



UMA ANÁLISE CRÍTICA DA ABORDAGEM LCA+DEA PARA ECO-EFICIÊNCIA: UMA PERSPECTIVA DEA

Lidia Angulo Meza

Departamento de Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria 156, São Domingos, Niterói, RJ, Brasil
lidia_a_meza@pq.cnpq.br

João Carlos C. B. Soares de Mello

Departamento de Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria 156, São Domingos, Niterói, RJ, Brasil
@producao.uff.br

Marcela Gonzalez Araya

Departamento de Ingeniería Industrial, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca
Camino a los Niches km 1, Curicó, 3340000, Chile
mgonzalez@utalca.cl

Alfredo Iriarte

Departamento de Ingeniería Industrial, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca
Camino a los Niches km 1, Curicó, 3340000, Chile
a.iriarte@utalca.cl

RESUMO

Este artigo tem por objetivo a revisão e análise crítica do uso da Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) no uso conjunto com a Avaliação do Ciclo de Vida (*Life Cycle Assessment* – LCA) em uma abordagem conhecida como LCA+DEA para a determinação da eco-eficiência. Desde que o enfoque LCA+DEA foi proposto, ele tem sido utilizado amplamente em diversos estudos de caso, especialmente na agricultura, devido à facilidade de se obter uma avaliação do ponto de vista operacional e ambiental e ainda determinar metas de consumo de recursos e redução de emissões de gases de efeito estufa. Para tal, diversos modelos DEA com diversas modelagens, tem sido utilizados, sendo que o enfoque para o uso do LCA+DEA tem sido essencialmente prático. Desta forma, este artigo analisa de um ponto de vista DEA as principais questões que ainda não foram abordadas na literatura LCA+DEA: o uso de DEA dentro do enfoque LCA, a escolha do modelo DEA a ser utilizado e a sua orientação, o enfoque para a inclusão das variáveis ambientais e a análise dos pesos que compõem o índice de eco-eficiência, assim como possíveis caminhos para resolver essas questões em trabalhos futuros.

PALAVRAS CHAVE. Análise Envoltória de Dados. Avaliação do Ciclo de Vida. Eco-eficiência.

Tópicos DEA, AG&MA

ABSTRACT

In this paper we make a review and we critically analyse the use of Data Envelopment Analysis (DEA) in joint use with Life Cycle Assessment (LCA) in an approach known as LCA + DEA to determine the eco-efficiency of units. Since the introduction of the LCA + DEA approach, it has been widely used in several case studies, especially in agriculture, due to the ease of making an operational and environmental assessment, as well as determine targets for resources consumption and reduction of greenhouse gases emissions. For this purpose, several DEA models with different modelling have been used, being the focus of the LCA + DEA approach essentially



practical. In this way, This article analyses from a DEA point of view the main issues that have not yet been addressed in the LCA + DEA literature: the use of DEA within the LCA approach, the choice of the DEA model to be used and its orientation, the approach to include environmental variables in the DEA model and the analysis of the weights that compose the eco-efficiency index, as well as possible ways to solve these questions in future works.

KEYWORDS. Data Envelopment Analysis. Life Cycle Assessment. Eco-efficiency.

Paper topics DEA, AG&MA

1. Introdução

Nos últimos anos a preocupação com o meio ambiente tem se materializado em pesquisa científica em diferentes campos. A medição de emissões de gases de efeito estufa, isto é, a medição dos impactos ambientais, assim como propostas para redução das emissões tem sido o foco na aplicação de diversas ferramentas. A Avaliação do Ciclo de Vida (*Life Cycle Assessment – LCA*) é uma metodologia para avaliar os impactos ambientais de produtos e serviços através da cadeia de suprimentos, desde a extração dos insumos até seu uso ou descarte. O LCA pode ser usado como uma ferramenta de apoio à decisão para as autoridades e tem sido aplicado em uma ampla gama de estudos principalmente agrícolas [Rebolledo-Leiva et al. 2017].

Por outro lado, esta avaliação pode geralmente resultar em valores médios para as variáveis envolvidas no processo ou produto. Assim, em muitos casos existem grandes desvios ao se utilizarem os valores médios, o que pode gerar grandes diferenças nas conclusões que podem se obter sobre o produto ou processo analisado. A Análise Envoltória de Dados (DEA) vem sendo utilizada em conjunto com o LCA a evitar o uso de valores médios, pois permite a determinação de um índice de eficiência para as unidades avaliadas e alvos para as ineficientes, em um enfoque introduzido inicialmente por [Lozano et al. 2009] e que atualmente é chamado de LCA+DEA.

Uma revisão da literatura permite observar que o enfoque LCA+DEA tem sido utilizado essencialmente em aplicações, focando-se na determinação da eficiência e dos alvos e não em uma discussão sobre o uso adequado de DEA na avaliação da eco-eficiência. Assim, tem sido observadas algumas questões que merecem uma melhor atenção, tais como, o modelos DEA (radial, não radial, retorno de escala) e a sua orientação, a etapa em que o modelo DEA será aplicado dentro do contexto LCA e o uso dos seus resultados, a inclusão apropriada das variáveis indesejáveis nos modelos (a sua *disponibilidade* fraca ou forte), a análise dos pesos que compõem o índice de eco-eficiência, entre outras questões.

