

LAURENS ZEILFELDER

**ANÁLISE DA PERFORMANCE DA CITRICULTURA EUROPEIA ATRAVÉS DO
DATA ENVELOPMENT ANALYSIS E DO ÍNDICE DE MALMQUIST
COMPARAÇÃO DA PERFORMANCE DE EMPRESAS PORTUGUESAS,
ESPAÑHOLAS E ITALIANAS**



UNIVERSIDADE DO ALGARVE
FACULDADE DE ECONOMIA
2022

LAURENS ZEILFELDER

**ANÁLISE DA PERFORMANCE DA CITRICULTURA EUROPEIA ATRAVÉS DO
DATA ENVELOPMENT ANALYSIS E DO ÍNDICE DE MALMQUIST.
COMPARAÇÃO DA PERFORMANCE DE EMPRESAS PORTUGUESAS,
ESPAÑHOLAS E ITALIANAS**

Dissertação para obtenção do Grau de
Mestre em Gestão Empresarial

Trabalho realizado sobre a orientação de:

Professora Doutora Carla Alexandra da Encarnação Filipe Amado,
Universidade do Algarve
Professor Doutor Sérgio Pereira dos Santos,
Universidade do Algarve



UNIVERSIDADE DO ALGARVE
FACULDADE DE ECONOMIA

2022

ANÁLISE DA PERFORMANCE DA CITRICULTURA EUROPEIA ATRAVÉS DO DATA ENVELOPMENT ANALYSIS E ÍNDICE DE MALMQUIST

DECLARAÇÃO DE AUTORIA DO TRABALHO

Declaro ser o autor deste trabalho, que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listagem de referências incluída.

(Laurens Zeilfelder)

© Copyright: Laurens Zeilfelder. A Universidade do Algarve reserva para si o direito, em conformidade com o disposto no Código do Direito de Autor e dos Direitos Conexos, de arquivar, reproduzir e publicar a obra, independentemente do meio utilizado, bem como de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição para fins meramente educacionais ou de investigação e não comerciais, conquanto seja dado o devido crédito ao autor e editor respetivos

DEDICATÓRIAS E AGRADECIMENTOS

Sou o autor do presente trabalho, mas jamais o teria conseguido fazer sem o apoio da minha família e amigos e sem o apoio extraordinário dos meus orientadores.

A todos um enorme obrigado.

Quero agradecer especialmente à minha filha Francisca, que nasceu no fim do primeiro ano de mestrado. A ela devo toda a motivação e força. À minha esposa Mariana que me apoiou desde o início, que sempre acreditou em mim e que fez enormes sacrifícios com grande naturalidade para que eu pudesse concluir este projeto.

Ao meu amigo e companheiro de aventuras, Nuno Cortez, que alinhou comigo neste mestrado sem hesitar, tendo sido um apoio contínuo ao longo destes dois anos e na vida no geral.

À minha mãe por me lembrar sempre dos prazos e pelo enorme apoio com a minha filha.

À minha sogra que, apesar da distância, sempre esteve disponível para nos auxiliar.

E por fim, mas não menos importante, aos meus orientadores, à Professora Carla e ao Professor Sérgio, que me acompanharam e apoiaram desde o primeiro minuto, guiando-me ao longo do processo, partilhando sabedoria e acima de tudo com uma disponibilidade e vontade de ajudar fora de série.

RESUMO

A citricultura representa uma atividade agrícola de elevada importância para os países do sul da Europa, sendo os mesmos responsáveis pela produção de 99,9% dos citrinos consumidos na Europa. Com o aumento dos desafios climáticos e da competitividade do comércio externo, é importante garantir que a performance do setor seja cada vez mais elevada. O presente trabalho pretende enriquecer a literatura já existente com uma análise de performance da citricultura europeia, podendo auxiliar os tomadores de decisão com dados mais abrangentes do setor, nomeadamente da performance financeira.

Foi utilizado o DEA (Data Envelopment Analysis) para analisar um conjunto de indicadores financeiros de uma amostra de 188 empresas espanholas, italianas e portuguesas durante os anos de 2019 e 2020.

Através dos indicadores de input e output, conjugados através do DEA com orientação output, analisou-se a eficiência técnica e a eficiência técnica pura, tal como a eficiência de escala.

Por fim, analisou-se a evolução da produtividade entre os dois anos através do índice de Malmquist (MPI).

Foi possível concluir que a eficiência técnica pura média do setor é de aproximadamente 50%, indicando a existência de problemas de gestão que devem ser corrigidos por forma a produzir mais outputs com os mesmos inputs, devendo servir de referência os benchmarks apurados. Já em termos de dimensionamento, o setor está mais bem preparado com uma eficiência de escala média de aproximadamente 87%, devendo mesmo assim ajustar a dimensão, referenciando-se nos benchmarks do setor.

O MPI permitiu, por fim, analisar a evolução da produtividade do setor, ficando, contudo, a capacidade aquém do ano anterior, como evidencia o MPI de 0,81, concluindo-se ter existido uma delapidação da eficiência e da capacitação técnica do setor que deve ser analisada e corrigida.

Palavras Chave

Citricultura europeia, DEA, Índice de Malmquist, Performance.

ABSTRACT

The culture of citrus fruits is an important agricultural activity for the countries of southern Europe and responsible for the production of 99.9% of the citrus fruits consumed in Europe. With the increasing climatic challenges and the threats of foreign competitors, it is important to ensure that the sector's performance is increasing continuously. The present work intends to contribute to the existing literature with a performance analysis of the European citrus industry, to help decision makers with more comprehensive data of the sector, in particular the financial performance.

Financial data of a sample of 188 companies from Spain, Portugal and Italy have been analyzed with Data Envelopment Analysis (DEA), considering the years of 2019 and 2020.

The DEA approach was applied with output orientation and used the multiple input and output data to calculate the technical efficiency, pure technical efficiency and scale efficiency.

Furthermore, DEA with the Malmquist Productivity Index (MPI) approach was applied to evaluate the productivity change from one year to another.

The study allowed to identify an average pure technical efficiency of the sector which is around 50%. The inefficiency appears to be, mainly, related to management problems which must to be corrected so the DMUs may be able to produce more outputs with the same inputs. For this improvement, decision makers should make use of the benchmarks of the sector.

The scale efficiency of approximately 87% shows that the dimensions of the DMUs of the sector are close to the ideal size (100%) but should still improve, considering the benchmarks as reference.

The MPI of 0,81 shows the decrease of the production capacity of the sector. The best practice frontier and the efficiency itself have regressed from one year to the other, resulting in a slightly lower production capacity from one year to another which should deserve serious attention in order to correct the decrement.

Key Words

European citriculture, DEA, Malmquist Index, Performance.

