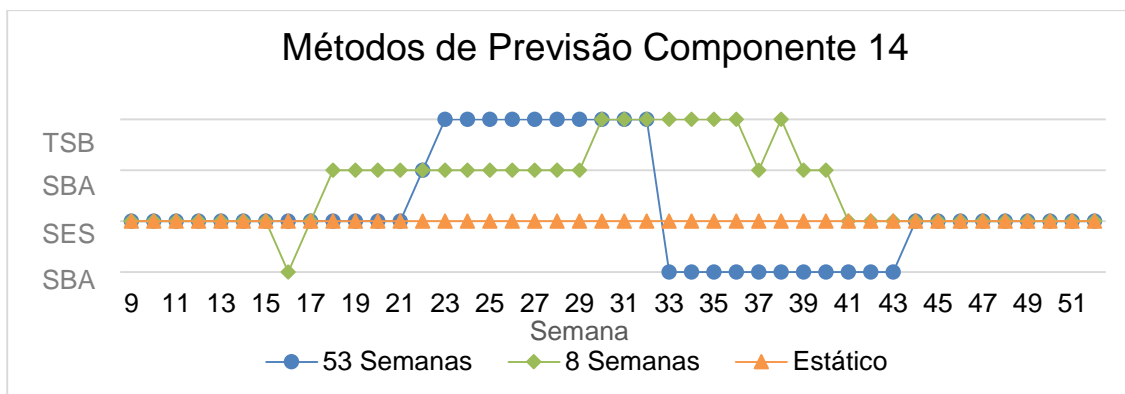


Figura 16 - Modificação dos Modelos de Previsão do Componente 14

Pode verificar-se que os modelos têm uma evolução diferente no tempo referente aos métodos de previsão da procura que irão utilizar. Consegue-se também identificar que a grande irregularidade obtida na procura influencia os métodos de previsão usados nos modelos, pelas mesmas razões referidas quando a classificação dos componentes.

#### 4.4. Ajuste de Stocks

Como foi referido anteriormente, o ajuste de *stocks* do modelo é feito através da análise do *stock* restante de cada componente no final de cada semana, tendo em consideração o *stock* previsto necessário para a semana seguinte.

Aplicando então o método para o ajuste de *stocks* referido no subcapítulo “3.4 Ajuste dos níveis de *Stock*”, pode-se observar na Figura 17, o comportamento deste segmento do Modelo Dinâmico e perceber que o número de componentes encomendado para cada semana varia consoante o modelo de análise selecionado.

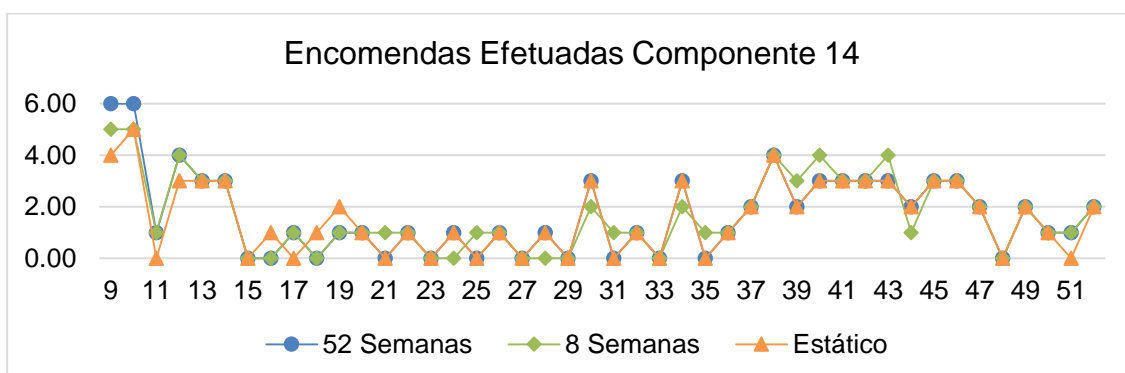


Figura 17 - Encomendas Efetuadas Componente 14

Este comportamento prende-se ao facto dos modelos, apesar de estarem sujeitos à mesma procura semanal, terem previsões de procura diferentes, e por isso precisarem de níveis diferentes de *stock*, desencadeando cada um uma ordem de encomenda da quantidade que considere necessária.

## 5. Análise de Resultados

No presente capítulo apresenta-se a análise dos resultados obtidos aplicando o Modelo Dinâmico ao histórico de vendas cedido pela Mercedes Benz Comercial.

“A necessidade de medir a *performance* é vista como um importante pré-requisito para a melhoria de qualquer processo no contexto da logística e gestão de *stocks*” (Lohman, et al., 2004), sendo que “a identificação e a implementação de medidas de forma a reduzir os desperdícios aumenta a *performance*”. Estes desperdícios podem surgir em diferentes formas, desde desperdícios de matéria prima a tempos de espera (Lindberg, et al., 2015).

Os modelos de previsão são geralmente sujeitos a uma análise de acordo com os erros obtidos entre o valor resultante do modelo e o valor de procura real. Estes erros são calculados através de diversos métodos, entre eles estão: “Erro Médio Quadrático”, “Desvio Médio Absoluto”, “Erro Médio”, “Somatório do Erro Quadrático”, “Erro Médio Percentual”, “Erro Médio Percentual Absoluto” (Ben-Daya et al. 2009), (Beaumont et al. 1984).

Tendo em consideração que este modelo vai além da previsão de procura de um componente, os métodos de análise baseados em erros não seriam suficientes para avaliar o comportamento do Modelo como um todo e, por isso, foram usados outros indicadores para avaliar o desempenho do Modelo Dinâmico. Estes indicadores são: “Componentes em *Stock Out*”, “*Stock* médio semanal”, “Inventory turnover” e “Número de Encomendas e Quantidade Encomendada”, “Encomendas de emergência e número médio de componentes encomendados”.

O número de componentes que apresenta sem *stock* foi escolhido porque, para cada componente que se apresente nesta situação, significa que há um cliente que não consegue ser satisfeito imediatamente o que, por sua vez, pode também representar um veículo imobilizado nas imediações da oficina. Por outro lado, a cedência de um carro de cortesia por parte do serviço pós-venda representa também um custo que está associado ao tempo de espera que os clientes têm para a reparação do veículo. A contabilização deste indicador é feita da seguinte forma:

$$\text{Componentes em Stock Out} = \sum_{i=9}^{52} (\text{Stock out})_i \quad (17)$$

Obtendo-se uma contabilização total dos componentes em *stock out* ao longo do período estudado. Foi decidido, então, que o objetivo seria minimizar o número de componentes em *stock out* de forma a reduzir custos e aumentar a satisfação dos clientes.

O *stock* médio é importante para perceber a quantidade de *stock* que se encontra geralmente armazenada. Este valor deve ser minimizado, assumindo que componentes em armazém têm como repercussão um valor monetário que se encontra empatado e que não pode ser utilizado para outros fins, mas também tem de se ponderar a dimensão da área de armazenamento que é necessária para acomodar o *stock* requerido. Este indicador é obtido através da seguinte equação:

$$\text{Stock Médio} = \frac{\sum_{i=9}^{52} (\text{Stock Verificado})_i}{i - 8} \quad (18)$$

O indicador “Inventory Turnover” ou rotação de *stock* é um indicador importante para verificar a eficácia da estratégia usada no modelo de gestão de *stocks*. Este indicador é medido num período de quatro semanas e indica a quantidade de vezes que o *stock* foi renovado nesse período (Kersten et al. 2014). É aplicado de acordo com a seguinte formulação:

$$\text{Inventory Turnover} = \frac{\text{Componentes vendidos no momento da procura}}{\text{N}^\circ \text{ médio de componentes em stock no momento da procura}} \quad (19)$$

De forma a comparar os resultados obtidos dos diferentes períodos temporais estudados, é feita uma média anual para cada período. Sabendo que este valor representa, em média, o número de vezes que o *stock* foi renovado a cada quatro semanas ao longo de um ano, queremos então maximizar este valor.

O número de encomendas regulares feitas para cada componente, foi escolhido tomando como princípio que cada encomenda tem um custo associado. Este custo pode ir desde o tempo que o operador gasta a fazer a encomenda, se a mesma não for automática, até ao custo do material usado para fazer a mesma encomenda. A dimensão das encomendas também se torna um fator importante na medida que quanto mais componentes se encomendarem, mais recursos serão gastos no transporte desses mesmos componentes. Foi decidido que, quanto menor o número de encomendas e os componentes encomendados, menor os custos associados à mesma. Este indicador é obtido através das seguintes expressões:

$$\begin{aligned} \text{Número de Encomendas efetuadas} &= \sum_{i=9}^{52} (X_i) \\ \text{Número médio de Componentes Encomendados} &= \frac{1}{\text{Número de Encomendas Efetuadas}} \sum (\text{Componentes Encomendados}) \end{aligned} \quad (20)$$

Onde,

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{se foi efetuada encomenda na semana } i \\ 0, & \text{se não foi efetuada encomenda na semana } i \end{cases} \quad (21)$$

O número de encomendas de emergência efetuadas está diretamente ligado ao número de componentes em *stock out*, no entanto é considerado como um indicador diferente uma vez que nos permite analisar parâmetros diferentes. É por isso utilizada uma média do número de componentes encomendados dentro do regime de emergência de modo a perceber qual dos modelos apresenta custos mais elevados, assumindo que cada encomenda tem custos associados e que quanto maior a quantidade, maior são também os seus custos. E pode ser obtido através das seguintes equações:

$$\text{Número de Encomendas de Emergência efetuadas} = \sum_{d=1}^n (X_d) \quad (22)$$

$$\begin{aligned} & \text{Número médio de Componentes Encomendados em Emergência} \quad (23) \\ & = \frac{1}{\text{Número de Encomendas de Emergência Efetuadas}} \sum (\text{Componentes Encomendados em Emergência}) \end{aligned}$$

Onde,

$$X_d = \begin{cases} 1, & \text{se foi efetuada encomenda de emergência no dia } d \\ 0, & \text{se não foi efetuada encomenda de emergência no dia } d \end{cases}$$

Aplicando o Modelo Dinâmico ao histórico de vendas, e usando valores idênticos para as variáveis  $\alpha$  e  $\beta$  nas três hipóteses, pode-se então observar os seguintes resultados para um total de 31 componentes estudados e fazendo um número de 1,197 vendas.

