

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

DESIGUALDADE DE RENDIMENTOS E DISCRIMINAÇÃO POR GÊNERO NO  
BRASIL EM 1999

Autor: Renato Vale Santos

Orientador: Eduardo Pontual Ribeiro

Porto Alegre

2005

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

DESIGUALDADE DE RENDIMENTOS E DISCRIMINAÇÃO POR GÊNERO NO  
BRASIL EM 1999

Autor: Renato Vale Santos

Orientador: Eduardo Pontual Ribeiro

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como quesito parcial para obtenção do grau de Mestre em Economia.

Porto Alegre

2005

À memória do meu querido Avô Quinca, que sempre vibrou com minhas conquistas e estará sempre presente no meu coração.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço aos meus pais pelo apoio, carinho e amor que sempre me alimentaram nos passos da minha caminhada. A minha conquista não é solitária e grande parte é devido a eles. Obrigado a Deus por ter me proporcionado uma família abençoada de amor e carinho.

A Andréa pelo companheirismo e amor dedicados durante minha estadia em Porto Alegre. Apesar da enorme distância que nos manteve afastados fisicamente durante este período, nosso amor cresceu nas dificuldades e barreiras que a vida impôs para que continuássemos juntos. Te amo.

Ao meu orientador, Eduardo Pontual, pelo apoio e incentivo ao longo desta pesquisa. Sua presença foi essencial em todas as fases, desde a escolha do tema até os últimos ajustes. Prontamente me retornou em todos meus questionamentos e me guiou neste trabalho conjunto.

A todos os professores do PPGE pelos ensinamentos e incentivos na busca da pesquisa científica. Em especial ao pessoal da secretaria: Iara e Rachel pela sua eficiência e apoio.

Aos colegas da turma de mestrado e doutorado de 2003. Conquistei muitos amigos, mas ganhei dois irmãos, João e Guilherme que foram fundamentais no meu aprendizado durante o mestrado. Compartilhamos o mesmo teto, as mesmas dificuldades e muitas alegrias em conjunto. Tenho certeza que meu desempenho não seria o mesmo sem a ajuda e apoio de ambos.

Obrigado.

## SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....	8
1. DISCRIMINAÇÃO NO MERCADO DE TRABALHO .....	13
1.1. INTRODUÇÃO.....	13
1.2. TEORIA DA DISCRIMINAÇÃO .....	13
1.2.1. O Modelo de Becker.....	15
1.2.2. Discriminação Estatística .....	19
1.2.3. Outros Modelos .....	24
1.3. MENSURAÇÃO DA DISCRIMINAÇÃO .....	28
1.4. DISCRIMINAÇÃO NOS MERCADOS DE TRABALHO BRASILEIROS.....	31
1.5. <i>GLASS CEILING</i> NO MERCADO DE TRABALHO .....	35
2. REGRESSÃO QUANTÍLICA .....	38
2.1. INTRODUÇÃO.....	38
2.2. A TÉCNICA DE REGRESSÃO QUANTÍLICA.....	39
2.3. PROPRIEDADES FUNDAMENTAIS DE REGRESSÃO QUANTÍLICA .....	43
2.3.1. Equivariância.....	43
2.3.2. Robustez .....	46
2.4. TEORIA ASSINTOTICA EM REGRESSÃO QUANTÍLICA.....	47
2.5. METODOLOGIA DE MACHADO E MATA .....	49
2.5.1. Distribuição Condicional dos Rendimentos .....	50
2.5.2. Densidade Marginal dos Rendimentos.....	51
2.5.3. Densidade Contrafactual.....	52
2.5.4. Decomposição da Densidade dos Rendimentos .....	54
2.5.5. Considerações Sobre o Algoritmo de Machado e Mata .....	55

3. RESULTADOS EMPÍRICOS.....	57
3.1. OS DADOS .....	57
3.2. ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS.....	59
3.3. MUDANÇAS NO RETORNO PARA CARACTERÍSTICAS INDIVIDUAIS: ESTIMATIVAS DA REGRESSÃO QUANTÍLICA.....	62
3.4. ESTIMAÇÃO CONTRAFACTUAL: ANÁLISE GRÁFICA .....	70
CONCLUSÃO.....	78
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	82

## RESUMO

Esta dissertação tem por objetivo estudar as diferenças de rendimentos por gênero no mercado de trabalho brasileiro em 1999. Especificamente, procuramos estudar e mensurar a discriminação e a existência do fenômeno *glass ceiling*, que representa uma barreira invisível no crescimento dos rendimentos das mulheres em relação aos homens nos quantis mais elevados da distribuição de rendimentos. Utilizamos a metodologia de Machado e Mata (2004), que consiste na estimação da distribuição marginal de rendimentos consistente com a distribuição condicional estimada pelo método de regressão quantílica. Esta técnica possibilita averiguar o impacto de cada covariável e sua respectiva contribuição na diferença de rendimentos entre os gêneros ao longo da escala de quantis, propiciando assim, mais informações que o método tradicional de mínimos quadrados ordinários. Podemos também decompor as mudanças na distribuição de rendimentos entre os gêneros, em mudanças atribuídas às características observáveis dos trabalhadores, ou atributos, e mudanças atribuídas aos retornos destas características, ou os coeficientes. Os resultados mostram que existem diferenças explicadas apenas pelos coeficientes, e eles são bastante heterogêneos. Sendo positivas para as mulheres nos rendimentos mais baixos e negativos para os rendimentos mais altos da distribuição. Encontramos evidências consideráveis de que existe *glass ceiling* no mercado de trabalho do Brasil.

