ECOEFICIENCIA DE VINHEDOS CHILENOS ATRAVÉS DO MCDEA

Deivison da Silveira Pereira[1]
Lidia Angulo Meza[1]
João Carlos Soares de Mello[1]
Ricardo Rebolledo-Leiva[2]
Marcela González-Araya[2]
Alfredo Iriarte[2]
[1]*Universidade Federal Fluminense*
[2]*Universidad de Talca*

RESUMO

A preocupação com as emissões de Gases do Efeito Estufa (GEE) é crescente e recorrente mundialmente frente a busca pelo aumento de produtividade e eficiência nas indústrias. Este artigo visa contribuir com uma análise da ecoeficiência de um grupo de vinhedos localizados na região central do Chile. A proposta apresentada utiliza o MCDEA (Multi Criteria Date Envelopment Analysis) para verificar a ecoeficiência com avaliação da produção com menos recursos e menores impactos ambientais verificados pelo método de Pegada de Carbono (Carbon Footprint) que neste caso é tratado com um output indesejável. O MCDEA de Li e Reeves (1999) proporciona uma melhor discriminação da eficiência da amostra analisada considerando a limitação da quantidade de variáveis para métodos clássicos em DEA. Os resultados apresentados determinam as melhores práticas entre os vinhedos dando maior importância para aqueles que utilizam menos recursos e geram menor impacto ambiental.

PALAVRAS CHAVE. Ecoeficiência, LCA, MCDEA, práticas em agricultura.
Tópicos DEA, AG&MA – PO

ABSTRACT

Concern about Greenhouse Gas (GHG) emissions is growing and recurring worldwide in the search for increased productivity and efficiency in industries. This article aims to contribute to an analysis of the eco - efficiency of a group of vineyards located in central Chile. The present proposal uses the MCDEA (Multi Criteria Date Envelopment Analysis) to verify the eco-efficiency with evaluation of the production with less resources and lower environmental impacts verified by the Carbon Footprint method which in this case is treated as undesirable output. The MCDEA of Li and Reeves (1999) provides a better discrimination of the efficiency of the analyzed sample by considering the limitation on variables quantities for classical DEA methods. The results presented show a better discrimination among the vineyards and greater importance for those who use less resources and generate lower environmental impact.

KEYWORDS. Eco-efficiency. LCA, MCDEA, Agricultural practices.
Paper topics DEA, AG&MA – PO

https://proceedings.science/p/107037?lang=pt-br

1. Introdução

Agricultura ocupa um lugar importante no desenvolvimento econômico do Chile (ODEPA, 2014). De acordo com os Indicadores de Comércio Exterior do Banco Central do Chile, as exportações do setor agropecuário representaram 15,8% do total das exportações em 2018 no valor de US$ 11.897 milhões, onde os produtos agrícolas representaram 90,7% do setor. Destaca-se o mercado de vinho, que representa 15,8% do setor agrícola, apresenta como principal produto de exportação as garrafas com menos de 2 litros exportando principalmente para China, Reino Unido, Brasil e Japão (Banco Central, 2018).

Por outro lado, a atividade agrícola leva a implicações e impactos na sustentabilidade ambiental. Como (Rebolledo-Leiva et al, 2017). Afirmaram, estes impactos incluem contribuição para as emissões de gases de efeito estufa (Page, 2011), o uso de pesticidas, herbicidas e fungicidas (Cruz e Edwards-Jones, 2006; Mamy et al., 2010), entre outros.

Ao mesmo tempo, há um pedido de uso racional dos recursos na agricultura, com manejo sustentável, devido à baixa resiliência dos ecossistemas (Strano et al., 2013). Além do mais, os mercados globais estão favorecendo produtos de produção ou processos sustentáveis, respeitando os padrões ambientais e sociais, especialmente para produtos de exportação.

Desta forma, avaliar a ecoeficiência na atividade de produção tem sido uma preocupação crescente, seguindo o Conselho Empresarial para o Desenvolvimento Sustentável (WBCSD) para ecoeficiência, o que significa criar mais bens e serviços com cada vez menos uso de recursos, desperdício e poluição; isto é, criando mais valor com menos impacto (Schmidheiny e Stigson, 2000).

Nos últimos anos, uma ferramenta para quantificar e avaliar os impactos ambientais ao longo do ciclo de vida de um produto é a Avaliação do Ciclo de Vida (*Life Cycle Assessment* - LCA). Essa ferramenta avalia os impactos de um produto em toda a cadeia de suprimentos até o seu uso / descarte, para isso, múltiplas práticas / processos relacionados ao referido produto são analisados. Na presença de vários conjuntos de dados, um estoque médio é calculado. Isso pode ser um problema na presença de alto grau de variabilidade (Vázquez-Rowe et al. 2010), porque conclusões errôneas poderiam ser derivadas.