Neste sentido, este artigo faz uma análise crítica de um ponto de vista de DEA considerando os enfoques para implementação do LCA+DEA, os modelos DEA, o tratamento dos outputs indesejáveis e os pesos que compõem o índice de eficiência.

Este artigo está organizado da seguinte forma. Na seção encontra-se a apresentação do uso conjunto das metodologias LCA e DEA onde serão apresentados brevemente os enfoques para a sua implementação. Já na seção 3 se encontra uma apresentação das questões observados na literatura do LCA+DEA do ponto de vista de DEA. Finalmente, os comentários finais deste artigo encontram-se na seção 4.

2. O uso conjunto do LCA e DEA

A Avaliação do Ciclo de Vida (*Life Cycle Assessment – LCA*) é uma metodologia que permite estimar os impactos ambientais de um processo ou um produto através de sua cadeia de suprimentos. Assim, para a análise de um determinado tipo de processo ou produto, deve ser feito um inventário o mais próximo possível da realidade do ponto de vista técnico, geográfico e temporal. Softwares tais como o Gabi [PE International 2014], facilitam a determinação das emissões segundo os recursos e processos envolvidos. Diferentes processos ou produtos devem ser



analisados para realizar um inventário, isto é, recursos, produtos e impactos ambientais que o caracterizam. Desta forma, tem surgido como uma ferramenta amplamente utilizada em todas as áreas e especificamente em atividades relacionadas à agricultura, como por exemplo, em [Cappelletti et al. 2010], [Lo Giudice et al. 2013], [Keyes et al. 2015], entre outros.

Para entender melhor a Avaliação do Ciclo de Vida (LCA) apresenta-se a figura 1, adaptada de [Klöpffer e Grahl 2014], do Ciclo de Vida simplificado de um produto tangível. Pode-se notar que ao se realizar a LCA do produto leva-se em conta desde a extração das matérias primas, todos produtos intermediários para produzir o produto final, incluídos o transporte e o destino final do produto, seja o descarte ou a reciclagem.

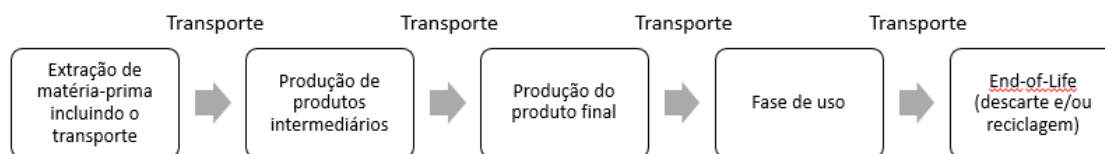


Figura 1. Ciclo de vida simplificado de um produto tangível

Assim, são determinadas todas as variáveis envolvidas no processo, chamado de inventário (*Life Cycle Inventory* – LCI). Logo após o inventário são determinadas as emissões ao meio ambiente, também chamada caracterização ambiental. A LCA segue a estrutura geral definida pela ISO 14040 [ISO 2006]. Além disso, no cálculo das emissões ao meio ambiente cada produto ou processo segue as suas regras particulares. Assim, por exemplo, no trabalho de [Rebolledo-Leiva et al. 2017] foi utilizada a LCA realizada por [Cordes et al. 2016] em que a pegada de carbono (*Carbon Footprint* – CF) da produção de amoras em hortas orgânicas no Chile seguiram a PAS 2050 standard [BSI 2011], com a sua especificação para horticultura dada pela PAS 2050-1 [BSI 2012].

Tal como mencionado e devido ao número de unidades avaliadas, esta avaliação geralmente resulta em valores médios para as variáveis envolvidas no processo. No caso da produção de amoras orgânicas no Chile foram avaliadas 13 unidades diferentes para se obter as emissões. Desta forma, podem existir grandes desvios ao se utilizarem os valores médios, o que pode gerar grandes diferenças nas conclusões que podem ser obter sobre o produto ou processo analisado. Neste caso, tem-se duas alternativas, a primeira é considerar os valores médios e para isso deve ser medida a incerteza nos resultados do impacto ambiental. A segunda alternativa é o uso de um inventário individual para cada unidade (processo ou produto) e para cada variável. Neste caso, é necessário o uso de ferramentas adicionais para interpretar os resultados obtidos pela LCA [Lozano et al. 2009]. Desta forma, DEA tem surgido como alternativa para análise dos resultados do inventário realizado pela LCA.

A Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA), desenvolvida por [Charnes et al. 1978], é uma metodologia que usa programação linear para calcular eficiências de unidades chamadas de Decision Making Units – DMUs, levando em conta diversos inputs (recursos) e outputs (produtos). O índice de eficiência é calculado usando programação linear e de forma comparada entre as unidades. O fato de não precisar fornecer informação a priori sobre a importância das variáveis torna a esta metodologia atrativa, já que além do índice de eficiência, determinam-se as metas para as DMUs ineficientes e os seus benchmarks. Uma revisão de aplicações em DEA em todas as áreas pode ser encontrada em [Liu et al. 2013] e uma análise do uso de DEA pode ser encontrado em [Emrouznejad e Yang 2017], entre outros.

[Lozano et al. 2009] apresentaram a primeira publicação que integra as metodologias LCA e DEA para avaliar a eficiência operacional e ambiental de empresas de cultivo de mexilhões. Eles apresentaram um enfoque denominado por [Iribarren et al. 2010] de três passos para implementar o uso conjunto de LCA e DEA, as emissões foram incluídas dentro do modelo DEA para adicionar uma dimensão ambiental, além da dimensão operacional. Já [Vázquez-Rowe et al. 2010] apresentaram um enfoque de 5 passos. Artigos posteriores apresentam variações destas



propostas, por exemplo, em [Rebolledo-Leiva et al. 2017] que apresenta um enfoque de 4 passos. As figuras 2a e 2b apresentam o enfoque de 3 e 5 passos respectivamente tal como apresentados em [Iribarren et al 2010].

Nas figuras pode-se observar que DEA é utilizado no terceiro passo dos dois enfoques, no enfoque de 3 passos as variáveis ambientais (determinadas no segundo passo) são incluídas dentro do modelo e determinam-se benchmarks e principalmente os alvos (incluídas para emissões), das unidades ineficientes. Já no enfoque dos 5 passos, de maneira geral as emissões não são incluídas na avaliação DEA, elas são calculadas no segundo passo e recalculadas no quarto passo levando em conta os alvos fornecidos pelos modelos DEA.

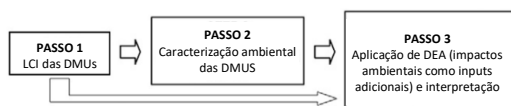


Figura 2a. Enfoque de 3 passos.

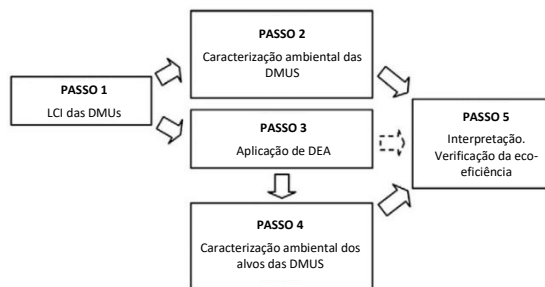


Figura 2b. Enfoque de 5 passos.

Além disso, as variáveis ambientais são outputs indesejáveis do processo. No enfoque dos 3 passos, estas variáveis são incluídas no modelo DEA como inputs. Já no enfoque dos 5 passos estas variáveis não são incluídas no modelo DEA, elas são utilizadas para efeitos de comparação do antes e depois da aplicação de DEA para verificar o impacto da eficiência.

Existem também variações destes enfoques para implementar o LCA+DEA, como por exemplo, o enfoque de 4 passos [Rebolledo-Leiva et al. 2017], figura 2, semelhante ao enfoque de 3 passos, mas em cujo quarto passo determinem-se metas para os recursos que contribuem às emissões através do uso dos benchmarks de DEA no enfoque LCA. Os autores utilizaram o enfoque de 4 passos para avaliar um conjunto de produtores orgânicos de amoras na região central Chile, já mencionados. Após o LCI e a determinação da pegada de carbono de cada produtor, realizado por [Cordes et al. 2016], DEA foi utilizada para determinar a eco-eficiência de cada produtor, o CF (a variável ambiental) foi incluída no modelo DEA com orientação a outputs, obtendo-se também os benchmarks e alvos. No passo final, os benchmarks determinados para os produtores ineficientes são utilizados no LCA, de esta forma as melhores práticas no uso dos recursos são usadas para determinar alvos para os recursos que contribuem ao CF, em um procedimento inverso ao do passo 2.

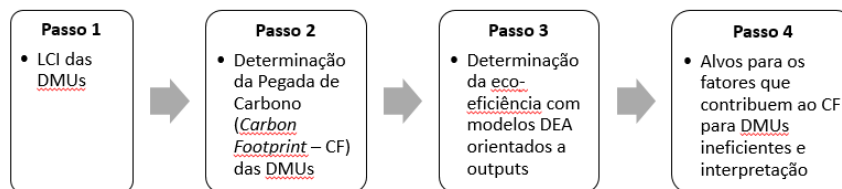


Figura 4. Método dos 4 passos.

Na revisão bibliográfica realizada no artigo de Vázquez-Rowe e Iribarren [2015] verifica-se que a maior parte dos artigos utilizam o enfoque de 5 passos.