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1 – Variação relativa do emprego formal segundo gênero e grau de instrução Brasil - 2002</b> .....	9
<b>Figura 2 – Remuneração Média a preços de Dez/03, segundo Gênero e Grau de instrução Brasil - 2002</b> .....	10
<b>Figura 3 – Emprego de equilíbrio de mulheres em empresas que discriminam</b> .....	17
<b>Figura 4 – Demanda do mercado para mulheres como função dos salários relativos</b> .....	18
<b>Figura 5 – Mercado Agregado de Trabalho</b> .....	26
<b>Figura 6 - Regressão Quantílica para uma distribuição com erros heterocedásticos</b> .....	39
<b>Figura 8 – Diferença de rendimentos entre homens e mulheres</b> .....	60
<b>Figura 9 – Box Plot Rendimento dos Gêneros</b> .....	62
<b>Figura 10 - Estimativas da Regressão Quantílica (intercepto e idade)</b> .....	64
<b>Figura 11 - Estimativas da Regressão Quantílica (níveis educacionais)</b> .....	66
<b>Figura 13 - Densidades Empíricas</b> .....	71
<b>Figura 14 - Mudanças nas Densidades</b> .....	73
<b>Figura 15 – retorno dos atributos individuais</b> .....	77

## ÍNDICE DE TABELAS

<b>Tabela 1 – Estatísticas Descritivas ln (rendimentos-hora)</b> .....	59
<b>Tabela 2 – Índice de Theil-L</b> .....	72



## INTRODUÇÃO

Na área de pesquisa de economia do trabalho, um dos tópicos onde a literatura tem sido prolífera em estudos, diz respeito à discriminação no mercado de trabalho<sup>1</sup>. O objetivo deste trabalho é analisar a diferença de rendimentos de gênero para o Brasil. Os estudos disponíveis para o Brasil têm apresentado discriminação de salários em média a favor dos homens. E este estudo se propõe a utilizar uma estimação semi-paramétrica de regressão quantílica condicional dos salários segundo Koenker e Basset (1978), acreditando que a hipótese de discriminação a favor dos homens seja comprovada, mas propiciando um melhor entendimento da questão, visto que a técnica empregada fornece melhores e mais completas informações sobre o fenômeno.

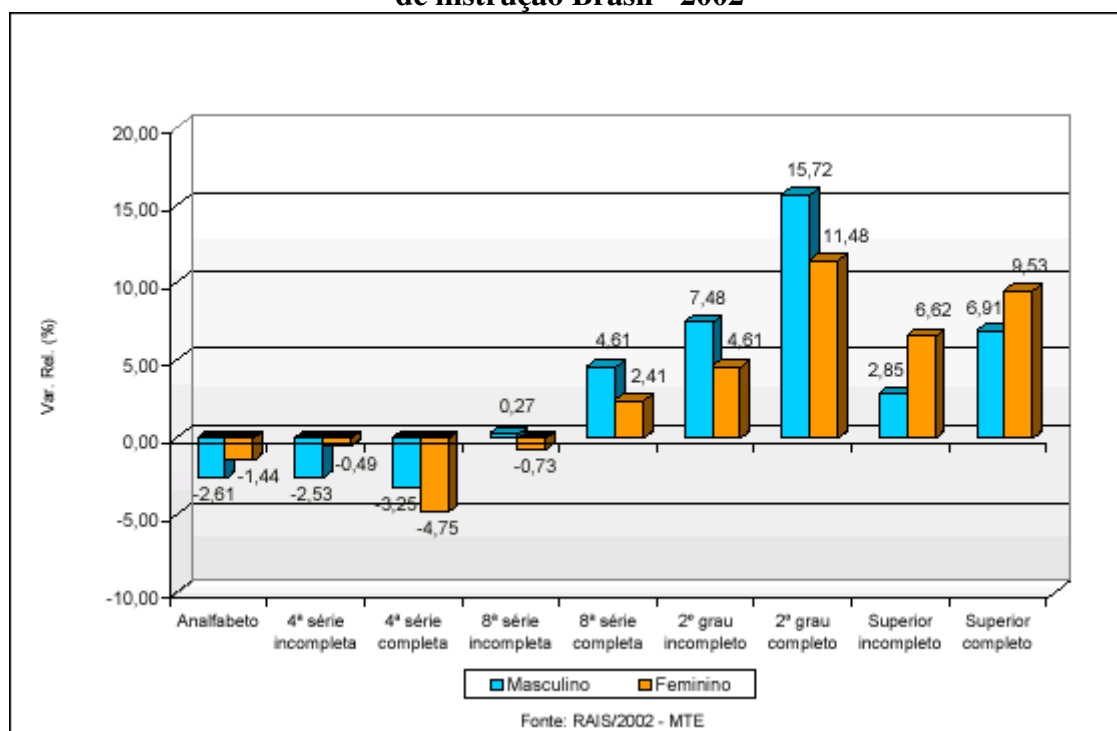
O crescente significado numérico segundo a RAIS (2002) de grupos demográficos cujos membros são relativamente mal remunerados tem acentuado o interesse em entender as fontes das diferenças de ganhos entre grupos. As mulheres são um dos principais grupos cujos membros têm sido identificados pela política governamental como vítima potencial da discriminação no emprego. Além da perda de postos de trabalho em relação aos homens, como ilustra a figura 1<sup>2</sup>, ao se fazer um corte por gênero, os dados da RAIS revelam que o rendimento médio da mulher, em 2002, correspondeu a 82,3% do percebido pelo homem.

---

<sup>1</sup> ver ALTONJI e BLANK (1999), LEME e WAJNMAN (2001) e CORSEUIL (2002).