Por outro lado, a Análise Envoltória de Dados (DEA) é um método não paramétrico que mede a eficiência das unidades, denominadas unidades de decisão (DMUs), que realizam atividades semelhantes (Charnes et al., 1978). O DEA fornece um índice de eficiência, identifica as melhores práticas (benchmarks) e, para aquelas DMUs ineficientes, as metas para se tornarem eficientes são definidas junto com seus benchmarks, fornecendo práticas operacionais eficientes e gerenciais a serem seguidas.

A ligação entre a LCA e DEA foi inicialmente proposta por (Lozano et al., 2009) para comparar o desempenho operacional e ambiental das entidades que operam no cultivo de mexilhões. Com os modelos DEA para analisar e avaliar a eficiência usando os dados de LCA de diferentes práticas, o estoque médio é evitado e os índices de ecoeficiência das referidas práticas são conhecidos, juntamente com informações adicionais sobre como melhorar os ineficientes. Desde o uso conjunto inicial de LCA e DEA, chamado LCA + DEA, muitos pesquisadores têm utilizado essa abordagem para avaliar a ecoeficiência de diferentes práticas, principalmente agrícolas. Isso foi feito porque permite identificar fontes de ineficiência operacional e de impacto ambiental desnecessário. Uma análise das aplicações pode ser encontrada em (Vázquez-Rowe e Iribarren, 2015) e também uma revisão focada em sistemas de energia em (Martín-Gamboa et al., 2017), que inclui uma revisão da LCA com métodos multicritérios. Esta análise da ecoeficiência é aplicável em diferentes setores, com por exemplo Pereira et al (2016) que analisam a ecoeficiência no setor de transporte da União Europeia.

No entanto, DEA apresenta limitações na discriminação nas unidades avaliadas e na homogeneização dos multiplicadores das variáveis. Para resolver estas limitações na formulação em DEA, Li e Reeves (1999) desenvolveram modelo multiobjectivo em DEA conhecido com MCDEA (*Multi Criteria Data Envelopment Analysis*). Assim, o presente artigo apresenta proposta de avaliação do LCA com MCDEA para avaliar a ecoeficiência da produção de vinho chilena.

Entre os diversos indicadores determinados pela LCA para avaliar os diferentes impactos ao meio ambiente, a CF(*Carbon Footprint*) busca avaliar as emissões de GEE (Gases de Efeito Estufa) que contribuem para as Mudanças Climáticas. Rebolledo-Leiva et al,2017 propõem uma abordagem de CF + DEA proposta, o chamado método de quatro etapas com foco na CF. Neste artigo, o conceito é estendido para o conceito de CF+MCDEA para avaliar a ecoeficiência de nove vinhedos chilenos e identificar as melhores práticas de vinhedos.

2. Metodologia

A Avaliação do Ciclo de Vida (*Life Cycle Assessment* - LCA) é uma metodologia para avaliar os impactos ambientais de produtos e serviços em toda a cadeia de fornecimento, desde a extração de matérias-primas até o seu uso ou descarte. Desta forma, surgiu como uma ferramenta para estimar os impactos ambientais de um produto ou processo (Lozano et al., 2009). A Figura 1 mostra o ciclo de vida simplificada (Klöpffer e Grahl, 2014), no qual pode-se observar a extensão da LCA.

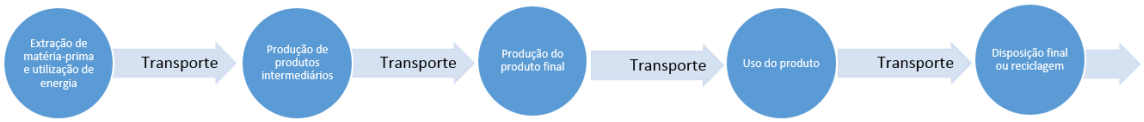


Figura 1 – Simplificação do LCA de um produto

Esta ferramenta foi implementada em uma ampla gama de atividades agrícolas, como pode ser visto em (Blengini e Busto, 2009), (Iriarte et al., 2011), (Yang et al., 2013) e (Keyes et al., 2015), entre outros. No entanto, os inventários de LCA, denominados Inventário de Ciclo de Vida (LCI), costumam apresentar alta variabilidade, fato que resultaria em importantes diferenças. Nesse caso, duas opções são soluções comuns. A primeira é usar o estoque médio e, nesse caso, é importante quantificar essa variabilidade. A segunda é levar inventário individualizado. Nesse caso, uma segunda ferramenta seria útil para realizar uma análise de dados para interpretar os resultados. Assim, (Lozano et al., 2009) propuseram o uso de Data Envelopment Analysis para analisar os dados obtidos a partir da fase de inventário da LCA.

Data Envelopment Analysis (DEA) (Charnes et al., 1978) usa programação linear para avaliar a eficiência de DMUs que utilizam múltiplos recursos, chamados entradas, para produzir os mesmos múltiplos produtos, chamados de saídas. Eles trabalham em condições semelhantes e são homogêneos no sentido em que usam as mesmas variáveis com diferenças de desempenho, na forma como as unidades são gerenciadas (Golany e Roll, 1989).

