



UMA ABORDAGEM MULTIVARIADA NA DETECÇÃO DE FATORES SOCIOAMBIENTAIS DOS PAÍSES ANEXO I DA CONVENÇÃO DO CLIMA

Laércio da Silveira Soares Barbeiro¹, Carlos Roberto Sanquetta², Ana Paula Dalla Corte², José Henrique Pedrosa Macedo², Mateus Niroh Inoue Sanquetta³

1. Mestre em Engenharia Florestal e graduando em Estatística da UFPR
(laeguitar@hotmail.com)

2. Professores do Departamento de Ciências Florestais da UFPR

3. Graduando em Engenharia Florestal da UFPR
Centro BIOFIX de Pesquisa em Biomassa e Sequestro de Carbono
Universidade Federal do Paraná - UFPR
Av. Lothário Meissner, 900 – Jardim Botânico
Curitiba – PR, 80.210-170 – Brasil

Recebido em: 30/09/2013 – Aprovado em: 08/11/2013 – Publicado em: 01/12/2013

RESUMO

Diversas variáveis estão associadas a questões climáticas em nível global. O entendimento dessas associações e as implicações para as economias do planeta constituem no objetivo dessa pesquisa. Para atender esse objetivo, utilizou-se a análise fatorial. Para compor essa análise, foram analisadas simultaneamente 22 variáveis tomadas de todos os países do Anexo I. Os resultados mostram que é possível analisar a questão climática mediante a divisão de cinco fatores, dentre os quais, o fator mais importante é uma combinação linear de variáveis associando a riqueza desses países com a emissão de CO₂ em diversos setores da econômica, como: indústria, transporte e agricultura. Os resultados permitem concluir que os países em desenvolvimento deveram enfrentar profundas transformações socioeconômicas para evitar o desastroso modelo de desenvolvimento dos países ricos.

PALAVRAS-CHAVE: Mudanças climáticas, países industrializados, análise fatorial, gases de efeito estufa.

A MULTIVARIATE APPROACH IN THE DETECTION OF SOCIAL AND ENVIRONMENTAL FACTORS OF ANNEX I COUNTRIES OF THE CLIMATE CONVENTION

ABSTRACT

Several variables are associated with global climate issues. Understanding these associations and the implications for the economies of the world were the objective of this research. To meet this goal, it was used factor analysis. To compose this analysis, 22 variables were analyzed simultaneously taken of all countries included in the Annex I. The results show that it is possible to analyze the climate issue through five factors, among which the most important factor is a linear combination of variables associated with the wealth of these countries and the CO₂ emissions in various sectors of the economy, such as industry, transportation and agriculture. The

results indicate that developing countries are going to face profound socioeconomic transformations to avoid the disastrous development model of the rich countries.

KEYWORDS: Climate Change, industrialized countries, factor analysis, greenhouse gases.

INTRODUÇÃO

As mudanças do clima estão inseridas nas discussões mundiais sobre os problemas ambientais e têm sido alvo de estudos, bem como da implementação de políticas internacionais, principalmente pelas possíveis consequências danosas que poderão ocorrer se não houver aplicação de mecanismos que estabeleçam parâmetros ambientais seguros (UNFCCC, 2013).

Um importante acontecimento histórico, frente às mudanças climáticas, foi a ratificação do Protocolo de Quioto em março de 2005. Tal protocolo estabeleceu que países desenvolvidos deveriam reduzir suas emissões em 5,2% com base nas emissões do ano de 1990. Também estabeleceu que para tal, poderiam lançar mão de três mecanismos de flexibilização dos quais, se destaca o Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL), que permite aos países do Anexo I investir em projetos nos países em desenvolvimento (não Anexo I) que resultam em redução ou fixação de CO₂ (ROCHA, 2003).

Essas reduções de emissões são chamadas de certificados de emissões reduzidas (CER) e servem para que os países Anexo I possam cumprir suas metas de redução ou remoção de GEE (gases de efeito estufa). Os recursos aplicados nos projetos implementados nos países não Anexo I, devem ser utilizados para promover o desenvolvimento sustentável (ROCHA, 2003).

O Anexo I do Protocolo de Quioto é composto por uma relação de 39 países e a Comunidade Europeia, listados na Convenção do Clima, que assumiram compromissos de reduzir emissões de GEE. São, basicamente, os países da Organização de Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE): Alemanha, Austrália, Áustria, Bélgica, Bielo-Rússia, Bulgária, Canadá, Comunidade Europeia, Croácia, Dinamarca, Eslováquia, Eslovênia, Espanha, Estônia, Federação Russa, Finlândia, França, Grécia, Hungria, Irlanda, Islândia, Itália, Japão, Letônia, Liechtenstein, Lituânia, Luxemburgo, Mônaco, Holanda, Nova Zelândia, Noruega, Polônia, Portugal, Reino Unido da Grã-Bretanha e Irlanda do Norte, República Tcheca, Romênia, Suécia, Suíça, Turquia, Ucrânia e Estados Unidos (ROCHA, 2003). Os países ditos não Anexo I do Protocolo de Quioto (países em desenvolvimento) são aqueles que não se comprometeram em assumir metas obrigatórias de redução de emissão, apesar de alguns adotarem ações voluntárias, como é o caso do Brasil (SANQUETTA et al., 2011).