Quanto aos modelos DEA utilizados verifica-se a partir do primeiro trabalho do [Lozano et al. 2009] que utilizou um modelo não radial, o ERM – *Enhanced Russell graph Measure* [Pastor et al. 1999]. Já no trabalho de [Lozano et al. 2010] foi utilizado o modelo SBM – *Slacks Based Model*, não radial [Tone 2001]. Grande parte dos trabalhos posteriores utilizaram estes dois modelos levando em conta tanto retornos constantes quanto retornos variáveis de escala, como por



exemplo, [Vázquez-Rowe et al. 2011], [Avadí et al. 2014], [Martín-Gamboa et al. 2016], entre outros. Outros trabalho utilizaram outros modelos DEA, por exemplo, [Barba-Gutiérrez et al. 2009] utilizaram variações do modelo BCC [Banker et al. 1984], [Egilmez et al. 2016], uma variação do modelo CCR [Charnes et al. 1978] e a super eficiência para análise de sensibilidade [Zhu 2001], o modelo BCC clássico foi utilizado em [Rebolledo-Leiva et al. 2017], entre outros modelos.

3. O enfoque LCA+DEA: questões identificadas

O objetivo principal dos trabalhos que usam o enfoque LCA+DEA, além da determinação de um índice de eco-eficiência, e a determinação de benchmarks, as melhores práticas na produção/operação com menor impacto ambiental e a determinação de alvos, isto é, metas individuais para as variáveis se tornarem eficientes. Isso gera uma redução de emissões da unidade avaliada que é possível de ser obtida observando e/ou replicando os processos operacionais das unidades eficientes. Todas estas informações apoiam as decisões na procura de uma produção agrícolas mais eficiente do ponto de vista ambiental de acordo com a definição de eco-eficiência da WBCSD (World Business Council for Sustainable Development) que define como a capacidade de produzir bens e serviços, com uma redução gradual de impactos ambientais, ou produzir mais com menos e com menores impactos ambientais [Schmidheiny e Stigson 2000].

Desta forma, do ponto de vista de DEA, várias questões podem ser levantadas:

- O uso do modelo DEA dentro do enfoque LCA.
- A escolha do modelo DEA a ser utilizado e a sua orientação.
- O enfoque para a inclusão das variáveis ambientais.
- A análise dos pesos que compõem o índice de eco-eficiência.

3.1. O uso do modelo DEA dentro do enfoque LCA

Nos diferentes enfoques de integração LCA+DEA tem-se observado que o modelo DEA é utilizado como apoio a decisões especificamente relacionadas a índices de eficiência, alvos para as variáveis e benchmarks, embora o potencial de DEA vá além disso. Por exemplo, no enfoque de 4 passos proposto por [Rebolledo-Leiva et al. 2017], os benchmarks fornecidos pelo modelo BCC orientado a outputs são utilizados na etapa 4, para determinação de metas para os recursos que contribuem com as emissões no enfoque LCA utilizando as práticas operacionais dos benchmarks da unidade ineficientes para o melhor uso dos seus recursos. Este enfoque poderia ser visto como um que otimiza simultaneamente os inputs e os outputs, mas fornece ao LCA o cálculo dos recursos para atingir as emissões alvo, de uma forma inversa à realizada na etapa 2 dos enfoques para a implementação do LCA+DEA. Mesmo com a diversidade de enfoques, não há qualquer estudo os comparando seja do ponto de vista prático quanto do ponto de vista teórico: o que fornece as menores emissões, o mais viável para o produtor, o mais próximo da definição de eco-eficiência segundo o WBCSD, etc.

Por outro lado, as diferenças entre os enfoques mencionados levam ao questionamento de se a inclusão das variáveis ambientais deve ser feita no modelo DEA. Observando-se as figuras 2a, 2b e 3 pode-se verificar que elas diferem principalmente na inclusão das variáveis ambientais do modelo DEA. Esta diferença foi apenas como uma proposta para um melhor uso das emissões fornecidas pelo LCA, assim como incluir uma dimensão de eco-eficiência ao índice de eficiência das DMUs em avaliação. No entanto, do ponto de vista de DEA não se tem estudado as contribuições da inclusão ou não dessas variáveis dentro do modelo DEA, nem do ponto de vista teórico nem do ponto de vista prático, especialmente a sua contribuição para a determinação da eco-eficiência.

Finalmente, propõe-se também analisar e/ou propor outros desenvolvimentos potenciais da integração LCA+DEA derivados das observações e conclusões realizadas nas análises anteriores.

