

Ranah Duarte Costa

**Modelo de equações estruturais aplicados à
avaliação cognitiva: um estudo de caso em
crianças ribeirinhas expostas ao mercúrio.**

Niterói - RJ, Brasil

18 de janeiro de 2017

Ranah Duarte Costa

**Modelo de equações estruturais
aplicados à avaliação cognitiva: um
estudo de caso em crianças
ribeirinhas expostas ao mercúrio.**

Trabalho de Conclusão de Curso

Monografia apresentada para obtenção do grau de Bacharel em
Estatística pela Universidade Federal Fluminense.

Orientador: Profa. Dra. Ludmilla da Silva Viana Jacobson

Niterói - RJ, Brasil

18 de janeiro de 2017

Ranah Duarte Costa

**Modelo de equações estruturais aplicados à
avaliação cognitiva: um estudo de caso em
crianças ribeirinhas expostas ao mercúrio.**

Monografia de Projeto Final de Graduação sob o título “*Modelo de equações estruturais aplicados à avaliação cognitiva: um estudo de caso em crianças ribeirinhas expostas ao mercúrio.*”, defendida por Ranah Duarte Costa e aprovada em 18 de janeiro de 2017, na cidade de Niterói, no Estado do Rio de Janeiro, pela banca examinadora constituída pelos professores:

Profa. Dra. Ludmilla da Silva Viana Jacobson
Departamento de Estatística – UFF

Prof. Dr. Jony Arrais Pinto Junior
Departamento de Estatística – UFF

Prof. Dr. Hugo Henrique Kegler dos Santos
Departamento de Estatística – UFF

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca de Pós-graduação em Matemática da UFF

C837 Costa, Ranah Duarte

Modelo de equações estruturais aplicados à avaliação cognitiva: um estudo de caso em crianças ribeirinhas expostas ao mercúrio / Ranah Duarte Costa. – Niterói, RJ: [s.n.], 2017.

47f.

Orientador: Prof^ª.Dr^ª. Ludimila da Silva Viana Jacobson.

TCC (Graduação de Bacharelado em Estatística) – Universidade Federal Fluminense, 2017.

1. Análise fatorial. 2. Modelo de equação estrutural. 3. Cognição. I. Título.

CDD 519.5354

Resumo

A modelagem de equação estrutural (MEE) é uma poderosa técnica estatística que permite o pesquisador estudar o comportamento simultâneo de diversas variáveis em um modelo. Na área de saúde os modelos de equações estruturais têm sido bastante usados em estudos psicológicos. O presente trabalho tem como objetivo estimar modelos de equações estruturais para avaliar o efeito da exposição ao mercúrio sobre a cognição de crianças ribeirinhas, residentes na região da Amazônia Brasileira. Para análise foi utilizado o *software* R e seu pacote chamado *lavaan*. Trechos do código no R estão apresentados no trabalho para auxiliar o entendimento desse pacote. Para a aplicação do MEE foram usados dados do projeto “Avaliação de risco em comunidades potencialmente expostas ao mercúrio na bacia do Rio Madeira - RO”. Domínios cognitivos (memória, inteligência, atenção e função executiva e função motora) e variáveis indicadoras ligadas a características infantis e socioeconômicas foram incluídas no MEE. A validação dos fatores (domínios) foi feita através da análise fatorial confirmatória (AFC). Considerando o resultado dessa análise, para o ajuste dos modelos, somente os fatores *memória*, *atenção e função executiva* e *função motora* apresentaram associação com a variável resposta. As medidas de ajuste dos modelos foram obtidas e nem todas as variáveis mostraram significância. O mercúrio mostrou efeito significativo no modelo e indicando que ele e a cognição tem direções opostas.

Palavras-chaves: mercúrio, modelo de equação estrutural, análise fatorial confirmatória, cognição.

Agradecimentos

Agradeço a minha família, meus pais que financiaram meus estudos ao longo da vida e sempre me apoiaram nas minhas escolhas.

Aos meus gatinhos Farofa e Rudnelson que escolhiam deitar no teclado do computador bem na hora que eu estava escrevendo.

Ao meu irmão Kaleb, que com seu senso de humor pouco compreendido pelos outros sempre me incentivou com as mais duras palavras.

Ao Natan, que em inúmeras vezes me ajudou e me incentiva todo dia a conseguir alcançar meus sonhos mesmo que as vezes meio grosso no modo de falar, mas eu entendo. Obrigada por fazer minha vida mais feliz e completa.

As minhas grandes amigas Fati e Thayane que mesmo que a vida tenha nos afastado fisicamente sempre mantemos a mesma amizade.

Os meus amigos da UFF que tornaram essa caminhada mais alegre mesmo tendo algumas dificuldades no caminho, em ordem alfabética : China, Gabi Black, Gabi White, Gabriel, Igor, Lari, Paola, Pati, Ralado, Rapha, Rebecca, Thalita, Thays e Tiago.

A professora Ludmilla que aceitou me orientar e sempre esteve disposta a me ajudar, me explicar e a me acalmar, você é maravilhosa!!!

A todos os professores da UFF que me deram aula e contribuíram na minha formação.

Ao professor Jony e Hugo que aceitaram participar da minha banca.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

1	Introdução	p. 11
1.1	Epidemiologia dos efeitos da exposição ao mercúrio.	p. 14
1.1.1	Justificativa	p. 16
2	Objetivos	p. 17
2.1	Objetivo Geral	p. 17
2.2	Objetivos Específicos	p. 17
3	Materiais e Métodos	p. 18
3.1	Área de Estudo	p. 18
3.2	Banco de Dados	p. 18
3.2.1	Testes de cognição	p. 19
3.3	Modelo de Equações Estruturais	p. 19
3.3.1	Análise Fatorial Confirmatória	p. 21
3.3.2	Diagrama de caminhos	p. 22
3.3.3	Modelo Estrutural	p. 23
3.3.4	Identificação do Modelo	p. 23
3.3.5	Estimação do modelo	p. 25
3.3.6	Avaliação do Ajuste e Validação do Modelo	p. 26

4	Análise dos Resultados	p. 29
4.1	Análise Gráfica dos Testes Cognitivos	p. 29
4.2	Estimação e Validação do Modelo	p. 33
4.3	Modelo de Equações Estruturais	p. 35
5	Conclusão	p. 43
	Referências	p. 45

Lista de Figuras

1	Símbolos geométricos para representação gráfica dos modelos.	p. 22
2	Diagrama do modelo de mensuração.	p. 23
3	Modelo teórico da relação entre desenvolvimento cognitivo e exposição ao mercúrio e oustras variáveis de ajuste.	p. 24
4	Nível de mercúrio no cabelo das crianças da amostra.	p. 30
5	Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a inteligência.	p. 30
6	Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a memória.	p. 31
7	Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a atenção e funções executivas.	p. 31
8	Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a funções mo- toras.	p. 32
9	Especificação do modelo de AFC no R	p. 33
10	Escore Fatoriais da primeira AFC	p. 34
11	Medidas de variância da primeira AFC	p. 34
12	Escore fatoriais da segunda AFC	p. 35
13	Medidas de variância da segunda AFC	p. 35
14	Especificação do MEE no R (Parte I)	p. 37
15	Especificação do MEE no R (Parte II)	p. 37
16	Escore fatoriais para o Modelo 1	p. 37
17	Coefficientes estimados para o impacto de cada variável na cognição in- fantil do Modelo 1	p. 38
18	Medidas de variância para o Modelo 1	p. 38
19	R^2 das variáveis para o Modelo 1	p. 39

20	Escores fatoriais para o Modelo 2	p. 40
21	Coefficientes estimados para o impacto de cada variável na cognição infantil do Modelo 2	p. 40
22	Medidas de variância para o Modelo 2	p. 41
23	R^2 das variáveis para o Modelo 2	p. 41
24	Código no R para gerar gráfico de caminhos	p. 42
25	Diagrama de caminhos gerado pelo pacote <i>semPlot</i> para o modelo 2 . .	p. 42

Lista de Tabelas

1	Síntese do objetivo de cada teste neuropsicológico aplicado na amostra	p. 20
2	Dicionário das siglas presentes na Figura 2.	p. 22
3	Índice de validação do modelo e seus valores de referência	p. 28
4	Relações especificadas no <i>Lavaan</i>	p. 33
5	Índice de validação do modelo para a primeira AFC	p. 35
6	Índice de validação das AFC	p. 36
7	Índice de validação do Modelo 1	p. 39
8	Índice de validação dos MEE	p. 40

1 Introdução

O mercúrio é um elemento químico, que pode ser encontrado no solo, ar e água. Seu ponto de ebulição é $356,7^{\circ}\text{C}$ e seu ponto de fusão é $-38,83^{\circ}\text{C}$. É um metal muito denso e com alta força de atração que faz com que seja capaz de ligar-se a rochas ou minerais formando pequenas esferas. Quando esse elemento liga-se ao ouro, prata, chumbo, etc., ele forma o que é conhecido como amálgamas. Seu uso industrial é bastante amplo podendo ser usado em termômetros, barômetros, lâmpadas, medicamentos, corantes, entre outros [1].

No garimpo, especificamente, o mercúrio é importante no garimpo artesanal, pois é através dele que os garimpeiros conseguem facilitar a exploração dos minerais, uma vez que em sua forma líquida ele atrai o ouro que se encontra diluído em um determinado solo, formando as amálgamas. Apesar dessa agilidade que esse elemento proporciona aos trabalhadores, essa substância é responsável por gerar graves danos ao meio ambiente e aos seres humanos.

A Resolução estabelecida pelo Conselho Estadual do Meio Ambiente do Estado do Amazonas (RESOLUÇÃO/CEMAAM/Nº. 011/2012), está estabelecido o uso de mercúrio se apresentado “documento de comprovação da origem do mercúrio até 30 dias da emissão da licença ambiental”, ou seja, se alguma empresa for utilizar o mercúrio, terão que utilizar uma forma segura e usar métodos que possam recuperar o mercúrio descartado.

No Brasil existem 20 leis controlando o uso de mercúrio em garimpos, que apesar de ser proibido, seu uso é altíssimo. Cerca de 50 toneladas por ano são usadas ilegalmente. A maior parte da atividade de garimpos de ouro no Brasil encontra-se na região Amazônica. [2].

A exposição ao mercúrio pode gerar problemas graves aos trabalhadores e também a população ao redor dos garimpos, por conta da contaminação do meio ambiente pelo metal [3]. Depois de formar as amálgamas os garimpeiros precisam separar o minério encontrado do mercúrio, para isso é necessário o aquecimento dessa mistura fazendo com

que o mercúrio seja vaporizado de forma artesanal e assim liberando o metal tóxico para o meio ambiente da região [4]. O mercúrio sofre um processo chamado de biomagnificação, que consiste no aumento da concentração da substância em organismos vivos, a medida que percorre a cadeia alimentar e passando de um nível trófico para outro, e assim aumentando a concentração da substância [5].

Os seres humanos que são expostos ao mercúrio de forma direta ou indireta, tem chances de desenvolver danos relacionadas a essa contaminação; doses muito elevadas desse podem ser fatais, porém doses muito baixas podem ser muito prejudiciais a saúde e ocasionar danos no desenvolvimento neurológico, no sistema imunológico, cardiovascular e reprodutivo [6]. O mercúrio é um agente teratogênico, substância que estando presente durante a vida embrionária ou fetal produz alteração na estrutura física ou neurológica do bebê. O mercúrio na sua forma orgânica, que são ligados a radicais do carbono como o metilmercúrio se estabelece no corpo humano a partir da via oral, na ingestão de peixes que estão contaminados, tem maior capacidade de transferência embrionária, porém na forma inorgânica, na forma de sais de mercúrio e é estabelecida pela absorção inalatória, tem uma menor chance de atravessar a barreira placentária sendo encontrado em maior quantidade no líquido amniótico e no leite materno [7].

O mercúrio quando é absorvido pelos seres-humanos se acumula nos rins, fígados e no sistema nervoso central (SNC), as manifestações de intoxicação pelo mercurio podem ser agudas ou crônicas. As agudas são devidos a ingestão de alimentos contaminados pelo metilmercúrio, e seu quadro pode variar de leve a letal. Os principais sintomas são: vômitos frequentes, tremores, paralisia, perda de voz, cegueira, coma e morte. Já a intoxicação crônica afeta principalmente o SNC, causando parestesia que é uma sensação desagradável na pele que vai de queimação e coceira á dormência, perda ou irregularidade da coordenação muscular, dificuldade de articular palavras, fraqueza, fadiga e incapacidade de concentração, perda de audição, coma e morte [8].