As recomendações do Protocolo de Quioto não atingem somente os países historicamente mais poluidores, mas também cria um ambiente favorável para os países emergentes a diminuir suas cotas de CO₂, fazendo vistas ao desenvolvimento sustentável (ROCHA, 2003).

Mais do que declarar intenção em redução das emissões, os países emergentes devem estar atentos a uma economia cada vez mais competitiva, no qual, a adoção de boas práticas ambientais passou a ser uma exigência em médio prazo (TOURINHO et al., 2003).

Segundo TOURINHO et al. (2003), torna-se fundamental incentivar os países

em desenvolvimento a reduzirem suas emissões, de forma a contribuir para a redução mundial de emissões.

Para fazer frente às mudanças globais, não basta apenas uma mudança no comportamento individual, é preciso detectar fatores intrínsecos a macroeconomia global, principalmente tendo em vista os desafios do desenvolvimento sustentável. Em outras palavras, os países emergentes não conseguiram atingir o mesmo nível de desenvolvimento sócio econômico se não se adaptarem aos desafios ambientais (CEBDS, 2013).

Ao se adaptarem aos desafios climáticos, espera-se que os países emergentes não apenas hospedem projetos de MDL e sim, que esses países experimentem um desenvolvimento econômico sem causar danos ambientais severos. Isso significa que esses países precisam evitar o mesmo modelo de desenvolvimento adotado pelos países do Anexo I (CEBDS, 2013).

Para compreender o tema em apreço, é necessário entender a relação entre as variáveis socioeconômicas e ambientais que interferem no cenário global de mudanças climáticas, sobretudo nos países desenvolvidos. Através desse relacionamento é possível detectar quais as variáveis que afetam esse sistema, além de nortear as mudanças na conjuntura socioeconômica dos países emergentes, tendo como base os exemplos dos países pertencentes ao Anexo I (CEBDS, 2013).

Este trabalho teve como objetivo principal a análise integrada de variáveis socioeconômicas e ambientais dos países do Anexo I do Protocolo de Quioto. Faz parte também dos objetivos desse trabalho, elaborar um cenário macroeconômico visando detectar possíveis padrões de projetos de MDL para os países não Anexo I. A metodologia utilizada nesse estudo contempla técnicas estatísticas multivariadas como análise de componentes principais e análise fatorial.

MATERIAIS E MÉTODOS

Análise fatorial

A Análise Fatorial é uma técnica estatística multivariada que trata do relacionamento entre conjuntos de variáveis. A proposta essencial da análise fatorial é descrever, se possível, a estrutura de covariância do relacionamento entre diferentes variáveis em termos de um número menor de variáveis não observáveis, denominadas fatores. Com esses fatores, procura-se explicar a estrutura de covariância das variáveis observadas.

Sendo o vetor observável X , como p componentes, média μ e covariância Σ , o modelo fatorial postula que X é linearmente dependente de algumas variáveis aleatórias não observáveis F_1, F_2, \dots, F_m , chamadas fatores comuns, e p fontes de variação $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_p$, chamadas erros ou fatores específicos. Dessa forma, o modelo de análise fatorial é expresso por:

$$X = \mu + L \times F + \epsilon$$

$(px1)$ (pxa) (pxm) $(mx1)$ $(px1)$

Com $m < p$, ainda é a medida da variável μ_i , $i = 1, 2, 3, \dots, p$, ϵ_i é o i -ésimo fator específico, F_j é o j -ésimo fator comum, $j = 1, 2, 3, \dots, m$, e l_{ij} é o carregamento da i -ésima variável no j -ésimo fator. Os não observáveis vetores F e ϵ satisfazem as propriedades de independência linear e ainda:

$$E(F) = 0, \text{Cov}(F) = I \text{ e}$$

$$E(\epsilon) = 0, \text{Cov}(\epsilon) = \Psi,$$

onde Ψ é uma matriz diagonal com variância específica na diagonal principal. As suposições do modelo fazem com que se tenha uma decomposição da matriz de covariância em duas parcelas denominadas de comunalidade (h^2) e a porção da variância desta variável atribuída ao fator específico (Ψ).

Dentre as várias técnicas fatoriais existentes, optou-se pela análise Modo-R, ou seja, baseado na estrutura dos relacionamentos das variáveis. A associação (relacionamento) do conjunto de variáveis métricas foi obtida via matriz de correlação simples. Sendo assim, a análise fatorial partiu da premissa de que a variabilidade do conjunto de dados observados, evidenciado pela matriz de correlação, pode ser parcialmente explicada pela ação de um número reduzido de fatores, subjacente às observações.