ÍNDICE GERAL

	Página
ÍNDICE DE TABELAS	vii
ABREVIATURAS.....	viii
Capítulo 1. INTRODUÇÃO	1
Capítulo 2. REVISÃO DA LITERATURA	4
Capítulo 3. METODOLOGIAS DE INVESTIGAÇÃO	7
3.1. Métodos.....	7
3.1.1. DEA.....	7
3.1.2. Índice de Malmquist	8
3.2. Base de dados	10
3.2.1. Preparação da base de dados	11
3.3. Aplicação DEA e índice de Malmquist.....	12
Capítulo 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	14
4.1. Caracterização da Amostra	14
4.2. Resultados e discussão sobre as taxas de eficiência.....	15
4.3. Resultados e discussão sobre a evolução de produtividade	17
Capítulo 5. CONCLUSÃO	19
Capítulo 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	21
Capítulo 7. APÊNDICE.....	24

ÍNDICE DE TABELAS

	Página
3.2. Tabela 1 - Distribuição das DMUs por país da amostra inicial após extração Sabi e Orbis.....	11
3.2.1. Tabela 2 - Definição dos inputs e outputs analisados.....	11
3.3. Tabela 3 - Taxas de inflação 2020 por país	13
4.1. Tabela 4 - Distribuição das DMUs por país	14
4.1. Tabela 5 - Estatística descritiva dos inputs e outputs	14
4.1. Tabela 6 - Resultados da performance do setor em 2019 e 2020 (CRS e VRS, orientação output).....	15
4.2. Tabela 7 - Resultados de performance por país (CRS e VRS, orientação output)	16
4.2. Tabela 8 - Principais benchmarks de 2019. Obtido com aplicação DEA, CRS, orientação output.....	17
4.2. Tabela 9 - Pesos médios das variáveis total de ativos, número de empregados, capital, receita operacional e retorno sobre os ativos antes de impostos, dos 5 maiores benchmarks de 2019.....	17
4.3. Tabela 10 - Média geométrica dos resultados do MPI com CRS e orientação output. .	18
4.3. Tabela 11 - Média geométrica dos resultados do MPI por país, com CRS e orientação output..	18
7. Tabela A1 - Resumo da revisão de literatura. Estudos focados no setor dos citrinos com indicadores operacionais	24
7. Tabela A2 - Resumo da revisão de literatura. Estudos de outros setores com indicadores financeiros.....	25

ABREVIATURAS

Sigla, abreviatura ou símbolo	Descrição
DEA	Data Envelopment Analysis
DMU	Decision Making Unit
CSR	Rendimentos Constantes à Escala
VSR	Rendimentos Variáveis à Escala
MPI	Malmquist Productivity Index
COGS	Custo da mercadoria vendida
ROA	Retorno sobre ativos
DRAP	Direção Regional de Agricultura e Pescas
ESG	Environmental, Social and Governance
KIBS	Knowledge Intensive Business Services Industry

1. INTRODUÇÃO

Os países do sul da Europa reúnem as condições climáticas ideais para o cultivo de citrinos. De acordo com a secção de atividade agrícola estrangeira do departamento de agricultura dos Estados Unidos, Espanha e Itália são responsáveis por 80% da produção europeia, encontrando-se os restantes 20% distribuídos por outros países, sendo Portugal e Grécia os mais representativos.

Apesar da elevada capacidade de produção, a Europa apresenta ainda um balanço comercial ligeiramente negativo, considerando a procura interna e externa e a importação e exportação de fruta. Considerando os dados do departamento de agricultura e desenvolvimento rural da Comissão Europeia, em 2020 a exportação de citrinos rondava as 890 toneladas e a importação as 1.970 toneladas, para uma produção anual de 11.200.000 toneladas.

Apesar da importância do setor, não existem estudos comparativos de performance do setor entre os principais países competidores europeus, sendo que os poucos estudos de performance que existem são referentes aos produtores de Espanha e Brasil.

É importante diferenciar entre eficiência e eficácia, pois a eficácia considera apenas o resultado (output), sem, contudo, considerar os recursos (inputs) despendidos para alcançar tal resultado. Já a eficiência compara o resultado obtido com o resultado que poderia ter sido alcançado com os mesmos recursos disponíveis, sendo considerado ineficiente se essa diferença for considerável. Para qualquer setor produtivo é essencial compreender de que forma, e até que limite, é possível aumentar a capacidade produtiva de uma determinada indústria ao aumentar a sua eficiência, ou seja, até que ponto é que é possível aumentar a produção (outputs) sem aumentar os recursos alocados (inputs) ou manter os outputs, mas diminuir os inputs (Clemente et al., 2013).

Pretende-se assim comparar a eficiência dos produtores europeus e identificar as empresas com as melhores práticas (benchmarks) da amostra.

Para além de comparar a eficiência dos diversos produtores, pretende-se também estudar a evolução da produtividade ao longo do tempo pelo que será analisado a sua evolução entre 2019 e 2020.

O benchmarking procura identificar os processos e resultados de desempenho de uma organização e compará-los com os seus concorrentes e também com a sua própria performance, visto que o meio externo e interno está em constante mudança (Hong et al., 2012).

Para o estudo da performance, recorreu-se ao Data Envelopment Analysis, uma técnica não paramétrica que, por meio de um modelo empírico, se baseia na programação matemática para analisar a eficiência relativa de DMU. É assim apurada uma classificação de eficiência para cada DMU (Decision Making Unit) permitindo desta forma comparar a eficiência entre as diversas unidades analisadas (Clemente et al., 2015).

Para avaliar a evolução da produtividade, recorreu-se ao MPI (Malmquist Productivity Index), tratando-se de uma abordagem recorrente na literatura de análises não paramétricas para avaliar a produtividade ao longo do tempo.

Os poucos estudos que foram possíveis de identificar sobre a análise da performance da citricultura, recorrem sobretudo a variáveis operacionais. A baixa disponibilidade de dados de variáveis operacionais do setor poderá explicar o reduzido número de estudos existentes. Optou-se por abordar o tema com recurso a dados de indicadores financeiros, procurando assim contribuir para a literatura com uma análise à performance dos principais citricultores Europeus.

Para o presente estudo, recolheram-se dados de indicadores financeiros de duas plataformas, a Sabi e a Orbis, sendo que, após seleção criteriosa, resultou uma base de dados de 188 DMU de 3 países: Espanha, Portugal e Itália. Para a seleção das variáveis input e output, foi efetuada uma seleção com base na revisão bibliográfica efetuada. Selecionaram-se as variáveis ativos, número de funcionários e capital para inputs. Tinha sido também considerado o custo da mercadoria vendida (COGS), tendo sido excluído por falta de dados nas DMU em análise. Para output trabalhou-se com a receita operacional e o retorno sobre

ativos (ROA) antes de impostos. Tinha ainda sido considerada a receita bruta, sendo que a variável acabou por ser excluída por falta de dados.

Tendo em conta o peso da Grécia na produção de citrinos na Europa, a sua inclusão na análise seria de considerar. No entanto, da base de dados inicial, apenas 6 DMUs eram referentes à Grécia, sendo que foram todas excluídas por falta de dados, conforme descrito na Metodologia de Investigação.

O trabalho encontra-se segmentado nos seus principais capítulos. A seguir à presente introdução, encontra-se a revisão de literatura, uma descrição detalhada da metodologia de investigação adotada, bem como uma fundamentação teórica das técnicas adotadas. Seguem-se os resultados e respetiva análise e discussão, terminando com as conclusões ao presente trabalho onde se referenciam também as sugestões e possibilidades de melhoria.

2. REVISÃO DE LITERATURA

De acordo com um estudo de Liu et al. (2013), as três maiores áreas de aplicações relatadas do DEA são banca, saúde e agricultura. É um método amplamente utilizado para avaliação da eficiência técnica no ramo da agricultura, sendo que entre 2014 e 2019 se verificou um aumento significativo do número de artigos publicados com recurso ao DEA, tendo como área de estudo a agricultura (Gušavac et al., 2021).

Farrell (1957) terá sido um dos primeiros a procurar estudar a eficiência na produção, contudo a sua análise estava limitada a um único input e um único output. A partir desse trabalho base, Charnes et al. (1978) conseguiram desenvolver uma nova técnica, já com capacidade de analisar múltiplos inputs e outputs por forma a que, dentro de um conjunto de produtores analisados, fosse possível identificar aqueles que apresentassem as melhores práticas e assim formar uma fronteira de eficiência. Essa técnica ficou conhecida como *Data Envelopment Analysis* (DEA) (Encarnação, 2012).