Existem exames para detectar o nível de mercúrio no corpo humano. Tanto sua forma orgânica ou inorgânica são absorvidas e se distribuem pelo sangue. Desse modo, a excreção do mercúrio inorgânico é bastante representativo através da urina; já o mercúrio orgânico é praticamente todo escretado pelas fezes. Outras vias de excreção desse elemento são: suor, ar exalado, cabelo, descamação de pele e unha. Exames de sangue e pelo cabelo são eficazes para descobrir o grau de exposição de mercúrio no corpo e medir os possíveis efeitos na saúde, esses dois exames são eficazes tanto para o mercúrio na forma orgânica como na inorgânica, porém o exame pelo cabelo além de mostrar a concentração no

corpo, com ele também é capaz de saber a exposição pregressiva. O valor de referência de mercúrio em pessoas não expostas é de até $2\mu\text{g}/\text{dL}$ para o sangue e de até $2\mu\text{g}/\text{g}$ no cabelo [9].

O acidente mundialmente conhecido onde, o mercúrio foi responsável por agravos da saúde pública, foi em 1955 na cidade de Minamata, no Japão. Na década de 30 uma empresa que fabricava etanal, que é um composto orgânico usado para a fabricação de plástico, se instalou na região e jogava seus resíduos que continham mercúrio nos rios. A doença demora um tempo para se desenvolver então, somente em 1956 surgiram os primeiros casos de contaminação pelo mercúrio, os hospitais da região começaram a receber diversos pacientes que apresentavam os mesmos sintomas e muitos deles indo a óbito pouco tempo depois. A princípio acreditavam que se tratava de uma epidemia, porém perceberam que cachorros, gatos e aves estavam morrendo com os mesmos sintomas, foi descoberto que um fator comum entre as vítimas era o consumo de peixes da baía de Minamata. Depois de 10 anos foi constatado que os sintomas eram proveniente do consumo de peixes contaminados por mercúrio, principal fonte de alimento da população da região, mais de 900 pessoas morreram em decorrência da contaminação e milhares de pessoas tiveram algum sintoma ocasionados pela contaminação. Foi estimado que a empresa descartou de 200 a 600 toneladas de metilmercúrio na baía, batalhas judiciais fizeram com que a empresa indenizasse as vítimas, porém até hoje é possível observar o resultado da contaminação [10] [11] [12].

No Brasil, existem inumeros casos de contaminação de mercúrio por conta do garimpo e, mais especificamente na região norte, onde esse tipo de atividade é uma importante fonte de renda, talvez a única, para uma parcela significativa da população que reside nessa região [13]. Um dos garimpos mais conhecidos do Brasil é o de Serra Pelada situado no estado do Pará que passou a ser conhecido em 1980. Houve um grande número de trabalhadores que foram explorar os minérios dessa região. Os trabalhadores acostumados a trabalhar de forma artesanal não deram a devida atenção para a segurança de trabalho, o que ocasionou problemas de desmoramentos. Em julho de 1983 houve um grave acidente na região que vitimou 19 garimpeiros [14].

Diversos estudos mostraram que a exposição ao mercúrio exerce danos a saúde humana e para podermos mensurar tais agravos, métodos são necessários para avaliar esses efeitos. Pesquisas vem mostrando que além de coleta de amostras de sangue e cabelo, podemos fazer testes cognitivos e clínicos específicos voltados as áreas do corpo humano onde já se sabe que é afetado devido a exposição ao mercúrio, por exemplo, o equilíbrio.

Os desfechos de saúde mais observados pelos estudos foram as doenças psiquiátricas, neurológicas degenerativas, imunológicas, etc. Além destes, sinais e sintomas também foram associados a exposição como dores musculares, inflamação nas gengivas, diminuição da acuidade visual, dificuldade na pronúncia da fala, distúrbio de equilíbrio, tremor muscular, esquecimento progressivo, sintomas característicos da depressão e nos casos mais graves, movimentos compulsivos involuntários [15].

1.1 **Epidemiologia dos efeitos da exposição ao mercúrio.**

Uma revisão da literatura com os termos “methylmercury” e “neuropsychological test” no site Pubmed gerou em torno de 20 artigos científicos de todo o mundo. Para este trabalho, selecionamos 3 destes para reflexão e descrição apresentada abaixo.

Nas ilhas Faroe, há um grande consumo de carne de baleia pelos humanos e essas estão expostas ao metilmercúrio. No estudo realizado por Debes e colaboradores (2016) foi coletado amostra de cordão umbilical para verificar a concentração de mercúrio que o bebê foi exposto no período perinatal, e amostras de cabelo da mãe. Nos 814 indivíduos que permaneceram na coorte de nascimento, aos 22 anos foi medido o nível de metilmercúrio no sangue e no cabelo. O primeiro estudo sobre os efeitos cognitivos aconteceram aos 7 e 14 anos, no qual mostrou que os efeitos vistos com 7 anos continuaram as 14 anos. Após 8 anos, com 22 anos, foi feita uma nova análise da exposição perinatal ao mercúrio, para avaliar seus efeitos sobre testes cognitivos. Foi feito um modelo de regressão múltipla que confirmou a associação do mercúrio no cordão umbilical com os testes de compreensão verbal, Teste de Nomeação Boston (BNT), os subteste Sinonimo e Antonimo do teste WJIII e o Teste de Aprendizado Verbal da Califórnia (CVLT). O MEE foi definido a partir de uma análise fatorial confirmatória, onde definiu uma variável latente denominada “fator intelectual geral”, no qual agrupou os resultados dos testes cognitivos, e outra variável latente que se referiu a exposição, ou seja, incluiu informações da exposição perinatal e consumo de carne de baleia durante a gravidez. O resultado do MEE mostrou que a exposição ao metilmercúrio afetou negativamente a cognição dos participantes [16].

Um estudo foi feito em três comunidades ribeirinhas do estado do Pará, a saber Brasília legal, São Luís do Tapajó e Santana do Itaquí. As comunidades de Brasília legal e São Luis do Tapajós estão localizados na bacia do rio Tapajós, um dos principais afluentes do Amazonas e a bacia hidrográfica conhecida pelo risco de contaminação pelo mercúrio devido as atividades mineradoras da região. Santana do Itaquí está localizado no rio

Amazonas, e é um bairro do município de Santarém e está localizado fora da área de risco da contaminação. A Alimentação base dessas três comunidades era o consumo de peixes da região e o consumo da água dos rios sem nenhum tipo de tratamento. O objetivo do artigo era entender os padrões da exposição e determinar os riscos da intoxicação pelo mercúrio, e quando possível diferenciar esses efeitos de outras condições de saúde que podem estar presentes nessas populações expostas. A amostra constituía em pessoas de todas as idades, com ênfase em crianças menores de 14 anos e mulheres em idade fértil, pois esses dois grupos consistem em 50% da população de todas as comunidades (246 indivíduos de Brasília Legal, 333 de São Luís do Tapajós e 326 de Santana do Ituqui). Foram apresentadas as descritivas das informações clínicas e epidemiológicas e o resultado das análises de mercúrio das três comunidades, e verificou-se a relação entre o nível de mercúrio no cabelo e a idade. Para o estudo foi passado um questionário que coletava informações sobre condições de vida, status de saúde, além de exames clínicos, físicos e coleta de urina, fezes, sangue e cabelo. Peixes da região também foram coletados. Os resultados gerais mostraram que: os peixes de Brasília Legal e São Luís do Tapajós apresentavam níveis de mercúrio acima de $0,480\mu\text{g}/\text{g}$, enquanto em Santana de Ituqui não passa de $0,150\mu\text{g}/\text{g}$. Os exames de cabelo mostraram que em Brasília Legal a faixa etária de 21 a 25 anos apresentou maior nível de mercúrio que foi de $15,25\mu\text{g}/\text{g}$, em Tapajós o maior nível foi na faixa etária de 11 a 5 anos e apresentou em média $23,4\mu\text{g}/\text{g}$. Já em Santana do Ituqui o maior nível foi de $5\mu\text{g}/\text{g}$ na faixa de 16 a 20 anos [17].

Outro estudo foi realizado na cidade de Granada, localizada na Espanha, que é um dos maiores consumidores de peixes da Europa. A bacia do Mediterrâneo, de onde veem os peixes consumidos em Granada, é um grande depósito de sulfeto de mercúrio e os maiores predadores desse composto são os peixes que habitam essa bacia. O objetivo é investigar a exposição pelo mercúrio das crianças na pré-escola, quantificando o nível da substância no cabelo, examinando a influência do consumo de peixe na infância e a evolução desses efeitos combinados na cognição e desenvolvimento motor aos 4 anos de idade. A amostra foi constituída de 210 crianças. As crianças foram acompanhadas do nascimento, onde foram coletados dados para o estudo, e 4 anos depois para avaliar os exames cognitivos. A concentração de mercúrio no cabelo mostrou associação com as variáveis relacionadas a memória e área verbal. Foi visto que o desenvolvimento neurológico está relacionado ao consumo de determinadas espécies de peixe [18].

1.1.1 Justificativa

Com base na revisão da literatura, verificamos que não existem estudos na Amazônia brasileira relacionando a exposição ao mercúrio e a cognição infantil medida por testes neuropsicológicos. Devido a importância de se conhecer estes efeitos, que este trabalho de final de curso se justifica.

Desta forma, este projeto está dividido em cinco capítulos, sendo esta introdução o primeiro capítulo. O segundo capítulo apresenta os objetivos gerais e específicos, no terceiro capítulo retrata os materiais e métodos usados nesse projeto, o quarto capítulo esta a análise dos resultados e o último capítulo apresenta a conclusão

2 Objetivos

2.1 Objetivo Geral

Avaliar o efeito da exposição ao mercúrio na cognição infantil, em residentes de comunidades ribeirinhas de Porto Velho, Amazônia brasileira.

2.2 Objetivos Específicos

- Verificar a relação entre os testes psicológicos de cognição e os níveis de mercúrio no cabelo; item A partir da análise fatorial confirmatória, construir o indicador de desenvolvimento cognitivo;
- Estimar um modelo de equações estruturais para o efeito da exposição ao mercúrio no desenvolvimento cognitivo.

3 Materiais e Métodos

Este capítulo apresenta a população e área de estudo, assim como descreve o banco de dados e as variáveis de pesquisa. Os testes psicológicos ligados ao desenvolvimento cognitivo das crianças são apresentados. Todas as etapas para estimação de um modelo de equações estruturais são descritas, incluindo as medidas de qualidade de ajuste.

3.1 Área de Estudo

Porto Velho é um município brasileiro e capital de Rondônia. A cidade foi fundada por uma empresa norte-americana chamada Madeira Mamoré Railway Company, durante a construção da Estrada de Ferro Madeira-Mamoré. Em 1914 foi legalmente reconhecida como município do Amazonas e se tornou capital de Rondônia em 1943. A população estimada é de 511.219 habitantes (IBGE 2016), é o município mais populoso do estado de Rondônia e o quarto mais populoso da Região Norte, ficando atrás de Manaus, Belém e Ananindeua. Porto Velho é a capital brasileira com maior área territorial com pouco mais de 34 mil km^2 . A cidade está situada na margem leste do Rio Madeira, afluente principal do rio Amazonas, possui grande quantidade de ouro em seu leito e até pouco tempo, na época da vazante, abrigava 30.000 garimpeiros [19].

3.2 Banco de Dados

As análises apresentadas neste trabalho foram feitas com os dados de uma amostra de 224 crianças atendendo a faixa etária de 6 a 14 anos nos grupos escolares das comunidades do município de Porto Velho que são Cujubim, Nova Teotônio, Riacho Azul, São Domingos, Novo Engenho Velho, Morrinhos e Santa Rita. Foi aplicado um questionário estruturado com variáveis sobre a saúde e características individuais e socioeconômicas das crianças e de seus pais. Além disso, foram medidos o peso, altura e a quantidade de mercúrio no cabelo das crianças. As variáveis utilizadas neste trabalho foram:

- Infantil: idade, sexo, IMC, peso, altura, escolaridade, nome da escola, reprovação, baixo peso ao nascer, desenvolvimento mental anormal, problema de visão, consumo de castanha do Pará, frequência no consumo de peixe, tipo de peixe consumido, dificuldades, quantidade de mercúrio no cabelo;
- Materna: escolaridade, problemas na gravidez, duração da gravidez, malária durante a gravidez, renda.

3.2.1 Testes de cognição

Foram realizados 10 testes padronizados para avaliar a cognição infantil. Os testes foram organizados em 3 blocos que equivalem a três sessões de 45 minutos cada para não cansar a criança e garantir a qualidade das avaliações. A Tabela 1 mostra o nome dos testes neuropsicológicos aplicados e seus respectivos objetivos.

3.3 Modelo de Equações Estruturais

A análise multivariada é uma metodologia que permite entender a relação entre diversas variáveis aleatórias. O objetivo da pesquisa determina o método e o tipo de análise que melhor se ajustam aos dados. Quando esse objetivo é direcionado para validar premissas ou reforçar convicções prévias, com hipóteses estatísticas específicas, duas técnicas estatísticas de análise multivariada são apropriadas ao contexto: a análise fatorial confirmatória e a modelagem de equações estruturais [20].