Uma DMU é eficiente se sua pontuação for 1 e ineficiente de outra forma. Além das pontuações de eficiência, metas e benchmarks (melhores práticas) para unidades ineficientes são definidas para uma DMU ineficiente se tornar eficiente. Isso é feito definindo uma fronteira de melhores práticas, com base nas DMUs observadas (Cook et al., 2014). Desta forma, fornece uma ferramenta para planejamento e gerenciamento para melhorar a eficiência.

Na literatura, muitos modelos de DEA foram propostos. Para escolher entre elas, deve-se primeiro determinar em que escala as DMUs operam, constantes ou variáveis, são as mais frequentes. Simplificando, no primeiro caso, diz-se que as DMUs estão trabalhando na escala ideal, sem levar em conta o tamanho ou a escala, ou no mercada competitivo, também porque o aumento de insumos produz um aumento proporcional nos produtos e essa proporção é constante. Se essas condições não estiverem presentes, as DMUs operam com retornos variáveis de escala, representando tamanho e escala. Além disso, uma orientação deve ser definida.

As orientações usuais são modelos orientados para entrada (input) ou saída (output). Nos modelos orientados a entrada, o objetivo é minimizar os insumos (recursos) enquanto mantém as saídas (produtos), enquanto nos modelos orientados a saída o objetivo é maximizar as saídas (produtos) enquanto mantém o consumo de insumos (recursos). Outras suposições relativas a

retornos de escala ou orientação podem ser feitas. Para mais modelos e detalhes sobre suas características, ver (Cooper et al., 2007). Além disso, o DEA foi aplicado a uma variedade de campos. Para uma pesquisa sobre a literatura da DEA, ver (Emrouznejad e Yang, 2017), em aplicações da DEA, ver (Liu et al., 2013) e na DEA sobre sustentabilidade, ver (Zhou et al., 2018).

A primeira publicação integrando as metodologias LCA e DEA foi por (Lozano et al., 2009). Neste artigo, os autores compararam o desempenho operacional e ambiental de jangadas no cultivo de mexilhões. Este método foi posteriormente chamado por (Iribarren et al., 2010) a abordagem dos Cinco Passos, que mais tarde foi formalmente formulada por (Vázquez-Rowe et al., 2010).

A abordagem em três etapas foi apresentada por (Lozano et al., 2010). Todos esses métodos tentam refletir a definição de ecoeficiência pelo Conselho Empresarial para o Desenvolvimento Sustentável (WBCSD), o que significa criar mais bens e serviços com cada vez menos uso de recursos, resíduos e poluição (Schmidheiny e Stigson, 2000). Posteriormente, para uma melhor interpretação da definição de ecoeficiência, (Rebolledo-Leiva et al., 2017) propôs o método dos quatro passos, incluindo um modelo DEA orientado a saída na Etapa 3.

A Figura 2 mostra o passo a passo do método proposto neste artigo para busca da ecoeficiência considerando o modelo MCDEA.

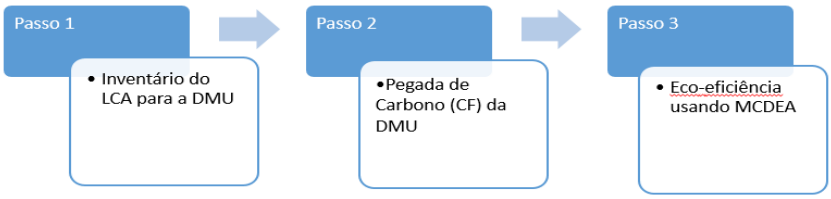


Figura 2. Passo a passo LCA – MCDEA

Como pode ser visto na Figura 2, o Passo 1 é o inventário completo realizado pela LCA. Esta etapa é responsável por todas as entradas e saídas do sistema em estudo, incluindo recursos ou materiais brutos, energia por tipo e emissões para ar, água e terra por substâncias específicas. Para este estudo de caso, foram coletados dados da temporada 2015/2016 de nove vinhedos localizados no Vale Central do Chile.

A caracterização ambiental, especificamente a Pegada de Carbono (*Carbon Footprint* - CF), é determinada para cada vinhedo no Passo 2. Nesta etapa, considera-se como unidade funcional, 1 kg de uva colhida. O método utilizado para avaliar a CF para cada vinha segue a estrutura geral da ISO 14040 (ISO, 2006) e a CF é calculada de acordo com a norma PAS 2050 (BSI, 2011) com sua especificação para horticultura PAS 2050-1 (BSI, 2012). Assim, para estimar o CF de cada fator agrícola que contribui para o CF (por exemplo, pesticidas, uso de diesel, fertilizantes), são seguidos os passos de Rebolledo-Leiva et al.(2017) onde são estimados a massa de GHGe (por exemplo, CO2, CH4) emitida durante a atividade (por exemplo, transporte de fertilizantes, produção de fertilizantes, aplicação de fertilizantes).A avaliação do CF foi modelada em Ccalc2 v1.43.