A matriz de correlação reporta a magnitude das associações entre as variáveis, podendo os valores estar compreendidos entre -1 e 1. Como a matriz de correlação é adimensional, ela anula o efeito de escalas diferentes, o que facilita a interpretação do resultado. Para justificar a utilização da análise fatorial é necessário que haja um número substancial de variáveis correlacionadas. Na matriz, cada indicador deve apresentar correlação elevada com pelo menos alguns indicadores, não necessariamente com todos.

Isto significa que esse grupo de indicadores correlacionados tem um *constructo* em comum, capturado pelo fator comum. Se a correlação de um determinado fator for baixa com todos os outros, isto significa que ele não traduz, juntamente com qualquer outro indicador, qualquer ideia em comum.

As correlações entre as variáveis foram obtidas mediante o emprego do coeficiente de correlação linear de Pearson (r). Foi elaborada uma matriz de correlação que visou apontar o número de variáveis correlacionadas e, a partir disso, indicou a possibilidade de utilização da análise fatorial.

Ao término do cálculo da matriz de correlação foi realizado o cálculo do determinante de tal matriz. O valor do determinante indica a possibilidade da inversão da matriz. Caso o valor do determinante seja igual a zero não será possível empregar os métodos de extração de análise. Para avaliar a significância estatística de tais correlações, foi realizado o teste de significância, ao nível de 95% de confiança. As correlações consideradas significantes foram as que os valores dessa matriz estavam próximos de zero. Outros testes foram utilizados para avaliar a utilização dessa análise, como o *Teste Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) e o *Teste de Esfericidade de Bartlett*.

Os testes *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) e de esfericidade de *Bartlett*, indicam qual é o grau de suscetibilidade ou o ajuste dos dados à análise fatorial, i.e., qual é o nível de confiança que se pode esperar dos dados quando o seu tratamento pelo método multivariado de análise fatorial é empregado com sucesso. A estatística *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) é um indicador importante que mede o grau de correlação parcial entre as variáveis. Valores altos (entre 0,5 e 1,0) indicam que a análise fatorial é apropriada, enquanto valores baixos (abaixo de 0,5) indicam que a análise fatorial pode ser inadequada. Dessa forma, percebe-se que essa estatística é importante para avaliar combinações lineares entre as variáveis – fator chave na análise fatorial.

Dentro desse contexto, o cálculo da matriz de correlação anti-imagem também foi levado em consideração. Essa matriz mede a adequação amostral de cada variável para uso da análise fatorial, onde pequenos valores na diagonal principal levam a considerar a eliminação da variável. Os valores da diagonal

principal são medidas de adequação da amostra para variáveis individuais. Na maioria das análises, valores abaixo de 0,5 indicam a exclusão de variáveis na análise. A matriz de correlação anti-imagem apresenta correlações parciais, que são definidas pela correlação entre variáveis quando os efeitos das outras variáveis são considerados. Para avaliar a matriz anti-imagem, utilizou-se o teste de *Esfericidade de Bartlett*. Esse teste é baseado na distribuição estatística de *qui-quadrado* e testa a hipótese (nula H_0) de que a matriz de correlação é uma matriz identidade (cuja diagonal é 1,0 e todas as outras iguais a zero), i.e., que não há correlação entre as variáveis.

Valores de significância maiores que 0,1 indicam que os dados não são adequados para o tratamento com o método em questão; que a hipótese nula não pode ser rejeitada. Já valores menores que o indicado permite rejeitar a hipótese nula.

Após o cálculo dos indicadores de viabilidade de análise fatorial, procedeu-se a extração dos fatores, mediante a técnica de componentes principais. A solução da Componente Principal é obtida pela decomposição espectral da matriz de correlação em autovalores e autovetores. As componentes principais são combinações lineares das variáveis originais observadas.

A matriz quadrada transforma os dados originais em Componentes Principais. Para que ocorra essa transformação é necessário que a matriz de correlação sofra uma decomposição espectral, fornecendo os pares autovetores e autovalores associados.

A decomposição espectral da matriz de correlação fornece os pares autovalores/autovetores. As variáveis expressas em termos de vetores num sistema de coordenadas ortogonais, em que o comprimento representa a magnitude, agrupar-se-ão conforme o relacionamento entre si.

Por esses agrupamentos de vetores poderão passar eixos, denominados fatores, que acusarão, pelo valor da projeção dos vetores sobre os eixos, a carga fatorial (*factor loading*) das variáveis sobre si.