O modelo de equação estrutural (MEE) tem três suposições relativas aos dados da pesquisa: observações independentes; amostragem aleatória simples; e, linearidade de todas as relações. As observações independentes são obtidas quando diversas pessoas participam apenas uma vez da pesquisa e são observados apenas uma vez pelo pesquisador. Uma amostra aleatória simples é um subconjunto de indivíduos (a amostra) selecionado totalmente ao acaso a partir de um conjunto maior (a população) por um processo que garanta que todos os indivíduos da população tenha a mesma probabilidade de pertencer a amostra e que cada subconjunto possível de indivíduos (amostra) tem a mesma probabilidade de ser escolhido que qualquer outro subconjunto de indivíduos. E por último, a linearidade é quando os valores ajustados recaem numa linha reta, que apresenta uma mudança com unidade constante da variável dependente em relação a uma mudança de unidade constante da variável independente. Além dessas três suposições, os métodos

Tabela 1: Síntese do objetivo de cada teste neuropsicológico aplicado na amostra

Protocolo de Avaliação	Domínio Cognitivo
Inteligência	
WASI - Escala Wechsler abreviada de inteligência	QI abreviado - Subtestes de Vocabulários, Cubos, Semelhanças e Raciocínio Matricial.
Memória	
Memória de lista de palavras (Nepsy-II)	Aprendizagem e Memória: avalia recordação imediata e tardia verbal, ritmo de aprendizado e a ação da interferência neste processo. Memória tardia verbal: capacidade de recordação tardia após 25 a 35 minutos
Teste da Figura Complexa de Rey	Memória Visual e Habilidades Visoespaciais
Blocos de Corsi	Memória Operacional Visoespacial
Dígitos (WISC)	Memória Operacional Verbal
Atenção e Funções Executivas	
Teste de atenção visual (TAVIS-3)	teste de atenção sustentada Atenção sustentada: capacidade de focar a atenção por um período prolongado.
Inibindo respostas (Nepsy-II)	Atenção e Funções Executivas – Capacidade de inibir respostas e trocar os tipos de respostas.
Teste de Trilhas (trail making test)	Avalia velocidade de processamento e flexibilidade Cognitiva.
Produzindo palavras (Nepsy-II)	Linguagem e Fluência Verbal – capacidade de produzir palavras dentro de categorias semânticas e fonológicas.
Função Motora	
Grooved PegBoard	Sensório-motor: avalia velocidade motora.

mais usados de estimação dos modelos de equação estrutural exigem a comprovação da normalidade multivariada.

A modelagem de equação estruturais é composta de duas partes: uma que se refere ao modelo de mensuração e a outra ao modelo estrutural. O modelo de mensuração define a forma como as variáveis latentes são operacionalizadas pelas variáveis observadas; o modelo estrutural define as hipotéticas relações causais ou de associação entre as variáveis latentes.

3.3.1 Análise Fatorial Confirmatória

A principal função das diferentes técnicas de análise fatorial é reduzir uma grande quantidade de variáveis observadas em um número menor de fatores, que são combinações lineares das variáveis originais. Esta técnica permite a verificação de ajuste entre dados observados e um modelo hipotetizado a priori. Nesse caso o pesquisador guiado por alguma teoria testa em que medida determinadas variáveis são representativas de um conceito ou dimensão.

O termo “Análise Fatorial” descreve uma série de métodos, que tem como objetivo facilitar o entendimento dos fatores ou variáveis latentes, que pode ser entendido como um constructo teórico e não observado que, por conseguinte, não pode ser medido diretamente, mas pode ser representado ou medido por variáveis observadas. A análise fatorial se propõe a determinar qual conjunto de variáveis observadas compartilha características da variância e covariância que definem a construção dos fatores [21].

Uma variável latente é um constructo teórico e não observado que, por conseguinte, não pode ser medido diretamente, mas pode ser representado ou medido por duas ou mais variáveis observadas

De forma geral, um fator pode ser descrito como uma variável não observada construída com a finalidade de explicar as relações que existem com as variáveis originais. Na análise fatorial, as variáveis observadas são chamadas de indicadores de fator e as variáveis latentes são chamadas de fatores [22].

O modelo de análise fatorial pode ser escrito da seguinte forma:

$$\mathbf{X} = \mathbf{\Lambda}_x \eta + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3.1)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{\Lambda}_y \xi + \boldsymbol{\delta} \quad (3.2)$$

onde \mathbf{X} representa o vetor de variáveis independente e \mathbf{Y} vetor de variáveis dependentes e ambas são vetores de variáveis observadas; $\mathbf{\Lambda}_x$ e $\mathbf{\Lambda}_y$ são os vetores de carga fatoriais correspondentes a X e Y respectivamente; η e ξ representam as variáveis latentes ou fatores comuns que podem apontar para mais de uma variável observada e $\boldsymbol{\varepsilon}$ e $\boldsymbol{\delta}$ são os vetores de erro de \mathbf{X} e \mathbf{Y} respectivamente, também podemos interpretar $\mathbf{\Lambda}_x$ como sendo o efeito de η sobre \mathbf{X}

3.3.2 Diagrama de caminhos

Com a definição dos relacionamentos que compõem o modelo, devemos construir o diagrama de caminhos, que são úteis para clarificar as ideias quanto às relações entre as variáveis. A representação gráfica do diagrama de caminhos do modelo de mensuração e do modelo teórico é feita com o uso de quatro símbolos geométricos [23]. A Figura 1 mostra os símbolos e seus significados.

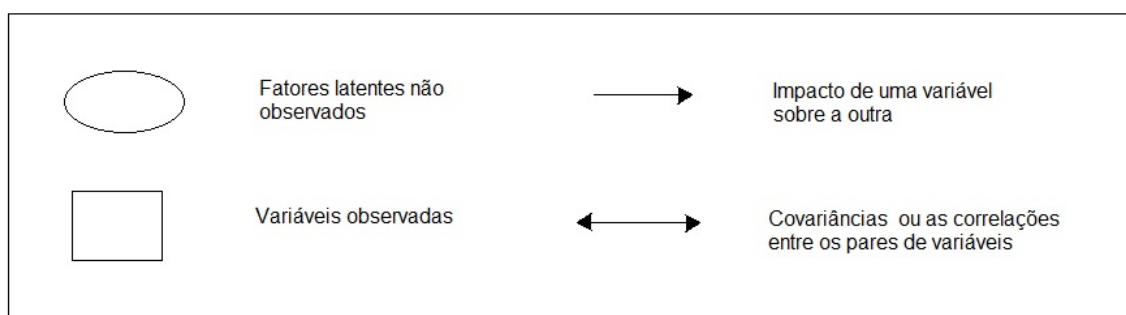


Figura 1: Símbolos geométricos para representação gráfica dos modelos.

O diagrama de caminhos é formado por variáveis latentes que podem ser endógenas ou exógenas. Uma variável exógena é uma variável que não é obtida a partir de outras no modelo; já uma variável endógena é obtida por uma ou mais variáveis no modelo, ou seja, outras variáveis na solução exercem efeitos diretos sobre a variável [24]. Deste modo, variáveis exógenas podem ser vistas como variáveis independentes ou preditoras e variáveis endógenas podem ser sinônimo de variáveis dependentes. No contexto de análise fatorial confirmatória, as variáveis observadas são variáveis exógenas e as variáveis latentes são chamadas de variáveis endógenas. A Figura 2, representa o diagrama de caminhos para o modelo de mensuração.

A Tabela 2 mostra o nome das variáveis que estão representadas por siglas no diagrama do modelo de mensuração.

Tabela 2: Dicionário das siglas presentes na Figura 2.

Sigla	Variável	Sigla	Variável
WASI	Escala Wechsler abreviada de inteligência	TAV	Teste de atenção visual
MLP	Memória de lista de palavras	IR	Inibindo respostas
FCR	Teste da Figura Complexa de Rey	TT	Teste de Trilhas
BC	Blocos de Corsi	PP	Produzindo palavras
WISC	Dígitos (WISC)	GPB	Grooved PegBoard

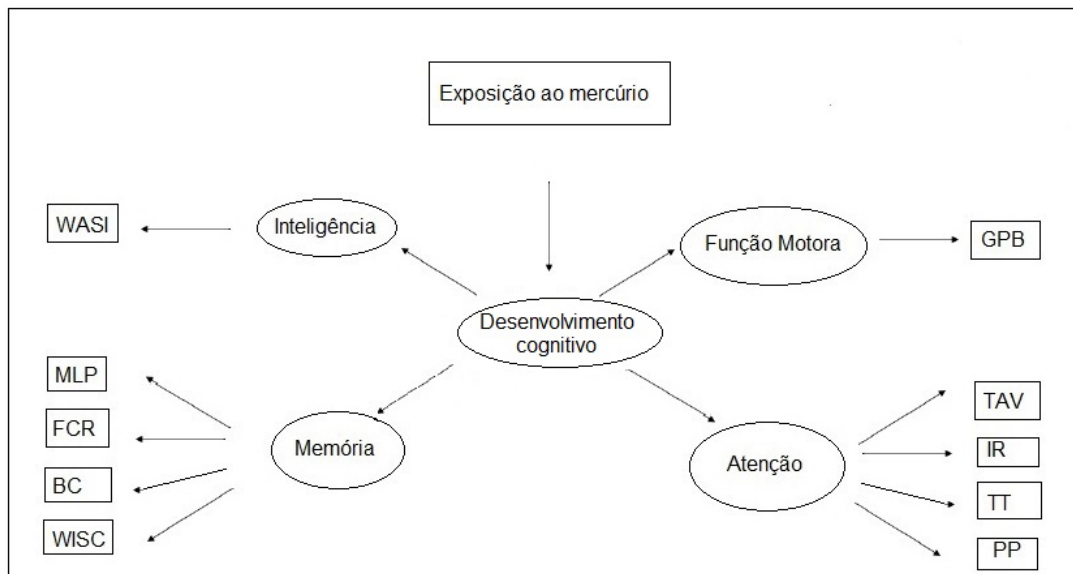


Figura 2: Diagrama do modelo de mensuração.

3.3.3 Modelo Estrutural

Utilizando a modelagem de equação estrutural desejamos identificar condições que não são expressas por uma ou mais variáveis, mas também por condições medidas pelas variáveis latentes, resultantes da análise fatorial confirmatória. A estrutura geral da MEE pode ser descrita pela equação:

$$\text{dados} = \text{modelo} + \text{resíduo}.$$

Os dados representam os escores medidos das variáveis observadas na amostra. O modelo representa a estrutura especificada pelo pesquisador que une as variáveis latentes e observadas. O resíduo representa a diferença entre o modelo especificado e os dados observados [23]. A Figura 3, representa o modelo teórico.

3.3.4 Identificação do Modelo

Identificar o modelo é saber se o modelo especificado pode ser estimado. Esta fase é relacionada com o número de variáveis que estão sendo consideradas para o modelo final. Para um modelo ser identificado ele deve cumprir duas regras: Possuir graus de liberdade maior ou igual a zero e definir o escalonamento dos erros e das variáveis latentes [25].

Os graus de liberdade são calculados com a seguinte equação:

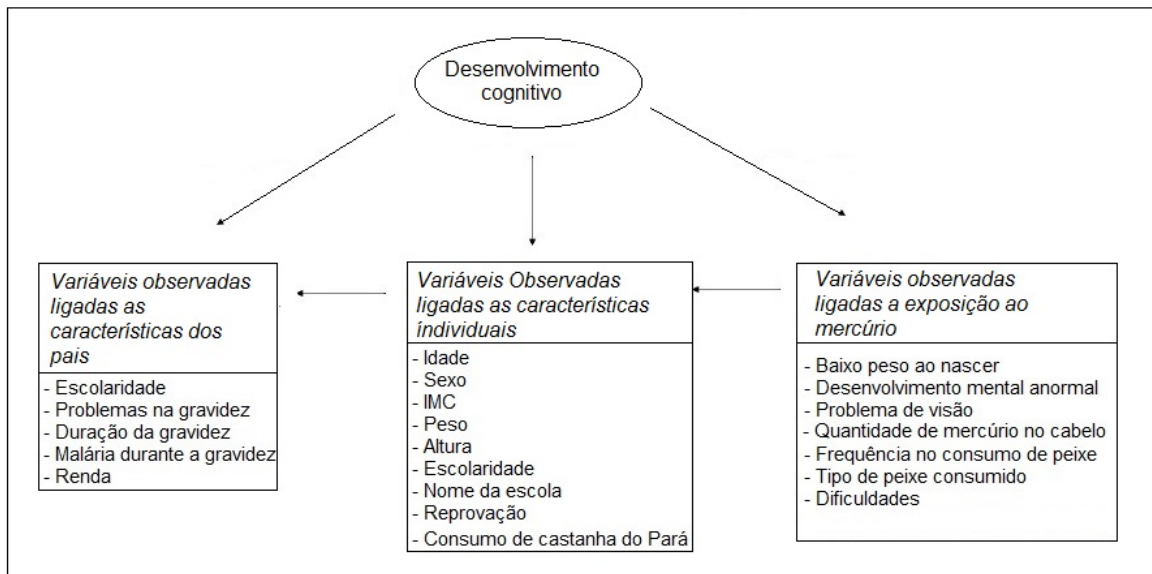


Figura 3: Modelo teórico da relação entre desenvolvimento cognitivo e exposição ao mercúrio e outras variáveis de ajuste.

$$gl = \frac{n(n+1)}{2} - q, \quad (3.3)$$

onde, n é a quantidade de variáveis observadas no modelo e q representa a quantidade de relações a serem estimadas pelo modelo.