Em baixo, na Figura 18, pode-se observar os resultados obtidos para os 30 componentes estudados relativamente à falta de *stock* observada durante o período de estudo, comparando os três modelos estudados.



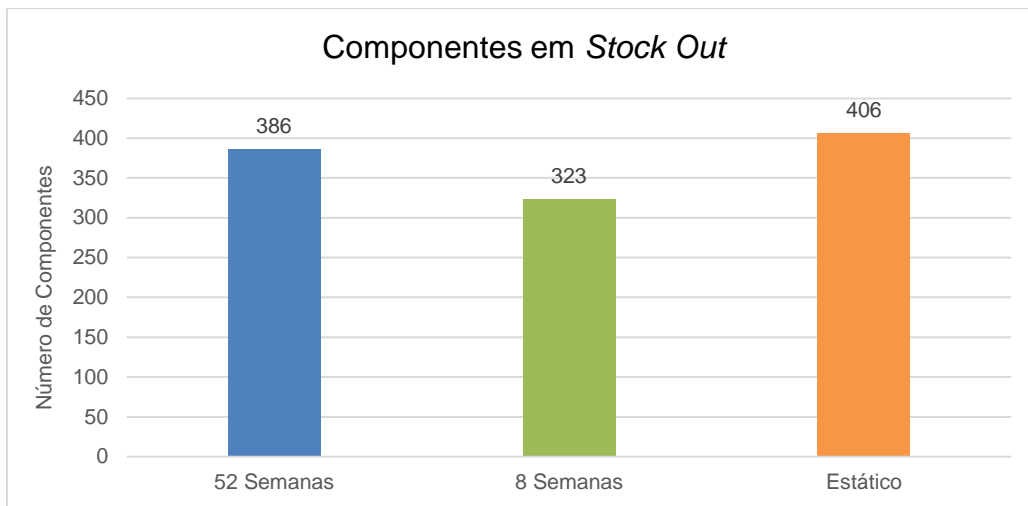


Figura 18 - Componentes em Stock Out

Relativamente ao número de componentes que se encontraram em *stock out*, pode-se observar que o Modelo que apresenta melhores resultados é o que usa um período de 8 Semanas. Este resultado deve-se ao facto de o modelo só usar as 8 semanas para fazer a classificação.

Nesta situação os valores de cada semana que são introduzidos têm um peso para os cálculos de igual importância aos que tinham sido avaliados anteriormente, ou seja, cada semana avaliada tem um peso de 1/8 e isto faz com que a adaptação do Modelo à procura verificada seja mais rápida do que nos restantes. O mesmo não se verifica com o modelo “52 Semanas”, que vai incrementando gradualmente o número de semanas que tem que avaliar, fazendo com que, com o passar do tempo, este resultado tenda a ficar constante, e por isso tenda para o modelo “Estático”.

Relativamente ao *stock* verificado, pode-se observar na Figura 19, que o modelo “8 Semanas” é o que obtém níveis maiores de *stock*, tendo uma média semanal de 18.6 unidades por semana e com um valor de *stock* máximo de 44 unidades sendo, dentro dos três modelos, aquele que apresenta mais custos relacionados com inventário estagnado e à área de armazém necessária. O modelo “52 Semanas” obtém um resultado médio de 10.8 unidades e um valor máximo de 28 unidades, já o modelo “Estático” apresenta um valor médio de 9.5 unidades e um valor máximo de 24 unidades, sendo este o que apresenta os custos mais reduzidos para este parâmetro dos três modelos. Os resultados mostram que ao longo da análise os modelos nunca tiveram a necessidade de ter os 30 componentes estudados em *stock*.

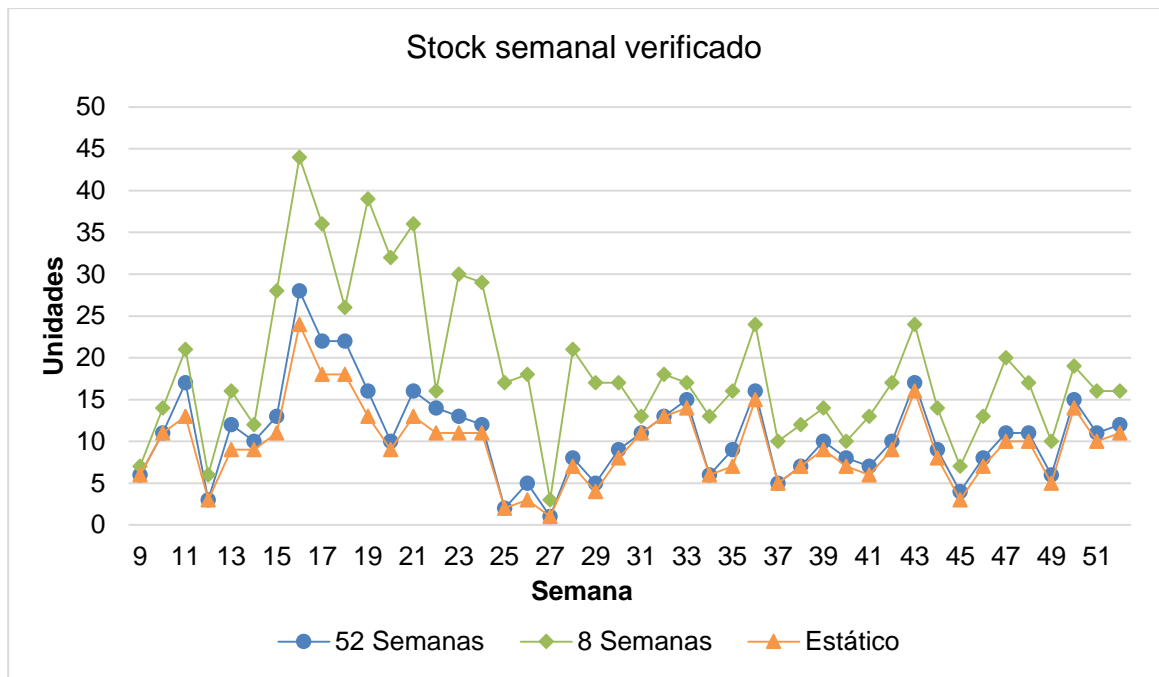


Figura 19 - Stock semanal verificado

Na figura Figura 20, na Figura 21 e na Figura 22 pode-se observar os resultados obtidos do indicador “Inventory Turnover” referentes aos três modelos estudados.

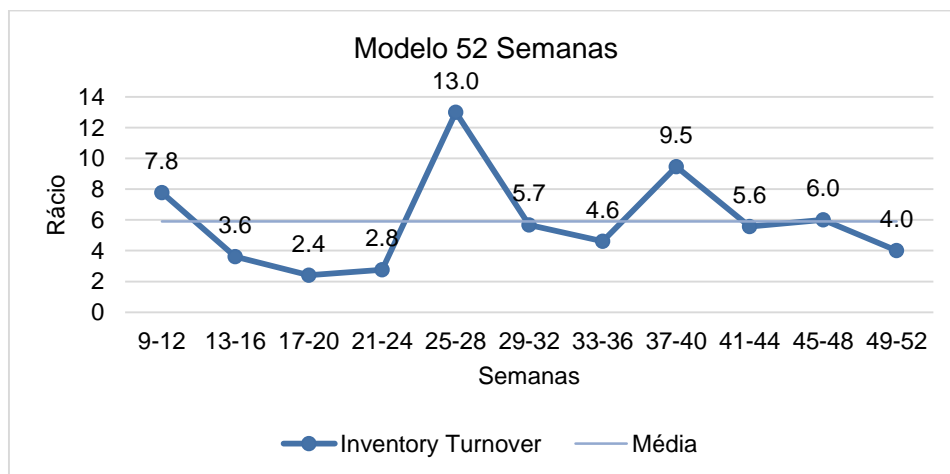


Figura 20 - Inventory Turnover (52 Semanas)

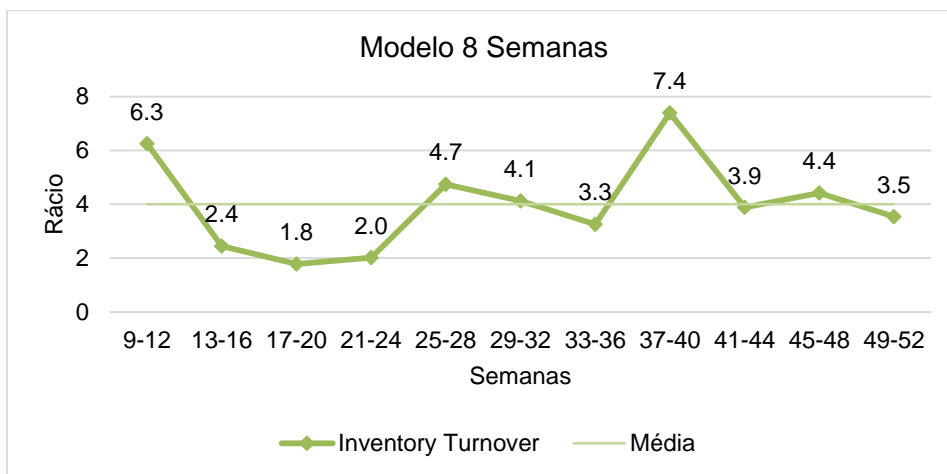


Figura 21 - Inventory Turnover (8 Semanas)