<sup>2</sup> Variação relativa a 2001

**Figura 1 – Variação relativa do emprego formal segundo gênero e grau de instrução Brasil - 2002**



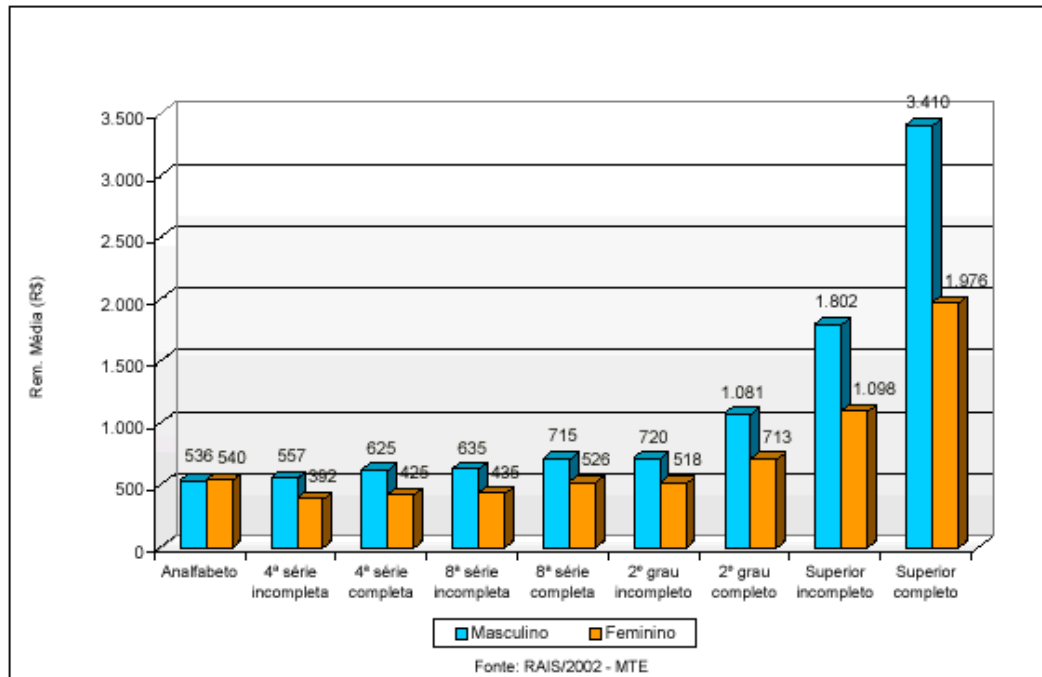
Segundo o nível de escolaridade, os rendimentos das mulheres analfabetas superam em 0,8% dos trabalhadores nessa mesma classificação no setor formal. Nos demais níveis, o salário médio feminino é sempre inferior ao masculino. Mesmo nos níveis superior incompleto e completo, onde ocorreu maior contratação das mulheres, pela figura 2 a remuneração média feminina corresponde a 61% e 57,9%, respectivamente, dos salários percebidos pelos homens.

Na figura 2, observamos também um fenômeno interessante. A remuneração média dos homens é proporcionalmente maior a remuneração média das mulheres quando o nível de escolaridade aumenta. Esse fenômeno é conhecido na literatura econômica como *glass ceiling*<sup>3</sup>, e representa uma barreira invisível para o crescimento do rendimento das mulheres nos níveis de escolaridade mais altos. A técnica de regressão quantílica possibilita mensurar este tipo de fenômeno porque consegue captar o diferencial de rendimentos por quantis e,

<sup>3</sup> Para mais detalhes ver Albrecht, Bjorklund e Vroman (2001), delaRica, Dolado e Llorens (2005) e Gang, Lane e Yun (2003) por exemplo.

portanto, podemos observar o comportamento da distribuição dos salários para cada nível de escolaridade ou outra variável qualquer de interesse.

**Figura 2 – Remuneração Média a preços de Dez/03, segundo Gênero e Grau de instrução Brasil - 2002**



Em grande parte, a diferença salarial entre homens e mulheres não pode ser explicada por variáveis observáveis, tais como experiência, nível de emprego ou educação. A metodologia usual nos estudos encontrados na literatura econômica consiste numa tentativa de decompor a diferença de salários. Uma parte destas diferenças é atribuída a um vetor de características do trabalhador e outra parte é atribuída à remuneração de cada uma destas características, usando as estimativas para a esperança condicional da distribuição de salários para ambos os grupos. A importância desta decomposição está em que podemos separar a remuneração atribuída às características específicas de cada trabalhador, como por exemplo sua produtividade, e o que de fato consiste na parte da remuneração que é diferenciada por discriminação.

Entretanto, esta metodologia é limitada no sentido que considera o diferencial médio de salários. Isto pode conduzir à conclusão que o tamanho da diferença de salários e os pesos dos fatores que fazem esta diferença são constantes ao longo de toda escala de salários. Por exemplo, a RAIS (2002) nos propicia a informação de que o rendimento médio da mulher

corresponde a 82,5% do percebido pelo homem no setor formal, mas para os salários mais baixos, condicional à escolaridade, (vide analfabetos) esta diferença é na verdade positiva para as mulheres. Com base nestas informações não sabemos como se comportam as funções de distribuição dos homens e das mulheres. Sabemos apenas que a média dos rendimentos dos homens é superior. Mas onde especificamente este diferencial de salários ocorre num grau mais elevado? Será que no nível de salários mais elevados estas diferenças são maiores que nos níveis iniciais? A estimação da equação de rendimentos pelo método de regressão quantílica gera regressões para quantis específicos, propiciando maiores condições e informações para responder estes tipos de questões.