Após o cálculo dos graus de liberdade, podemos definir o modelo em *underidentified*, *just-identified* e *overidentified* [26]. Modelos *underidentified* são modelos onde os graus de liberdade são negativos, indicando que o número de parâmetros a ser estimados é superior às informações presentes nas variáveis observadas (variâncias e covariâncias). Os modelos indeterminados possuem infinitas soluções possíveis, por isso é inviável.

Os modelos *just-identified* apresentam um grau de liberdade igual a zero, como o cálculo das estimativas dos parâmetros do modelo utiliza todas as informações disponíveis não é possível testar hipóteses sobre o modelo, tendo ele somente uma solução, desta forma é considerado um ajuste perfeito.

Overidentified são modelos onde os graus de liberdade são maiores que zero, e consequentemente sendo possível testar hipóteses sobre o modelo, porém os modelos devem passar por algumas modificações ou restrições para viabilizar a avaliação. O objetivo do MEE é especificar esse tipo de modelo.

O número de parâmetros a ser estimado é uma informação muito importante para esse

tipo de modelagem, e é importante ter essa informação definida antes de proceder com as análises, pois é com ele que podemos saber se o modelo testado é ou não estatisticamente identificável.

3.3.5 Estimação do modelo

Nesta etapa os parâmetros do modelo são estimados de maneira que melhor represente os dados observados. Temos uma matriz de covariâncias das variáveis observadas e a partir dela encontramos as estimativas. Para a modelagem de equação estrutural, precisamos encontrar estimativas para os pesos fatoriais, covariâncias, médias e parâmetros do modelo, de uma forma que maximizem a probabilidade de observar a estrutura correlacional da amostra.

O método da máxima verossimilhança (MV) dentro do contexto de MEE é um método que usualmente requer normalidade multivariada dos dados, variáveis contínuas e não padronizadas, ou seja, variáveis que não apresentam valor esperado igual a 0 e variância igual a 1, e um modelo especificado [25]. Estimar um modelo com este método usando variáveis padronizadas resulta em estimativas viciadas das relações e dos erros padrões. O tamanho de amostra recomendável para utilização da MV deve ser de 150 a 400 observações. Apesar do método pressupor variáveis contínuas, ele pode ser utilizado em variáveis categóricas que possuam no mínimo quatro categorias [26].

Outro método que exige normalidade multivariada é o dos Mínimos Quadrados Generalizados que é um método iterativo para a estimação dos parâmetros, ponderando os erros da matriz residual E (que é a diferença entre a matriz amostral de covariâncias (S) e a matriz estimada de covariâncias ($\sum(\theta)$)). Os maiores valores da matriz E possuem menor peso no modelo, assim as estimativas são mais eficientes do que as obtidas sem a ponderação. É menos utilizado do que a MV, pois possui maior probabilidade do erro tipo I [27].

O método dos Mínimos Quadrados Ponderados é um método que não exige normalidade multivariada dos dados, por isso, é um método muito utilizado em dados de ciências sociais e humanas, onde muitas das vezes é difícil encontrar normalidade nos dados a serem estudados. Porém, apesar de ser atrativo exige um cálculo complexo devido a sua dimensão que aumenta exponencialmente em relação ao número de variáveis observadas no modelo.

3.3.6 Avaliação do Ajuste e Validação do Modelo

Nesta etapa queremos avaliar o quão bem o modelo teórico consegue reproduzir a estrutura correlacional das variáveis observadas na amostra. Existe inúmeros índices e estatísticas que auxiliam nesse processo [26].

Goodness-of Fit Index (GFI) explica a proporção da covariância observada entre as variáveis observadas, explicada pelo modelo ajustado. Portanto, é a medida da quantidade relativa de variância e covariância em S que é conjuntamente explicada por Σ . O índice tem amplitude entre 0 e 1, sendo que valores próximos a 1 são indicativos de bom ajuste. Podendo ser escrito como:

$$GFI = \frac{\widehat{F}}{\widehat{F}_b}, \quad (3.4)$$

onde \widehat{F} é o mínimo da função de discrepância¹ [28] generalizada depois do modelo ter sido ajustado e \widehat{F}_b é a função de discrepância antes do modelo ser ajustado.

Adjust Goodness-of-fit (AGFI) é um índice parecido com o GFI, porém este índice é ajustado pelos graus de liberdade do modelo que foi especificado, ou seja, ele acaba punido parâmetros adicionais no modelo, a equação do modelo é:

$$AGFI = 1 - (1 - GFI) \frac{d_b}{d}, \quad (3.5)$$

onde:

$$d_b = \sum_{g=1}^G p^{*(g)},$$

$p^{*(g)}$ é o número de momentos amostrais no grupo g e

$d = p - q$, sendo o número de graus de liberdade do modelo.

Normed Fit Index (NFI) avalia a porcentagem do incremento na qualidade do ajustamento do modelo ajustado relativamente ao modelo totalmente independente ou a pior modelo possível. É um índice que varia de 0 a 1, e é decorrente da comparação do modelo teórico e o modelo de independência (todas as correlações entre as variáveis são zero). Valor acima de 0,9 indica bom ajuste do modelo. Pode-se obter o NFI através da equação:

$$NFI = 1 - \frac{\widehat{C}}{\widehat{C}_b}, \quad (3.6)$$

onde:

¹Se a função é contínua e é um escalar maior do que zero, sendo igual a zero somente se os argumentos forem iguais, então teremos estimadores consistentes para os parâmetros.

$\widehat{C} = n\widehat{F}$ é a mínima discrepância do modelo avaliado e
 $\widehat{C}_b = n\widehat{F}_b$ é a mínima discrepância do modelo de referencia.

Comparative Fit Index (CFI) foi criado para corrigir o NFI que apresentava certa tendência de subestimar o ajuste em amostras pequenas. O CFI leva em conta o tamanho da amostra. É a razão entre o ajustamento do modelo em estudo e o ajustamento do pior modelo possível. É obtido através da equação:

$$CFI = 1 - \frac{\max(\widehat{C} - d, 0)}{\max(\widehat{C}_b - d, 0)}. \quad (3.7)$$

RMSEA é um dos critérios reconhecidos como mais explicativo na modelagem de estrutura de covariâncias, levando em conta o erro de aproximação da população. Essa discrepância medida pelo RMSEA é expressa pelo grau de liberdade, sendo sensível ao número de parâmetros estimados no modelo, dependendo da sua complexidade. Valores que indicam bom ajuste ficam abaixo de 0,05. Valores que representam erros razoáveis na aproximação com a população são maiores que 0,08. Já valores entre 0,08 e 0,1 indicam um ajuste medíocre, e valores acima de 0,1 é considerado um ajuste pobre. O RMSEA tende a rejeitar modelos verdadeiros quando a amostra é pequena. Esta medida pode ser obtida pela seguinte equação:

$$RMSEA = \sqrt{\frac{F_b}{d}} \text{ populacional}, \quad (3.8)$$

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\widehat{F}_b}{d}} \text{ estimado}. \quad (3.9)$$

Akaike's Information Criteria (AIC) é um critério que utiliza a parcimônia na avaliação do modelo, levando em conta número de parâmetros estimados, e é usado quando são comparados um ou mais modelos. O modelo que apresenta melhor ajuste é aquele com menor AIC.

$$AIC = \widehat{C} + 2p, \quad (3.10)$$

onde p é o número de parâmetros do modelo

A Tabela 3 mostra um resumo dos índices descritos e seus valores de referência.

Tabela 3: Índice de validação do modelo e seus valores de referência

Índice	Valores de referência
GFI e AGFI	Ajuste ótimo de 0,95 até 1,00 Bom ajuste de 0,90 até 0,95
RMSEA	Aceitável de 0,05 até 0,10 Ótimo menor que 0,05
NFI e CFI	Valor ideal de 0,90 até 1,00
AIC	Comparação de modelos, quanto menor melhor.

²Fonte: LEMKE, C. Modelos de equações estruturais com ênfase em análise fatorial confirmatória no software amos. 2005.

4 Análise dos Resultados

Neste capítulo iremos conhecer melhor nossa amostra a partir de uma análise gráfica dos testes psicológicos e o nível de mercúrio no corpo. Vamos estimar o modelo de equações estruturais, com o auxílio do pacote *Lavaan* [29] e utilizando os métodos mais adequados para nossa amostra e assim, poder então constatar se existe de fato uma associação entre o desenvolvimento infantil e o nível de mercúrio no corpo, ou seja, se o aumento dos níveis de mercúrio no corpo humano provoca um retardo no desenvolvimento cognitivo infantil.

4.1 Análise Gráfica dos Testes Cognitivos

Com base na amostra foi feito um boxplot do nível de mercúrio no cabelo das crianças. Além disso, a partir dos testes relacionados a parte cognitiva (Domínios: inteligência, memória, atenção e funções executivas e função motora) foram feitos gráficos das frequências relativas para observar como cada teste aplicado se comportou na amostra.

Na Figura 4, podemos observar que 50% das crianças na amostra tem nível de mercúrio acima do valor de referência.

Na Figura 5 temos os percentuais dos testes ligados a inteligência, podemos perceber que os 6 primeiros testes tiveram o maior percentual no nível médio, já os 2 primeiros testes ligados ao “QI” apresentaram o maior percentual no nível extremamente baixo e o ultimo teste ligado ao “QI” obteve o maior percentual no nível limítrofe.

Os teste ligados a memória apresentaram os maiores percentuais em níveis médio e superior, como pode ser observado na Figura 6.

Na Figura 7 se refere aos testes ligados a atenção e função executiva, o teste de atenção visual apresentou o percentual baixo (0 a 2) e no teste inibidor de resposta observamos que o nível médio foi o que apresentou o maior percentual.

A Figura 8 mostra os percentuais dos testes ligados a função motora, e os 2 testes

apresentaram o maior percentual no nível médio.

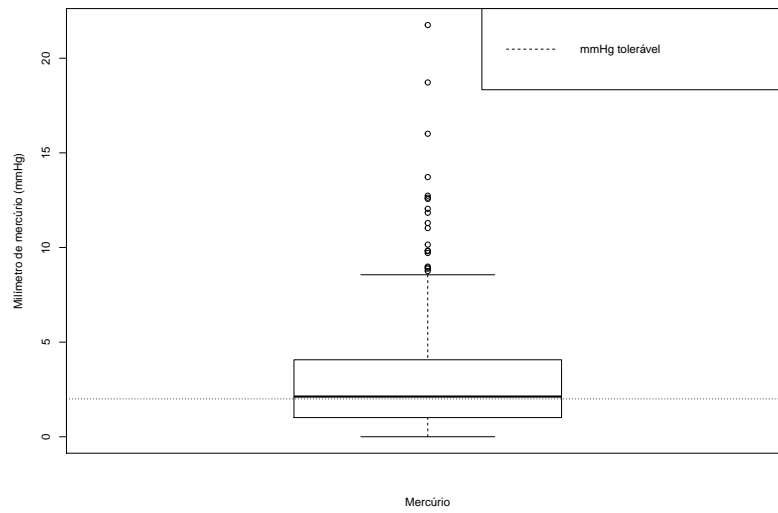


Figura 4: Nível de mercúrio no cabelo das crianças da amostra.