3.2. A escolha do modelo DEA a ser utilizado e a sua orientação



Na seção anterior, verificou-se que tem havido uma preferência por modelos não radiais. A tabela 1 apresenta o modelo ERM apresentado por [Lozano et al. 2009], com múltiplos inputs e um output (produção) não orientado, as variáveis ambientais como inputs, na função objetivo se encontra uma média das reduções dos inputs dividida pela redução no output. Para uma explicação detalhada do modelo veja [Pastor et al. 1999]

Tabela 1. O modelo ERM e o modelo SBM

$\phi_0 = \text{Min} \frac{1}{\gamma_0} \sum_{k=1}^M \theta_{k0}$ <p>sujeito a</p> $\sum_{k=1}^M \lambda_{j0} \cdot x_{kj} \leq \theta_{k0} \cdot x_{k0} \quad \forall k$ $\sum_{k=1}^M \lambda_{j0} \cdot y_j \leq \gamma_0 \cdot y_0$ $0 \leq \theta_{k0} \leq 1 \quad \forall k$ $\gamma_0 \geq 1$ $\lambda_{j0} \geq 0 \quad \forall j$	$\xi_0 = \text{Min} \frac{1 - \frac{1}{M+C} \left(\sum_{k=1}^M \frac{\sigma_{k0}}{x_{k0}} + \sum_{i=1}^C \frac{s_{i0}}{z_{i0}} \right)}{1 + \frac{\rho_0}{y_0}}$ <p>sujeito a</p> $\sum_{j=1}^N \lambda_{j0} \cdot x_{kj} = x_{k0} - \sigma_{k0} \quad \forall k$ $\sum_{k=1}^N \lambda_{j0} \cdot z_{ij} = z_{i0} - s_{i0} \quad \forall i$ $\sum_{k=1}^N \lambda_{j0} \cdot y_j = y_0 + \rho_0$ $\lambda_{j0} \geq 0 \quad \forall j$ $\sigma_{k0} \geq 0 \quad \forall k$ $s_{i0} \geq 0 \quad \forall i$
---	---

Nesta tabela também se encontra o modelo SBM apresentado por [Lozano et al. 2010]. Neste modelo se encontra uma média das reduções proporcionais das folgas dos inputs (divididos em duas categorias operacionais e ambientais) dividida pela redução proporcional da folga. Mais detalhes sobre o SBM podem ser encontrados em [Tone 2001].

A razão destacada para isso é o fato de evitar a determinação de um índice de eficiência radial que possa não levar em conta a existência de folgas nas variáveis. Isto significa que qualquer melhora potencial nas variáveis é levada em conta para a determinação do índice de eficiência. O argumento é forte, no entanto, tem-se observado uma tendência ao uso de do SBM orientação a inputs sem qualquer discussão sobre a escolha do modelo em detrimento de outros modelos não radiais.

Neste ponto é importante destacar que a definição de eco-eficiência implica em uma redução de inputs e um aumento de outputs com menos emissões ao meio ambiente. Assim, os modelos não orientados parecem ser os mais apropriados. Por outro lado, o enfoque dos 4 passos, que usa modelos orientados a outputs (aumento de produção e redução de emissões) e usa os benchmarks para reduzir o consumo de recursos, está alinhado com a definição de eco-eficiência.

Uma outra discussão importante é quanto à consideração do tipo de retorno a escala, constante ou variável, embora ele seja determinado caso a caso, existe um ponto importante que é da viabilidade de atingir os alvos. Estes alvos são importantes para os produtores, pois recebem diretrizes para melhorar seus índices e ao identificar os benchmarks, as melhores práticas a serem seguidas.

Sabe-se que as metas do CRS são mais estritas do que as do BCC, mas a escolha do CRS pode levar a inviabilidade de implementação das metas por serem de alguma forma “inatingíveis” em um curto prazo. O que leva a pensar em outros enfoque para determinação de metas gradativas para atingir o 100% de eficiência, como por exemplo, o DEA em camadas [Barr et al. 2000].

Por outro lado, cabe uma análise de viabilidade de ser ter mais de um benchmark para a DMU ineficiente. Sendo que a maior parte dos trabalhos LCA+DEA está centrado em práticas agrícolas, é importante avaliar se é viável e significativa a identificação de mais de um benchmark, ou seja, apresentar ao produtor ineficiente mais de um produtor eficiente ao qual seguir para obter



as suas metas. Caso haja a necessidade de se ter apenas um benchmark, cabe analisar se deve-se escolher o benchmark com a maior relevância (dado pelo λ do modelo) ou escolher um modelo como o FDH [Tulkens 1993] para a determinação do único benchmark, alvos e eficiência, assim como as consequências dessa escolha.

3.3. O enfoque para a inclusão das variáveis ambientais

Na determinação da eficiência os modelos DEA consideram múltiplos inputs e múltiplos outputs, sendo que os inputs são variáveis a minimizar e os outputs são variáveis a maximizar. Entretanto, há casos em que os inputs ou outputs de um conjunto de DMUs analisado comportam-se de forma diferente. No caso do enfoque LCA+DEA, as variáveis ambientais, isto é, as emissões do processo ao meio ambiente são outputs indesejáveis.

Em quase todos os artigos da literatura nesta área que incluem as variáveis ambientais no modelo DEA as variáveis ambientais são incluídas como inputs, em um dos enfoques chamados de indiretos por [Scheel 2001]. De esta forma, esta variável será minimizada ou no mínimo mantida (caso seja utilizado um enfoque a outputs), além do que não é necessária qualquer operação matemática para tratar a variável.