Os autovetores são calculados de tal modo a definir “ m ” vetores com tamanho unitário. Isso é alcançado multiplicando cada elemento do autovetor normalizado pela raiz quadrada do correspondente autovalor. O resultado é um fator, ou seja, um vetor constituído por cargas fatoriais. Dessa forma, a análise fatorial via componentes principais foi especificada em termos de seus pares de autovalor/autovetor, ou seja:

$$(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p), \text{ onde } \lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$$

Seja $m < p$ o número de fatores comuns extraídos. A matriz de carregamentos estimados, foi obtida pela expressão:

$$L = \left[\sqrt{\lambda_1} e_1 \quad \sqrt{\lambda_2} e_2 \quad \dots \quad \sqrt{\lambda_m} e_m \right]$$

As variâncias específicas estimadas foram obtidas pelos elementos da matriz:

$$\psi = S - LL'$$

$$\psi = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & 0 \\ 0 & \psi_2 & 0 \\ 0 & 0 & \psi_p \end{bmatrix}$$

$$\text{com } \psi_{ii} = S_{ii} - \sum_{j=1}^m l_{ij}^2$$

Esses fatores representam o número mínimo de causas que condicionam um máximo de variabilidade existente. A comunalidade (h^2) indica a eficiência dos mesmos na explicação da variabilidade total. As comunalidades representam a quantia de variância explicada pela solução fatorial para cada variável. Deve-se avaliar se as comunalidades atendem aos níveis de explicação considerada como mínimo aceitável de 0,5 (HAIR et al., 2005). As comunalidades foram estimadas por:

$$h_i^2 = l_{1i}^2 + l_{2i}^2 + \dots + l_{mi}^2$$

Para determinação do número m de fatores comuns baseou-se na proporção da variância amostral de cada fator, ou seja:

$$\frac{\lambda_j}{p}$$

A resolução fatorial por componentes principais (em Modo-R), que forneceu os pares de autovalores/autovetores ($\lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_p$, sendo que $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$). Desta forma, obteve-se a matriz de carregamentos (peso) através de:

$$L = \left[\sqrt{\lambda_1} e_{11} \sqrt{\lambda_2} e_{12} \dots \sqrt{\lambda_m} e_{1m} \right] = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e_{11} & \sqrt{\lambda_2} e_{12} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{1m} \\ \sqrt{\lambda_1} e_{21} & \sqrt{\lambda_2} e_{22} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sqrt{\lambda_1} e_{p1} & \sqrt{\lambda_2} e_{p2} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{pm} \end{bmatrix}$$

A matriz de variância específica foi obtida por:

$$\Psi = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & 0 \\ 0 & \psi_2 & 0 \\ 0 & 0 & \psi_p \end{bmatrix} \text{ com } \psi_{ii} = s_{ii} - \sum_{j=1}^m l_{ij}^2$$

As comunalidades foram estimadas por: $h_i^2 = l_{1i}^2 + l_{2i}^2 + \dots + l_{mi}^2 = \sum_{i=1}^m l_{ij}^2$

Assim, os resultados foram interpretados da seguinte forma:

- A contribuição do 1º fator para a variância $S_i^2 = S_{ii}^2$ da variável é l_{i1}^2
- A contribuição do 1º fator para a variância total é $S_{11} + S_{22} + \dots + S_{pp} = \sum_{i=1}^m l_{i1}^2$

Uma etapa importante na análise fatorial foi a escolha do número de fatores a serem extraídos, ou seja, embora o número de fatores seja igual ao número de variáveis.

Após a estimação dos fatores, procedeu-se ainda a rotação dos fatores. Essa rotação é feita para melhorar a apresentação dos fatores, facilitando sua interpretação.

Os carregamentos obtidos por meio da derivação dos carregamentos iniciais, mediante uma transformação ortogonal, tem a mesma habilidade para reproduzir a matriz de correlação. Essa é a matriz dos carregamentos rotacionada. As variâncias específicas ψ_i e as comunalidades h_i^2 também não se alteram. Essa rotação permite, em muitos casos, uma interpretação mais simples dos fatores. No entanto, nem sempre é possível obter esta estrutura simples, embora a rotação forneça uma estrutura próxima do ideal.

Variáveis Utilizadas

As informações utilizadas nesse trabalho foram extraídas de relatórios históricos obtidos em documentos da Agência Internacional de Energia (IAE, 2011), da Convenção das Nações Unidas sobre Mudanças Climáticas (UNFCCC, 2013), do Banco Mundial (TWB, 2011) e da Organização Unidas para Agricultura e Alimentação (FAO, 2012). Sendo assim, foram selecionadas 22 variáveis de todos os países membros no Anexo I. A listagem das variáveis utilizadas está apresentada na Tabela 1.

O vetor médio associado a cada observação foi o alvo principal da investigação apresentada nesse estudo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir dos dados coletados, foi criada uma matriz de dados de ordem 40x22, sendo 40 o número de países pertencentes ao Anexo I e, 22 o número de variáveis consideradas. Dessa matriz, calcularam-se as correlações existentes entre cada par de variáveis, criando-se a matriz de correlação linear. Essa matriz foi então decomposta em pares de autovalor e autovetor. De acordo com o critério do número de fatores, foram considerados cinco fatores representando um grau de explicação de 91,85%. A extração de cada fator pode ser visualizada na Figura 1.