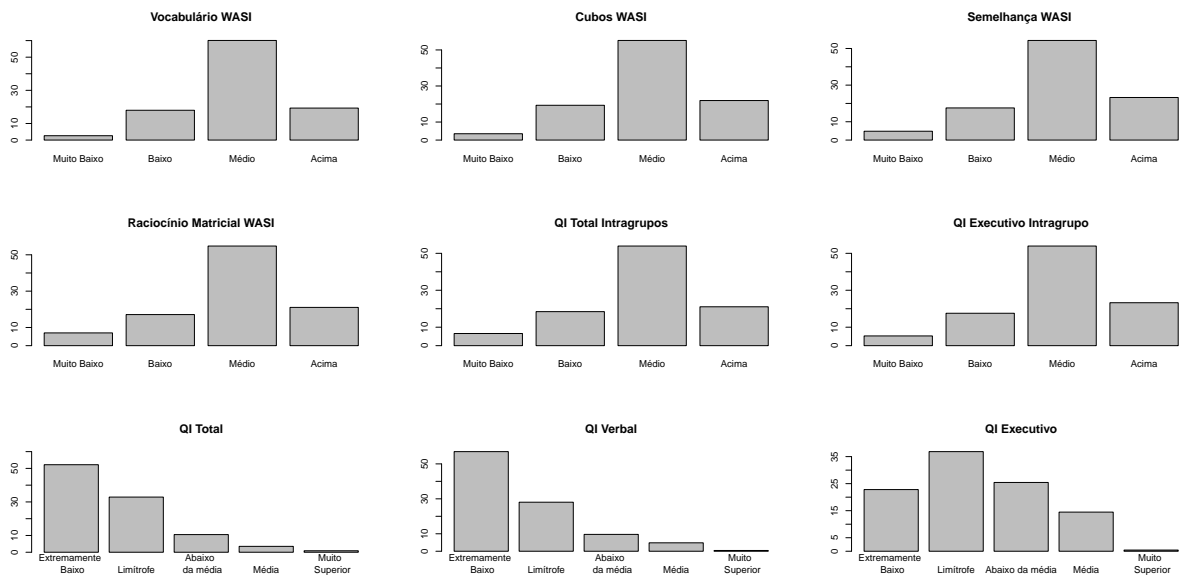


Figura 5: Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a inteligência.

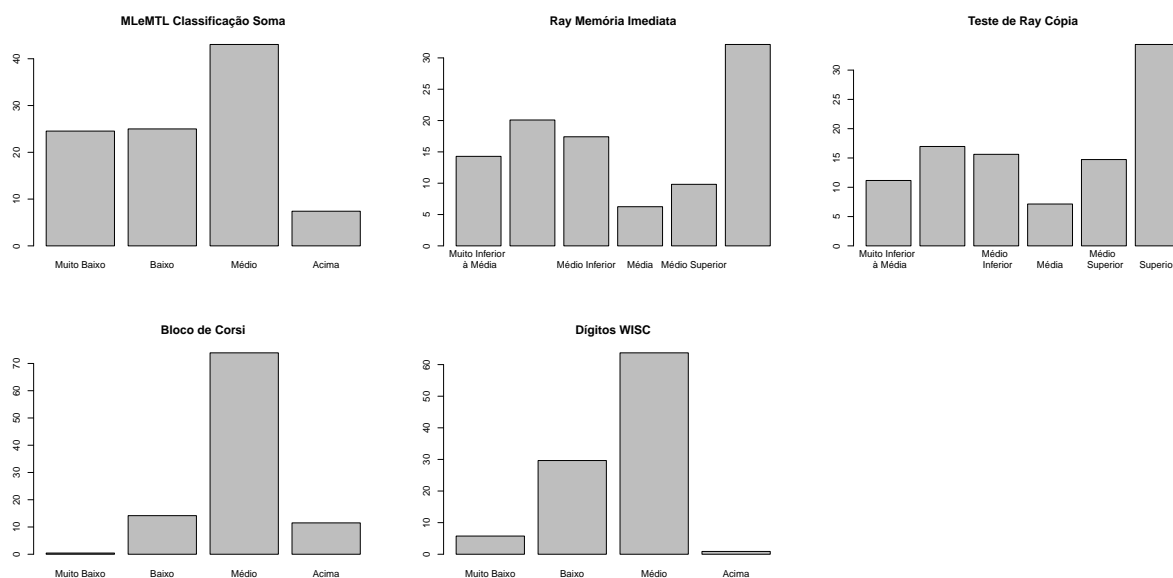


Figura 6: Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a memória.

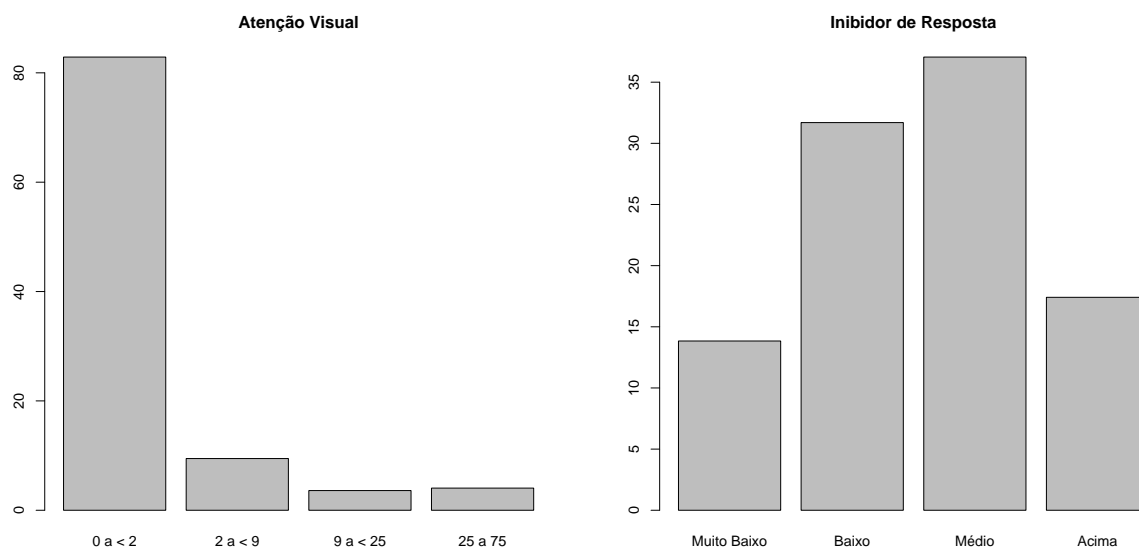


Figura 7: Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a atenção e funções executivas.

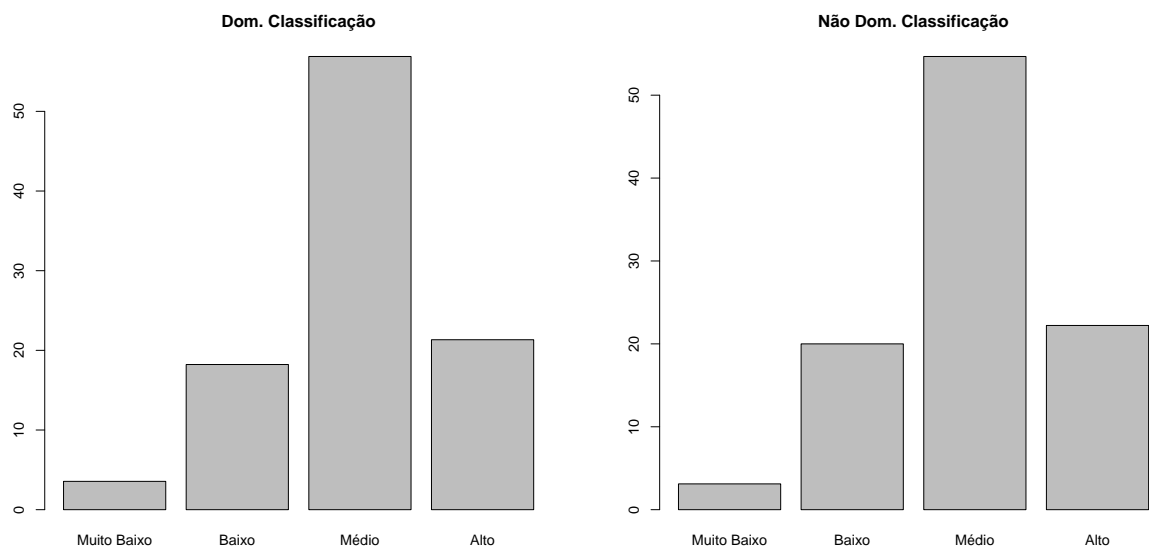


Figura 8: Distribuição percentual dos Testes neuropsicológico ligados a funções motoras.

4.2 Estimação e Validação do Modelo

A primeira parte desta seção será a realização da análise fatorial confirmatória (AFC) para comprovar que as variáveis observadas podem medir as variáveis latentes. Para a análise fatorial confirmatória e para a estimação do modelo de equação estrutural foi utilizado o *software* R e o pacote *Lavaan*. Para o primeiro modelo, iremos demonstrar a construção da AFC.

```
require(Lavaan)
modelo = '
inteligencia =~Vocabulário.WASI.ponderada.classificação.Intragrupo+Cubos.WASI.ponderada.classificação.Intragrupo+
Semelhança.WASI.Ponderado.classificação.Intragrupo+Raciocínio.Matricial.WASI.Ponderado.classificação.Intragrupo+
QI.Verbal.classificacao.Intragrupo+QI.Executivo.classificacao.Intragrupo
memoria=~MLEMTL.Classificacao.Soma.43+Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90+Rey.Copia.Classificação.86+Digitos.Classificação.Extra.103
atenfun=~IR.Classificacao.Erros.total.57+IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classificação.57.2+Tavis.03.perc.tempo.108+
Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79 +Trilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74 + PP.Classificação.Semantico.28+
PP.Classificação.Inicial.32
motora=~Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1+Não.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1'

cp=cfa(modelo,data=dados3)
summary(cp, standardized=TRUE, rsquare=TRUE, fit.measures=TRUE)
```

Figura 9: Especificação do modelo de AFC no R

Na Figura 9, o objeto *modelo* é onde guardamos o modelo especificado. No pacote não existe uma função própria de especificação do modelo, somente requer que as relações estejam entre aspas. O tipo de relação é feito a partir de símbolos apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Relações especificadas no *Lavaan*

Relação	Operador
Regressão	=~
Covariância Residual	~~

Com o modelo especificado, as duas últimas linhas da Figura 9, nos mostra o ajuste do modelo e as medidas de validação, respectivamente. A função *cfa* realiza a análise fatorial confirmatória, e é necessário incluir nessa função o modelo e os dados. Neste caso, utilizamos o método de estimação por máxima verossimilhança, pois os dados são categóricos e possuem quatro categorias. A função *summary*, exibe as estimativas e medidas de qualidade do ajuste.

Analisando a Figura 10, a coluna *Estimate* mostra os escores fatoriais das variáveis indicadoras na respectiva variável latente considerando não padronizadas. A coluna *Std.lv* nos mostra as estimativas quando somente as variáveis latentes são padronizadas; já a

Latent variables:	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	std.all
inteligencia =~						
Vocabulário.WASI.ponderada.classificação.Intragrupo	1.000				0.346	0.497
Cubos.WASI.ponderada.classificação.Intragrupo	1.411	0.220	6.418	0.000	0.488	0.659
Semelhança.WASI.Ponderado.classificação.Intragrupo	1.277	0.215	5.930	0.000	0.442	0.571
Raciocínio.Matricial.WASI.Ponderado.classificação.Intragrupo	1.782	0.260	6.867	0.000	0.617	0.759
QI.Verbal.classificacao.Intragrupo	1.428	0.229	6.251	0.000	0.495	0.627
QI.Executivo.classificacao.Intragrupo	2.013	0.278	7.249	0.000	0.697	0.881
memoria =~						
MLeMTL.Classificacao.Soma.43	1.000				0.197	0.213
Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90	5.339	2.155	2.478	0.013	1.054	0.562
Rey.Copia.Classificacao.86	6.701	2.662	2.517	0.012	1.323	0.725
Dígitos.Classificação.Extra.103	1.025	0.463	2.214	0.027	0.202	0.328
atenfun =~						
IR.Classificacao.Erros.total.57	1.000				0.516	0.553
IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classificação.57.2	0.730	0.191	3.817	0.000	0.377	0.348
Tavis.03.perc.tempo.108	0.302	0.122	2.468	0.014	0.156	0.211
Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79	0.597	0.174	3.421	0.001	0.308	0.305
Trilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74	0.432	0.163	2.653	0.008	0.223	0.229
PP.Classificação.Semantico.28	0.829	0.168	4.933	0.000	0.428	0.490
PP.Classificação.Inicial.32	0.712	0.160	4.450	0.000	0.367	0.423
motora =~						
Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1	1.000				0.614	0.884
Não.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1	0.800	0.126	6.342	0.000	0.492	0.685