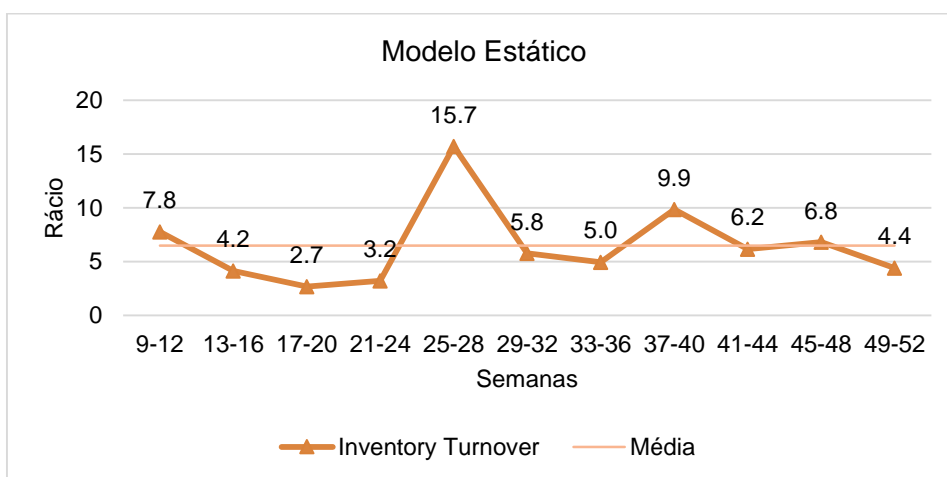


Figura 22 - Inventory Turnover (Estático)

Pode-se observar que o comportamento do modelo que usa um período temporal de “52 Semanas” e o modelo estático são em quase tudo semelhantes, verificando-se uma média de 5.9 rotações de *stock* e, para o outro, 6.0, sendo estes dois modelos os que apresentam os melhores resultados em relação a este indicador. Já o modelo “8 semanas” tem um valor para a rotação de *stock* ligeiramente mais baixo, cerca de 4, estes resultados devem-se ao facto de apesar do modelo conseguir fazer um número maior de vendas no momento da procura, também costuma ter um nível médio de *stock* mais elevado, fazendo com que, quando se realiza o rácio, este seja prejudicado pelos níveis de *stock*.

As encomendas regulares e quantidades efetuadas dos componentes estudados encontram-se representadas na Figura 23, na Figura 24 e na Figura 25.

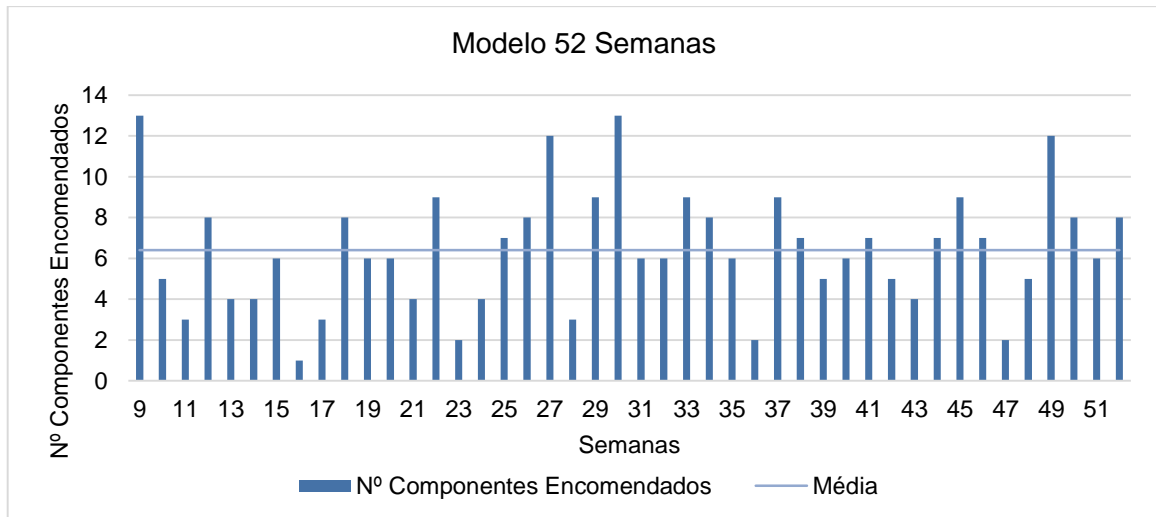


Figura 23 - Encomendas Efetuadas (52 Semanas)

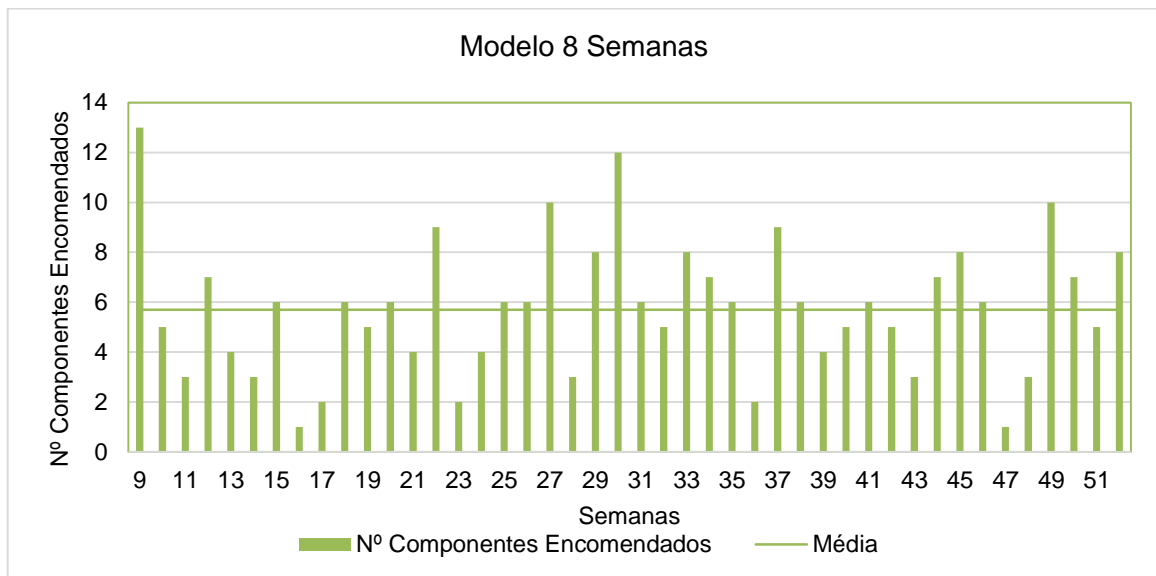


Figura 24 - Encomendas Efetuadas (8 Semanas)

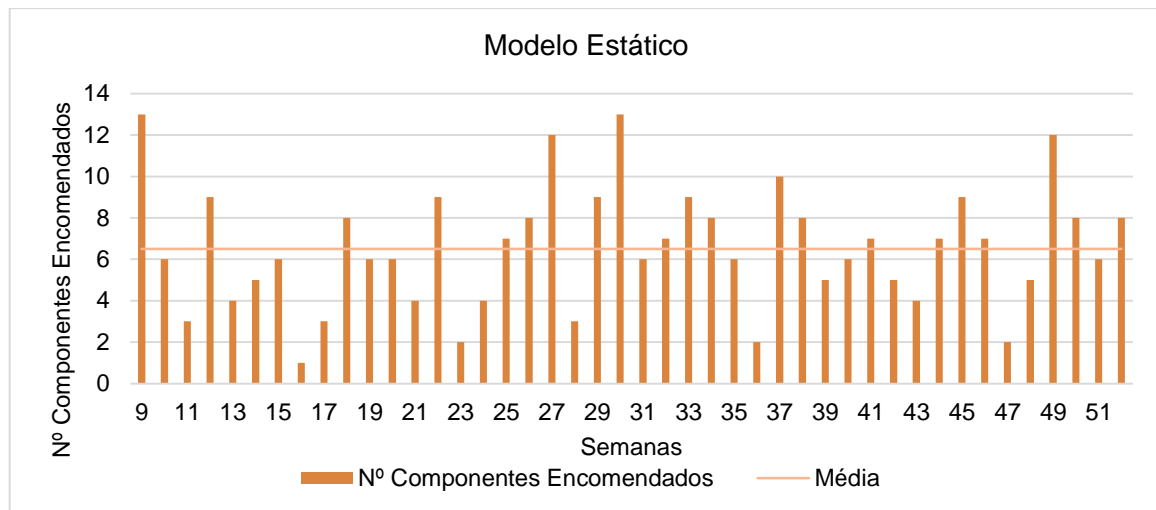
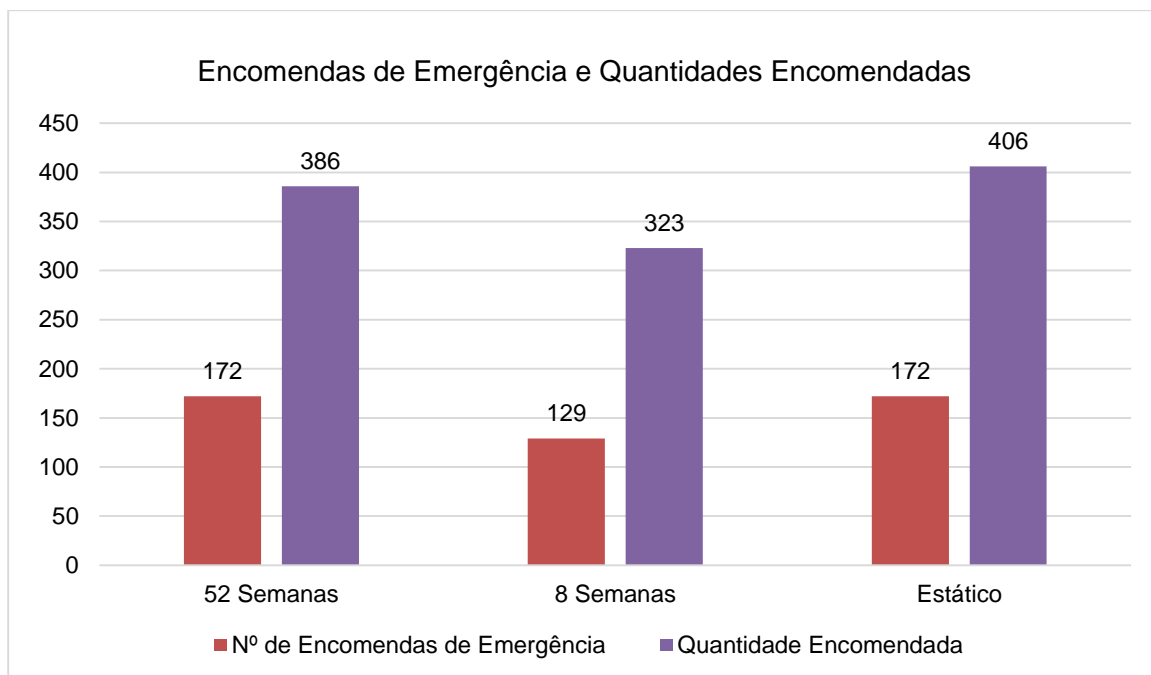