A técnica DEA tornou-se uma das técnicas mais utilizadas para análises de benchmarking e avaliação de performance, graças à sua adaptabilidade a casos com múltiplos inputs e outputs (Campisi et al., 2019).

No presente trabalho, com o objetivo de estudar a evolução da eficiência ao longo do tempo, analisou-se a eficiência para os anos 2019 e 2020, tendo-se apurado o Índice de Malmquist para todas as DMUs analisadas. Trata-se de um índice desenvolvido por Caves et al. (1982) e que é usado para medir a evolução da produtividade ao longo do tempo (Camanho & Dyson, 2006).

Na literatura consultada, considerando estudos de performance do setor cívico e agrícola, com recurso à técnica DEA, existem poucos estudos baseados apenas em indicadores financeiros. Geralmente a eficiência/performance nestes ramos é estudada com base em dados numéricos operacionais e menos em dados financeiros. Para além disto, os poucos estudos existentes não abordam a comparação de performance das empresas dos principais países produtores Europeus.

Na tabela A1 em apêndice, é possível encontrar exemplos de estudos de performance da citricultura com recurso a dados operacionais. Nos estudos encontrados, a análise abrange produtores espanhóis, como Martinez e Tadeo (2004) e Lambarraa, et al (2011) ou brasileiros, Clemente et al. (2015).

Por exemplo, uma análise da eficiência técnica e produtividade de citricultores espanhóis (Lambarraa et al., 2011), recorreu aos gastos em pesticidas, fertilizantes, outros custos, mão de obra e área de cultivo como inputs e como outputs o resultado anual (€), tendo conseguido apurar a eficiência técnica das DMUs e identificar uma melhoria anual de 2,7% da eficiência técnica durante o período analisado de 1995 a 2003.

Já outro estudo (Martínez & Tadeo, 2004), analisou a viabilidade de 33 citricultores em Espanha após eliminação de ineficiências. Usou como inputs a área de cultivo, o número de funcionários internos e externos, as horas de uso de maquinaria interna e o uso de fertilizantes e pesticidas (kg). Já como output utilizou a produção anual em toneladas. Conseguiu apurar uma ineficiência na ordem dos 30%, sendo que o estudo procurou ainda identificar fatores explicativos de performance, como por exemplo uma dimensão mínima de 8 hectares de área de cultivo para uma melhor eficiência.

O DEA permite complementar a análise tradicional de rácios financeiros, fornecendo informação adicional ao nível da eficiência técnica (Fenyves et al., 2015). Uma vez que o DEA é aplicado aos mais diversos setores, procurou-se estudar outros setores onde tenha sido aplicado o DEA com indicadores financeiros para estudos de performance de determinadas atividades. Encontra-se um resumo na Tabela A2 em apêndice onde é possível verificar a utilidade do uso de indicadores financeiros para estudos de performance através do DEA.

Kropivsek & Groselj (2019) recorreu ao DEA com orientação input para efetuar uma análise financeira à indústria das madeiras da Eslovénia, tendo analisado para o efeito 2500 empresas do setor. Recorreu aos ativos, capital, número de funcionários e rácio de alavancagem como inputs e à receita líquida de vendas, margem bruta, valor agregado bruto e ao rácio de liquidez como outputs.

Xie et al. (2018) efetuou uma análise DEA com orientação input para estimar a eficiência corporativa de mais de 6000 empresas de topo de diversos setores e das maiores potências mundiais. O estudo recorreu aos ativos, número de empregados e custo das mercadorias vendidas como input e à receita como output.

Já Fenyves et al. (2015) analisou a evolução da performance financeira de um universo de 230 empresas húngaras, tendo recorrido ao método DEA. Para o efeito usou o total de ativos, a alavancagem operacional e financeira e a rotação do stock como input e o ROA (retorno sobre o ativo) como output, tendo concluído que apenas 10% das empresas analisadas apresentavam eficiência de escala.

Campisi et al. (2019) analisou a evolução da performance financeira de 1674 empresas *KIBS (Knowledge Intensive Business Services)* Italianas, tendo usado como inputs o número de funcionários e o total de ativos e como output a receita de vendas e serviços. Aplicou a técnica DEA, com orientação output, para apurar a eficiência técnica das DMUs em análise e, por forma a analisar a alteração no período em análise, recorreu ainda ao índice de Malmquist.

Nenhum dos estudos identificados estudou a performance via DEA do setor crítico dos principais países competidores europeus pelo que se identificou o presente estudo como um contributo enriquecedor para a literatura existente.

3. METODOLOGIA DE INVESTIGAÇÃO

3.1. Métodos

3.1.1. DEA

Trata-se de uma técnica não paramétrica, baseada na programação matemática para analisar a eficiência relativa de unidades de produção, DMU. Essas DMU apresentam conjuntos vastos de inputs e outputs, o que torna difícil a sua comparação direta. A DEA difere de análises paramétricas pelo facto de ser não paramétrica e estimar uma fronteira determinística ou de eficiência por envolvimento dos dados. Ao recorrer ao DEA, que recorre à programação matemática, evita-se potenciais problemas de especificação da forma funcional da função de produção, associada às análises paramétricas. Outra vantagem que fundamenta o uso do DEA é a identificação individual do potencial de melhoria de cada produtor (DMU) na análise da eficiência, tal é possível devido à pontuação de eficiência gerada para cada um. Ao aplicar um rácio entre a soma ponderada dos outputs e a soma ponderada dos inputs, o DEA permite estimar a eficiência de cada DMU. Para tal, são calculados os pesos dos inputs e dos outputs visando o máximo de eficiência para cada DMU (Ferreira, 2005).

Um dos desafios comuns em aplicações de DEA é a dificuldade em refletir o seu desempenho numa faixa suficientemente ampla de pontuações de eficiência por forma a diferenciar entre DMU de bom e mau desempenho (Atici & Podinovski 2015). A discriminação de um modelo DEA depende de uma série de fatores tal como o número de inputs e outputs, o número de DMU, o tipo (geralmente variável ou constante) de retornos à escala assumidos e, de forma mais geral, do conjunto de dados específico que está sob investigação (Atici & Podinovski, 2015).

A aplicação do DEA geralmente ocorre por via de uma das duas orientações possíveis, orientação input ou orientação output. A orientação input procura minimizar os inputs utilizados para produzir um determinado conjunto de bens e/ou serviços, mantendo o nível de outputs produzidos. Já a orientação output, procura aumentar os outputs produzidos sem aumentar os inputs alocados (Cooper et al., 2007). No presente trabalho, com base na literatura consultada, aplicou-se a orientação output.

Geralmente são assumidos dois tipos de retornos à escala, os Rendimentos Constantes à Escala (CRS), modelo desenvolvido por Charnes et al. (1978), também designado por CCR, e os Rendimentos Variáveis à Escala (VRS), modelo desenvolvido por Banker-et al (1984) e também designado por BCC. O pressuposto CRS considera que os outputs devem mudar na mesma proporção que mudam os inputs, já o pressuposto VRS permite um retorno à escala crescente, constante ou decrescente (Fenyves et al., 2015). No presente trabalho aplicam-se os 2 modelos.

Conforme o pressuposto de escala assumido, é possível apurar a eficiência técnica (através do modelo com pressuposto CRS), a eficiência técnica pura (através do modelo com pressuposto VRS) e a eficiência de escala (através do rácio dos resultados dos modelos com pressupostos CRS e VRS). A eficiência técnica mede a capacidade de otimizar os recursos existentes, ou seja, utilizar os inputs existentes por forma a produzir o máximo de outputs possíveis. Considera-se que uma determinada DMU tem uma elevada eficiência técnica se o valor for perto ou igual a 1, o que representa uma maior capacidade de obter maior volume de outputs para um determinado volume de inputs. A eficiência de técnica pura reflete a performance da empresa, dada a sua dimensão (já que a comparação é feita apenas entre empresas de dimensão semelhante). Já a eficiência de escala permite apurar se a dimensão é a mais indicada, considerando a dimensão observada e a dimensão ótima. Se o valor da taxa de eficiência de escala for igual a um indica que a dimensão dos inputs e outputs é adequada (Yiting, 2017).