Neste estudo a vantagem de executar-se um procedimento semiparamétrico consiste em analisar o papel de fatores do mercado de trabalho em mudanças recentes na distribuição dos salários entre homens e mulheres. A contribuição principal desta técnica é saber exatamente onde, na distribuição dos salários, estes vários fatores exercem o impacto maior. Outra contribuição metodológica desta técnica é desenvolver um procedimento de estimação que gere uma representação visualmente desobstruída do impacto de vários fatores explanatórios. Do ponto de vista econométrico, a vantagem em contrapartida à estimação paramétrica por mínimos quadrados ordinários que necessita da suposição de erros normais para eficiência, o procedimento pela técnica de regressão quantílica não impõe esta condição. Regressão quantílica pode ser muito interessante para o caso da estimação da equação de rendimentos onde os erros costumam ser heterocedásticos, ou seja, a variância da função de distribuição ao longo da escala de salários não é constante, visto que MQO é suficientemente informativo com heterocedasticidade, mas não com heterocedasticidade em que a média e a variância condicional mudam.

Em síntese, queremos compreender melhor como é a distribuição de rendimentos no mercado de trabalho brasileiro e a respectiva diferença relativa ao gênero. Acreditamos que o melhor conhecimento deste objeto de estudo, pode contribuir na construção de políticas públicas relativas as políticas salariais e distribuição de renda. Saber como se comportam os rendimentos de homens e mulheres, em cada nível em vez de tratar apenas dos rendimentos médios, pode caracterizar uma maior eficiência no alcance dos objetivos de políticas públicas.

Este trabalho é dividido em cinco partes. Além desta introdução, na segunda parte realizamos uma revisão da literatura econômica de discriminação e os principais resultados

encontrados para o Brasil. Na terceira parte é apresentada a técnica de regressão quantílica e detalhamos o algoritmo de Machado e Mata (2004). Na quarta parte são discutidos os resultados obtidos pela metodologia utilizada e na última parte resumimos as conclusões.

# 1. DISCRIMINAÇÃO NO MERCADO DE TRABALHO

## 1.1. INTRODUÇÃO

Um grande número de estudos tem sido publicados com a finalidade de pesquisar o problema da discriminação no mercado de trabalho e cujo interesse está em entender as fontes nas diferenças de rendimentos entre grupos que não são explicados por atributos produtivos. Um dos principais grupos cujos membros têm sido identificado como vítima potencial da discriminação no mercado de trabalho têm sido as mulheres. Sendo a discriminação, a diferença de rendimentos de trabalhadores com atributos produtivos semelhantes devido a atributos irrelevantes como sexo, raça, nacionalidade, etc (Borjas, 1996).

A proposta deste capítulo é apresentar uma revisão de teorias de discriminação no mercado de trabalho e sua mensuração e fazer uma síntese da literatura sobre discriminação por gênero no Brasil. O capítulo é subdividido em cinco partes. Além desta introdução, na segunda parte é apresentado um breve resumo sobre teoria da discriminação e os principais modelos encontrados na literatura econômica. A terceira parte descreve a forma comumente utilizada para medir discriminação, a decomposição de Oaxaca (1973). A quarta parte consiste numa apresentação de resultados encontrados para estudos de discriminação no mercado de trabalho brasileiro, dando um enfoque nos resultados referentes à discriminação por gênero. E finalmente na última parte, destacamos os principais trabalhos sobre *glass ceiling* e seus respectivos resultados.

## 1.2. TEORIA DA DISCRIMINAÇÃO

Segundo Borjas (1996), a discriminação contra mulheres no mercado de trabalho foi mensurada na literatura econômica por vários trabalhos e seu entendimento é de suma importância para compreender a diferença de rendimentos entre trabalhadores. Mas antes de

se elaborar medidas de discriminação, precisamos entender as fontes e mecanismos que a provocam. Para isso, devemos analisar as diferentes teorias de discriminação propostas por economistas.

A discriminação em economia é geralmente definida como tratamento desigual de iguais baseados em critérios irrelevantes para a atividade envolvida. Borjas (1996) determina a existência de discriminação econômica no mercado de trabalho, quando diferenças de rendimentos e de oportunidades de emprego ocorrem entre trabalhadores com habilidades iguais no mesmo emprego. Isto é, trabalhadores com mesmo nível educacional, treinamento, experiência e produtividade têm seus rendimentos diferenciados devido à sua raça, sexo, religião, orientação sexual, nacionalidade e outras características irrelevantes para o exercício de seu trabalho.

Em sua revisão da literatura, Loureiro (2003) considera a discriminação no mercado de trabalho de um modo mais amplo do que apenas diferenças de rendimentos, classificando a discriminação em quatro tipos: discriminação salarial, discriminação de emprego, discriminação de trabalho ou ocupacional e discriminação ao acesso de capital humano.

- Discriminação salarial: onde os trabalhadores discriminados recebem salários menores do que os outros trabalhadores, fazendo o mesmo trabalho.
- Discriminação de emprego: em que momentos de baixa oferta de empregos, os trabalhadores discriminados são colocados em desvantagem, sendo, portanto mais atingidos pelo desemprego.
- Discriminação de trabalho ou ocupacional: ocorre quando os trabalhadores discriminados são impossibilitados de assumir certas ocupações, tendo a mesma capacidade que os trabalhadores não discriminados, de executar tais trabalhos.
- Discriminação decorrente de oportunidade desigual para se obter capital humano: ocorre quando os trabalhadores discriminados encontram dificuldades ou são impossibilitados de aumentar sua produtividade, mediante educação ou treinamento no trabalho.

Na literatura econômica, os três primeiros tipos são denominados *postmarket discrimination*, devido ao fato da discriminação ocorrer quando os trabalhadores já se encontram no mercado de trabalho. O último é denominado *premarket discrimination*, porque ocorre antes do indivíduo entrar no mercado de trabalho.