Figura 25 - Encomendas Efetuadas (Estático)

Verifica-se que os três modelos efetuam encomendas em todas as semanas, o que significa um total de 44 encomendas, sendo que o modelo que apresenta um valor menor de componentes encomendados é o componente “8 Semanas” com uma média de 5.7 componentes encomendados por semana, este resultado deve-se ao facto de o modelo ter uma média de componentes em *stock* mais elevada, e por isso sempre que é feita uma encomenda necessita de um número mais reduzido de unidades. Mais uma vez os modelos “Estático” e “52 Semanas” apresentam comportamentos semelhantes, um com uma média de 6.5 componentes encomendados por semana, e outro com 6.4, respetivamente.

Como foi previamente referido, as encomendas de emergência são efetuadas no final dos dias em que se verificou uma procura não satisfeita, com o número exato de componentes que foram solicitados e que não se encontravam em *stock*. Pode-se observar que em todos os modelos houve a necessidade de proceder a este tipo de encomendas, variando para cada modelo o número de encomendas e a quantidade média encomendada. Mais uma vez os resultados obtidos para o modelo “52 Semanas” e o modelo “Estático” são semelhantes. Os resultados estão representados na Figura 26.



*Figura 26 - Resultados de Encomendas de Emergência e Quantidades Encomendadas*

Verifica-se que o modelo “8 Semanas” obtém resultados melhores que os modelos “52 Semanas” e “Estático” efetuando 129 encomendas tendo os restantes modelos efetuado 172 encomendas. No entanto, necessita de uma quantidade maior de componentes por encomenda, cerca de 2.50 componentes por encomenda, tendo os restantes modelos 2.25 e 2.32 componentes por encomenda respetivamente. Deste modo o modelo “8 Semanas” consegue reduzir em cerca de 25% o número de encomendas de emergência e cerca de 16% o número de componentes encomendados.

Os resultados obtidos são facilmente comparáveis através da Tabela 2.

Tabela 2 - Resultados Obtidos

<b>Indicador</b>	<b>Modelo “52 Semanas”</b>	<b>Modelo “8 Semanas”</b>	<b>Modelo “Estático”</b>
<i>Componentes em Stock Out</i>	306	323	406
<i>Stock Médio Semanal</i>	10.8	18.6	9.5
<i>(Número máximo de componentes em stock)</i>	(28)	(44)	(24)
<i>Inventory Turnover</i>	5.9	4	6.0
<i>Encomendas Regulares</i>	44	44	44
<i>(Média de componentes encomendados)</i>	(5.2)	(5.7)	(6.4)
<i>Encomendas de Emergência</i>	172	129	172
<i>(Número de componentes encomendados)</i>	(2.25)	(2.50)	(2.32)

Em suma, o Modelo que permite aumentar o nível de satisfação do cliente é o modelo “8 semanas” para o período temporal, conseguindo proporcionar uma oferta melhor dimensionada para a procura, satisfazendo por mais vezes a procura no mento em que foi verificada e reduzindo o número de encomendas e componentes em regime de emergência. No entanto, como consequência este modelo obtém os níveis *stock* médio mais elevados dos três modelos estudados e por isso, fica prejudicado quando se avalia o indicador “Inventory Turnover”, visto que é o que obtém piores resultados dos três. Já em relação às encomendas regulares efetuadas por cada um dos modelos, o modelo “8 Semanas” também é o que apresenta uma ligeira melhoria em relação aos outros dois, reduzindo o número de componentes em trânsito.

## 6. Conclusões e Trabalhos Futuros

O presente capítulo apresenta as conclusões obtidas na após a realização do Modelo Dinâmico, assim como um conjunto de sugestões para a realização de trabalhos futuros usando como base o Modelo desenvolvido e as metodologias presentes na dissertação.

### 6.1. Conclusões

A presente dissertação teve como início a análise dos dados referentes à procura dos componentes de manutenção para o veículo Smart verificada pela Mercedes Benz Comercial Sintra ao longo do ano de 2014. Estes dados foram cedidos no ano de 2015 ao Instituto Superior Técnico com o objetivo de ser desenvolvida uma metodologia para melhorar a resposta do serviço pós-venda do concessionário.

A fase inicial do presente projeto passou pela idealização de um modelo capaz de prever a procura dos componentes e fazer uma gestão de *stocks* eficiente. Rapidamente se percebeu que os modelos de previsão conhecidos só deviam ser aplicados a componentes com tipos de procura específicos e que não existem modelos de previsão do tipo “*one size fits all*”. Deste modo, foi necessário fazer uma classificação dos componentes em quatro tipos definidos pelas características da sua procura. A cada tipo de procura foi atribuído um modelo matemático específico de forma a fazer a previsão da procura dos componentes para o período seguinte. Para isso foram seguidas várias diretrizes de artigos científicos e estudos presentes na bibliografia. Esta classificação foi um passo fundamental para a realização do projeto, uma vez que os modelos matemáticos utilizados se mostraram os mais adequados dentro dos modelos estudados para o tipo de procura verificada.

Numa segunda fase deste projeto, foi necessário desenvolver uma metodologia que fizesse a gestão de *stocks*. Para isso, é feito um cálculo aritmético simples entre a procura prevista para o período seguinte e o *stock* restante no final do período de análise, sendo possível deste modo saber a quantidade mínima de componentes que o modelo precisa de modo a satisfazer a procura esperada. Surgiu, no entanto, uma dificuldade que não tinha sido antecipada, qual seja, a escolha dos componentes que deveriam estar ou não em *stock* uma vez que se poderia considerar um modelo pouco realista e pouco útil se todos os componentes fossem equacionados em *stock*. Este segmento do projeto foi o que suscitou mais dificuldades, uma vez que não foi encontrada uma grande diversidade de artigos científicos que tivessem propostas inovadoras para este tipo de decisão, sendo este tema pouco estudado. Foram, no entanto, encontrados casos de estudos de situações reais, entre eles está o modelo selecionado para a presente dissertação. Este modelo provou ser um modelo funcional, uma vez que é de fácil aplicação e permite fazer uma seleção



eficaz dos componentes, mostrando que na maior parte das situações em que concluiu que não deveria ter o componente em *stock*, a procura era de facto muito esporádica ou mesmo inexistente.

Na terceira fase deste projeto desenvolveu-se um algoritmo que engloba todas as partes previamente descritas de modo a que este possa ser aplicado em situações reais e incorporado nas metodologias atualmente usadas na Mercedes Benz Comercial Sintra. A este algoritmo deu-se o nome de Modelo Dinâmico.

Por fim, foi desenvolvido um caso de estudo aplicando o modelo dinâmico desenvolvido de modo a analisar os resultados e a utilidade do mesmo. Usando o histórico de vendas. Primeiramente foi necessário fazer uma redução dos componentes a testar uma vez que nos dados se encontravam 1,145 componentes. Para esse efeito foi feita uma combinação entre o conhecido método da categorização ABC e a procura mediana dos componentes, esta seleção foi feita por Almeida (2015) de forma a diferenciar os componentes de maior importância, sendo eles o alvo deste estudo. De seguida foi aplicado o modelo dinâmico ao histórico de vendas dos 30 componentes, tendo sido avaliados os resultados com períodos temporais diferentes, o primeiro ao que se refere como “52 Semanas” que inicializa o método com as primeiras 8 semanas de histórico acrescentados os dados das semanas seguintes à medida que vai evoluindo no tempo, o modelo que denominamos como “8 Semanas” que à semelhança do modelo referido anteriormente é inicializado também com as primeiras 8 semanas de dados, no entanto à medida que vai evoluindo passa sempre a contabilizar as últimas 8 semanas em relação ao período que pretende prever, e por fim o modelo “Estático” que avalia as 52 semanas num todo, e por isso tanto a classificação e o método de previsão são contantes ao longo do tempo. Estes períodos temporais fazem com que o modelo evolua de maneira diferente ao longo do tempo, atribuindo assim métodos de previsão diferentes em cada modelo relativos aos mesmos componentes.