3.1.2. Índice de Malmquist

Para além da comparação das eficiências entre as DMU, analisou-se ainda a evolução das mesmas ao longo do tempo (2019 e 2020). Para avaliar a evolução de performance ao longo do tempo e em contexto DEA, é frequente recorrer ao MPI (Malmquist Productivity Index). O MPI é uma abordagem recorrente na literatura de análises não paramétricas para avaliar a produtividade ao longo do tempo (Camanho & Dyson, 2006). O conceito foi introduzido inicialmente em 1953 por Malmquist, tendo sofrido diversas atualizações e adaptações em estudos não paramétricos. Inicialmente apenas foi utilizado em aplicações teóricas, sendo que Camanho e Dyson (2006) referem que, após desenvolvimentos teóricos do MPI, a primeira aplicação prática deste índice foi feita por Färe et al em 1994.

De forma sumária, o MPI aborda a evolução da eficiência técnica, considerando a alteração da distância relativa à fronteira entre os dois períodos em análise (t e t+1), e a evolução da própria fronteira entre os períodos em análise, sendo essa alteração indicativa da evolução da envolvente tecnológica (Campisi et al., 2019).

Para uma aplicação com orientação output, segundo Färe et al. (1995), o MPI entre 2 períodos de tempo, pode ser calculado da seguinte forma:

$$MPI = \sqrt{\frac{D_o^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^t(x^t, y^t)} \times \frac{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^{t+1}(x^t, y^t)}} \quad (1)$$

Onde o D representa a distância à fronteira de melhores práticas e o x e o y respetivamente os inputs e os outputs (Campisi et al., 2019).

O MPI pode ser decomposto em evolução da eficiência técnica (também designado por catch-up Effect - C) e evolução tecnológica (também conhecido por frontier shift effect - F) sendo $MPI = C \times F$

$$C = \frac{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^t(x^t, y^t)} \quad (2)$$

$$F = \sqrt{\frac{D_o^t(x^t, y^t)}{D_o^{t+1}(x^t, y^t)} \times \frac{D_o^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}} \quad (3)$$

O efeito catch-up (C) representa a evolução da eficiência relativa entre os dois períodos em análise sendo que $C > 1$ é indicador de progresso da eficiência, $C = 1$ indica a ausência de mudança e $C < 1$ uma regressão na eficiência (Cooper et al., 2007). O efeito frontier shift (F) representa a evolução da própria fronteira, representando a evolução tecnológica do setor onde as DMU operam. Para $F > 1$ verifica-se um progresso da fronteira, para $F = 1$ não se verifica mudança e para $F < 1$ uma regressão da fronteira (Cooper et al., 2007).

Desta forma é possível verificar se a alteração da performance se deve a uma melhoria efetiva de gestão ou a uma alteração da envolvente tecnológica do meio onde a DMU opera ou a ambos (Camanho & Dyson, 2006). Um $MPI > 1$ indica um aumento de produtividade durante o período em análise, um $MPI = 1$ indica ausência de alteração e um $MPI < 1$ indica uma diminuição de produtividade (Campisi et al., 2019).

3.2. Base de dados

O objetivo inicial da presente dissertação passava por trabalhar com produtores nacionais por forma a analisar a sua eficiência através do método DEA, com dados numéricos operacionais, tal como se encontram generalizados na maior parte da bibliografia consultada. Ao contrário dos alinhamentos iniciais, a generalidade dos produtores acabou por recuar na colaboração, manifestando receio de partilhar dados que pudessem expor a operação perante os colegas do setor.

Na impossibilidade de recolher dados operacionais, analisou-se a possibilidade de estudar a eficiência com outros dados considerando a existência de estudos que recorrem a indicadores financeiros para estudos de performance com DEA (conforme tabela A2 em apêndice).

Optou-se por recolher dados secundários já existentes, nomeadamente dados de indicadores financeiros. A recolha dos dados ocorreu nos portais Orbis e Sabi, tendo-se usado o código "Produção de Citrinos" - Código 0123 como critério de pesquisa. No caso do portal Orbis, foi extraído um universo de 8046 empresas nacionais e internacionais e no caso do portal Sabi, foram extraídas 262 empresas.

Numa fase inicial, a pesquisa foi efetuada para um prazo de 7 anos (2015 a 2021). A escolha das variáveis baseou-se na literatura consultada.

Para as variáveis de input, selecionaram-se os ativos (Xie et al., 2018, Fenyves et al., 2015; e Halkos & Tzeremos, 2012), os capitais (Kropivsek & Groselj, 2019; Halkos & Tzeremos, 2012), o número de funcionários (Xie et al., 2018, Kropivsek & Groselj, 2019; e Campisi et al., 2019) e o custo dos bens vendidos (Xie et al., 2018; e Kropivsek & Groselj, 2019).

Para as variáveis de output, selecionou-se a receita operacional (Xie et al., 2018; e Campisi et al., 2019); e o retorno sobre ativos (Fenives et al., 2015 e Kropivsek & Groselj, 2019).

Foram eliminadas as empresas repetidas, as empresas inativas e as empresas sem qualquer dado, tendo resultado num universo de 7587 empresas. Sendo o objetivo a análise

dos principais competidores europeus, selecionaram-se apenas empresas de países europeus, tendo resultado em 816 empresas, distribuídas por 5 países: Chipre, França, Itália, Espanha e Portugal, conforme Tabela 1.

Tabela 1 - Distribuição das DMUs por país da amostra inicial após extração Sabi e Orbis.

País	DMUs disponíveis
Chipre	1
Espanha	403
França	10
Itália	186
Portugal	216
Total	816

3.2.1. Preparação da base de dados

No método DEA, geralmente é necessário um pré-tratamento dos dados pois geralmente verifica-se a omissão de dados para algumas variáveis nalguns anos (Ali & Seiford, 1990).

Verificou-se que o último ano com mais dados disponíveis seria o ano 2020, que reunia 75% de todas as empresas. Por forma a garantir uma base de dados com o maior número de empresas possíveis, optou-se por selecionar apenas os anos 2019 e 2020. Desta forma é possível garantir uma análise da evolução ao longo do tempo, ao mesmo tempo que permite assegurar uma base de dados mais completa para as DMU em análise. Foi ainda necessário eliminar o input custo dos bens vendidos e o output lucro bruto por não apresentarem dados em nenhuma das DMU em análise, tendo resultado num universo de 609 empresas.

Na tabela 2, encontra-se uma breve descrição das variáveis efetivamente analisadas.

Tabela 2 - Definição dos inputs e outputs analisados.

Categoria	Variável	Definição
Input	Ativos	Representa os bens e os direitos de uma empresa
	Capital	Representa qualquer ativo que possa gerar rendimento ao longo do tempo
	Nº de Empregados	Número de empregados afetos à uma determinada empresa
Output	Receita Operacional	Reúne todos os montantes recebidos pelos bens ou serviços vendidos.
	ROA antes de impostos	Receita Operacional antes de impostos a dividir pelo total de ativos.