Outro enfoque indireto é o Inverso Aditivo [Koopmans 1951] em que os outputs indesejáveis são transformados em desejáveis usando uma troca de sinal dos valores dos outputs, ou seja, $f(U) = -u$. Desta forma, faz-se com que os outputs sigam a regra de maximizar seu valor.

A terceira abordagem indireta é Inverso Multiplicativo [Golany e Roll 1989]. Nesta abordagem, é utilizado o inverso do output indesejável como output, ou seja, $f(U) = 1/u$. Obtem-se assim um output desejável. Entretanto, quando o output indesejável possuir valor zero, esta abordagem não pode ser utilizada. Este enfoque foi utilizado por [Rebolledo-Leiva et al. 2017] para a variável CF.

Finalmente, a quarta abordagem indireta é chamada de Translação (TR β) em que é realizada uma translação dos valores da forma $f(U) = -u + \beta$. Assim, adiciona-se ao Inverso Aditivo um escalar positivo, β , suficientemente grande, de modo que os valores resultantes sejam positivos para cada DMU. Esta abordagem tem a limitação de ser válida somente para o modelo BCC (se for um output indesejável tem que ser orientado a input e vice-versa) e Aditivo, tendo em vista que o modelo CCR não é invariante à translação [Cooper et al. 2007]. Por outro lado, está abordagem apresenta uma vantagem com relação à abordagem ADD, pois permite aos modelos DEA trabalhar com valores positivos.

Levando em conta que três das quatro abordagens requerem operações matemáticas para lidar com variáveis indesejáveis e as limitações que isso condiz, é fácil compreender por que o enfoque de considerar as variáveis indesejáveis como inputs seja quase o único utilizado nos artigos da literatura LCA+DEA. No entanto, o tratamento das variáveis ambientais como inputs é contrário ao processo produtivo, já que tratam-se de saídas do processo. Além disso, a meta para a redução de emissões de uma DMU ineficiente não é necessariamente equivalente à redução dos recursos que contribuem a sua emissão, isto significa que as metas individuais para os recursos podem não ser realistas e não fornecer as emissões totais calculadas pelos modelos DEA.

Por outro lado, existem enfoques diretos para tratar com as variáveis indesejáveis que são aqueles que consideram a disponibilidade (*disposability*) fraca ou forte das variáveis indesejáveis. Entretanto, é importante ressaltar que esta abordagem somente deve ser utilizada se o decisor estiver certo sobre as relações técnicas entre o output indesejável e os demais inputs e outputs do problema. Brevemente, a disponibilidade expressa a relação entre os inputs e o output indesejável, assim uma disponibilidade forte significa que para reduzir o output indesejável, os inputs devem ser reduzidos em uma proporção semelhante. Já na disponibilidade fraca a proporção na redução dos inputs é menor do que a redução no output indesejável. Um modelo considerando a disponibilidade fraca pode ser encontrado em [Scheel 2001]. Uma discussão mais ampla sobre os outputs indesejáveis pode ser encontrado, por exemplo, em [Kao 2017].

Assim, pode ser visto que os outputs indesejáveis podem ser tratados de várias maneiras e, portanto, precisa-se de uma análise mais detalhada das suas condições de uso no contexto LCA+DEA. Além disso, é necessário analisar a determinação de benchmarks e a determinação de



metas para as unidades se tornarem eficientes. Também é necessária a análise da viabilidade e a operacionalidade destes resultados para determinar, se possível, o melhor enfoque e/ou suas condições de uso.

3.4. A análise dos pesos que compõem o índice de eco-eficiência

O índice de eficiência de DEA é, na sua proposta clássica, a soma ponderada dos outputs dividida pela soma ponderada dos inputs e o modelo matemático determina a ponderação dos pesos, os multiplicadores, de cada variável com total liberdade. Esta liberdade evidencia o caráter benevolente do enfoque que destaca o que cada DMU tem de melhor [Soares de Mello et al. 2005].

No entanto, tal como foi notado [Allen et al. 1997; Thanassoulis et al. 2004; Cooper et al. 2007] algumas variáveis podem ser ignoradas da análise, isto é, tem peso ou multiplicador zero para determinar seu índice de eficiência. É importante notar que nem sempre que um multiplicador é zero significa que a variável esteja sendo desconsiderada do índice, pois existe a característica de multiplicidade de pesos ótimos em DEA, isto é, existem diferentes conjuntos de pesos ótimos que fornecem o mesmo índice de eficiência para uma DMU.

No contexto do LCA+DEA, [Cristóbal et al. 2016] observaram que é possível que uma unidade seja eficiente apenas pela sua produção e um baixo consumo de um recurso, sem considerar as emissões, dando peso zero, mas eles contornaram essa situação de uma forma prática considerando apenas variáveis ambientais no modelo como inputs e a produção como output.