Após a análise dos resultados obtidos pelos diferentes modelos, pode-se afirmar que o modelo que apresenta melhores resultados no ponto de vista de satisfação do cliente será o modelo “8 Semanas”, porque é o que consegue satisfazer as necessidades do maior número de clientes com um total de 874 componentes vendidos imediatamente quando foi solicitada a sua venda. Reduzindo também o número necessário tanto de encomendas como de componentes em regime de emergência.

Já os modelos “52 Semanas” e “Estático” obtêm resultados em tudo muito semelhantes, sendo o indicador “Inventory Turnover” superior ao modelo “8 Semanas”, os valores médios de encomendas regulares efetuadas são de 44 encomendas como em todos os modelos, no entanto o modelo “52 Semanas” obteve uma média de 6.4 componentes por encomenda, o que significa ligeiramente inferior ao “Estático” e ligeiramente superior ao das “8 Semanas”. Permite por isso fazer um número total de vendas na ordem dos 811 componentes. Fazendo com que sejam redúzios os custos, tanto em termos de armazém como de encomendas e realizando um maior número de vendas em relação ao modelo Estático. Estes dois modelos apresentaram também os melhores resultados em relação ao *stock* médio semanal, tendo valores de 9.8 e 10.5 respetivamente.

Deste modo, pode-se afirmar que não se encontrou um modelo ótimo, mas que o período semanal escolhido deve ser pensado de acordo com o objetivo final da Mercedes Benz Comercial.

É importante também referir que após esta análise se chegou à conclusão que o modelo dinâmico não pode ser aplicado a todo o tipo de componentes, este modelo assume que os componentes são vendidos e encomendados à unidade, no entanto existem componentes cuja unidade de venda é o litro ou o metro. Para estes componentes a previsão da procura torna-se extremamente difícil de prever uma vez que podem ser vendidos com unidades até às décimas. Foi verificado que estes componentes prejudicam o desempenho do modelo, reduzindo a percentagem de componentes vendidos no momento da procura, aumentando também em larga escala o valor médio de *stock* médio verificado, tendo por consequência um aumento da quantidade de componentes encomendados e os valores médios de “Inventory Turnover”, é por isso aconselhado que o modelo não seja utilizado para gerir este tipo de componentes.

Pode-se então afirmar que a criação do modelo dinâmico foi bem-sucedida, tendo sido encontradas soluções capazes de fazer uma gestão de *stocks* com resultados positivos de acordo com a literatura estudada. As dificuldades encontradas ao longo do projeto foram ultrapassadas com sucesso, resultando num modelo que combina a previsão da procura dos componentes com a decisão de ter os componentes ou não em *stock*.

## 6.2. Trabalhos Futuros

- O presente modelo baseou o seu estudo num histórico de vendas que ocorreu no ano de 2014, sendo que de forma a verificar se os modelos com períodos de análise mais longos continuam a obter o mesmo tipo de resultados depois de decorrer esse período, seria necessário ter pelo menos mais dois anos de dados, fazendo um total de 3 anos de histórico. Deste modo, acredita-se que os modelos possam ser melhor analisados e as conclusões mais pormenorizadas.
- Uma das limitações do presente modelo, como já foi referido foi o facto de não poder ser aplicado a todo o tipo de componentes, esta limitação pode ser ultrapassada com inserção de critérios que decidam quantidades mínimas a encomendar ou que possam definir componentes a estarem sempre presentes nos armazéns. Sendo esta uma sugestão de forma a aperfeiçoar o modelo desenvolvido.
- Outro parâmetro que deve ser tido em conta são as constantes de alisamento, no presente modelo as constantes usadas são aquelas que se consideram mais típicas para os tipos de procura verificadas. Para um próximo trabalho deixa-se a sugestão de fazer um

algoritmo de otimização destas variáveis que têm um impacto significativo nos resultados dos modelos de previsão.

- Como foi referido anteriormente não se encontrou uma grande variedade de modelos que definam que componentes devem ou não estar em *stock* tendo sido por isso selecionado um modelo utilizado por um concessionário. É, no entanto, importante que sejam estudados e desenvolvidas alternativas a este modelo, com o objetivo de melhorar a resposta a este tipo de problemas.

A presente dissertação deve servir como base para trabalhos futuros que sejam feitos no mesmo âmbito e com problemas semelhantes. Sendo que modificações e correções devem ser ponderadas e aplicadas de forma a melhorar os resultados do modelo desenvolvido.

## 7. Referências Bibliográficas

**Almeida Pedro**, 2015, *Gestão de Componentes de Manutenção Automóvel - Contribuição com base num Modelo Dinâmico de Reposição de Stocks*. - Lisboa : [s.n.].

**Beaumont, C. [et al.]**, 1984. Forecasting: Methods and Applications. *The Journal of the Operational Research Society*, 35(1), p.79. Available at: <http://www.jstor.org/stable/2581936?origin=crossref>.

**Ben-Daya, M. [et al.]**, 2009. *Handbook of Maintenance Management and Engineering* M. Ben-Daya et al., eds., London: Springer London. Available at: <http://link.springer.com/10.1007/978-1-84882-472-0> [Accessed November 28, 2016].

**Bengtsson, M.**, 2004. *Condition Based Maintenance Systems - An Investigation of Technical Constituents and Organizational Aspects*.

**Boylan JE, Syntetos AA e Karakostas GC**, 2008, Classification for forecasting and stock control: a case study [Diário] // *Journal of the Operational Research Society*.

**Brown Peter e Sondalini Mike** Asset Maintenance Management - The path toward Defect Elimination [Relatório].

**Cabral J.**, 2009, *Organização e Gestão da Manutenção - Dos Conceitos à Prática* [Livro]. - Lisboa : LIDEL Edições Técnicas.

**Croston J.D.**, 1972, *Forecasting and Stock Control of Intermittent Demands* [Relatório].

**Eaves, A.H.C. & Kingsman, B.G.**, 2004. Forecasting for the Ordering and Stock-Holding of Spare Parts. *The Journal of the Operational Research Society*, 55. Available at: [https://www.jstor.org/stable/4101997?seq=1#page\\_scan\\_tab\\_contents](https://www.jstor.org/stable/4101997?seq=1#page_scan_tab_contents) [Accessed December 16, 2016].

**Hemeimat Raghad [et al.]**, 2016, Forecasting Spare Parts Demand Using Statistical Analysis [Diário] // *American Journal of Operations Research*.

**Henriques E., Peças, P.**, 2008/2009 *Sebenta de Gestão da Produção*. - Lisboa : Secção de Folhas - Instituto Superior Técnico.

**Huiskonen Janne**, 2001, Maintenance spare parts logistics: Special characteristics and Strategic choices [Diário]. - Lappernranta : *International Journal of Production Economics*, 125-133 : Vol. 71.

**Kersten, W., Blecker, T. & Ringle, C.M.**, 2014. *Next Generation Supply Chains - Trends and Opportunities*, Available at: <https://hicl.org/sites/hicl.org/files/books/2014/kersten-2014-next-generation-supply-chains.pdf> [Accessed December 13, 2016].

**Lindberg Carl-Fredrik [et al.]** Key performance indicators improve industrial performance [Conferência] // *The 7th International Conference on Applied Energy*. - Milan : Energy Procedia, Vol. 75.

- Lohman Clemens, Fortuin Leonard e Wouters Marc**, 2015, Designing a performance measurement system: A case study [Diário]. - [s.l.] : European Journal of Operational Research, 2004. - Vol. 156.
- Morris M**, 2013, Forecasting Challenges of the Spare Parts Industry [Diário] // Journal of Business and Forecasting.
- Rego J. R.**, 2006, A Lacuna Entre a Teoria de Gestão de Estoques e a Prática Empresarial na Reposição de Peças em Concessionárias Automóveis [Relatório].
- Rego José e Mesquita Aurélio**, 2014, Demand forecasting and inventory control: A simulation study on automotive spare parts [Diário] // International Journal of Production Economics.
- Rego José e Mesquita Marco**, 2011, Spare parts inventory control: a literature review [Relatório]. - [s.l.] : Produção.
- Waller Matthew e Esper Terry L.**, 2014, Definitive Guide to Inventory Management, The: Principles and Strategies for the Efficient Flow of Inventory across the Supply Chain [Livro]. - [s.l.] : Pearson FT Press.
- Syntetos A.A. e Boylan J.E.**, 2001, On the Bias of Intermittend Demand Estimates [Diário] // International Journal of Production Economics.
- Syntetos A.A., Boylan J.E. e Croston J.D.**, 2005, On the categorization of Demand Patterns [Diário] // Journal of the Operational Research Society.
- Teunter R. e Duncan L.**, 2009, Forecasting Intermittend Demand: A Comparative Study [Diário] // Journal of the Operational Research Society.
- Teunter, R.H., Syntetos, A.A. & Zied Babai, M.**, 2011. Production, Manufacturing and Logistics Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European Journal of Operational Research*, 214, pp.606–615.
- Zhang, R.Q., Hopp, W.J. & Supatgiat, C.**, 2001. Spreadsheet Implementable Inventory Control for a Distribution Center. *Journal of Heuristics*, 7(2).

## 8. Anexos

### 8.1. Anexo A, Materiais de manutenção Smart

Na Tabela A1 – Componentes estudados apresentam-se os componentes utilizados para o caso de estudo.