3.3. Aplicação DEA e Índice de Malmquist

Considerando a existência de DMU com dados omissos em algumas variáveis, e conforme Morais et al. (2013), optou-se por eliminar as DMU com ausência de dados para mais de 50% das variáveis, tendo resultado num universo de 536 DMU. Nas restantes DMU, no caso das variáveis omissas, adotou-se as recomendações de Morais & Camanho (2011), tendo-se substituído os inputs omissos pelo valor máximo observado no respetivo input (no ano em análise) e os outputs omissos através do valor mínimo da amostra para o respetivo output (para cada ano em análise). Desta forma, é assegurado que DMU com variáveis omissas não são beneficiadas em relação às DMU com dados completos (Morais et al., 2013).

A existência de DMU com variáveis nulas e/ou negativas em uma ou mais variáveis, teria implicações na utilização do software EMS (Efficiency Measurement System, desenvolvido por Scheel, 2000), escolhido para a análise, pois permitiria apenas uma análise VRS e não permitiria uma análise CRS, também proposta no presente trabalho. Decidiu-se excluir essas DMU, mantendo-se, contudo, uma base de dados sólida e consistente com a literatura, de 303 DMU. Tendo em conta a base de dados extensa, por forma a evitar a atribuição de pesos nulos e a existência de folgas elevadas, aplicou-se restrições aos pesos conforme proposto por Podinovski (2004).

Com recurso ao software EMS, versão 1.3 de 15-08-2000 de Holger Scheel, efetuou-se o primeiro ensaio DEA ao ano 2019.

Conforme revisão da literatura efetuada, diversos estudos com variáveis operacionais e também com indicadores financeiros recorrem ao DEA com orientação output (ver Tabelas A1 e A2 em apêndice). No presente trabalho seguiu-se a mesma abordagem, tendo-se adotado inicialmente uma orientação output com rendimentos constantes à escala (CRS), restrições aos pesos e supereficiência. Desta forma foi possível identificar os outliers. Esses outliers consistem em dados muito dispersos da nuvem e tendem a indicar dados incompletos ou errados que podem contaminar a leitura dos resultados. Por prudência e por forma a mitigar essa possível contaminação, optou-se por usar os dados com comportamentos mais coerentes. Neste sentido, excluíram-se os outliers, correspondentes às DMU com taxas de supereficiência superior a 120%, conforme a sugestão de Banker & Chang (2006).

Excluíram-se ainda todas as DMU com taxas de eficiência inferiores a 1% considerando o risco elevado de essas DMU possuírem erros, distorcendo assim os resultados. Repetiu-se os ensaios até obter uma base de dados consistente com taxas de eficiência superiores a 1% e taxas de supereficiência inferiores a 120%, resultando numa base de dados de 188 DMU.

Por forma a permitir analisar a evolução ao longo do tempo através do MPI e obter bases de dados coerentes para os dois anos, excluíram-se as mesmas DMU para o ano 2020 que tinham sido excluídas para 2019.

Por fim, por forma a garantir coerência nos dados analisados, deflacionaram-se as variáveis de 2020 por forma a trabalhar com preços constantes de 2019. As taxas de inflação encontram-se na tabela 3 e foram consultadas no portal worlddata.info.

Tabela 3 - Taxas de inflação 2020 por país.

País	Taxa
Italy	-0,14%
Portugal	-0,01%
Spain	-0,32%

Fonte: worlddata.info

Repetiu-se a aplicação do método DEA com os mesmos pressupostos para o ano 2020 e com pressupostos VRS, com restrições aos pesos e sem a opção de supereficiência, para os anos 2019 e 2020.

Por fim, aplicou-se novamente o método DEA, desta vez com MPI, para os 2 anos, trabalhando sempre com pressuposto CRS conforme proposto por Färe et al. (1994) e com as mesmas restrições aos pesos. Foram analisadas as 4 combinações possíveis: 2019 com 2019 e 2020 com 2020 sem a opção de supereficiência e 2019 com 2020 e 2020 com 2019 com a opção de supereficiência.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Caracterização da amostra

A base de dados, extraída do portal Orbis e Sabi, é composta por empresas europeias ligadas ao setor da citricultura. Na Tabela 4 abaixo, evidencia-se a distribuição das DMU em análise pelos diversos países sendo Espanha predominante conforme seria expectável, uma vez que, juntamente com a Itália, representa 80% da produção de citrinos na Europa. Já a Itália apresenta apenas 9% do total das empresas, o que poderá indicar baixa representatividade dos dados disponíveis desse país. Uma vez que não foi possível obter dados de empresas gregas, em investigações futuras deve-se procurar incluir dados também da Grécia por forma a conseguir uma análise mais abrangente do setor europeu, constituído maioritariamente por esses quatro países.

Tabela 4 - Distribuição das DMUs por país para os anos de 2019 e 2020.

País	Espanha	Portugal	Itália	Total
Total	141	30	17	188
Proporção	75%	16%	9%	100%

Na Tabela 5 encontra-se uma breve caracterização da amostra, com base em indicadores de Estatística Descritiva, verificando-se de um ano para outro um aumento médio de todas as variáveis, exceto no número de empregados, onde se verificou uma diminuição. Destaca-se o aumento médio do ROA antes de impostos em 31% para um aumento médio do total de ativos em 14%, uma diminuição média do número de empregados em 7%, um aumento de capital em 7% e um aumento da receita operacional em 26%.

Tabela 5- Estatística descritiva dos inputs e outputs.

Ano	Medida	Total Ativos (€*)	Número de Empregados (un)	Capital (€*)	Receita Operacional (€*)	ROA Antes de Impostos (%)
2019	Média	5693,30	180	975,40	1163,39	5,69
	Mínimo	103,35	1	0,87	0,52	0,02
	Máximo	62682,64	1665	16360,63	10867,55	41,45
	Desvio Padrão	7323,19	498	1873,19	1358,32	6,88
2020	Média	6586,79	166	1047,42	1567,06	8,20
	Mínimo	101,70	1	0,95	2,92	0,16
	Máximo	68716,37	1527	16390,90	12640,74	41,75
	Desvio Padrão	8259,95	456	1984,70	1827,32	7,99

Nota: *Valores em milhares de € com preços constantes de 2019.

Os indicadores financeiros da Tabela 5, apontam para uma melhoria geral de resultados. Com a aplicação do método DEA, pretende-se aprofundar essa análise, obtendo os respetivos indicadores de performance que poderão auxiliar e completar a análise das DMU em estudo.

4.2. Resultados e discussão sobre as taxas de eficiência

Após aplicação do DEA às amostras dos 2 anos, com pressupostos de escala CRS e VRS com orientação output, foi possível apurar os diferentes tipos de eficiência em análise que se encontram apresentadas na Tabela 6.

Tabela 6 - Resultados da performance do setor em 2019 e 2020 (CRS e VRS, orientação output).

Ano	Eficiência Técnica		Eficiência Técnica Pura		Eficiência de Escala	
	Média	N.º de DMU com taxa de 100%	Média	N.º de DMU com taxa de 100%	Média	N.º de DMU com taxa de 100%
2019	49,4%	15	55,2%	30	86,5%	15
2020	51,8%	18	57,1%	31	87,0%	18

Nos três tipos de eficiência em análise, destaca-se uma ligeira melhoria de performance de um ano para outro, tanto em termos de eficiência média como no número de DMU com taxa de 100% (Benchmarks) o que está em linha com a melhoria geral dos indicadores financeiros. Não obstante, os resultados gerais da eficiência técnica pura do setor rondam os 55% em 2019 e os 57% em 2020 o que evidencia problemas de gestão acentuados do setor, tal como já tinha sido evidenciado em estudos anteriores como Lambarra et al. (2011) ou Martinez & Tadeo (2004). Em 2019, apenas 8% das empresas se mostraram tecnicamente eficientes e com gestão e escala adequada, verificando-se uma melhoria residual em 2020, subindo para perto de 10%.