Figura 10: Escores Fatoriais da primeira AFC

Variances:	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
.Vocabulário.WASI.ponderada.classificação.Intragrupo	0.366	0.038	9.701	0.000	0.366	0.753
.Cubos.WASI.ponderada.classificação.Intragrupo	0.311	0.034	9.117	0.000	0.311	0.566
.Semelhança.WASI.Ponderado.classificação.Intragrupo	0.403	0.042	9.495	0.000	0.403	0.674
.Raciocínio.Matricial.WASI.Ponderado.classificação.Intragrupo	0.281	0.034	8.290	0.000	0.281	0.425
.QI.Verbal.classificacao.Intragrupo	0.378	0.041	9.278	0.000	0.378	0.607
.QI.Executivo.classificacao.Intragrupo	0.140	0.025	5.558	0.000	0.140	0.223
.MLeMTL.Classificacao.Soma.43	0.821	0.083	9.931	0.000	0.821	0.955
.Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90	2.404	0.296	8.111	0.000	2.404	0.684
.Rey.Copia.Classificação.86	1.582	0.303	5.222	0.000	1.582	0.475
.Dígitos.Classificação.Extra.103	0.339	0.035	9.627	0.000	0.339	0.892
.IR.Classificacao.Erros.total.57	0.606	0.074	8.225	0.000	0.606	0.695
.IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classificação.57.2	1.034	0.108	9.568	0.000	1.034	0.879
.Tavis.03.perc.tempo.108	0.518	0.052	9.938	0.000	0.518	0.955
.Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79	0.926	0.095	9.712	0.000	0.926	0.907
.Trilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74	0.902	0.091	9.904	0.000	0.902	0.948
.PP.Classificação.Semantico.28	0.579	0.066	8.797	0.000	0.579	0.760
.PP.Classificação.Inicial.32	0.618	0.067	9.226	0.000	0.618	0.821
.Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1	0.105	0.054	1.959	0.050	0.105	0.218
.Não.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1	0.274	0.043	6.322	0.000	0.274	0.531
inteligencia	0.120	0.033	3.595	0.000	1.000	1.000
memoria	0.039	0.030	1.300	0.194	1.000	1.000
atenfun	0.267	0.075	3.533	0.000	1.000	1.000
motora	0.378	0.070	5.367	0.000	1.000	1.000

Figura 11: Medidas de variância da primeira AFC

coluna *Std.all* apresenta as estimativas com todas as variáveis padronizadas. Podemos concluir que todas as variáveis são significativas ($p\text{-valor} < 0,1$) para medir as variáveis latentes. A parte de *Variances*, na Figura 11, mostra o total da variância não explicada, nessa figura a coluna *Estimate*, ao contrario do esperado, ela não nos mostra a estimativa da variância e sim o total da variância não explicada em cada uma das variáveis na escala original dos dados. Os valores apresentados na coluna *Std.all* exibem a proporção da variância não explicada ($1-R^2$). Pode-se notar que valores próximos de 1 estão relacionados com valores baixos de escores fatoriais. Na Tabela 5, podemos observar as estimativas de cada índice para essa AFC. É possível observar que os valores encontrados das medidas de ajuste na maioria deles estão próximos aos valores de referencia

Tabela 5: Índice de validação do modelo para a primeira AFC

Medidas	Primeira AFC
GFI	0,776
AGFI	0,708
NFI	0,581
CFI	0,643
RMSEA	0,120
AIC	9435,396

4.3 Modelo de Equações Estruturais

Nesta etapa foram estimados MEE para cada domínio da cognição (inteligência, memória, atenção e função executiva) com a variável mercúrio. No entanto, as medidas de ajuste classificaram os modelos como ruins, especialmente para o domínio Inteligência. Por isso, decidimos refazer a AFC sem este domínio e os resultados estão apresentados nas Figuras 12 e 13.

Latent variables:	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
memoria =~						
MLEMTL.Classificacao.Soma.43	1.000				0.246	0.265
Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90	4.432	1.555	2.849	0.004	1.088	0.580
Rey.Copia.Classificacao.86	4.903	1.710	2.867	0.004	1.204	0.660
Digitos.Classificacao.Extra.103	0.886	0.353	2.511	0.012	0.218	0.353
atenfun =~						
IR.Classificacao.Erros.total.57	1.000				0.445	0.476
IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classificacao.57.2	1.017	0.275	3.699	0.000	0.453	0.417
Tavis.03.perc.tempo.108	0.273	0.153	1.788	0.074	0.121	0.165
Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79	0.638	0.226	2.816	0.005	0.284	0.281
Trilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74	0.557	0.214	2.600	0.009	0.248	0.254
PP.Classificacao.Semantico.28	1.031	0.249	4.144	0.000	0.459	0.525
PP.Classificacao.Inicial.32	0.882	0.228	3.868	0.000	0.392	0.452
motora =~						
Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1	1.000				0.603	0.867
Não.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1	0.832	0.129	6.461	0.000	0.502	0.699

Figura 12: Escores fatoriais da segunda AFC

Variances:	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
.MLEMTL.Classificacao.Soma.43	0.800	0.082	9.709	0.000	0.800	0.930
.Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90	2.330	0.329	7.086	0.000	2.330	0.663
.Rey.Copia.Classificacao.86	1.882	0.333	5.644	0.000	1.882	0.565
.Digitos.Classificacao.Extra.103	0.333	0.036	9.332	0.000	0.333	0.875
.IR.Classificacao.Erros.total.57	0.675	0.081	8.331	0.000	0.675	0.773
.IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classificacao.57.2	0.972	0.110	8.842	0.000	0.972	0.826
.Tavis.03.perc.tempo.108	0.528	0.053	9.956	0.000	0.528	0.973
.Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79	0.940	0.098	9.608	0.000	0.940	0.921
.Trilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74	0.890	0.092	9.709	0.000	0.890	0.935
.PP.Classificacao.Semantico.28	0.552	0.071	7.785	0.000	0.552	0.724
.PP.Classificacao.Inicial.32	0.599	0.070	8.556	0.000	0.599	0.796
.Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1	0.120	0.051	2.334	0.020	0.120	0.248
.Não.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1	0.264	0.043	6.093	0.000	0.264	0.512
memoria	0.060	0.039	1.546	0.122	1.000	1.000
atenfun	0.198	0.071	2.770	0.006	1.000	1.000
motora	0.363	0.068	5.337	0.000	1.000	1.000

Figura 13: Medidas de variância da segunda AFC

Tabela 6: Índice de validação das AFC

Medidas	Segunda AFC	Primera AFC
GFI	0,904	0,776
AGFI	0,860	0,708
NFI	0,676	0,581
CFI	0,784	0,643
RMSEA	0,076	0,120
AIC	7087,560	9435,396

Podemos notar na Figura 12, que todas as variáveis são significativas ao nível de significância de 10%. A Tabela 6 mostra as estimativas para essa AFC e podemos perceber que os índices *GFI* e *RMSEA* estão dentro do valor de referência (apresentados na Tabela 3), já os índices *AGFI*, *NFI* e *CFI* ficaram próximos aos valores de referência. Comparando essa AFC sem o domínio inteligência com a primeira AFC é possível notar uma melhora em todos esses índices especialmente o *AIC*, que sendo um índice comparativo, vimos que ele passou de 9435,396 para 7087,560 o que nos indica uma melhora no ajuste. Por esses motivos escolhemos a AFC sem o domínio inteligência para podermos estimar o MEE.

Levando em consideração os resultados obtidos no modelo escolhido da AFC, vamos estimar o modelo de equação estrutural que relaciona as variáveis latentes memória, atenção e função executiva, e função motora com a cognição infantil, e avaliar a associação da variável latente “cognição” com o mercúrio (transformação logarítmica) e outras variáveis explicativas (característica individual das crianças, características dos pais e a variável “renda” como *proxy* das características socioeconômica).

O código para especificar um modelo de equação estrutural usando o *lavaan*, apresentado na Figura 14, não difere muito do usado para a AFC. Incluímos uma linha no modelo especificando quais variáveis latentes compõem a cognição e outra que inclui as variáveis latentes e indicadoras com a cognição, e além disso, devemos especificar a covariância residual de todas as variáveis utilizadas e por último, na Figura 15 trocar a função *cfa* para *sem*.

Na Figura 16, podemos perceber que a AFC com a inclusão da cognição tivemos uma pequena mudança nos resultados, vale ressaltar que uma variável indicadora presente na construção da variável latente atenção e função executiva apresentou um p-valor maior que 10%. As demais variáveis continuaram significativas.

Cabe destacar que na Figura 17 apresenta os resultados para um modelo que tem uma variável dependente. Os resultados indicam que muitas variáveis não apresentaram efeito

```

modelo3 = '
memoria~MLEMTL.Classificacao.Soma.43+Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90+Rey.Copia.Classifica..o.86+Digitos.Classifica..o.Extra.103
atenfun~IR.Classificacao.Erros.total.57+IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classifica..o.57.2+Tavis.03.perc.tempo.108+Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79 +
rilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74 + PP.Classifica..o.Semantico.28+ PP.Classifica..o.Inicial.32
motora~Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1+N.o.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1
cog~memoria+atenfun+motora
cog~mercurio+renda2+renda3+conc+andar+remar+pescar+brincar+peixe_sem+peixe_dia+castanha_sem+castanha_dia+parente
MLEMTL.Classificacao.Soma.43~MLEMTL.Classificacao.Soma.43
Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90~Rey.Memoria.Imediata.Classificacao.90
Rey.Copia.Classifica..o.86~Rey.Copia.Classifica..o.86
Digitos.Classifica..o.Extra.103~Digitos.Classifica..o.Extra.103
Tavis.03.perc.tempo.108~Tavis.03.perc.tempo.108
IR.Classificacao.Erros.total.57~IR.Classificacao.Erros.total.57
IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classifica..o.57.2~IR.TEMPO.TODOS.INM.TOTAL.Classifica..o.57.2
Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79~Trilhas.Classificacao.Ponderado.B1.79
Trilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74~Trilhas.Classificacao.Ponderado.A1.74
PP.Classifica..o.Semantico.28~PP.Classifica..o.Semantico.28
PP.Classifica..o.Inicial.32~PP.Classifica..o.Inicial.32
Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1~Dom.Classificacao.Intragrupo.60.1
N.o.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1~N.o.Dom.Classificacao.Intragrupo.65.1
memoria~memoria
atenfun~atenfun
motora~motora
cog~cog
mercurio~mercurio
renda2~renda2
renda3~renda3
conc~conc
andar~andar
remar~remar
pescar~pescar
brincar~brincar
parente ~parente
castanha_sem~castanha_sem
castanha_dia~castanha_dia
peixe_dia~peixe_dia
peixe_sem~peixe_sem'
    
```

Figura 14: Especificação do MEE no R (Parte I)

```

mee=sem(modelo, fixed.x=FALSE,data=d3)
summary(mee, standardized=TRUE,fit.measures=TRUE, rsquare=TRUE)
    
```

Figura 15: Especificação do MEE no R (Parte II)

Latent Variables:	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
memoria =~						
MLMTL.Cls.S.43	1.000				0.323	0.357
Ry.Mmr.Im.C.90	2.344	0.784	2.988	0.003	0.757	0.410
Ry.Cp.Cls...86	2.654	0.844	3.145	0.002	0.857	0.461
Dgts.C...E.103	0.998	0.302	3.300	0.001	0.322	0.528
atenfun =~						
IR.Clsf.E..57	1.000				0.590	0.625
IR.TEMPO.TODOS	0.456	0.171	2.661	0.008	0.269	0.241
Tvs.03.pr..108	0.078	0.117	0.668	0.504	0.046	0.059
Trlh.C.P.B1.79	0.481	0.157	3.062	0.002	0.284	0.280
Trlh.C.P.A1.74	0.555	0.155	3.591	0.000	0.328	0.332
PP.Cls...S.28	0.713	0.144	4.956	0.000	0.421	0.482
PP.Cls...I.32	0.817	0.148	5.518	0.000	0.482	0.552
motora =~						
Dm.Cls.I.60.1	1.000				0.659	0.901
N..Dm.C.I.65.1	0.734	0.145	5.057	0.000	0.484	0.669
cog =~						
memoria	1.000				0.833	0.833
atenfun	2.146	0.639	3.361	0.001	0.979	0.979
motora	1.333	0.416	3.209	0.001	0.544	0.544

Figura 16: Escores fatoriais para o Modelo 1

significativo na cognição infantil, pois mostraram um p-valor maior que 10%. O mercúrio mostrou efeito significativo nesse modelo e indicando que ele e a cognição tem direções opostas.