*Tabela A1 - Componentes Estudados*

Cód.	Referência	Procura (uni.)	Custo (€)	Volume Total Anual (€)	% Volume Total Anual	Classificação ABC
1	MA000 982 77 08/807101	4	9,299.97	37,199.88	10.6%	A
3	MA451 830 00 18	492	25.95	12,767.40	3.6%	A
5	MA451 906 11 80	10	1,100.56	11,005.60	3.1%	A
7	MA451 680 16 48/ CT4A	261	28.95	7,555.95	2.1%	A
8	MA660 070 03 87	6	1,228.82	7,372.92	2.1%	A
10	MA451 250 00 62	17	312.61	5,314.37	1.5%	A
11	MQ0022356V003000000	19	160.45	3,048.55	0.9%	A
13	MA451 880 00 03	25	109.15	2,728.75	0.8%	A
14	MA451 820 00 45	119	18.87	2,245.53	0.6%	A
16	MA642 905 01 00	57	37.76	2,152.32	0.6%	A
18	MA451 421 01 10	73	27.21	1,986.33	0.6%	A
20	MA451 240 01 09	86	22.48	1,933.28	0.5%	A
21	MA451 350 00 03	6	313.23	1,879.38	0.5%	A
22	ZD631061	18	103.04	1,854.72	0.5%	A
23	MA454 460 00 00	4	457.91	1,831.64	0.5%	A
25	MA451 820 01 59	14	128.31	1,796.34	0.5%	A
26	MA451 684 00 18	26	66.54	1,730.04	0.5%	A
27	MA451 820 02 59	14	120.52	1,687.28	0.5%	A
28	MA451 540 05 17	8	203.83	1,630.64	0.5%	A
29	MA160 050 02 69	17	95.45	1,622.65	0.5%	A
31	MA004 542 53 18	7	222.39	1,556.73	0.4%	A
32	ZD631029	30	51.52	1,545.60	0.4%	A
34	MQ0000941V013CP6A00	21	70.36	1,477.56	0.4%	A
35	MA451 778 01 75/ C82A	3	482.61	1,477.83	0.4%	A
38	MA451 401 05 02/ CA4L	4	304.53	1,218.12	0.3%	A
39	MA660 140 03 75	6	201.95	1,211.70	0.3%	A
40	MA451 881 02 01/ CA7L	16	75.19	1,203.04	0.3%	A
42	MA451 401 02 02/ CA4L	8	140.87	1,126.96	0.3%	A
43	MQ0005102V005000000	12	92.26	1,107.12	0.3%	A
44	ZD631009	27	40.69	1,098.63	0.3%	A

## 8.2. Anexo B, Constantes Usadas

Na Tabela B1 - Constante de alisamento usadas, estão apresentados os valores das constantes de alisamento usados para os algoritmos dos três modelos estudados.

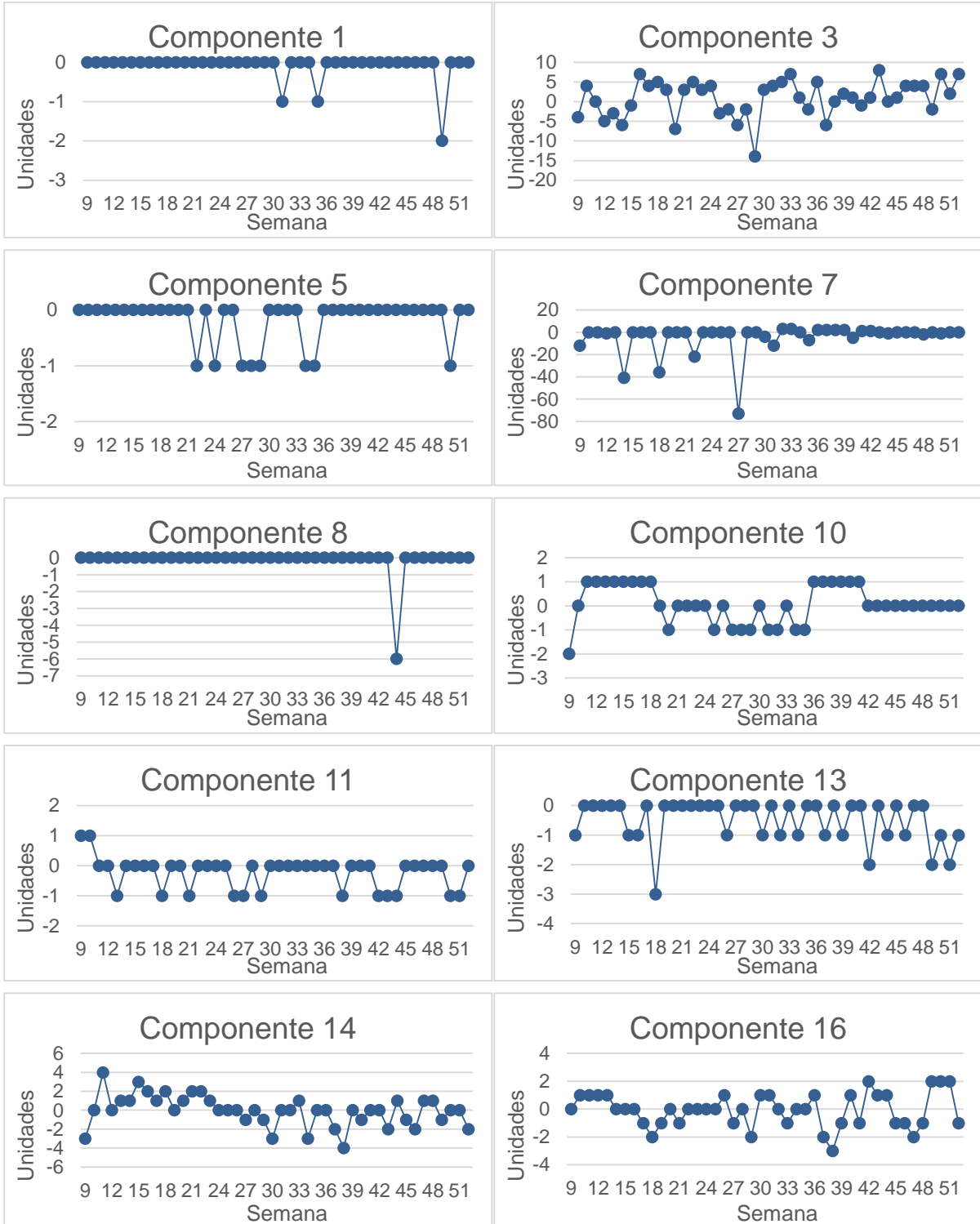
*Tabela B1 - Constante de alisamento usadas*

Componente	Parâmetro $\alpha$	Parâmetro $\beta$
1	0.2	0.2
3	0.1	0.2
5	0.3	0.2
7	0.5	0.2
8	0.2	0.2
10	0.3	0.2
11	0.4	0.2
13	0.1	0.2
14	0.5	0.2
16	0.3	0.2
18	1.0	0.2
20	0.5	0.2
21	0.3	0.2
22	0.1	0.2
23	0.1	0.2
25	0.9	0.2
26	0.7	0.2
27	1.0	0.2
28	0.1	0.2
29	1.0	0.2
31	0.2	0.2
32	0.1	0.2
34	0.7	0.2
35	0.1	0.2
38	0.9	0.2
39	0.2	0.2
40	1.0	0.2
42	0.4	0.2
43	0.0	0.2
44	0.9	0.2

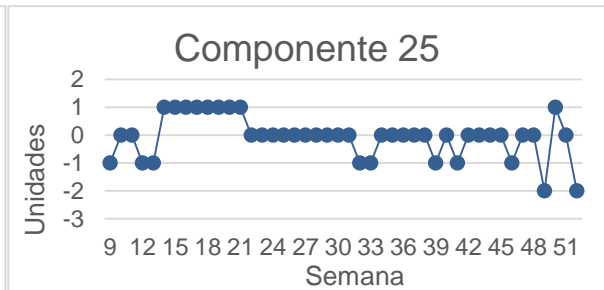
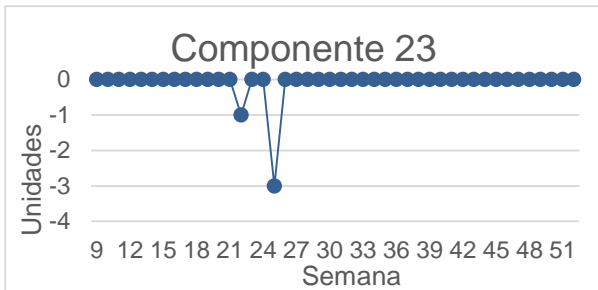
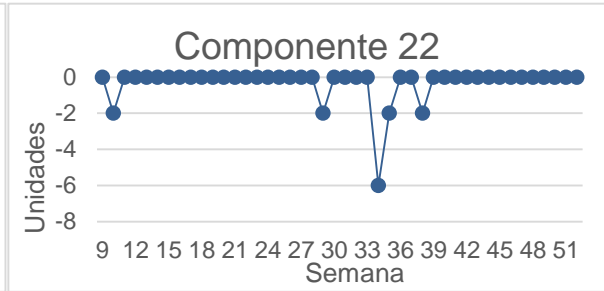
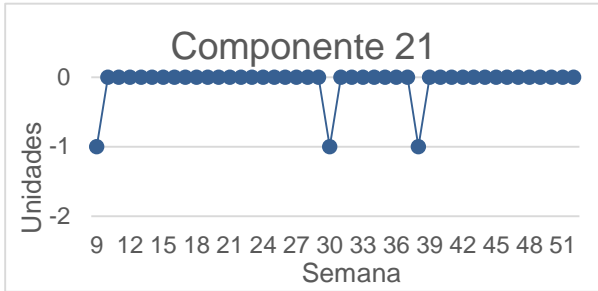
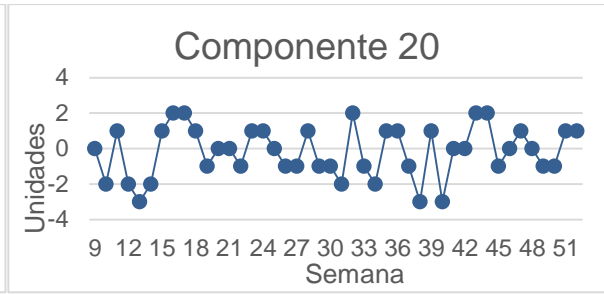
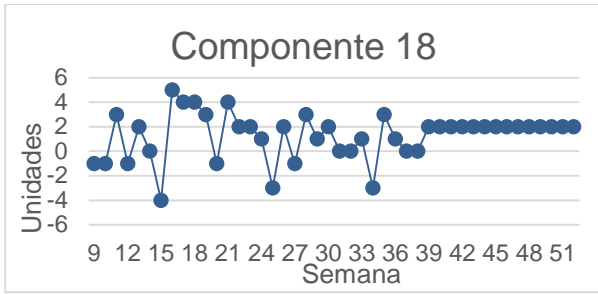
## 8.3. Anexo C, Resultados Obtidos