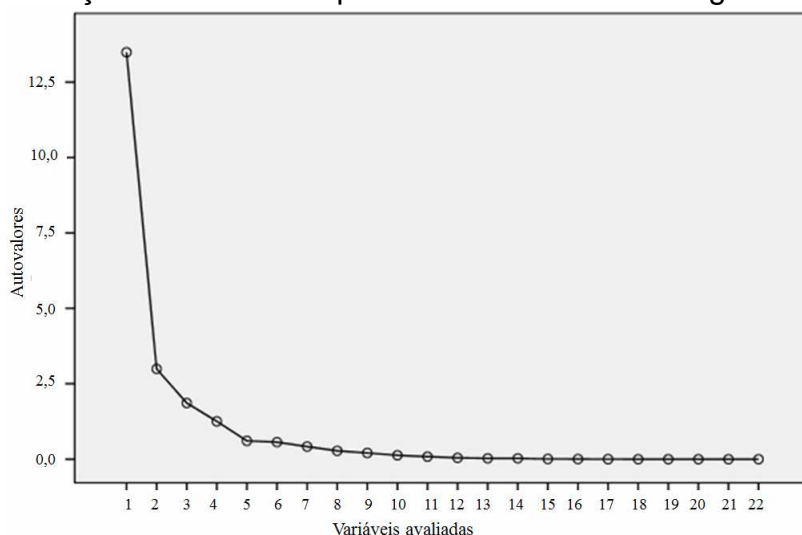


FIGURA 1 – Extração de autovalores das 22 variáveis analisadas para as componentes principais.

Posto isso, a base original de dados foi decomposta em cinco componentes principais, conforme mostra a Tabela 2. É possível notar que os cinco componentes principais captam cerca de 91,85% da informação original, ou seja, o modelo linear consegue captar a informação do ajuste com bom nível de aceite. A informação original passa a ser traduzida em um novo sistema de coordenadas que passa a substituir a matriz de dados originais com perda mínima de informação. A magnitude de cada um dos autovalores correspondentes aos fatores, bem como os autovalores acumulados e o total da variância explicada e acumulada, é apresentada na Tabela 2.

A escolha das variáveis para definir cada fator pode ser obtida de acordo com a matriz de carregamentos fatoriais. Assim, as variáveis que apresentam altos carregamentos num mesmo fator podem ser agrupadas, procurando sempre

estabelecer alguma relação técnica que justifique o agrupamento. A interpretação do agrupamento das variáveis nos fatores é subjetiva. No entanto, as variáveis que formam um fator necessariamente captam uma ideia em comum transmitindo parte da variabilidade do constructo em análise.

A matriz de carregamentos fatoriais foi formada e os fatores foram, então, sem alteração do grau de explicação, rotacionados pelo Método Varimax, sendo obtida, assim, a matriz de carregamentos fatoriais rotacionados. O resultado após a rotação Varimax é apresentado na Tabela 3.

Após a rotação, foram determinadas as comunalidades e as variâncias específicas de cada variável. A variância total pode ser dividida em duas partes: comunalidades (h^2_i) das variáveis e variâncias específicas (ψ_i) das variáveis. As comunalidades representam a porção da variância total que é atribuída aos fatores comuns. Já as variâncias específicas representam a porção da variância total atribuída à aleatoriedade. As comunalidades de cada variável, assim como as variâncias específicas são apresentadas na Tabela 4.

É possível verificar que as comunalidades obtidas são relativamente altas. Assim, o percentual da variância total atribuído aos cinco fatores comuns é grande e, conseqüentemente, o erro devido a aleatoriedade é pequeno. A Tabela 5 mostra o carregamento de cada variável nos fatores extraídos.

O primeiro fator, que explicou 58,82% da variação dos dados, foi composto pelas seguintes variáveis: Número de habitantes, GEE oriundo de energia gerada na indústria (Gg CO_{2e}), GEE oriundo de energia (Gg CO_{2e}), Emissão de CO₂ excluindo LULUCF (Gg CO_{2e}), Emissão de GEE excluindo LULUCF (Gg CO_{2e}), Emissão de GEE oriundas de LULUCF (Gg CO_{2e}), PIB (US\$), GEE oriundo de energia / emissões fugitivas, (Gg CO_{2e}), GEE oriundo de processos industriais (Gg CO_{2e}), GEE oriundo da agricultura (Gg CO_{2e}). Isso significa que o fator que mais contribuiu para elucidar o constructo analisado. Esse fator pode ser denominado de “desenvolvimento econômico”, uma vez que expressa a conjuntura financeira dos países do Anexo I. Esse fator é extremamente importante uma vez que associa a riqueza desses países com a emissão de CO₂ em diversos setores da economia, como indústria, transporte e agricultura. O consumo de energia também é captado por esse fator, sendo assim, o desenvolvimento desses países está amplamente associado ao consumo de energia e liberação de CO₂. Associado a essas emissões, o tamanho da população é uma variável associativa a esse fator, uma vez que o desenvolvimento industrial nessas nações é um fator chamativo para atrair imigrantes, o que certamente contribui para a elevação do número de habitantes.

É possível inferir que esse fator está amplamente associado ao modelo fóssil adotado durante a Revolução Industrial. O índice de diversidade biológica captado por esse fator não expressa necessariamente a qualidade ambiental e sim, informa que tais países possuem políticas florestais e ambientais sólidas que garantem a preservação do recurso biológico dentro de um contexto que envolve Unidades de Conservação, ou seja, as florestas existentes, assim como outros recursos ambientais são bem conservados. Dessa forma, torna-se coerente afirmar que a conservação de recursos ambientais está associada ao capital monetário.