Os resultados nas Figuras 18 e 19 são complementares, enquanto a primeira mostra o total da variância não explicada, a outra nos mostra o quanto da variação da cognição é

Regressions:						
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
cog ~						
mercurio	-0.036	0.017	-2.160	0.031	-0.134	-0.191
baixopeso	0.062	0.084	0.747	0.455	0.232	0.055
idade	-0.030	0.042	-0.712	0.476	-0.110	-0.053
renda2	0.077	0.044	1.741	0.082	0.287	0.142
renda3	0.072	0.081	0.890	0.374	0.267	0.067
mental	-0.392	0.272	-1.441	0.150	-1.459	-0.113
visao	0.123	0.059	2.078	0.038	0.457	0.181
conc	-0.224	0.072	-3.111	0.002	-0.831	-0.393
enxer	-0.012	0.044	-0.262	0.793	-0.043	-0.019
mem	-0.017	0.043	-0.399	0.690	-0.064	-0.029
cores	-0.045	0.069	-0.652	0.514	-0.167	-0.048
andar	-0.428	0.170	-2.521	0.012	-1.592	-0.245
remar	0.235	0.097	2.412	0.016	0.874	0.227
pescar	-0.249	0.117	-2.126	0.034	-0.925	-0.186
estudar	0.020	0.046	0.438	0.662	0.075	0.032
brincar	0.281	0.128	2.193	0.028	1.043	0.195
peixe_sem	0.105	0.051	2.045	0.041	0.388	0.176
peixe_dia	0.121	0.092	1.318	0.187	0.450	0.102
bmibaixo	0.051	0.074	0.690	0.490	0.189	0.051
bmisobre	-0.043	0.048	-0.882	0.378	-0.158	-0.066
castanha_sem	0.034	0.045	0.756	0.450	0.128	0.056
castanha_dia	0.116	0.073	1.598	0.110	0.433	0.128
parente	-0.225	0.114	-1.981	0.048	-0.838	-0.169
pro.gravi	-0.009	0.045	-0.194	0.846	-0.033	-0.014
malaria	-0.018	0.048	-0.364	0.716	-0.065	-0.027

Figura 17: Coeficientes estimados para o impacto de cada variável na cognição infantil do Modelo 1

Variances:						
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
.MLMTL.Cls.S.43	0.713	0.085	8.421	0.000	0.713	0.872
.Ry.Mmr.Im.C.90	2.838	0.348	8.153	0.000	2.838	0.832
.Ry.Cp.Cls...86	2.719	0.348	7.810	0.000	2.719	0.787
.Dgts.C...E.103	0.268	0.037	7.181	0.000	0.268	0.721
.Tvs.03.pr..108	0.608	0.067	9.074	0.000	0.608	0.997
.IR.Clsf.E..57	0.544	0.076	7.190	0.000	0.544	0.610
.IR.TEMPO.TODOS	1.173	0.131	8.921	0.000	1.173	0.942
.Trlh.C.P.B1.79	0.949	0.107	8.860	0.000	0.949	0.922
.Trlh.C.P.A1.74	0.864	0.099	8.754	0.000	0.864	0.890
.PP.Cls...S.28	0.586	0.071	8.253	0.000	0.586	0.768
.PP.Cls...I.32	0.530	0.068	7.845	0.000	0.530	0.695
.Dm.Cls.I.60.1	0.100	0.078	1.278	0.201	0.100	0.187
.N..Dm.C.I.65.1	0.288	0.053	5.487	0.000	0.288	0.552
memoria	0.032	0.024	1.332	0.183	0.306	0.306
atenfun	0.015	0.048	0.303	0.762	0.042	0.042
motora	0.306	0.085	3.588	0.000	0.704	0.704
.cog	0.032	0.018	1.760	0.078	0.446	0.446
idade	0.230	0.025	9.083	0.000	0.230	1.000
baixopeso	0.057	0.006	9.083	0.000	0.057	1.000
mercurio	2.035	0.224	9.083	0.000	2.035	1.000
renda2	0.247	0.027	9.083	0.000	0.247	1.000
renda3	0.062	0.007	9.083	0.000	0.062	1.000
mental	0.006	0.001	9.083	0.000	0.006	1.000
visao	0.156	0.017	9.083	0.000	0.156	1.000
conc	0.224	0.025	9.083	0.000	0.224	1.000
enxer	0.196	0.022	9.083	0.000	0.196	1.000
mem	0.206	0.023	9.083	0.000	0.206	1.000
cores	0.083	0.009	9.083	0.000	0.083	1.000
andar	0.024	0.003	9.083	0.000	0.024	1.000
remar	0.067	0.007	9.083	0.000	0.067	1.000
pescar	0.041	0.004	9.083	0.000	0.041	1.000
estudar	0.180	0.020	9.083	0.000	0.180	1.000
brincar	0.035	0.004	9.083	0.000	0.035	1.000
malaria	0.167	0.018	9.083	0.000	0.167	1.000
pro.gravi	0.187	0.021	9.083	0.000	0.187	1.000
parente	0.041	0.004	9.083	0.000	0.041	1.000
castanha_sem	0.193	0.021	9.083	0.000	0.193	1.000
castanha_dia	0.088	0.010	9.083	0.000	0.088	1.000
bmibaixo	0.073	0.008	9.083	0.000	0.073	1.000
bmisobre	0.174	0.019	9.083	0.000	0.174	1.000
peixe_dia	0.052	0.006	9.083	0.000	0.052	1.000
peixe_sem	0.206	0.023	9.083	0.000	0.206	1.000

Figura 18: Medidas de variância para o Modelo 1

explicada pelo modelo ajustado. O ideal é que os valores da Figura 19 sejam maiores que 0,50 [25].

A tabela 7 mostra os índices de validação do modelo, podemos perceber que os índices

R-Square:	Estimate
MLMTL.C1s.S.43	0.128
Ry.Mmr.Im.C.90	0.168
Ry.Cp.C1s...86	0.213
Dgts.C...E.103	0.279
Tvs.03.pr..108	0.003
IR.C1ssf.E..57	0.390
IR.TEMPO.TODOS	0.058
Tr1h.C.P.B1.79	0.078
Tr1h.C.P.A1.74	0.110
PP.C1ss...S.28	0.232
PP.C1ss...I.32	0.305
Dm.C1ss.I.60.1	0.813
N..Dm.C.I.65.1	0.448
memoria	0.694
atenfun	0.958
motora	0.296
cog	0.554

Figura 19: R^2 das variáveis para o Modelo 1

Tabela 7: Índice de validação do Modelo 1

Medidas	Primeiro MEE
GFI	0,715
AGFI	0,681
NFI	0,180
CFI	0,277
RMSEA	0,077
AIC	8178,370
R^2	55,4%

NFI e *CFI* estão muito longe do ideal, já o R^2 do modelo já pode ser considerado um valor bom e os índices *GFI* e *AGFI* estão um pouco abaixo dos valores de referência.

Uma vez que o modelo completo, ou seja, com todas as variáveis explicativas do modelo teórico, apresentou algumas variáveis explicativas não significativas, decidimos buscar um modelo mais parcimonioso. Desta forma, consideramos no modelo final as variáveis que tinham mais plausibilidade com a cognição e região de estudo segundo a literatura. A partir do Modelo 1, começando com a variável mercúrio fomos acrescentando e rodando as variáveis até que chegamos ao Modelo 2.

O Modelo 2 somente uma variável indicadora apresentou escores fatoriais não significativo ($p\text{-valor} > 0,10$), como podemos observar na Figura 20, porém um modelo posterior rodado sem essa variável pertencendo ao domínio “atenção e função executiva” mostrou um ajuste ruim com mais variáveis deixando de ter significância. Por essas questões decidimos continuar com a variável neste domínio.

Considerando o efeito de cada variável na cognição, apresentado na Figura 21, vimos que poucas variáveis foram significativas ao nível de significância de 10%, o mercúrio apresentou efeito significativo nesse modelo e igualmente ao Modelo 1 apresentou sentido

Latent variables:						
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	std.lv	std.all
memoria =~						
MLMTL.Cls.S.43	1.000				0.326	0.359
Ry.Mmr.Im.C.90	2.488	0.792	3.140	0.002	0.811	0.437
Ry.Cp.Cls...86	2.798	0.852	3.285	0.001	0.912	0.487
Dgts.C...E.103	0.999	0.295	3.384	0.001	0.325	0.530
atenfun =~						
IR.Clsf.E..57	1.000				0.589	0.619
IR.TEMPO.TODOS	0.513	0.174	2.939	0.003	0.302	0.270
Tvs.03.pr..108	0.108	0.118	0.914	0.361	0.064	0.081
Trlh.C.P.B1.79	0.525	0.160	3.277	0.001	0.309	0.304
Trlh.C.P.A1.74	0.564	0.157	3.590	0.000	0.332	0.336
PP.Clss...S.28	0.763	0.149	5.117	0.000	0.450	0.511
PP.Clss...I.32	0.829	0.152	5.449	0.000	0.488	0.555
motora =~						
Dm.Clss.I.60.1	1.000				0.659	0.891
N..Dm.C.I.65.1	0.756	0.132	5.704	0.000	0.498	0.685
cog =~						
memoria	1.000				0.855	0.855
atenfun	1.985	0.581	3.414	0.001	0.938	0.938
motora	1.424	0.423	3.366	0.001	0.602	0.602

Figura 20: Escores fatoriais para o Modelo 2

Regressions:						
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	std.lv	std.all
cog ~						
mercurio	-0.037	0.017	-2.178	0.029	-0.134	-0.191
baixopeso	0.092	0.088	1.041	0.298	0.330	0.079
idade	-0.022	0.043	-0.508	0.612	-0.078	-0.037
renda2	0.079	0.046	1.742	0.082	0.285	0.142
renda3	0.081	0.084	0.970	0.332	0.293	0.073
mental	-0.385	0.279	-1.378	0.168	-1.382	-0.107
conc	-0.214	0.069	-3.089	0.002	-0.768	-0.364
andar	-0.549	0.192	-2.858	0.004	-1.971	-0.303
remar	0.283	0.106	2.664	0.008	1.017	0.264
pescar	-0.262	0.121	-2.170	0.030	-0.942	-0.190
brincar	0.324	0.136	2.378	0.017	1.163	0.218
peixe_sem	0.102	0.052	1.979	0.048	0.368	0.167
peixe_dia	0.085	0.092	0.925	0.355	0.306	0.069
bmibaixo	0.043	0.076	0.570	0.569	0.156	0.042
bmisobre	-0.061	0.051	-1.201	0.230	-0.221	-0.092
castanha_sem	0.040	0.047	0.853	0.394	0.145	0.064
castanha_dia	0.140	0.077	1.815	0.070	0.504	0.149
parente	-0.235	0.117	-2.008	0.045	-0.845	-0.170

Figura 21: Coeficientes estimados para o impacto de cada variável na cognição infantil do Modelo 2

Tabela 8: Índice de validação dos MEE

Medidas	Segundo MEE	Primeiro MEE
GFI	0,772	0,715
AGFI	0,738	0,681
NFI	0,262	0,180
CFI	0,406	0,277
RMSEA	0,071	0,077
AIC	6978,793	8178,370
R^2	55,7%	55,4%

oposto com a cognição.

A Figura 23, mostrou que o R^2 desse modelo está acima do esperado, e pode ser considerado bom.

Variancias:						
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
.MLMTL.Cls.S.43	0.716	0.085	8.469	0.000	0.716	0.871
.Ry.Mmr.Im.C.90	2.792	0.345	8.081	0.000	2.792	0.809
.Ry.Cp.Cls...86	2.669	0.346	7.725	0.000	2.669	0.763
.Dgts.C...E.103	0.272	0.037	7.335	0.000	0.272	0.719
.Tvs.03.pr..108	0.607	0.067	9.065	0.000	0.607	0.993
.IR.Clssf.E..57	0.560	0.078	7.222	0.000	0.560	0.617
.IR.TEMPO.TODOS	1.159	0.131	8.865	0.000	1.159	0.927
.Trlh.C.P.B1.79	0.939	0.107	8.801	0.000	0.939	0.908
.Trlh.C.P.A1.74	0.866	0.099	8.729	0.000	0.866	0.887
.PP.Clss...S.28	0.573	0.071	8.067	0.000	0.573	0.739
.PP.Clss...I.32	0.535	0.069	7.783	0.000	0.535	0.692
.Dm.Clss.I.60.1	0.112	0.069	1.638	0.101	0.112	0.205
.N..Dm.C.I.65.1	0.281	0.049	5.692	0.000	0.281	0.531
memoria	0.029	0.022	1.283	0.199	0.269	0.269
atenfun	0.042	0.046	0.896	0.371	0.120	0.120
motora	0.277	0.075	3.697	0.000	0.638	0.638
.cog	0.034	0.019	1.801	0.072	0.443	0.443
idade	0.230	0.025	9.083	0.000	0.230	1.000
baixopeso	0.057	0.006	9.083	0.000	0.057	1.000
mercurio	2.035	0.224	9.083	0.000	2.035	1.000
renda2	0.247	0.027	9.083	0.000	0.247	1.000
renda3	0.062	0.007	9.083	0.000	0.062	1.000
mental	0.006	0.001	9.083	0.000	0.006	1.000
conc	0.224	0.025	9.083	0.000	0.224	1.000
andar	0.024	0.003	9.083	0.000	0.024	1.000
remar	0.067	0.007	9.083	0.000	0.067	1.000
pescar	0.041	0.004	9.083	0.000	0.041	1.000
brincar	0.035	0.004	9.083	0.000	0.035	1.000
parente	0.041	0.004	9.083	0.000	0.041	1.000
castanha_sem	0.193	0.021	9.083	0.000	0.193	1.000
castanha_dia	0.088	0.010	9.083	0.000	0.088	1.000
bmibaixo	0.073	0.008	9.083	0.000	0.073	1.000
bmisobre	0.174	0.019	9.083	0.000	0.174	1.000
peixe_dia	0.052	0.006	9.083	0.000	0.052	1.000
peixe_sem	0.206	0.023	9.083	0.000	0.206	1.000