De um ponto de vista de DEA, esta situação ainda não foi analisada. É importante destacar que a inclusão de restrições aos pesos [Allen et al. 1997; Thanassoulis et al. 2004] não é viável neste contexto, já que implicaria um consenso entre os decisores que incluem os envolvidos com o processo de produção, os consumidores e a sociedade afetada pelos impactos ambientais. Por outro lado, existem métodos que não precisam de julgamentos de valor ou informação a priori [Angulo-Meza e Estellita Lins 2002] para reduzir o problema de benevolência em DEA, no entanto normalmente eles produzem o índice de eficiência mas não fornecem benchmarks e vice-versa. Por exemplo, a fronteira invertida [Soares de Mello et al. 2008] fornece um índice de eficiência, já a determinação de alvos e benchmarks através do modelo multiobjectivo MORO [Lins et al. 2004; Quariguasi Frota Neto e Angulo-Meza 2007] não fornece um índice de eficiência. Algumas opções a serem estudadas podem ser uma combinação enfoque multiobjectivo MORO com o índice de eficiência radial [Gomes Junior et al. 2013] ou o de Li e Reeves [Li e Reeves 1999] com o seu dual para benchmarks [de Carvalho Chaves et al. 2016], ou até um modelo de programação por metas [Rubem et al. 2017] entre outros.

Um outro ponto relacionado ao índice de eficiência trata de uma análise mais atenta à relação causal entre as variáveis tal como foi realizado por [Gomes et al. 2009] de forma a evitar que, quando na existência dos pesos zero, o índice de eficiência seja definido por variáveis sem relação causal.

Por tanto, é necessário analisar a distribuição dos pesos no índice de eco-eficiência, assim como de técnicas alternativas ou complementárias, como as já mencionadas, de forma a garantir que nenhuma variável seja desconsiderada da análise.

4. Comentários Finais

Neste artigo são apresentadas algumas questões do ponto de vista de DEA do enfoque que integra a Avaliação do Ciclo de Vida com a Análise Envoltória de Dados chamada de LCA+DEA. Embora muito utilizada desde a sua proposta inicial, não tem havido uma análise crítica deste enfoque do ponto de vista de DEA. Foram destacados quatro pontos importantes para análise e pesquisa: o uso do modelo DEA dentro do enfoque LCA; a escolha do modelo DEA a ser utilizado e a sua orientação; o enfoque para a inclusão das variáveis ambientais e a análise dos pesos que compõem o índice de eco-eficiência.

Além disso, apresentaram-se algumas propostas para uso de modelos e enfoques em DEA para trabalhos futuros no LCA+DEA.



Agradecimentos

Agradecemos ao CNPq e ao programa CYTED que apoia à rede temática BigDSSAgro Project pelo apoio financeiro.

Referências

Allen, R., Athanassopoulos, A., Dyson, R. G. e Thanassoulis, E. (1997). Weights restrictions and value judgements in data envelopment analysis: evolution, development and future directions. *Annals of Operations Research*, 73: 13-34.

Angulo-Meza, L. e Estellita Lins, M. P. (2002). Review of methods for increasing discrimination in data envelopment analysis. *Annals of Operations Research*, 116(1-4): 225-242.

Avadí, Á., Vázquez-Rowe, I. e Fréon, P. (2014). Eco-efficiency assessment of the Peruvian anchoveta steel and wooden fleets using the LCA+DEA framework. *Journal of Cleaner Production*, 70: 118-131.

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

Barba-Gutiérrez, Y., Adenso-Díaz, B. e Lozano, S. (2009). Eco-Efficiency of Electric and Electronic Appliances: A Data Envelopment Analysis (DEA). *Environmental Modeling & Assessment*, 14: 439-447.

Barr, R. S., Durchholz, M. L. e Seiford, L. M. (2000). Peeling the DEA onion: Layering and rank ordering DMUs using tiered DEA: Southern Methodist University.

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.

Cappelletti, G., Nicoletti, G. e Russo, C. (2010). Life cycle assessment (LCA) of Spanish-Style green table olives. *Italian Journal of Food Science*, 22(1): 3-14.

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

Cooper, W. W., Seiford, L. M. e Tone, K. (2007). A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software. New York: Springer.

Cordes, H., Iriarte, A. e Villalobos, P. (2016). Evaluating the carbon footprint of Chilean organic blueberry production. *International Journal of Life Cycle Assessment*, 21(3): 281-292.

Cristóbal, J., Limleamthong, P., Manfredi, S. e Guillén-Gosálbez, G. (2016). Methodology for combined use of data envelopment analysis and life cycle assessment applied to food waste management. *Journal of Cleaner Production*, 135: 158-168.

de Carvalho Chaves, M. C., Soares de Mello, J. C. C. B. e Angulo-Meza, L. (2016). Studies of some duality properties in the Li and Reeves model. *J Oper Res Soc*, 67(3): 474-482.