Vários modelos teóricos aparecem na literatura buscando entender melhor o fenômeno da discriminação. Dentre estes modelos, destacamos alguns pela repercussão alcançada na área e devido à grande quantidade de trabalhos empíricos que se basearam nessas teorias. Três fontes gerais de discriminação no mercado de trabalho foram teorizadas e cada uma sugere um modelo de como a discriminação é implementada e quais são as suas conseqüências (Ehremberg e Smith, 2000). A primeira fonte de discriminação é o preconceito pessoal, em que empregadores, empregados ou consumidores não aceitam o convívio no ambiente de trabalho com funcionários pertencentes a um grupo de características específicas (sexo, raça, etc). A segunda fonte é o preconceito estatístico, em que os empregadores projetam nos indivíduos algumas características notadas no grupo. E, por último, existem modelos de discriminação nos quais o desejo e uso do poder de monopólio são a fonte de discriminação.

### **1.2.1. O Modelo de Becker**

O modelo de discriminação de Becker (1957) enfatiza a idéia de preferência por discriminar por parte de três segmentos da economia: empregadores, empregados e consumidores, sendo que a motivação do preconceito é pessoal. Todo enfoque do comportamento discriminatório do empregador está inversamente relacionada aos lucros das firmas, no sentido de que a discriminação é um argumento da função utilidade do empregador, mesmo que isso cause uma redução de lucros.

Suponha que empregadores homens tenham preconceito contra mulheres, mas para efeito de simplificação seus clientes e empregados não sejam preconceituosos. Adotemos também a suposição para exemplificação do modelo de discriminação do empregador de Becker (1957), que as mulheres tenham as mesmas características produtivas que os homens. Se os empregadores têm uma preferência por empregar homens em detrimento da



disponibilidade de mulheres igualmente produtivas, então eles agirão como se as mulheres fossem menos produtivas que os homens. Desta forma, a desvalorização da produtividade das mulheres pelos empregadores é subjetiva e constitui uma manifestação de caráter pessoal. Quanto maior for o preconceito do empregador, maior será a produtividade real descontada.

Seja (PRM) a produtividade da receita marginal real de todos os trabalhadores em um mercado de trabalho e que  $d$  represente o desconto subjetivo dos empregadores para as mulheres ( $d > 0$ ), o equilíbrio de mercado para os homens será alcançado quando seu salário ( $w_h$ ) atingir PRM:

$$\text{PRM} = w_h \quad (1.1)$$

Para as mulheres o equilíbrio será alcançado quando o seu respectivo salário ( $w_m$ ) igualar o seu valor subjetivo para as empresas:

$$\text{PRM} - d = w_m \quad (1.2)$$

Por suposição, as produtividades reais da receita marginal são iguais. Portanto igualando PRM das equações (1.1) e (1.2), teremos:

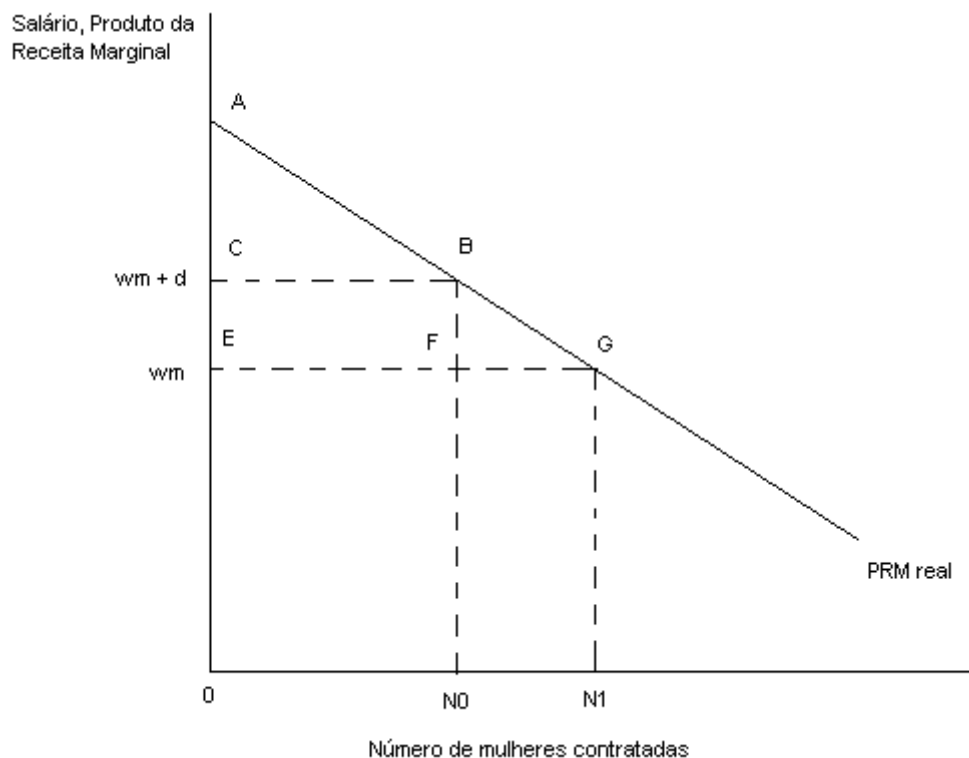
$$w_h = w_m + d \quad (1.3)$$

Pela equação (1.3) podemos verificar que o salário das mulheres deve ser menor que dos homens ( $w_m = w_h - d$ ). A interpretação econômica para a equação (1.3) é que se a produtividade real das mulheres é desvalorizada pelos empregadores, então elas devem oferecer seus serviços a um preço mais baixos que os homens para competir pelos empregos.