Ainda dentro das DMU em análise, efetuou-se uma análise ao conjunto de DMU de cada país. Essa análise permite obter uma imagem das DMU em análise por país o que por si só não é o suficiente para analisar o setor de cada país, pois não é possível confirmar qual o grau de cobertura da disponibilidade de dados por país. Por exemplo a Grécia, um dos maiores produtores europeus, não tem dados disponíveis para esta análise. Mesmo a Itália, maior produtor da Europa juntamente com a Grécia, apresenta apenas 9% das DMU da amostra.

Na Tabela 7 encontra-se o resultado médio por grupo de DMU agrupados por país, nomeadamente da eficiência técnica, da eficiência técnica pura e da eficiência de escala.

Tabela 7 - Resultados de performance por país (CRS e VRS, orientação output).

Ano	País	Eficiência Técnica		Eficiência Técnica Pura		Eficiência de Escala	
		Média	N.º de DMU com taxa de 100%	Média	N.º de DMU com taxa de 100%	Média	N.º de DMU com taxa de 100%
2019	Portugal	41,4%	3	46,0%	4	85,0%	3
	Espanha	50,9%	12	56,9%	23	86,9%	12
	Itália	51,0%	0	57,6%	3	86,5%	0
2020	Portugal	54,4%	5	55,4%	5	90,0%	5
	Espanha	52,3%	13	58,2%	25	87,0%	13
	Itália	43,0%	0	50,9%	1	82,0%	0

Em 2019, das DMU analisadas, Espanha e Itália apresentam níveis de eficiência técnica pura e níveis de eficiência de escala muito idênticos, sendo que as DMU analisadas de Portugal apresentam uma eficiência técnica consideravelmente inferior, mas com uma eficiência de escala em linha com o setor. Já em 2020 verifica-se uma melhoria significativa da eficiência técnica das DMU de Portugal, com uma subida de 31,4%, uma melhoria ligeira da eficiência técnica das DMUs de Espanha (2,8%) e uma descida acentuada das DMU de Itália com uma quebra da eficiência técnica em 15,7%. Em termos de eficiência de escala, estão os 3 em linha com o setor, sendo que as DMU de Portugal apresentam a maior subida média da eficiência de escala com um aumento de 5,9%. No global, a performance do setor tem ainda muita margem de melhoria, pois os outputs gerados pelo setor estão com uma performance muito inferior aos benchmarks.

A análise DEA com CRS e orientação output, permitiu identificar os benchmarks, realçando o desfasamento que existe no setor.

Na Tabela 8, encontra-se o resumo de 5 das 188 DMUs da amostra que servem de referência (benchmark) para 148 DMU (87%). Destaca-se ainda a forte referência das DMU pertencentes à Espanha, pois as 4 DMU espanholas servem de referência a 82% da amostra. Verifica-se que se tratam de empresas de pequena dimensão com 3 a 16 empregados sendo que nenhuma tem mais do que 25 anos de idade. Verifica-se que a empresa Almanzora Citrus SL é a empresa que serve de referência (benchmark) a um maior número de empresas,

nomeadamente a 90 empresas. Contudo, dos 5 benchmarks identificados, a Almanzora Citrus SL é a empresa com ROA mais baixo (4,01%).

Tabela 8 - Principais benchmarks de 2019. Obtido com aplicação DEA, CRS, orientação output.

DMU	Origem	Ano Início	Nº Benchmark	Proporção	Total Ativos (€*)	Nº de Empregados (un)	Capital (€*)	Receita Operacional (€*)	ROA Antes de Impostos (%)
CIFRUCO SL	Madrid, Espanha	1996	8	4%	1695,98	12	1123,40	1219,87	6,65
AGROCER VALLE SL	Huelva, Espanha	2010	38	20%	1346,3	16	3,38	858,74	12,58
BIO ISABEL ORTEGA SOCIEDAD	Almeria, Espanha	2015	18	10%	3029,30	7	266,25	1801,01	29,68
ALMANZORA CITRUS SL	Palomares, Espanha	2013	90	48%	1406,67	4	119,08	993,86	4,01
AGROCITRI - SOCIEDADE AGRÍCOLA DE CITRINOS	Lisboa, Portugal	2002	9	5%	298,04	3	6,18	57,21	19,15

Nota: *Valores em milhares de € com preços constantes de 2019.

Na Tabela 9, é possível verificar qual a distribuição dos pesos pelas diferentes variáveis escolhidas para estes 5 benchmarks. Destaca-se o input total de ativos e o output receita operacional com peso médio respetivo de 0,666 e 0,736, sendo que os inputs número de empregados e capital apresentam pesos baixos na ordem de 0,11.

Tabela 9 – Proporção média de peso atribuída a cada uma das variáveis total de ativos, número de empregados, capital, receita operacional e retorno sobre os ativos antes de impostos, dos 5 maiores benchmarks de 2019.

DMU	Tot. Ativos	Nº empreg.	Capital	Receita op.	ROA antes impost.
CIFRUCO SL	1	0	0	0,98	0,02
AGROCER VALLE SL	0,84	0	0,04	0,87	0,13
BIO ISABEL ORTEGA SOCIEDAD LIMITADA.	0,37	0,45	0,02	0,73	0,27
ALMANZORA CITRUS SL	0,73	0,11	0,03	1	0
AGROCITRI - SOCIEDADE A. DE CITRINOS	0,39	0	0,49	0,1	0,9
Peso Médio atribuído a cada variável	0,666	0,112	0,116	0,736	0,264

4.3. Resultados e discussão sobre a evolução de produtividade

Para além das análises de performance efetuadas à amostra para os anos de 2019 e 2020, analisou-se a evolução efetiva da performance do setor com recurso ao MPI. Ao decompor o índice nas suas duas componentes, é possível analisar a evolução da eficiência entre os anos em análise tal como a própria alteração da fronteira de melhores práticas, o que

poderá indicar alteração da tecnologia ou dos processos aplicados no setor. Na Tabela 10 encontra-se o valor médio de cada componente do MPI para o global da amostra.

Tabela 10 - Média geométrica dos resultados do MPI, de 2019 para 2020, com CRS e orientação output.

Componente	C	F	MPI
Valor Médio	0,96	0,85	0,81

O MPI inferior a 1 (0,81) indica um decréscimo da produtividade do setor. Conforme interpretação proposta por Cooper et al. (2007), um efeito catch-up (C) inferior a um (0,96), representa uma regressão na eficiência e um efeito frontier shift (F) inferior a um (0,85) indica uma regressão da própria fronteira de eficiência de um ano para outro.

Agrupou-se ainda os resultados por país para contrastar o desempenho das DMU de cada país conforme Tabela 11.

Tabela 11 - Média Geométrica dos resultados do MPI, de 2019 para 2020, por país, com CRS e orientação output.

	País	Componente		
		C	F	MPI
Valor Médio por País	Portugal	0,77	0,90	0,69
	Espanha	0,96	0,85	0,81
	Itália	1,20	0,75	0,89

Verifica-se um decréscimo médio da produtividade das DMU de Portugal, Espanha e Itália. Nos 3 grupos analisados verificou-se uma regressão de eficiência, tendo a fronteira de eficiência regredido nos 3 grupos, com a quebra mais acentuada nas DMU de Itália, o que evidencia uma maior quebra na envolvente tecnológica das DMU do país. Por outro lado, é nas DMU de Itália que se verifica um aumento substancial da eficiência (1,20) o que parece evidenciar melhorias de gestão. Nas DMU de Espanha verifica-se uma regressão residual enquanto que nas DMU de Portugal, a regressão da eficiência é substancial, situando-se em 0,77. Evidencia-se um decréscimo da capacitação tecnológica do setor que deve ser analisado e avaliado pelos tomadores de decisão para trabalhar no sentido de conseguir um aumento da produtividade. No caso das DMU de Portugal é também de destacar a urgência em olhar para as práticas de gestão por fim a corrigir a delapidação da eficiência registada de 2019 para 2020.