No passo 3, os dados obtidos no inventário e no CF são utilizados dentro de um modelo orientado a output, ou seja, produção e CF, para a avaliação de ecoeficiência. É notório que a CF é uma saída indesejável, para contornar isso segundo Scheel (2001) existem três formas de trabalhar com outputs indesejáveis em DEA. Pode-se utilizar o valor inverso da variável (abordagem multiplicativo), translação de valores adicionando ao inverso da variável um aditivo escalar positivo alto suficiente para que o valor final seja positivo. Ou então considerar o output como input tal como proposto inicialmente por Liu e Sharp (1999).

No caso deste artigo, propõem-se lidar com resultados de outputs indesejáveis transformando-os em inputs na formulação como proposto por Liu e Sharp (1999). Ao usar um modelo orientado a produtos, os vinhedos eficientes são identificados pelo que maximizam a produção com baixas emissões de CF.

Na resolução destes problemas do DEA clássico, o modelo de Li e Reeves (1999) utiliza uma resolução pela função multiobjetivo para considerar medidas adicionais de eficiência pelos critérios de minisoma (minimiza a soma dos desvios) e a minimax (minimiza o desvio máximo).

Esses novos critérios para medida de eficiência (minisoma e minimax) tendem a restringir a liberdade de escolha dos multiplicadores. Ao implementar esse procedimento de resolução na análise, o problema obtém geralmente poucas DMUs eficientes o que se torna válido quando o tamanho da amostra é pequeno. A formulação do MCDEA do modelo de Li e Reeves 1999 é descrito pela Equação (1):

$$
\begin{aligned}
&Min\ d_o \\
&Min \sum_{k=1}^{n} d_k \\
&Min\ M \\
&Sujeito\ a \\
&\sum_{i=1}^{r} v_i x_{io} = 1 \\
&\sum_{j=1}^{s} u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^{r} v_i x_{ik} + d_k = 0, \qquad k = 1, \dots, n \\
&M - d_k \geq 0, \qquad k = 1, \dots, n \\
&u_j, v_i \geq 0, \quad \forall j, i
\end{aligned}
\tag{1}
$$

A Equação (1) apresenta a versão linearizada do modelo MCDEA com alteração da função de minimax $Min\ Max\ d_k$ por $Min\ M$ e adicionado a restrição $M - d_k \geq 0,$ para garantir que a variável M representa o máximo dos desvios. É importante ressaltar que as três funções objetivos são independentes e igualmente importantes, segundo Li e Reeves (1999).

Uma DMU é considerada minimax eficiente $d_o = 0$ para solução que minimiza a segunda função objetivo da Equação (10) e será minisoma eficiente se $d_o = 0$ para solução que minimiza a terceira função objetivo (Soares de Mello et al, 2009). Segundo Soares de Mello et al (2009) a função de minimax busca a equidade entre as DMUs no modelo enquanto a função de minisoma apresenta uma avaliação geral das DMUs. A valor da eficiência da DMU é o complementar do desvio, ou seja, $h = 1 - d_o$.

2.1 MCDEA usando o TRIMAP

O software TRIMAP, desenvolvido por Clímaco e Antunes (1987, 1989), é um programa livre que fornece o conjunto de soluções não dominadas em problemas de programação linear tri-critério. Com seu ambiente interativo, o TRIMAP (Clímaco et al, 2010) pode ser utilizado para problemas do MCDEA, como gerador de soluções e uma ferramenta para análise do espaço de pesos (Soares de Mello et al., 2009).

Destaca-se que tais pesos se referem aos multiplicadores das funções objetivo, e que, nas regiões de indiferença, esses pesos podem variar sem alterar a solução. O espaço de pesos é representado em um triângulo, cujos cantos correspondem à otimização de cada função objetiva.

Com essa ferramenta é possível verificar se os valores ótimos das DMUs possuem soluções estáveis ou se dependem de multiplicadores específicos. Grandes regiões de indiferença indicam que a solução permanece a mesma, mesmo com mudanças moderadas dos pesos da função objetivo. Por exemplo, se a mesma região de indiferença contiver dois cantos triangulares, um associado à função objetivo clássica e outro associado às funções objetivo minimax ou minisoma, a DMU observada é, portanto, minimax ou minisoma eficiente, respectivamente. A Figura 3 apresenta um exemplo de representação gráfica extraído do TRIMAP.