A representação gráfica da equação (1.2) é apresentada na figura (3). O empregador discriminador, diante de uma taxa salarial para as mulheres de  $w_m$ , contratará até o montante de  $N_0$ , pois neste nível  $\text{PRM} = w_m - d$ . Para os empregadores que não são discriminadores (maximizam o lucro), o nível de contratação de mulheres será  $N_1$ , ou seja, eles contratarão até que  $w_m = \text{PRM}$ . Como a área abaixo da curva PRM representa as receitas totais das empresas com o capital mantido constante, podemos analisar os efeitos do comportamento de empregadores discriminadores ou não-discriminadores. Os lucros auferidos pelas empresas

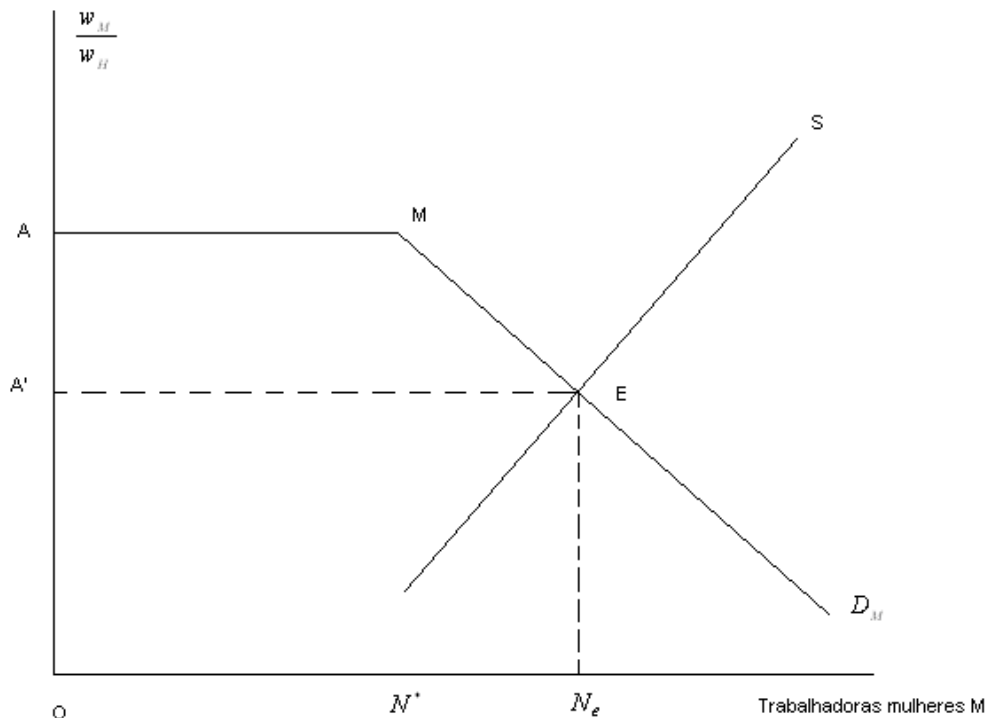
podem ser obtidos subtraindo a área que representa os gastos salariais do empregador. No caso do empregador discriminador subtraindo a área (OEFN<sub>0</sub>), teremos o lucro representado pela área (AEFB). De forma análoga, o lucro do empregador não-discriminador será representado pela área (AEG). Portanto, uma implicação importante do modelo de Becker (1957) é que os empregadores preconceituosos desistem de uma parcela maior de lucros para se manter fieis a seus preconceitos.

**Figura 3 – Emprego de equilíbrio de mulheres em empresas que discriminam**



Outra implicação do modelo de Becker (1957) refere-se ao tamanho da diferença entre  $w_h$  e  $w_m$ . A figura (4) propicia entender os fatores determinantes desta diferença a partir da análise da curva de demanda das mulheres. A curva de demanda por trabalhadores do sexo feminino é representada no gráfico pelo segmento  $AMD_M$ , onde ocorre uma quebra no ponto M. O segmento AM representa a demanda que é absorvida pelos empregadores não-discriminadores e não haverá diferencial de salários, visto que a relação salarial entre homens e mulheres é igual ( $w_h = w_m$ ). Se o número de mulheres que procuram emprego é relativamente grande, como ilustrado no gráfico pela curva de oferta das mulheres trabalhadoras pela curva, S, então alguns trabalhadores discriminadores serão induzidos a contratar mulheres. A taxa salarial será diminuída fazendo com que  $w_m$  fique abaixo de  $w_h$ .

**Figura 4 – Demanda do mercado para mulheres como função dos salários relativos**



O ponto de equilíbrio é representado pela intersecção das curvas de demanda e oferta das mulheres no ponto, E. Neste ponto a taxa salarial é igual a  $A'$ , que é menor que  $A$  e os empregadores estão gerando um diferencial de salários entre trabalhadores igualmente produtivos. O grau de discriminação dos empregadores discriminadores pode ser observado pela inclinação da curva de demanda no segmento  $MDM$ . Quanto maior for à discriminação mais inclinada será a curva neste segmento. Conseqüentemente a quantidade de mulheres que serão empregadas será menor ainda.

Becker (1957) salienta que este tipo de discriminação motivada pela preferência pessoal, pela lógica econômica não persistiria em um mercado de trabalho competitivo, visto que firmas não discriminatórias teriam vantagens ao contratar trabalhadores discriminados pagando-lhes salários inferiores ao salário pago pelas outras firmas. Segundo Loureiro (2003), este argumento necessita da suposição de que todas as firmas tenham a mesma função de produção. Mas, caso as firmas discriminadoras sejam mais eficientes e conseqüentemente obtenham custos relativamente menores que as firmas não-discriminadoras, então a discriminação no mercado de trabalho pode persistir em mercados competitivos. Ehremberg e

Smith (2000) argumentam que os empregadores discriminadores também estariam maximizam sua utilidade, satisfazendo seus preconceitos em vez de lucros. Para que estes se mantivessem no mercado, deveriam descobrir formas alternativas de investimento que não necessitem da contratação de trabalhadores. Assim, poderiam permanecer com seus preconceitos pessoais num mercado competitivo.