Figura 22: Medidas de variância para o Modelo 2

R-Square:	
	Estimate
MLMTL.Cls.S.43	0.129
Ry.Mmr.Im.C.90	0.191
Ry.Cp.Cls...86	0.237
Dgts.C...E.103	0.281
Tvs.03.pr..108	0.007
IR.Clssf.E..57	0.383
IR.TEMPO.TODOS	0.073
Trlh.C.P.B1.79	0.092
Trlh.C.P.A1.74	0.113
PP.Clss...S.28	0.261
PP.Clss...I.32	0.308
Dm.Clss.I.60.1	0.795
N..Dm.C.I.65.1	0.469
memoria	0.731
atenfun	0.880
motora	0.362
cog	0.557

Figura 23: R^2 das variáveis para o Modelo 2

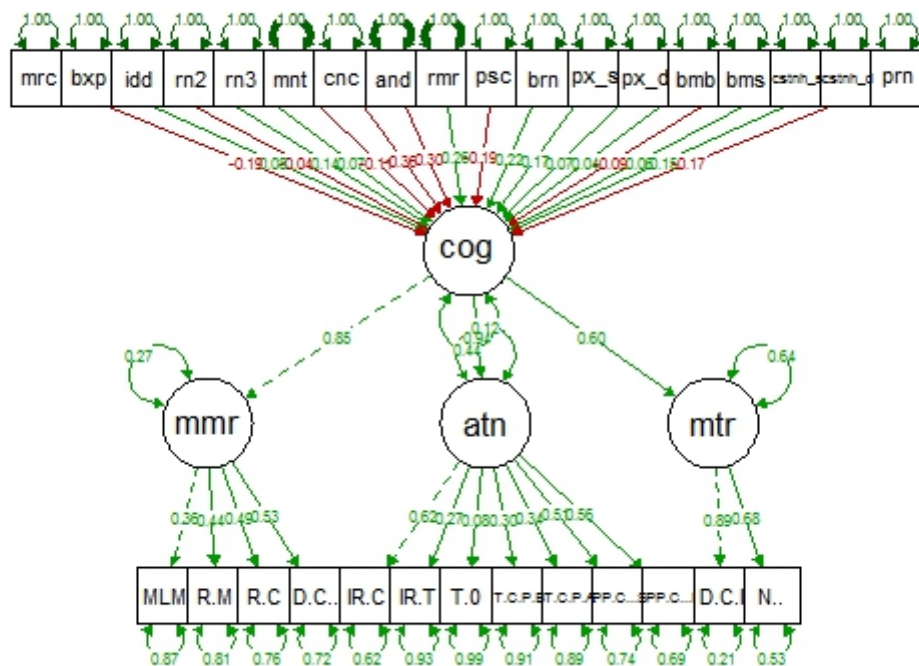
A tabela 8 mostra os índices de validação do Modelo 2, podemos perceber que os índices *NFI* e *CFI* ainda estão longe do ideal, porém houve uma melhora se compararmos ao primeiro modelo. Os *GFI* e *AGFI* estão um pouco abaixo dos valores de referência e o *RMSEA* apresentou um índice adequado. Utilizando o *AIC* como critério de comparação dos modelos observamos que houve uma redução desse índice quando comparamos o Modelo 1 com o Modelo 2, o que mostra um melhor ajuste dos dados quando utilizamos o Modelo 2.

Por fim, na Figura 25 mostra o diagrama de caminhos para o Modelo 2 utilizando a função *semPath* do pacote *semPlot* do R. Esse pacote é útil porque nos mostra com mais facilidade os objetos criados pela função do *Lavaan*. O código está representado na

Figura 24.

```
require(semPlot)
semPaths(mee, what = "std", fade=F, layout = "tree2")
```

Figura 24: Código no R para gerar gráfico de caminhos

Figura 25: Diagrama de caminhos gerado pelo pacote *semPlot* para o modelo 2

Portanto, o Modelo 2 foi escolhido para representar o efeito da exposição ao mercúrio no desenvolvimento cognitivo.

Nas variáveis que apresentaram significância, podemos destacar a castanha do pará que apresenta sentido igual ao desenvolvimento cognitivo. O selênio, nutriente encontrado na castanha do pará, apresenta a capacidade de minimizar os efeitos nocivos do mercúrio no corpo [30]. Com isso, uma criança que apresenta um alto nível de mercúrio no organismo é capaz de não apresentar nenhum sintoma dessa contaminação.

A variável “parente” representa a existência de casamento consanguíneo dos pais, pois existe risco dos filhos apresentarem alguma dificuldade cognitivas e anomalias físicas [31]. No nosso modelo essa variável apresentou sentido oposto com o desenvolvimento cognitivo.

5 Conclusão

O mercúrio é um elemento que pode causar graves problemas para o meio ambiente e para os humanos, um deles e o abordado nesse estudo foram problemas no desenvolvimento cognitivo especificamente nas crianças ribeirinhas de Porto Velho. Apesar do mercúrio ser proibido como uma ferramenta no auxílio da extração de ouro foi muito utilizado no garimpo artesanal.

Neste estudo, o principal objetivo foi investigar se existia relação de testes cognitivos em crianças ribeirinhas com o nível de mercúrio no cabelo, e para mostrar essa relação foi criado um modelo de equação estrutural utilizando o pacote *Lavaan* do R que mostraram que existe esse efeito.

A modelagem de equação estrutural é um conjunto de técnicas estatísticas multivariada que inclui uma análise de trajetórias (diagrama de caminhos) e análise fatorial integrando-as em modelos completos de regressão estrutural. O primeiro passo é a especificação do modelo teórico com o auxílio do diagrama onde nos mostra as relações teóricas do modelo e a técnica de análise confirmatória onde o pesquisador guiado por alguma teoria testa em que medida determinadas variáveis são representativas de um conceito ou dimensão.

Com o auxílio da Análise Fatorial Confirmatória foi criado um indicador que relaciona cada teste psicológico à um específico domínio cognitivo e a partir desse domínio criamos uma relação com a cognição infantil.

A partir do modelo de equações estrutural vimos que podemos relacionar o desenvolvimento cognitivo com diversas variáveis das características infantil. Criamos modelos explicitando as etapas utilizadas para a sua estimação.

O modelo final apesar de conter variáveis não significativas foi escolhido por ser um modelo com as variáveis mais utilizadas pela literatura quando se trata de desenvolvimento cognitivo e quando queremos falar de efeitos da exposição do mercúrio.

Nosso modelo pode mostrar que existe uma associação entre o desenvolvimento cognitivo e a exposição ao mercúrio. Observamos que ao aumentar o nível de mercúrio no corpo das crianças existe um retardo do desenvolvimento cognitivo.

Mais estudos devem ser realizados para compreender melhor os efeitos do mercúrio na cognição infantil de crianças que vivem na Amazônia. Além disso, a técnica de MEE poderia ser mais utilizada nas diversas áreas do conhecimento, uma vez que foram encontrados poucos estudos com a descrição detalhada da técnica, sobretudo a fundamentação teórica.

Referências

- [1] MERCURIO, C. G. D. Características gerais do mercúrio. *ipeit*, UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO, p. 19, 2005.
- [2] SOUSA, R. et al. Policies and regulations for brazil's artisanal gold mining sector: analysis and recommendations. *Journal of Cleaner Production*, Elsevier, v. 19, n. 6, p. 742–750, 2011.
- [3] SANTOS, E. d. O. et al. Diagnóstico das condições de saúde de uma comunidade garimpeira na região do rio tapajós, itaituba, pará, brasil, 1992. *Cad Saúde Pública*, SciELO Brasil, v. 11, p. 212–25, 1995.
- [4] BASTOS, W. et al. A contaminação por mercúrio na bacia do rio madeira: uma breve revisão. *Geochimica Brasiliensis*, v. 18, n. 2, 2012.
- [5] CARVALHEIRA, R. G. et al. Avaliação preliminar da biomagnificação de mercúrio utilizando cinco espécies de peixes na baía de guanabara-rj.
- [6] MUNIZ, D. H. d. F.; OLIVEIRA-FILHO, E. C. Metais pesados provenientes de rejeitos de mineração e seus efeitos sobre a saúde e o meio ambiente-doi: 10.5102/ucs.v4i1.24. *Universitas: Ciências da Saúde*, v. 4, n. 1, p. 83–100, 2008.
- [7] SANTOS, F. A. d. Estudo metalômico do mercúrio em leite materno coletado da população ribeirinha da área de influência do ahe jirau-bacia do rio madeira. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2013.
- [8] YALLOUZ, A.; CAMPOS, R. C.; LOUZADA, A. Níveis de mercúrio em atum sólido enlatado comercializado na cidade do rio de janeiro. *Ciênc. Tecnol. Aliment*, SciELO Brasil, v. 21, n. 1, p. 1–4, 2001.
- [9] NASCIMENTO, E. d. S. et al. Ecotoxicologia do mercúrio e seus compostos. In: *Cadernos de Referencia Ambiental, 001*. [S.l.]: CRA, 2001.
- [10] ROSA, R. da S.; MESSIAS, R. A.; AMBROZINI, B. *Importância da compreensão dos ciclos biogeoquímicos para o desenvolvimento sustentável*. [S.l.]: IQSC-USP, 2003.
- [11] FARIAS, L. A. et al. Mercúrio total em cabelo de crianças de uma população costeira, cananéia, são paulo, brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, Fundação Oswaldo Cruz, v. 24, n. 10, p. 2249–2256, 2008.
- [12] MICARONI, R.; BUENO, M.; JARDIM, W. d. F. Compostos de mercúrio. revisão de métodos de determinação, tratamento e descarte. *Química Nova*, SciELO Brasil, v. 23, n. 4, p. 487–495, 2000.

- [13] CARLOS, E.; FILHO, M. R. A. Mapeamento de áreas degradadas pela atividade de garimpos na região da serra tepequém (rr), através de imagens landsat-tm. 1996.
- [14] VEIGA, M. M. d.; SILVA, A. R. B. d.; HINTON, J. J. O garimpo de ouro na amazônia: aspectos tecnológicos, ambientais e sociais. CETEM/MCT, 2002.
- [15] ZACHI, E. C. *Avaliação neuropsicológica de pacientes expostos ao vapor de mercúrio e de pacientes diabéticos do tipo 2*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2006.
- [16] DEBES, F.; WEIHE, P.; GRANDJEAN, P. Cognitive deficits at age 22 years associated with prenatal exposure to methylmercury. *Cortex*, Elsevier, v. 74, p. 358–369, 2016.
- [17] SANTOS, E. C. de O. et al. Mercury exposures in riverside amazon communities in para, brazil. *Environmental Research*, Elsevier, v. 84, n. 2, p. 100–107, 2000.
- [18] FREIRE, C. et al. Hair mercury levels, fish consumption, and cognitive development in preschool children from granada, spain. *Environmental research*, Elsevier, v. 110, n. 1, p. 96–104, 2010.
- [19] PREFEITURA de Porto Velho. <http://www.portovelho.ro.gov.br/porto-velho/>. Accessed: 2016-07-10.
- [20] PREARO, L. C. et al. Avaliação do emprego da técnica de análise fatorial em teses e dissertações de algumas instituições de ensino superior. *REGE Revista de Gestão*, v. 18, n. 4, p. 621–638, 2011.
- [21] SCHUMACKER, R. E.; LOMAX, R. G. *A beginner's guide to structural equation modeling*. [S.l.]: Psychology Press, 2004.
- [22] MUTHÉN, L. K.; MUTHÉN, B. O. *Mplus: Statistical analysis with latent variables: User's guide*. [S.l.]: Muthén & Muthén Los Angeles, 2005.
- [23] BYRNE, B. M. *A primer of LISREL: Basic applications and programming for confirmatory factor analytic models*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012.
- [24] BROWN, T. A. *Confirmatory factor analysis for applied research*. [S.l.]: Guilford Publications, 2015.
- [25] KLINE, R. B. *Convergence of structural equation modeling and multilevel modeling*. [S.l.]: na, 2011.
- [26] LEMKE, C. Modelos de equações estruturais com ênfase em análise fatorial confirmatória no software amos. 2005.
- [27] OLSSON, U. H.; TROYE, S. V.; HOWELL, R. D. Theoretic fit and empirical fit: The performance of maximum likelihood versus generalized least squares estimation in structural equation models. *Multivariate Behavioral Research*, Taylor & Francis, v. 34, n. 1, p. 31–58, 1999.
- [28] BISTAFFA, B. C. *Incorporação de indicadores categóricos ordinais em modelos de equações estruturais*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2010.

- [29] ROSSEEL, Y. lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software*, v. 48, n. 2, p. 1–36, 2012. Disponível em: <<http://www.jstatsoft.org/v48/i02/>>.
- [30] DIAS, V. Fcfrp investiga consequências da contaminação por mercúrio em ribeirinhos no oeste do Pará. 2006. Disponível em: <<http://www.usp.br/agen/repgs/2006/pags/159.htm>>.
- [31] MAIA, N. F. Casamentos consanguíneos no Brasil. *Rev. bras. biol.*, v. 50, n. 4, p. 863–6, 1990.