O segundo fator foi responsável por 13% da informação apresentada. Pode ser denominado de “desenvolvimento social” uma vez que está associado à renda nacional bruta per capita, IDH e investimento em pesquisa. É possível identificar que a emissão de CO₂ per capita está associada a esse fator, o que evidencia que o consumo de CO₂ está associado à qualidade de vida. Em linhas gerais, isso significa

que o conforto dos cidadãos desses países está vinculado a uma maior emissão de CO₂ per capita, expressando um modelo de vida dos países ricos, no qual existe uma alta qualidade de vida associada a uma cultura de consumo. O investimento em pesquisa expressa uma política desenvolvimentista, cuja qualidade de vida está indissolúvel do compromisso científico.

O terceiro fator explicou cerca de 9% da variabilidade observada. Pode ser chamado de fator “área”. Isso significa que as emissões de CO₂ de um país, assim como as características econômicas e sociais independem do tamanho do território. Em termos práticos, isso significa que um pequeno país pode produzir emissões de CO₂ tão grandes quanto aqueles observados em países extensos como Estados Unidos e Canadá. Dessa forma, o tamanho de um país não foi um fator decisivo na conjuntura da poluição da atmosfera.

O quarto fator correspondeu ao uso do solo em floresta ou agricultura. Esse fator contribui com 1,78% da informação apresentada, sugerindo ser um fator relacionado com o uso do solo.

TABELA 1 – Variáveis utilizadas para a abordagem multivariada.

Variável
Número de habitantes
GEE oriundo de energia gerada na indústria (Gg CO _{2e})
GEE oriundo de energia (Gg CO _{2e})
Emissão de CO ₂ excluindo LULUCF (Gg CO _{2e})
Emissão de GEE excluindo LULUCF (Gg CO _{2e})
Emissão de GEE oriundas de LULUCF (Gg CO _{2e})
Rendimento Nacional Bruto (per capita)
Área de Agricultura (%)
Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)
Área do Território (km ²)
Emissão de CO ₂ (per capita)
Pesquisa e desenvolvimento (% do PIB)
PIB (US\$)
Percentual de Floresta no Território (%)
GEE oriundo de energia / emissões fugitivas (Gg CO _{2e})
GEE oriundo de processos industriais (Gg CO _{2e})
GEE oriundo da agricultura (Gg CO _{2e})
Emissão de CO ₂ incluindo LULUCF (Gg CO _{2e})
Índice de Diversidade Biológica
Uso de energia (tonelada de óleo)
Emissão de GEE do transporte (Gg CO _{2e})
Combustíveis renováveis e resíduos (%da energia total)

TABELA 2 – Autovalores e variância explicada pelas componentes

Componente	Autovalores		
	Total	% da Variância	Cumulativo %
1	13,491	61,321	61,32
2	2,993	13,606	74,93
3	1,863	8,468	83,40
4	1,253	5,697	89,09
5	0,607	2,760	91,85
6	0,565	2,567	94,42
7	0,418	1,900	96,32
8	0,277	1,259	97,58
9	0,205	0,932	98,51
10	0,131	0,594	99,10
11	0,085	0,388	99,49
12	0,043	0,193	99,68
13	0,028	0,127	99,81
14	0,028	0,126	99,94
15	0,008	0,036	99,97
16	0,004	0,019	99,99
17	0,001	0,005	100,00
18	0,000	0,002	100,00
19	0,000	0,000	100,00
20	0,000	0,000	100,00
21	0,000	0,000	100,00
22	0,000	0,000	100,00

TABELA 3 – Autovalores após a rotação das componentes principais

Componente	Autovalores após a Rotação		
	Total	% da Variância	Cumulativo %
1	12,426	56,48	56,48
2	2,762	12,553	69,033
3	2,033	9,239	78,272
4	1,784	8,11	86,382
5	1,203	5,47	91,852

O quinto fator foi denominado de energias renováveis, corresponde com 1,20 % da variabilidade dos dados. A baixa contribuição desse fator corrobora com a tese que os países do Anexo I tiveram seu desenvolvido baseado em energias não renováveis. Esse fator cria um ambiente propício a projetos sustentáveis aos moldes do MDL ou outro análogo, visto que a participação dessa modalidade de energia ainda é tímida.

Isso significa que esses países deverão reduzir suas emissões mediante o desenvolvimento de projetos de redução ou remoção de GEEs em países emergentes como Brasil, China e Índia por exemplo. Em linhas gerais, como o PIB é extremamente associado ao consumo de energia e a emissão de CO₂, é interessante para esses países investirem em projetos dessa natureza ao invés de que promover profundas mudanças na matriz energética nos seus próprios países.