Outra fonte de discriminação baseada em preconceito pessoal é encontrada do lado da oferta do mercado de trabalho. Funcionários homens podem apresentar resistência de trabalhar com mulheres em certos tipos de ocupação. Ou de outra forma, não aceitam se submeter ao comando de mulheres, por exemplo. Esta situação levaria os empregadores à não contratarem mulheres ou diferenciar o salário dos homens a fim de que estes não abandonem o emprego. A discriminação entre trabalhadores de Becker (1957) pode ser vista como a teoria de diferenciais compensatórios de Rosen (1986). Suponhamos que exista discriminação entre homens e mulheres, a função utilidade dos trabalhadores homens agora terá de apresentar um componente que represente a quantidade de mulheres, de forma que quanto maior o número de mulheres menor sua utilidade. Assim os homens necessitam de um diferencial de salários para compensar a desutilidade de trabalhar num mesmo ambiente com mulheres (Loureiro, 2003).

Há ainda a opção de que a discriminação ocorra por parte do consumidor. Este pode não gostar de ser atendido por trabalhadores do sexo feminino, o que implica em redução nos salários dos trabalhadores preteridos. Kahn e Sherer (1988) mostram que este tipo de comportamento dos consumidores geram mercados segregados e conseqüentemente diferenciais compensatórios de salários.

### **1.2.2. Discriminação Estatística**

Outro tipo de discriminação encontrada na literatura econômica refere-se à discriminação estatística. Este tipo de discriminação esta baseada no tipo e qualidade das informações obtida pelo empregador na tomada de decisões de contratação. É do interesse do empregador contratar os empregados mais produtivos. Como eles não conseguem medir a produtividade diretamente de cada candidato no processo de contratação, eles usam as

informações disponíveis que julgam representar a produtividade como critério de escolha. Para isto utilizam variáveis como educação, experiência, idade, resultados de testes e outras medidas.

A correlação entre estas variáveis e a produtividade dos candidatos muitas vezes constituem fatores de previsão imperfeitos da produtividade real, mas os empregadores têm consciência disto (Ehremberg e Smith, 2000). Portanto, os empregadores buscam subsídios para complementar estas informações e utilizam elementos subjetivos. Este critério subjetivo é que pode estar ligado a discriminação, como por exemplo, a opção de contratar homens e preterindo as mulheres acreditando que os primeiros, em média, tem maior produtividade. Observe que este tipo de discriminação pode não está baseada em preconceito pessoal do empregador, como visto no modelo de discriminação de Becker (1957). De outra forma, a discriminação estatística pode ser vista como um problema de seleção. Dentre os modelos de discriminação estatística, podemos destacar os modelos desenvolvidos por Phelps (1972), Aigner e Cain (1977) e Spencer (1973).

#### ▪ O Modelo de Phelps

O modelo de discriminação estatística de Phelps (1972) verifica a existência de discriminação entre dois grupos de trabalhadores que têm as mesmas produtividades esperadas e recebem salários diferentes. Para medir a performance do trabalhador o empregador utiliza um teste de escore  $z_i$ :

$$z_i = q_i + \mu_i \quad (1.4)$$

onde  $q_i$  é um índice de produtividade esperado do candidato ao emprego baseado em características observáveis e  $\mu_i$  o termo de erro aleatório com distribuição normal. O empregador pode usar  $q_i$  como indicador da produtividade da seguinte forma:

$$q'_i = az'_i + \mu'_i \quad (1.5)$$

Onde  $q'_i = (q_i - E(q))$  e  $z'_i = (z_i - E(z))$  e  $0 < a = V(q)/[V(q)+V(\mu)] < 1$ .

Observe que o índice de produtividade esperada,  $q_i$ , é uma medida imperfeita do teste de escore,  $z_i$ , para os candidatos ao emprego. Os empregadores utilizarão alguma característica como critério de seleção, como por exemplo, para nosso propósito, o gênero. A equação de  $q_i$  passará a conter a variável  $x_i$ , representando esta característica:

$$q_i = \alpha + x_i + \varepsilon_i \quad (1.6)$$

onde  $x_i = (-\beta + \eta_i)c_i$ ,  $\beta > 0$  e  $\varepsilon_i, \eta_i$  são variáveis iid. A variável  $c_i$  assume dois valores,  $c=1$  se o candidato é do sexo feminino e 0 caso contrário. O objetivo do empregador é conhecer  $q_i$ . Fazendo  $\lambda_i = \varepsilon_i + c_i\eta_i$  e  $y_i = -\beta c_i$ , substituímos a equação (1.5) em (1.4), obtendo a seguinte equação:

$$z_i = q_i + \mu_i = \alpha + y_i + \lambda_i + \mu_i \quad (1.7)$$

Com base em sua experiência o empregador utilizará o gênero como variável observável e concluirá que o gênero apresenta produtividades diferentes. Phelps (1972) assume três suposições dadas à presença de dois grupos diferentes (homens, h, e mulheres, m):

$$(i) \quad V(\mu^h) = V(\mu^m)$$

$$(ii) \quad V(q^h) < V(q^m)$$

$$(iii) \quad E(q^h) < E(q^m)$$

ou seja, (i) a variância dos erros dos trabalhadores do sexo feminino é igual a variância dos erros dos trabalhadores homens; (ii) a variância da habilidade dos trabalhadores mulheres é menor que a variância da habilidade dos trabalhadores homens e (iii) o valor esperado da habilidade das mulheres é menor do que a dos homens.

A idéia do modelo é que se os empregadores percebem que as mulheres, em média, possuem produtividade menor que os trabalhadores homens, então os homens receberam salários maiores em relação às mulheres. Phelps (1972) conclui que a discriminação, ou

grande parte dela, esta associada a esta crença do empregador sobre as produtividades médias dos grupos em questão.