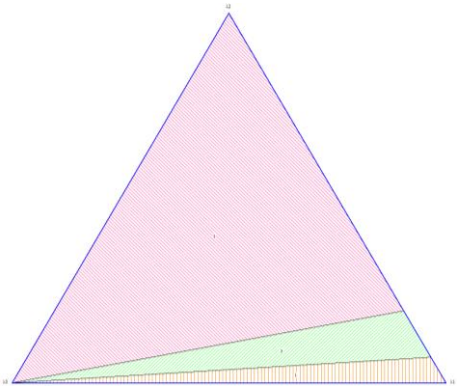


Figura 3 – Representação gráfica pelo TRIMAP

No entanto, como o modelo primal Li e Reeves (1999) é originalmente um método multiobjetivo, modelo original tri-objetivo foi ajustado em um modelo de programação linear mono objetivo. Entre os diferentes métodos para linearizar um multiobjetivo (Antunes et al, 2016) em um modelo mono objetivo, utilizando o método da soma ponderada para transformar a formulação de Li e Reeves (1999) como apresentado na Equação (2).

$$Min\ (\alpha_1 d_o + \alpha_2 M + \alpha_3 \sum_{k=1}^{n} d_k\ )$$

$$Sujeito\ a \qquad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{r} v_i x_{io} = 1$$

$$\sum_{j=1}^{s} u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^{r} v_i x_{ik} + d_k = 0, \qquad k = 1, \dots, n$$

$$M - d_k \geq 0, \qquad k = 1, .., n$$

$$u_j, v_i \geq 0, \quad \forall j, i$$

Nesta linha, com o modelo de Li e Reeves (1999) é possível gerar os conjuntos de soluções com o software TRIMAP. Para cada função objetivo do Li e Reeves, verifica-se pelo TRIMAP um conjunto de pesos que α_1, α_2 e α_3 de uma solução não dominada. Usando uma das soluções apresentadas e verificada conjunto de pesos do TRIMAP (α_1, α_2 e α_3), o MCDEA é reformulado em uma função mono objetivo como descrito na Equação (2).

Nos casos em que a DMU apresentar mais de uma região de soluções não dominadas é seguido o modelo Rubem et al (2017) onde a escolha do conjunto de pesos (α_1, α_2 e α_3) é feita pela maior região apresentada pelo TRIMAP.

3. Resultados

Na etapa 1, para cada vinhedo, os dados foram obtidos em diversas entrevistas face a face. Os estágios não produtivos da cultura (por exemplo, plantio e cultivo) e tratamentos de resíduos de poda (queima, cobertura morta, etc.) são excluídos desta avaliação.

A seguir, no Passo 2, determina-se o CF dos vinhedos considerando as variáveis operacionais. Na Figura 4, é possível observar que, em média, 50% de CF são provenientes de fertilizantes, enquanto 46% correspondem a agrotóxicos. Por outro lado, a energia contribui apenas com 4% em média.

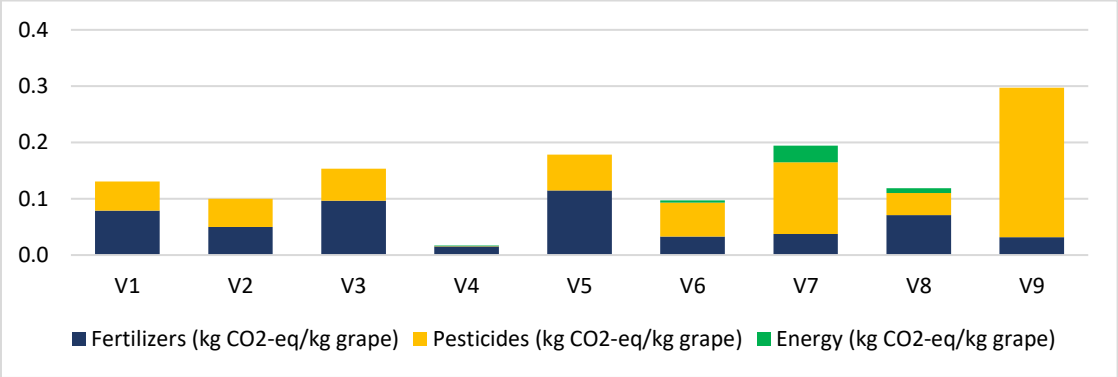


Figura 4 - Contribuição de CF dos vinhedos por tipo de recurso

O próximo passo é a avaliação da ecoeficiência, que será feita pelo modelo MCDEA de Li e Reeves (1999). As entradas (input) e saídas (output) para esta avaliação são apresentadas na Tabela 1. A Energia consumida não foi considerada no modelo pois decidiu-se manter os maiores contribuintes para o CF.

Desta forma, utiliza-se como inputs fertilizantes e pesticidas bem como o próprio CF, visto que este seria um output indesejável. Este tratamento de output indesejável como input segue modelos adotados na literatura que analisam variáveis indesejáveis (Liu e Sharp, 1999). Como output a produção de cada vinhedo é usada para o modelo proposto.