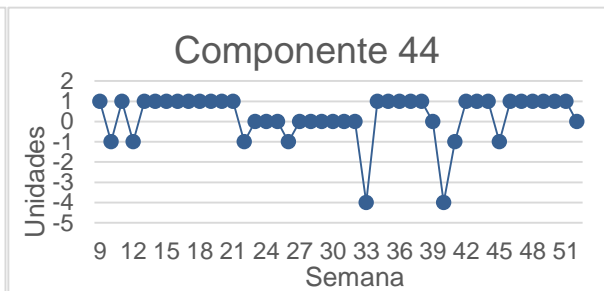
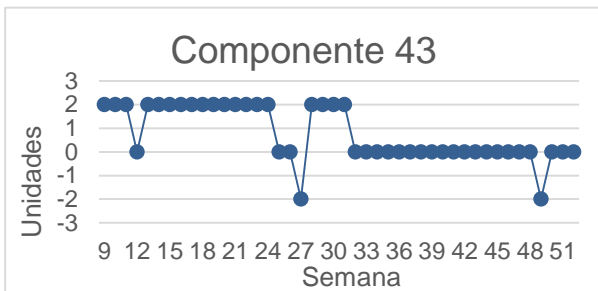
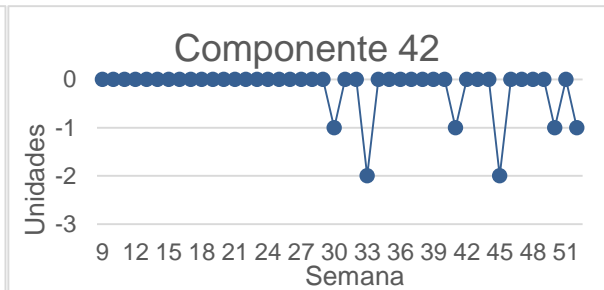
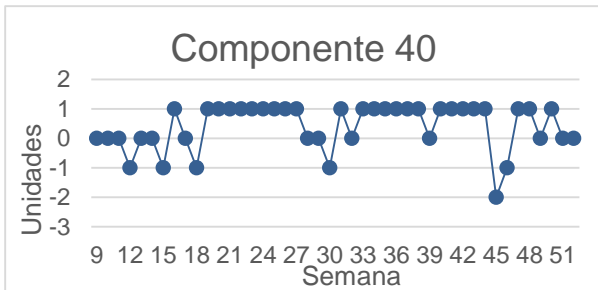
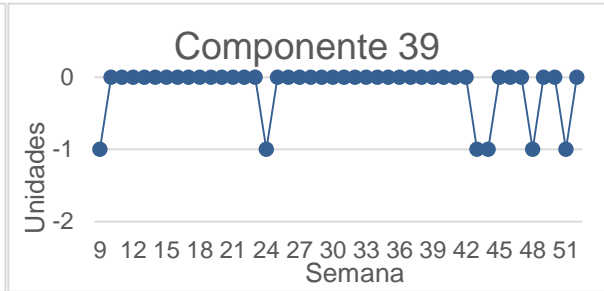
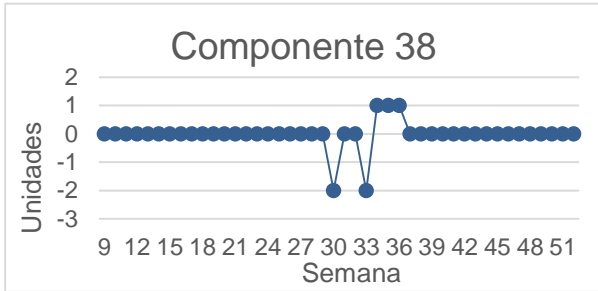
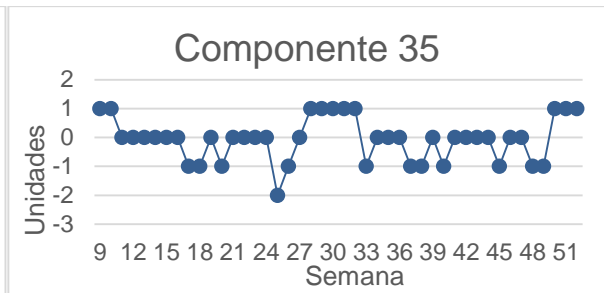
Os resultados apresentados representam o nível de *stock* restante obtido pelos modelos no final de cada semana. Deste modo pode-se perceber se o componente entrou em rutura de *stock*, se esteve em excesso de *stock* ou se não se verificou nenhuma das premissas anteriores.