5. CONCLUSÃO

O presente estudo permitiu comparar a eficiência dos produtores dos países europeus com mais contributo na produção de citrinos na Europa. Conseguiu-se identificar os benchmarks que poderão servir de referência para as restantes DMU. Foi também possível analisar a evolução da produtividade de um ano para outro.

Evidenciou-se o potencial do DEA em estudos da performance económica do setor cítrico europeu, enriquecendo a literatura existente, a qual tem usado dados operacionais para estudar a performance do setor. Tal como evidenciado noutros estudos consultados, a performance do setor ainda tem muita margem de melhoria uma vez que a eficiência técnica pura do setor ronda apenas os 50%. Já em termos de dimensionamento das DMU, o resultado é superior, embora ainda com necessidade de melhoria, uma vez que a eficiência de escala do setor ronda os 87%. Das DMU analisadas, as espanholas são as que reúnem o maior número de benchmarks o que poderá estar relacionado com a maior representatividade de DMU desse país (75%) uma vez que a performance média está em linha com a de Portugal e Itália.

A aplicação do índice de Malmquist permitiu analisar a evolução da produtividade do setor entre 2019 e 2020. A média geométrica do MPI de 0,81 evidencia um decréscimo da produtividade do setor, sendo que uma análise mais detalhada permite concluir que existiu uma regressão da eficiência e também da própria fronteira de melhores práticas, o que parece indicar uma delapidação da eficiência e da envolvente tecnológica do setor.

Para uma análise mais abrangente ao setor europeu e nacional, devem ser incluídas DMU da Grécia e com uma maior cobertura por país, pois mesmo de Portugal, Espanha e Itália, a representatividade está em menos de 50% da amostra inicial, por ausência de dados e/ou dados com potencial de estarem contaminados, tendo-se optado pela sua exclusão conforme descrito na metodologia.

Assim que estiverem disponíveis dados sobre o custo da mercadoria vendida, tal como da margem bruta, deve ser considerado novo estudo por forma a considerar o seu impacto na performance global, pois permitiria uma análise mais abrangente na caracterização da performance do setor.

Deixa-se ainda a recomendação de efetuar uma análise de performance ao setor com base em variáveis operacionais utilizados pelos autores dos estudos analisados como Martinez & Tadeo (2004), Lambarraa et al. (2011) ou Clemente et al. (2015). Para input deverão ser usadas variáveis como a área de cultivo, a mão de obra, adubos, herbicidas e pesticidas. Para output, a produção em ton ou €. Tal estudo está dependente da disponibilização dos dados operacionais por parte das entidades produtoras.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ali A. & Seiford L. (1990), Translation invariance in data envelopment analysis, *Operations Research Letters*, 9, 403 – 405
- Atici K. & Podinovski V. (2015), Using data envelopment analysis for the assessment of technical efficiency of units with different specialisations: An application to agriculture, *Omega*, 54, 72 – 83.
- Banker R. & Chang H. (2006), The super-efficiency procedure for outlier identification, not for ranking efficient units, *European Journal of Operational Research*, 175, 1311–1320.
- Banker R., Charnes A. & Cooper A. (1984), Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis, *Management Science*, 30 (9), 1078-1092.
- Camanho A. & Dyson R. (2006), Data envelopment analysis and Malmquist indices for measuring group performance, *Journal of Productivity Analysis*, 26, 35-49.
- Campisi D., Mancuso P., Mastrodonato S. & Morea D. (2019), Efficiency assessment of knowledge intensive business services industry in Italy: data envelopment analysis (DEA) and financial ratio analysis, *Measuring Business Excellence*, 23 (4), 484-495.
- Caves D.W., Christensen, L.R. & Diewert, D.E. (1982), The economic theory of index numbers and the measurement of input, output, and productivity. *Econometrica*, 50, 1393–1414.
- Charnes A., Cooper W. & Rhodes E. (1978), Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Clemente F., Gomes M. & Lírio V. (2015), Análise da eficiência técnica de propriedades citrícolas do estado de São Paulo, *Economia Aplicada*, 19 (1), 63–79.
- Cooper W., Seiford L. & Tone K. (2007), *Data envelopment analysis, a comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software*, segunda edição, Nova Iorque, Springer Science+Business Media, LLC.
- Duarte A. (2015), Breves notas sobre a citricultura portuguesa, *Agrotec*, 15, 52–56.
- Encarnação L. (2012), O uso do data envelopment analysis para avaliação e melhoria de desempenho no setor bancário: Estudo de caso. Dissertação para a Obtenção de Grau de Mestre em Gestão Empresarial. Universidade do Algarve. Disponível em: <https://sapientia.ualg.pt/handle/10400.1/5624> (acedido em: 20.06.2021).

Färe R., Grosskopf S., Norris M. & Zhang Z. (1994), Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries, *The American Economic Review*, 84 (1), 66-83.

Farrell M. (1957), The measurement of productive efficiency, *Journal of the Royal Statistical Society*, 120 (3), 253 – 290.

Fenyves V., Tarnóczy T & Zsidó K. (2015), Financial Performance Evaluation of agricultural enterprises with DEA Method, *Procedia Economics and Finance*, 32, 423 – 431.

Ferreira M. (2005), Eficiência técnica e de escala de cooperativas e sociedades de capital na indústria de laticínios do Brasil. Tese para a obtenção do título de “Doctor Scientiae”. Universidade Federal de Viçosa. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/4735889_Eficiencia_Tecnica_E_De_Escala_De_Cooperativas_E_Sociedades_De_Capital_Na_Industria_De_Laticinios_Do_Brasil (acedido a 20.06.2021).

Gonçalves D. (2020), Determinantes da performance do setor do vinho: uma análise comparativa de Portugal, França, Espanha e Itália. Tese para obtenção do grau de mestre em Finanças Empresariais. Universidade do Algarve. Disponível em: <http://hdl.handle.net/10400.1/15320> (acedido a 02.09.2022).

Gušavac B. & Savić D. (2021), Operations Research Problems and Data Envelopment Analysis in Agricultural Land Processing – A Review, *Management: Journal of Sustainable Business and Management Solutions in Emerging Economies*, 26 (1), 35 – 48.

Halkos G. & Tzeremos N. (2012), Industry performance evaluation with the use of financial ratios: An application of bootstrapped DEA, *Expert Systems with Applications*, 39, 5872-5880.

Hong P., Hong S., Roh J. & Park K. (2012), Evolving benchmarking practices: a review for research perspectives, *Benchmarking: An International Journal*, 19, 444 – 462.

Kropivsek J. & Groselj P. (2019), Long-term Financial Analysis of the Slovenian Wood Industry Using DEA, *Drvna Industrija*, 70 (1), 61-70.

Lambarraa F., Serra T. & Gil J. (2011), Technical efficiency and productivity analysis of Spanish citrus farms, *New Medit*, 4, 35 – 39.

Liu J., Lu L., Lu W. & Lin B. (2013), A survey of DEA applications, *Omega*, 41 (5), 893 – 902.