DMU	INPUT			OUTPUT
	Fertilizantes (kg)	Pesticidas (kg)	CF (kg CO2-eq/ estação)	Produção (kg/estação)
V1	6000	797	19195	147049
V2	610	111	2348	23436
V3	3644	415	11143	72650
V4	325	3	689	41243
V5	7832	821	23504	131847
V6	1068	393	6124	63063
V7	7000	5039	70343	362143
V8	8090	775	26182	220387
V9	731	890	13240	44547

Tabela 1 - Dados para cada vinhedo

Para encontrar o conjunto de pesos requeridos na Equação (2), inicialmente é verificado os conjuntos de soluções não dominadas da Equação (1). Assim, através do TRIMAP verifica-se para cada DMU o conjunto de soluções não dominadas, ou o maior conjunto de soluções como descrito anteriormente.

Como exemplo para a metodologia aplicada, na DMU V4, pela Figura 5 do TRIMAP, é identificada com uma única região de não dominância de soluções. Dentro desta região busca-se um conjunto de pesos α_1, α_2 e α_3 que representam solução não dominada para o problema multiobjetivo.

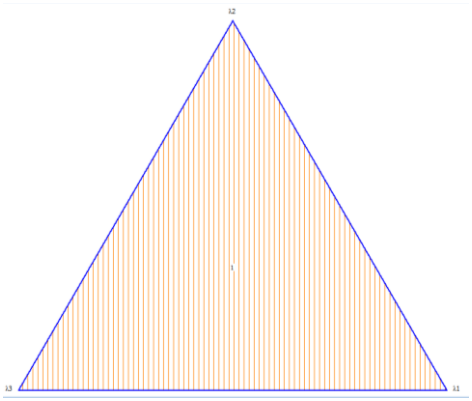


Figura 5 – Região de soluções não dominadas de V4

Seguindo o exemplo, a Tabela 2 apresenta um conjunto de pesos (α_1, α_2 e α_3) para uma solução não dominada de V4 que será usada para aplicação da Equação (2) e a busca do valor da Eficiência desta DMU analisada.

α_1	α_2	α_3
0.333559	0.335913	0.330528

Tabela 2 – Conjunto de pesos de uma solução para V4

Este modelo de cálculo via Trimap e busca do conjunto de peso de uma solução não dominada foi seguido para todas as DMU da Tabela 1. Assim seguindo o exemplo a seguinte Equação (3) para cálculo da eficiência de V4 é apresentada.

min
0.333559d4+0.335913M+0.334828d1+0.332646d2+0.333455d3
+0.330528d4+0.335836d5+0.336183d6+0.347606d7+0.339766d8+0.342768d9
St (3)
325v1+3v2+689v3=1
147049u-6000v1-797v2-19195v3+d1=0
23436u-610v1-111v2-2348v3+d2=0
72650u-3644v1-415v2-11143v3+d3=0
41243u-325v1-3v2-689v3+d4=0
131847u-7832v1-821v2-23504v3+d5=0
63063u-1068v1-393v2-6124v3+d6=0
362143u-7000v1-5039v2-70343v3+d7=0
220387u-8090v1-775v2-26182v3+d8=0
44547u-731v1-890v2-13240v3+d9=0
M-d1>=0
M-d2>=0
M-d3>=0
M-d4>=0
M-d5>=0
M-d6>=0
M-d7>=0
M-d8>=0
M-d9>=0

Neste exemplo de V4, verifica-se que é uma DMU eficiente pois o desvio d4 é igual a zero, ou seja, a eficiência é igual a 1. Calculando os desvios das DMUs, a Tabela 3 apresenta o resultado da ecoeficiência dos vinhedos analisados.

DMU	EFICIENCIA
	H = 1- d
V1	0.200148
V2	0.302752
V3	0.162045
V4	1.000000
V5	0.136568
V6	0.379932
V7	0.005228
V8	0.222752
V9	0.003641

Tabela 3 – Ecoeficiência dos vinhedos chilenos

Na Tabela 3, apenas vinhedo V4 é eco eficiente comparados com os demais da amostra analisada. Sendo que os demais apresentam um valor de eficiência consideravelmente baixo, mas discriminatório entre eles.

Comparando os vinhedos, verifica-se que o vinhedo V9 que apresenta uma produção comparável como o vinhedo V4 tem uma ecoeficiência muito baixa visto que tem um CF quase no mesmo tamanho do vinhedo V2, que produz um volume de quase o dobro.

Comparando com o estudo de Angulo Meza et al (2018) que usou métodos clássicos em DEA para ecoeficiência, este artigo apresenta uma evolução na análise da ecoeficiência através do MCDEA. O número de variáveis comparado com a quantidade de DMUs não foram empecilhos para discriminação das DMUs pois o MCDEA apresenta características mais restritivas para contornar este problema e evita muitas DMUs eficientes que dificultariam um ranking para os resultados.

4. Conclusão

Com o objetivo de reduzir as emissões de GEE muitos estudos acerca deste tema vêm ganhando força nos últimos anos. Este artigo avaliou a ecoeficiência da produção de vinho de 9 vinhedos da zona central do Chile. A importância do setor como apresentado corrobora para a avaliação proposta na busca das melhores práticas.