### 8.3.1. Anexo C1 – Resultados obtidos através do modelo “52 Semanas”

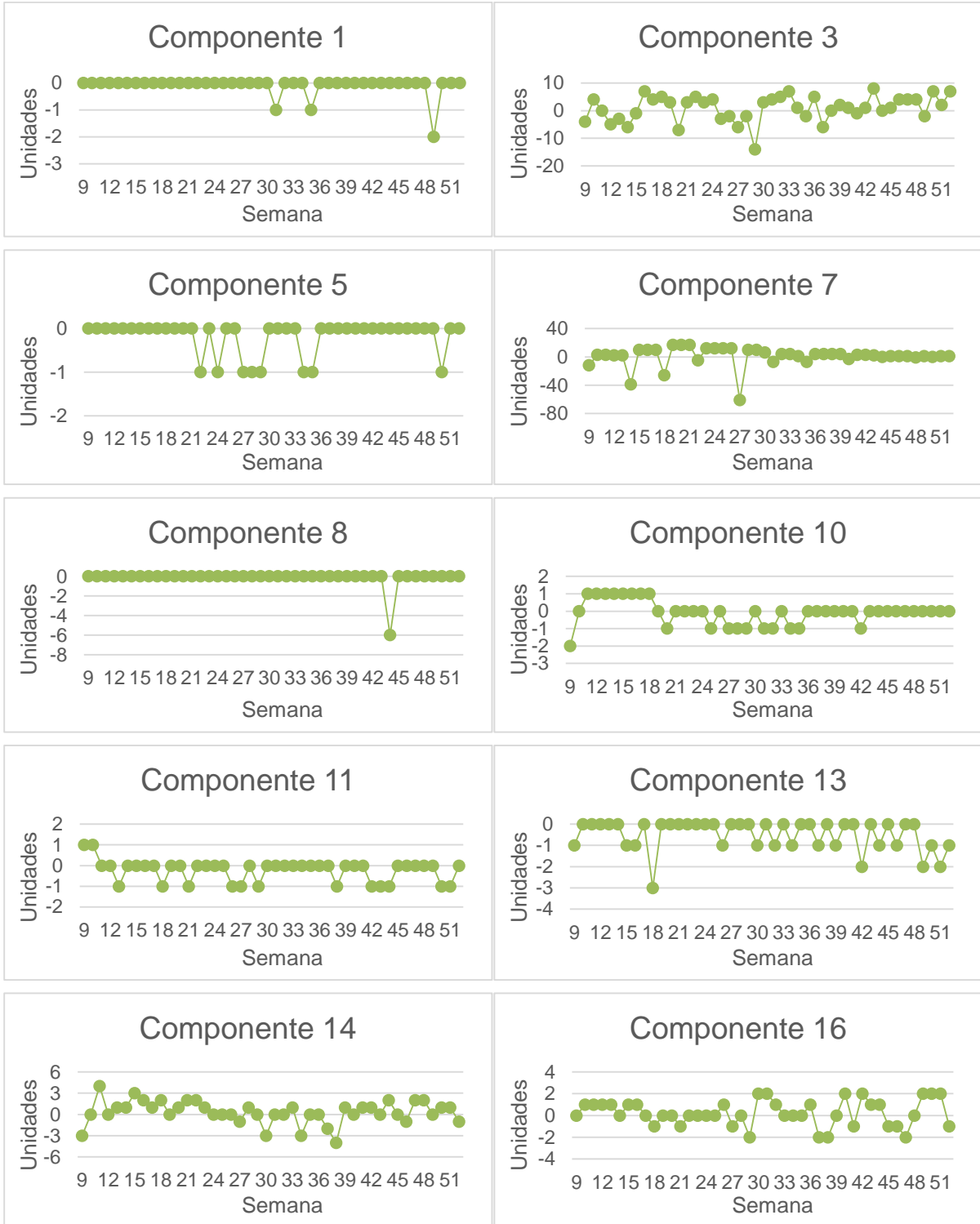


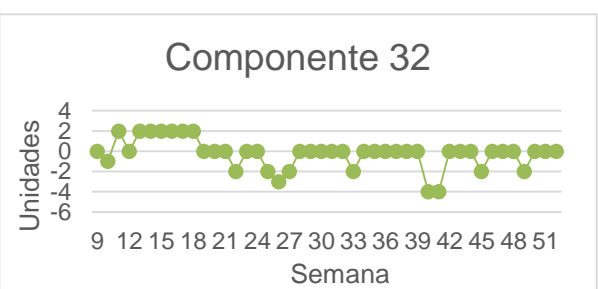
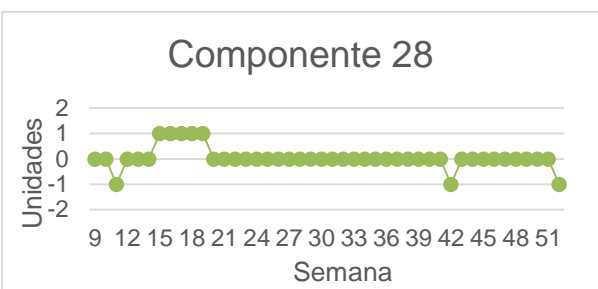
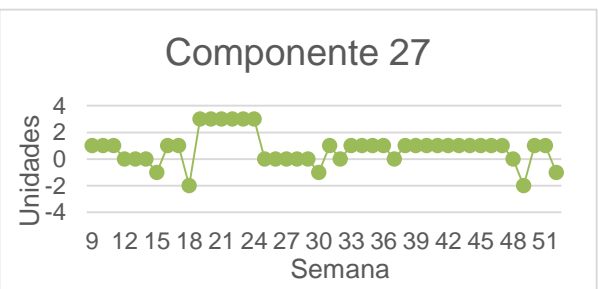
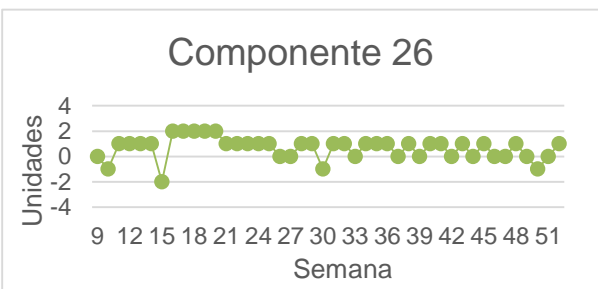
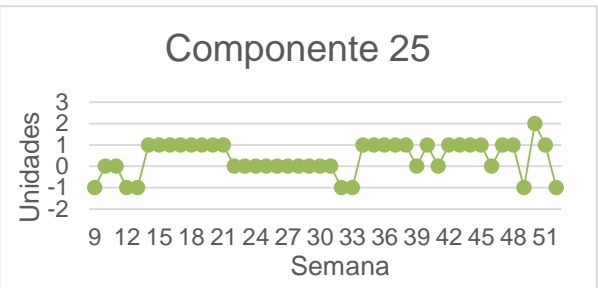
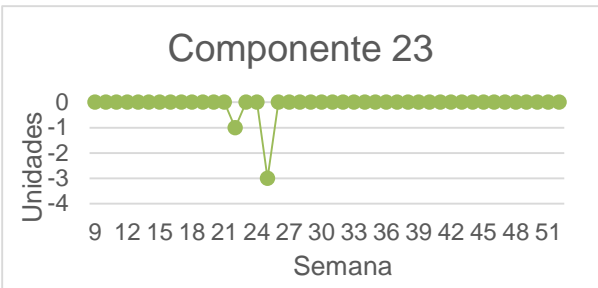
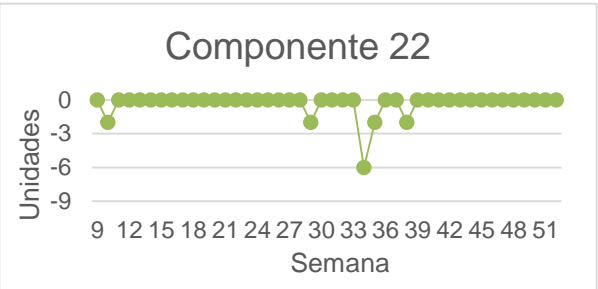
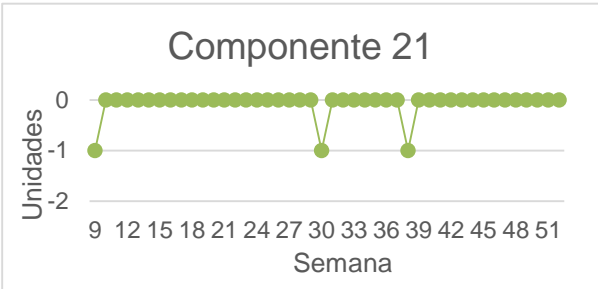
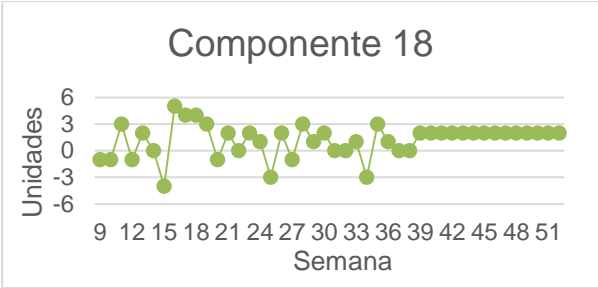


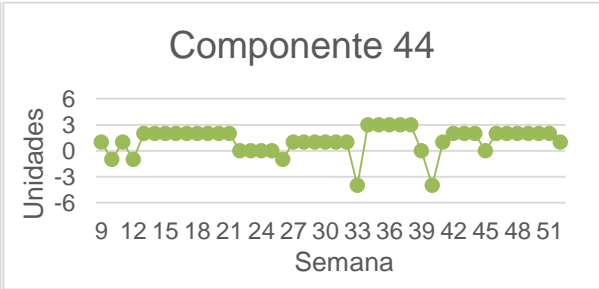
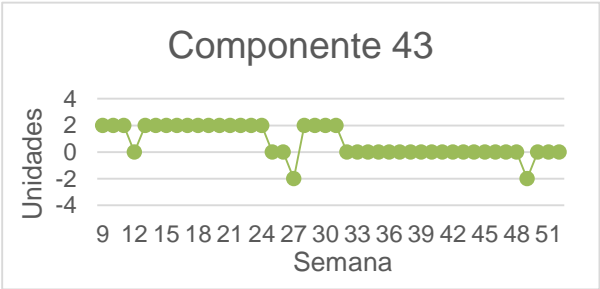
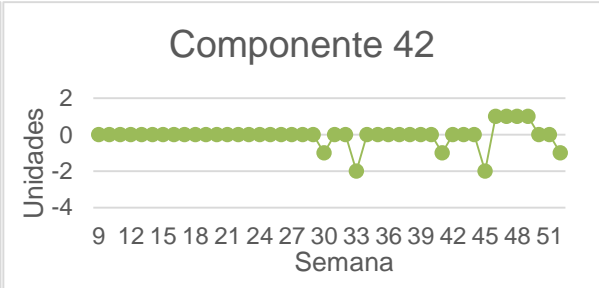
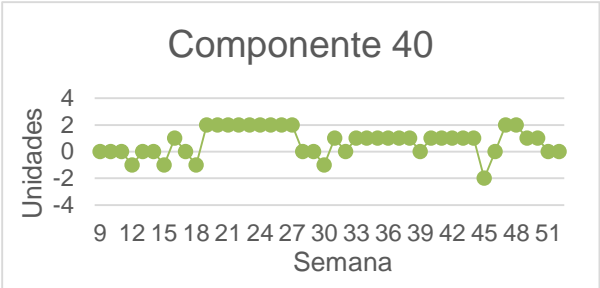
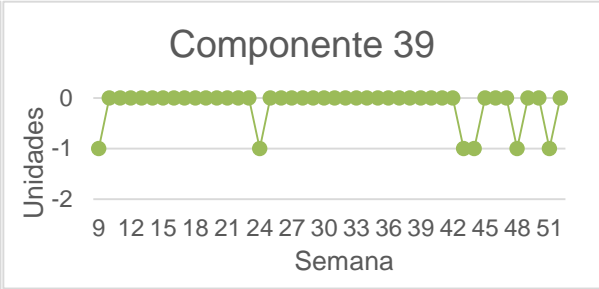
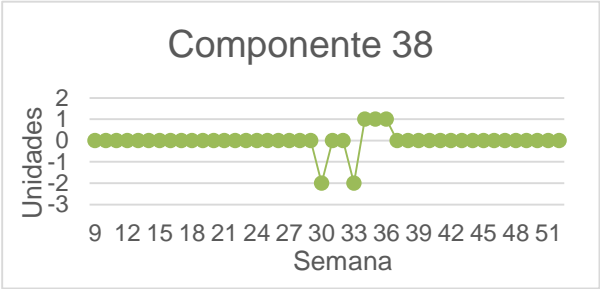
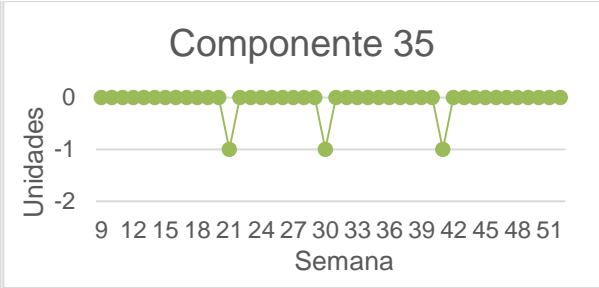




### 8.3.2. Anexo C2 – Resultados obtidos através do modelo “8 Semanas”







### 8.3.3. Anexo C3 – Resultados obtidos através do modelo “Estático”