- Martinez E. & Tadeo A. (2004), Analysing farming systems with Data Envelopment Analysis: citrus farming in Spain, *Agricultural Systems*, 82 (1), 17–30.
- Morais P. & Camanho A. (2011), Evaluation of performance of European cities with the aim to promote quality of life improvements, *Omega*, 39, 398–409.
- Morais P., Miguéis V. & Camanho A. (2013), Quality of Life Experienced by Human Capital: An Assessment of European Cities, *Social Indicators Research*, 110, 187–206.
- Podinovski V. (2004), Production trade-offs and weight restrictions in data envelopment analysis, *Journal of the Operational Research Society*, 55, 1311–1322.
- Prudêncio J. (2020), Laranja do Algarve: Produção de citrinos duplicou em 10 anos. *Jornal do Algarve* (16 de abril de 2020). Disponível em: <https://jornaldoalgarve.pt/laranja-do-algarve-producao-de-citrinos-duplicou-em-10-anos-2/> (acedido em 06.06.2022).
- Scheel H. (2000), EMS: Efficiency Measurement System User’s Manual, 1.3. Disponível em: <http://www.holger-scheel.de/ems/ems.pdf> (acedido a 01.07.2022).
- Xie J., Nozawa W., Yagi M., Fujii H & Managi S. (2018), Do environmental, social, and governance activities improve corporate financial performance?, *Business Strategy and the Environment*, 28, 286-300.
- Yiting Y. (2017), A Study on Performance Evaluation of Agricultural Listed Companies Based on DEA, *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, 121, 415 – 420.

7. APÊNDICE

Tabela A1 - Resumo da revisão de literatura. Estudos focados no setor dos citrinos com indicadores operacionais

Artigo	DMU comparadas	Objetivo do estudo	Inputs utilizadas	Outputs utilizados	Modelo DEA aplicado	Orientação do modelo	Principais conclusões
Lambarraa F., Serra T. & Gil J. (2011), Technical efficiency and productivity analysis of Spanish citrus farms, <i>New Medit</i> , 4, 35 – 39.	Amostra composta por 859 citricultores	Analisar a eficiência técnica, usando o modelo da fronteira estocástica e decompondo o crescimento da produtividade nos seus diversos componentes.	Pesticidas & Fertilizantes (€/ano) Outros custos (€/ano) Mão de obra (horas/ano) Terreno (ha/ano)	Resultado (€/ano)	CRS	Output	A eficiência média estimada da amostra é de 64.11%. Os produtores têm vindo a aumentar a sua eficiência técnica numa taxa de 2,7% durante o período em análise.
Martinez E. & Tadeo A. (2004), Analysing farming systems with Data Envelopment Analysis: citrus farming in Spain, <i>Agricultural Systems</i> , 82 (1), 17 – 30.	33 quintas de cultivo de citrinos	Usar DEA para analisar a viabilidade a curto prazo de produtores individuais após eliminação de práticas ineficientes.	Terreno (ha/ano) Mão de obra (Nº trabalhadores/ano) Salário (Nº trabalhadores/ano) Máquinas próprias (horas de uso) Máquinas contratadas (horas de uso) Nitrogênio, Fósforo e Potássio (kg) Pesticidas (kg)	Produção (ton)	CCR	Output	Os produtores de citrinos têm uma taxa de ineficiência de pelo menos 29,5%. Quintas com 8 ou mais hectares tem uma performance superior. É recorrente os produtores apostarem em mão de obra familiar para maximizar os resultados.
Clemente F., Gomes M. & Lírio V. (2015), Análise da eficiência técnica de propriedades citrícolas do estado de São Paulo, <i>Economia Aplicada</i> , 19 (1), 63 – 79	67 produtores de laranjas	Analisar a eficiência técnica das propriedades citrícolas do estado de São Paulo.	>Tamanho da propriedade (em ha) Número de funcionários Custo de capital	Produção de laranja (kg/ano)	VRS	Output	Os resultados demonstram que as propriedades citrícolas de São Paulo apresentam expressivo grau de ineficiência técnica. A média da eficiência técnica foi de 0,79.

Tabela A2 - Resumo da revisão de literatura. Estudos de outros setores com indicadores financeiros

Artigo	DMU comparadas	Objetivo do estudo	Inputs utilizadas	Outputs utilizados	Modelo DEA aplicado	Orientação do modelo	Principais conclusões
Xie J., Nozawa W., Yagi M., Fujii H & Managi S. (2018), Do environmental, social, and governance activities improve corporate financial performance? Business Strategy and the Environment, 28, 286-300	6,631 empresas	Estimar a eficiência corporativa através do DEA. Pretendeu-se ainda esclarecer a relação CSR-CFP (análise de regressão de atividades ESG)	Ativos Nº de empregados COGS (Cost of Goods Sold)	Receita operacional	Não especificado	Input	Foi possível segmentar as áreas de atividade em função da sua eficiência (baixa, alta e média) e correlacionar a mesma com a ESG.
Fenyves V., Tarnóczy T & Zsidó K. (2015), Financial Performance Evaluation of agricultural enterprises with DEA Method, Procedia Economics and Finance, 32, 423 – 431	230 empresas	Demonstração de como pode ser medida a performance corporativa através do DEA e com a determinação de um indicador complexo.	Passivo/total de ativos Alavancagem operacional Alavancagem financeira Rotação do stock e ativos	Retorno sobre ativos	CRS e VRS	Não especificado	Mais de 10% das empresas analisadas apresentam eficiência de escala. A eficiência de escala tem melhorada de ano para ano. A eficiência geral tem vindo a diminuir pelo que as empresas devem tomar medidas corretivas.
Kropivsek J. & Groselj P. (2019), Long-term Financial Analysis of the Slovenian Wood Industry Using DEA, Drvna Industrija, 70 (1), 61-70	2500 empresas	O objetivo da pesquisa é analisar indicadores financeiros da indústria das madeiras da Eslovénia nos subsectores C31 e C16 durante os anos 2007 a 2016.	Ativos Capital Nº de empregados índice de alavancagem	Receita líquida de vendas Margem bruta Valor Agregado Bruto Rácio de liquidez	CRS	Input	Verifica-se uma melhoria de eficiência dos dois subsectores ao longo dos últimos anos. O setor C31 demonstra piores indicadores de rentabilidade, mas a melhor taxa de eficiência. Para todos os modelos, a performance do subsector C16 é melhor do que do subsector C31.
Halkos G. & Tzeremos N. (2012), Industry performance evaluation with the use of financial ratios: An application of bootstrapped DEA, Expert Systems with Applications, 39, 5872-5880	23 empresas gregas de diversos setores produtivos	Usar o DEA para medir a eficiência, combinando diversos indicadores financeiros numa única medida com recurso à técnica de reamostragem de Bootstrap, demonstrando de como indicadores financeiros podem ser conjugados num único indicador, garantindo resultados imparciais.	Total de ativos Capital próprio Custos administrativos, vendas e distribuição	Margem líquida Retorno sobre capital próprio Retorno sobre ativos	VRS	Output	O resultado empírico demonstra que a eficiência obtida após aplicação da técnica de Bootstrapping aumentou significativamente.
Campisi D., Mancuso P., Mastrodonato S. & Morea D. (2019), Efficiency assessment of knowledge intensive business services industry in Italy: data envelopment analysis (DEA) and financial ratio analysis, Measuring Business Excellence, Vol. 23 No. 4 2019, pp. 484-495.	1.674 empresas representativas do setor KIBS italiano	Analisar a mudança de performance financeira de empresas italianas KIBS entre 2012 e 2017.	Nº de empregados Total de ativos	Receitas sobre vendas e serviços	CRS	Output	O MPI foi positivo em 9 regiões italianas que representam 17% do total da amostra. Por outro lado, um decréscimo de performance foi observado em 9 regiões que representam 75,7% do total da amostra. No geral, a componente de alteração tecnológica, como medida de inovação, limita significativamente o aumento de produtividade das KBIS para todas as regiões geográficas.