As limitações para relação de variáveis e DMUs, como proposta por Cooper *et al.* (2007) em modelos clássicos de DEA, não se aplicam para o MCDEA que por característica de avaliação geral e equidade do modelo adciionados nas funções objetivos o tormam mais restritivos e por consequencia a discriniminação das DMU´s é aperfeiçoada.

O tratamento do CF como output indesejável corrobora com a literatura de avaliação ambiental, dado o impacto ambiental do mesmo. Para esta variável o tratamento da variável como input (Liu e Sharp, 1999) proporciona ao modelo valorização da produção com a menor impacto atrelado com o menor uso de recursos.

Com os resultados obtidos é possível analisar a ecoeficiência dos vinhedos. Como esperado, a metodologia de cálculo de eficiência adotada com o MCDEA proporcionou uma melhor avaliação e discriminação das DMUs identificando apenas um vinhedo eficiente, diferenciando-se e melhorando resultados de modelos clássicos em DEA.

Analisando os resultados, o vinhedo V4 é o único mais eco eficiente da amostra, visto que apresenta os menores valores de input tanto de recursos como de CF para uma produção razoável, que não é a menor da amostra. Esta DMU deve ser analisada como benchmark para as demais

buscar as melhores práticas produtivas. Para estudos futuros, pode-se verificar nos vinhedos ineficientes as metas para cada vinhedo alcançar o benchmark produtivo, considerando um modelo de dual para o MCDEA, analisando as melhores práticas adotadas para elevar a ecoeficiência.

Além do mais, para o desenvolvimento de estudos futuros sugere-se incluir aspectos financeiros nesta análise, como feito por Egilmez e Park (2014), avaliando ecoeficiência considerando a atividade econômica e o impacto ambiental.

Agradecimentos: O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (Capes) – Código Financiamento 001.

Referências

Angulo Meza, L. Leiva, R. R., Arava, M. C. G., Iriarte, A., Lucero, C.R., Rojas, M.C., Rojas, E.P. (2018) Identifying efficient agricultural practices in chilean vineyards through eco-efficiency with A cF+dea method. Em L SBPO 2018, Rio de Janeiro

Antunes, C. H., Alves, M. J., Clímaco, J. (2016) Multiobjective Linear and Integer Programming. EURO Advanced Tutorials on Operational. P. 216.

Banco Central (2018). Indicadares de Comercio Exterior. Cuarto Trimestre 2018.

Banker, R. D., Charnes, A. and Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis. Management Science, 30 (9), 1078-1092.

Blengini, G. and Busto, M. (2009). The life cycle of rice: LCA of alternative agri-food chain management systems in Vercelli. Journal of Environmental Management, 90, 1512-1522.

BSI (2011). PAS 2050:2011. Specification for the Assessment of Life Cycle Greenhouse Gas Emissions of Goods and Services. London: British Standards Institution.

BSI (2012). PAS 2050-1:2012. Assessment of life cycle greenhouse gas emissions from horticultural products. London: British Standards Institution (BSI).

Charnes, A., Cooper, W. W. and Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. European Journal of Operational Research, 2 (6), 429-444.

Clímaco J.C.N.; Antunes, C.H. (1987). TRIMAP— an interactive tricriteria linear programming package. Foundations of Control Eng., 12(3): 101–119.

Clímaco J.C.N.; Antunes, C.H. (1989). Implementation of an user friendly software package—a guided tour of TRIMAP. Math. and Computer Model., 12(10–11): 1299–1309

Clímaco, J.C.N, Soares de Mello, J.C.C.B, Angulo Meza, L. (2010) A study of highwways performance with a MOLP-DEA model and an interective tri-critera linear programming package (TRIMAP). Brazilian Journal of Operations and Production, v. 7,p. 163-179.

Cook, W. D., Tone, K. and Zhu, J. (2014). Data Envelopment Analysis: Prior to Choosing a Model. Omega, 44, 1-4.

Cooper, W. W., Seiford, L. M. and Tone, K. (2007). Data envelopment analysis: a comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software.

Cross, P. and Edwards-Jones, G. (2006). Variation in pesticide hazard from arable crop production in Great Britain from 1992 to 2002: Pesticide risk indices and policy analysis. Crop Protection, 25 (10), 1101-1108.

Egilmez, G., e Park, Y. S. (2014) Transportation related carbon, energy and water footprint analysis of U.S. manufacturing: An eco-efficiency assessment. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 32, 143–159.

Emrouznejad, A. and Yang, G. L. (2017). A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978-2016. Socio-Economic Planning Sciences.

Golany, B. and Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. Omega, 17 (3), 237-250.

Iriarte, A., Rieradevall, J. and Gabarrell, X. (2011). Environmental impacts and energy demand of rapeseed as an energy crop in Chile under different fertilization and tillage practices. Biomass Bioenergy, 35, 4305–4315.

Iribarren, D., Vázquez-Rowe, I., Moreira, M. T. and Feijoo, G. (2010). Further potentials in the joint implementation of life cycle assessment and data envelopment analysis. Science of The Total Environment, 408 (22), 5265-5272.