Deste modo, indo ao encontro da proposta do MDL, os membros do Anexo I podem desenvolver projetos que contribuam para o desenvolvimento sustentável de países em desenvolvimento (não pertencentes ao Anexo I) de modo a ajudar na redução de suas emissões através da geração de créditos de carbono. No caso do Brasil, o setor sucroalcooleiro e a silvicultura podem vislumbrar a expansão de projetos com o viés do MDL em parceria com os países do Anexo I, visto que são

setores que produzirem matéria prima renovável na geração e cogeração de energia.

Outros tipos de projetos sustentáveis análogos podem e devem ser incentivados, com a perspectiva de reduzir emissões nos processos industriais e também no tratamento de dejetos e efluentes.

O Brasil se caracterizou por estar entre os líderes do MDL no primeiro período de compromisso do Protocolo de Quioto (MCTI, 2013; UNFCCC, 2013). Os empreendedores do país apresentaram mais de 300 projetos para aprovação junto à Autoridade Nacional Designada (AND) e grande parte destes foi registrada na Convenção do Clima (UNFCCC, 2013).

TABELA 4 – Comunalidade e Variância Específica

Variável	Comunalidade	Variância Específica
Número de habitantes	0,939	0,061
GEE oriundo de energia gerada na indústria (Gg CO _{2e})	0,991	0,009
GEE oriundo de energia (Gg CO _{2e})	0,996	0,004
Emissão de CO ₂ excluindo LULUCF (Gg CO _{2e})	0,996	0,004
Emissão de GEE excluindo LULUCF (Gg CO _{2e})	0,996	0,004
Emissão de GEE oriunda de LULUCF (Gg CO _{2e})	0,928	0,072
Rendimento Nacional Bruto (per capita)	0,823	0,177
Área de Agricultura (%)	0,886	0,114
Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)	0,862	0,138
Área do Território (km ²)	0,943	0,057
Emissão de CO ₂ (per capita)	0,692	0,308
Pesquisa e desenvolvimento (% do PIB)	0,826	0,174
PIB (US\$)	0,987	0,013
Percentual de Floresta no Território (%)	0,851	0,149
GEE oriundo de energia / emissões fugitivas (Gg CO _{2e})	0,940	0,060
GEE oriundo de processos industriais (Gg CO _{2e})	0,962	0,038
GEE oriundo da agricultura (Gg CO _{2e})	0,965	0,035
Emissão de CO ₂ incluindo LULUCF (Gg CO _{2e})	0,991	0,009
Índice de Diversidade Biológica	0,735	0,265
Uso de energia (tonelada de óleo)	0,997	0,003
Emissão de GEE / transporte (Gg CO _{2e})	0,966	0,034
Combustíveis renováveis e resíduos (% da energia total)	0,933	0,067

Ainda em respeito ao Brasil, é importante citar que se forem computadas as emissões oriundas na mudança do uso do solo e florestas, o Brasil passa a figurar entre os países que mais emitem CO₂, principalmente na conversão de floresta para agropecuária na Amazônia. Portanto, reduzir emissões de GEE pelo desmatamento deve ser pauta da política ambiental e florestal brasileira, uma vez que a criação de mecanismos que evitem emissões causadas por desmatamento pode ser uma saída para diminuir emissões geradas pelos países do Anexo I via mecanismo REDD (CGEE, IPAM, SAE, 2011).

Apesar do aparente fracasso do MDL florestal, esta seria uma opção também interessante e com grande potencial no Brasil. O país possui apenas três projetos aprovados nessa categoria (MCTI, 2013). Porém, o Brasil apresenta um potencial gigante nessa modalidade de projetos (MELLO et al., 2012), devido ao seu extenso

território e vocação para as atividades silviculturais.

TABELA 5 – Carregamento das Variáveis em Cada Fator.

Variáveis	Componente				
	1	2	3	4	5
Número de habitantes	0,961	-0,015	0,109	0,023	-0,060
GEE oriundo de energia gerada na indústria (Gg CO _{2e})	0,963	0,044	0,246	0,026	-0,023
GEE oriundo de energia (Gg CO _{2e})	0,977	0,079	0,181	0,022	-0,029
Emissão de CO ₂ excluindo LULUCF (Gg CO _{2e})	0,982	0,092	0,150	0,018	-0,034
Emissão de GEE excluindo LULUCF (Gg CO _{2e})	0,978	0,108	0,160	-0,005	-0,042
Emissão de GEE oriundas de LULUCF (Gg CO _{2e})	-0,882	0,122	-0,348	-0,111	-0,046
Rendimento Nacional Bruto (per capita)	0,006	0,898	0,013	0,013	0,126
Área de Agricultura no Território (%)	0,039	-0,172	-0,173	-0,908	-0,016
Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)	0,063	0,925	-0,042	0,022	0,004
Área do Território (km ²)	0,473	-0,052	0,832	0,139	-0,072
Emissão de CO ₂ (per capita)	0,279	0,563	0,510	0,027	-0,193
Pesquisa e desenvolvimento (% do PIB)	0,221	0,683	-0,077	0,262	0,485
PIB (US\$)	0,963	0,227	-0,059	0,030	-0,055
Área de Floresta no Território (%)	0,064	-0,036	-0,039	0,876	0,277
GEE oriundo de energia / emissões fugitivas (Gg CO _{2e})	0,729	-0,172	0,608	0,096	0,008
GEE oriundo de processos industriais (Gg CO _{2e})	0,933	-0,042	0,298	0,027	-0,038
GEE oriundo da agricultura (Gg CO _{2e})	0,941	0,074	0,258	-0,090	-0,004
Emissão de CO ₂ incluindo LULUCF (Gg CO _{2e})	0,979	0,145	0,092	-0,006	-0,053
Índice de Diversidade Biológica	0,677	0,259	0,436	-0,001	-0,139
Uso de energia (tonelada de óleo)	0,980	0,086	0,165	0,033	-0,027
Emissão de GEE / transporte (Gg CO _{2e})	0,968	0,152	0,068	-0,018	-0,021
Combustíveis renováveis e resíduos (% da energia total)	-0,173	0,180	-0,094	0,261	0,891