- Egilmez, G., Kucukvar, M. e Park, Y. S. (2016). Supply chain-linked sustainability assessment of the US manufacturing: An ecosystem perspective. *Sustainable Production and Consumption*, 5: 65-81.
- Emrouznejad, A. e 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. e Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. *Omega*, 17(3): 237-250.
- Gomes, E. G., Soares de Mello, J. C. C. B., E Souza, G. D. S., Angulo-Meza, L. e Mangabeira, J. A. d. C. (2009). Efficiency and sustainability assessment for a group of farmers in the Brazilian Amazon. *Annals of Operations Research*, 169(1): 167-181.
- Gomes Junior, S. F., Soares de Mello, J. C. C. B. e Angulo-Meza, L. (2013). DEA nonradial efficiency based on vector properties. *International Transactions in Operational Research*, 20(3): 341-364.
- Iribarren, D., Vázquez-Rowe, I., Moreira, M. T. e 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.
- Kao, C. (2017). Special Types of Input and Output Factors. In *Network Data Envelopment Analysis: Foundations and Extensions*, edited by Kao, C. Cham: Springer International Publishing, 113-131.
- Keyes, S., Tyedmers, P. e 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. e Grahl, B. (2014). *Life Cycle Assessment (LCA): A Guide to Best Practice*: Wiley Blackwell.
- Koopmans, T. C. (1951). Analysis of production as an efficient combination of activities. In *Activity Analysis of Production and Allocation*, edited by Koopmand, T. C.: John Wiley and Sons, Inc, 33 – 97.
- Li, X.-B. e Reeves, G. R. (1999). A multiple criteria approach to data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 115(3): 507-517.
- Lins, M. P. E., Angulo-Meza, L. e Moreira da Silva, A. C. (2004). A multi-objective approach to determine alternative targets in data envelopment analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 55(10): 1090–1101.
- Liu, J. S., Lu, L. Y. Y., Lu, W. M. e Lin, B. J. Y. (2013). A survey of DEA applications. *Omega (United Kingdom)*, 41(5): 893-902.
- Lo Giudice, A., Mbohwa, C., Clasadonte, M. T. e Ingrao, C. (2013). Environmental assessment of the citrus fruit production in sicily using lca. *Italian Journal of Food Science*, 25(2): 202-212.



Lozano, S., Iribarren, I., Moreira, M. e 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. e Feijoo, G. (2010). Environmental impact efficiency in mussel cultivation. *Resources, Conservation and Recycling*, 54: 1269-1277.

Martín-Gamboa, M., Iribarren, D., Susmozas, A. e Dufour, J. (2016). Delving into sensible measures to enhance the environmental performance of biohydrogen: A quantitative approach based on process simulation, life cycle assessment and data envelopment analysis. *Bioresource Technology*, 214: 376-385.

Pastor, J. T., Riuz, J. L. e Sirvent, I. (1999). An Enhanced DEA Russell Graph Efficiency Measure. *European Journal of Operational Research*, 115: 596-607.

PE International. GaBi 4 Software System and Databases for Life Cycle Engineering 2014 [cited. Available from <http://www.gabi-software.com/international/software/gabisoftware/>.

Quariguasi Frota Neto, J. e Angulo-Meza, L. (2007). Alternative targets for data envelopment analysis through multi-objective linear programming: Rio de Janeiro Odontological Public Health System Case Study. *Journal of the Operational Research Society*, 58: 865–873.

Rebolledo-Leiva, R., Angulo-Meza, L., Iriarte, A. e 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. d. S., Soares de Mello, J. C. C. B. e Angulo Meza, L. (2017). A goal programming approach to solve the multiple criteria DEA model. *European Journal of Operational Research*, 260(1): 134-139.

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

Schmidheiny, S. e 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., Angulo-Meza, L., Gomes, E. G. e Biondi Neto, L. (2005). Curso de Análise de Envoltória de Dados. In *Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, at Gramado.

Soares de Mello, J. C. C. B., Gomes, E. G., Angulo-Meza, L. e Leta, F. R. (2008). DEA Advanced Models for Geometric Evaluation of used Lathes. *WSEAS Transactions on Systems*, 7(5): 500-520.

Thanassoulis, E., Portela, M. C. e Allen, R. (2004). Incorporating Value Judgments in DEA. In *Handbook on Data Envelopment Analysis*, edited by Cooper, W. W., Seiford, L. M. and Zhu, J. New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow: Kluwer Academic Publishers, 99-138.

Tone, K. (2001). Slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 130(3): 498-509.

Tulkens, H. (1993). On FDH efficiency analysis: Some methodological issues and applications to retail banking, courts and urban transit. *Journal of Productivity Analysis*, 4(1/2): 183-210.



Vázquez-Rowe, I. e 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., Hospido, A., Moreira, M. T. e Feijoo Costa, G. (2011). Computation of Operational and Environmental Benchmarks Within Selected Galician Fishing Fleets. *Journal of Industrial Ecology*, 15(5): 776-795.

Vázquez-Rowe, I., Iribarren Lorenzo, D., Moreira, M. T. e 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.

Zhu, J. (2001). Super-efficiency and DEA sensitivity analysis. *European Journal of Operational Research*, 129(443-455).