ISO (2006). ISO 14040:2006. Environmental Management—Life Cycle Assessment—Principles and Framework. Geneva: International Organization for Standardization.

Keyes, S., Tyedmers, P. and Beazley, K. (2015). Evaluating the environmental impacts of conventional and organic apple production in Nova Scotia, Canada, through life cycle assessment. Journal of Cleaner Production, 104, 40-51.

Klöpffer, W. and Grahl, B. (2014). Life Cycle Assessment (LCA): A Guide to Best Practice: Wiley Blackwell.

Li, X. B.; Reeves, G. R. (1999) A Multiple Criteria Approach to Data Envelopment Analysis, European Journal of Operational Research, v. 115, n. 3, p. 507-517.

Liu, J. S., Lu, L. Y. Y., Lu, W. M. and Lin, B. J. Y. (2013). A survey of DEA applications. Omega, 41 (5), 893-902.

Liu, W.B., Sharp, J., (1999) DEA models via goal programming. In: Westerman, G. (Ed.), Data Envelopment Analysis in the Public and Private Sector. Deutscher Universitats-Verlag

Lozano, S., Iribarren, I., Moreira, M. and Feijoo, G. (2009). The link between operational efficiency and environmental impacts. A joint application of Life Cycle Assessment and Data Envelopment Analysis. Science of The Total Environment, 407, 1744-1754.

Lozano, S., Iribarren Lorenzo, D., Moreira, M. T. and Feijoo, G. (2010). Environmental impact efficiency in mussel cultivation. Resources, Conservation and Recycling, 54, 1269-1277.

Mamy, L., Gabrielle, B. and Barriuso, E. (2010). Comparative environmental impacts of glyphosate and conventional herbicides when used with glyphosate-tolerant and non-tolerant crops. Environmental Pollution, 158 (10), 3172-3178.

Martín-Gamboa, M., Iribarren, D., García-Gusano, D. and Dufour, J. (2017). A review of life-cycle approaches coupled with data envelopment analysis within multi-criteria decision analysis for sustainability assessment of energy systems. Journal of Cleaner Production, 150, 164-174.

ODEPA (2014). Balance general de la industria de frambuesas congeladas.

Page, G. (2011). Modeling carbon footprints of organic orchard production systems to address carbon trading: An approach based on life cycle assessment. HortScience, 46 (2), 324-327.

Pereira, D., S., Wolff, M., G.,C., Angulo Meza, L. (2016) Ecoeficiência no setor de transportes de países influentes da União Européia. Em: XXX Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte da Anpet, Rio de Janeiro.

Rebolledo-Leiva, R., Angulo-Meza, L., Iriarte, A. and González-Araya, M. C. (2017). Joint carbon footprint assessment and data envelopment analysis for the reduction of greenhouse gas emissions in agriculture production. Science of The Total Environment, 593–594, 36-46.

Rubem, A. P. S.; Brandão, L. C. (2017) A goal programming approach to solve multiple criteria DEA model. European Journal od Operational Research, v. 260, p.134-139.

Scheel, H. (2001) Undesirable outputs in efficiency valuations. European Journal of Operational Research, 132(2), 400–410

Schmidheiny, S. and Stigson, B. (2000). Eco-efficiency: Creating More Value With Less Impact. In WBCSD: World Business Council for Sustainable Development.

Soares De Mello, J. C. C. B.; Clímaco, J. C. N.; Angulo-Meza, L. (2009) Efficiency evaluation of a small number of DMUs: an approach based on Li and Reeves s model. Pesquisa Operacional, v. 29, n. 1, p. 97-110.

Strano, A., De Luca, A., Falcone, G., Iofrida, N., Stillitano, T. and Gulisano, G. (2013). Economic and environmental sustainability assessment of wine grape production scenarios in Southern Italy. Agricultural Sciences, 4 (5B), 12-20.

Vázquez-Rowe, I. and Iribarren, D. (2015). Review of Life-Cycle Approaches Coupled with Data Envelopment Analysis: Launching the CFP + DEA Method for Energy Policy Making. The Scientific World Journal, 2015, 10.

Vázquez-Rowe, I., Iribarren Lorenzo, D., Moreira, M. T. and Feijoo Costa, G. (2010). Combined application of life cycle assessment and data envelopment analysis as a methodological approach for the assessment of fisheries. International Journal of Life Cycle Assessment, 15, 272-283.

Yang, G. L., Yang, L. Y., Liu, W. B., Li, X. X. and Fan, C. L. (2013). Directional returns to scale of biological institutes in Chinese academy of sciences C3 - Proceedings of ISSI 2013 - 14th International Society of Scientometrics and Informetrics Conference. Paper read at 14th International Society of Scientometrics and Informetrics Conference, ISSI 2013, at Vienna.

Zhou, H., Yang, Y., Chen, Y. and Zhu, J. (2018). Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions. European Journal of Operational Research, 264 (1), 1-16.