CONCLUSÃO

O modelo fatorial permitiu detectar padrões socioeconômicos frente às mudanças climáticas globais em países do Anexo I. Dessa forma, a técnica se mostrou bastante eficiente na transformação de informação em conhecimento.

O sistema de desenvolvimento das nações do Anexo I trataram os recursos naturais e suas funções como sendo ilimitados ou gratuitos, desta forma, incentivaram a exaustão dos recursos e a degradação dos ecossistemas. Nessa linha de raciocínio, percebe-se que as economias dos países dependem do meio ambiente como fonte de serviços de sustentação da vida e de matérias-primas.

A redução de CO₂ das emissões de países emergentes deverá ter um custo altíssimo, visto que essas nações estão em franca expansão e a redução de GEE deverá comprometer as riquezas geradas pelo setor industrial. Sendo assim, a cadeia produtiva deverá estar alicerçada sobre bases mais modernas, no que tange a obtenção e o processamento de energia. No entanto, isso só será possível mediante a criação e aperfeiçoamentos de mecanismos financeiros existentes que permitam a transferência de tecnologia.

REFERÊNCIAS

CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ESTRATÉGICOS – CGEE; INSTITUTO DE PESQUISAS DA AMAZÔNIA – IPAM; SECRETARIA DE ASSUNTOS ESTRATÉGICOS - SAE. REDD no Brasil: um enfoque amazônico: fundamentos, critérios e estruturas institucionais para um regime nacional de Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação Florestal – REDD. 3ª Edição: Brasília, DF: Centro de Gestão e Estudos Estratégicos, 2011. 156 p.

CONSELHO EMPRESARIAL BRASILEIRO PARA O DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL – CEBDS. **Estudo sobre adaptação e vulnerabilidade à variabilidade climática: casos do setor elétrico brasileiro.** Disponível em http://www.cebds.org.br/media/uploads/estudo_sobre_adapta%C3%A7%C3%A3o_e_vulnerabilidade_%C3%A0_mudan%C3%A7a_do_clima_o_caso_do_setor_el%C3%A9trico_brasileiro.pdf

CONVENÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS SOBRE MUDANÇAS CLIMÁTICAS - UNFCCC. Disponível em: http://unfccc.int/ghg_data/ghg_data_unfccc/items/4146.php>. Acesso em: 8 mai. 2013.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF UNITED NATIONS - FAO. **Statistics.** Disponível em: <<http://www.fao.org/corp/statistics/en/>>. Acesso em: 10 mai. 2013.

HAIR JUNIOR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Análise Multivariada de Dados.** Editora Bookman, Porto Alegre. Agência Internacional de Energia. 2005. 593p.

INTERNATIONAL ENERGY ASSOCIATION - IAE. **Climate and electricity annual 2011.** Disponível em <http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/name,34728,en.html>

MELLO, A.P. et al. Individual biomass and carbon equations for Mimosa scabrella Benth. (bracatinga) in southern Brazil. **Silva Fennica**, v. 46, n. 3, p. 333-343. 2012.

MINISTÉRIO DE CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO – MCTI. **Projetos aprovados no MDL.** Disponível em <http://www.mct.gov.br/index.php/content/view/57967.html>

ROCHA, M.T. **Aquecimento global e mercado de carbono: aplicação da ferramenta CERT.** Tese (Doutorado). Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, 2003. 196p.

SANQUETTA, C.R.; DALLA CORTE, A.P.; MAAS, G.C.B. The role of forests in climate change. **Quebracho**, v.19, n. 2, p. 84-96. 2011.

THE WORD BANK - TWB. Disponível em: <<http://data.worldbank.org/>>. Acesso em: 10 mai. 2013.

TOURINHO, O. A. F.; DA MOTTA, R. S.; ALVES, Y. L. B. **Uma aplicação ambiental de um modelo de equilíbrio geral**. Rio de Janeiro: IPEA, 2003. Texto para discussão n. 976. Disponível em: http://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/TDs/td_0976.pdf. Acesso em: 5 mai. 2013.