#### ▪ O Modelo de Aigner e Cain

Outro modelo de discriminação estatística é o modelo desenvolvido por Aigner e Cain (1977). Este modelo é uma versão do modelo de Phelps (1972), em que a firma se baseia em um teste imperfeito para medir a produtividade ou habilidade dos trabalhadores. As suposições são similares ao modelo de Phelps (1972), com dois grupos de trabalhadores cujas distribuições de probabilidade são idênticas (consideremos homens, h, e mulheres, m), e os empregadores tomam suas decisões também segundo um teste de escore de habilidade, z, como forma de medir a verdadeira habilidade dos trabalhadores, q. Desta forma, o modelo parte da equação,  $z_i = q_i + \mu_i$ , que é a mesma equação de Phelps (1.4). Novamente temos as mesmas suposições de erros iid. A variável q é normalmente distribuída com média  $\alpha$  e variância  $\sigma^2$ .

Os empregadores atribuem pontos às informações obtidas no processo seletivo de cada trabalhador e tomam suas decisões baseadas na relação entre estas informações de cada membro do grupo com base no sinal de produtividade esperado de  $q_i$  e a dotação do grupo. De forma que o valor esperado de  $q_i$ , é dado por:

$$q = E[(q | z)] = (1 - \gamma)\alpha + \gamma z \quad (1.8)$$

onde  $\gamma$  é o coeficiente de correlação ao quadrado entre q e z. Aplicando a equação (1.8) aos grupos de trabalhadores homens e mulheres, temos as duas equações seguintes:

$$q_h = E[(q | z)] = (1 - \gamma_h)\alpha_h + \gamma_h z_h \quad (1.9)$$

$$q_m = E[(q | z)] = (1 - \gamma_m)\alpha_m + \gamma_m z_m \quad (1.10)$$

onde a variância do termo de erro aleatório das mulheres é maior que dos homens, ( $\sigma_m^2 > \sigma_h^2$ ).

Como a produtividade esperada do trabalhador será uma média ponderada da produtividade dos testes escores do grupo e do trabalhador, as equações (1.9) e (1.10) mostram a discriminação estatística afetando os salários dos trabalhadores homens e mulheres. O parâmetro a ser observado é  $\gamma$ , quanto mais próximo de 1, mais o salário do trabalhador dependerá apenas de seu teste de escore. Quanto mais  $\gamma$  estiver próximo de 0, menor será o peso do teste de escore do trabalhador e seu salário será determinado pela média do teste do grupo.

O modelo de Aigner e Cain (1977) insere a idéia de discriminação por gênero derivada da discriminação de grupo. Podemos trabalhar com a suposição de que indivíduos são discriminados dentro de um grupo. E desta forma a decisão de contratar do empregador está ligado à subjetividade de relacionar produtividade com alguma habilidade do trabalhador, sendo essa a característica principal dos modelos de discriminação estatística.

Loureiro (2003) ressalta a presença de informação assimétrica neste modelo, pois o empregador não consegue diferenciar as várias características dos trabalhadores, e conseqüentemente tendem a analisá-los como um único grupo. Por exemplo, os empregadores podem não conseguir diferenciar trabalhadoras com o mesmo nível educacional que possuem capacidades produtivas diferentes devido à experiência. A tendência é tratar estas trabalhadoras apenas pela característica de ser mulher.

#### ▪ O Modelo de Spence

Nesta mesma linha, temos o modelo de Spence (1973). Seu modelo parte do pressuposto de que o empregador sabe que a distribuição de probabilidade dos trabalhadores difere dentro de um determinado grupo. Como não é observada a verdadeira produtividade de cada trabalhador, e o custo para verificá-la é muito elevado, o empregador utiliza um sinal para identificá-la. Como a identificação é imperfeitamente observada, é estimado um sinal da verdadeira produtividade. Se os sinais sobre os indivíduos como educação e experiência não informam perfeitamente a produtividade, informações sobre raça e sexo podem permitir ao empregador remunerar diferentemente indivíduos com produtividade semelhantes, o que determina um mecanismo de discriminação.



Os três modelos de discriminação estatística acima expostos são muito parecidos. Se observarmos o parâmetro  $a$  do modelo de Phelps (1972) e o parâmetro  $\gamma$  do modelo de Aigner e Cain (1977), verificamos que ambos são medidas de correlação. Desta forma se aplicarmos a esperança matemática na equação (1.5) de Phelps (1972), teremos algo similar às equações (1.9) e (1.10) de Aigner e Cain. O modelo de Spencer também é similar à idéia das equações (1.9) e (1.10), pois estas representam exatamente a idéia de retirar um sinal de uma variável observada com ruído. Em síntese, os três modelos apresentam a idéia central de que os empregadores não conseguem observar a verdadeira produtividade dos trabalhadores, ou o custo para atingir este objetivo é muito alto. A diferença dos três modelos está na forma, como os empregadores utilizarão variáveis observáveis para tentar aproximar da verdadeira produtividade do trabalhador. Ou seja, diferentemente dos modelos de discriminação pessoal de Becker (1957), onde o empregador tem preferência por discriminar. Nos modelos de discriminação estatística o empregador não é discriminador, a discriminação ocorre devido à escolha da variável observável como referência de produtividade do trabalhador.

Observe que a discriminação estatística não é prejudicial apenas aos trabalhadores. Ela pode ser onerosa para a firma. Por exemplo, se os empregadores optam por contratar homens, acreditando que as mulheres possuem tendência de sair do mercado de trabalho para ter filhos, o que reduziria sua produtividade em relação aos homens. Caso as mulheres passem cada vez mais a se dedicar em tempo integral ao trabalho, os empregadores que utilizem o sexo como uma medida de produtividade, estariam rejeitando a possibilidade de contratar mulheres altamente produtivas e poderiam estar adquirindo trabalhadores homens com baixa produtividade. Assim, na medida que diferenças não-quantificáveis entre grupos aumentam, critérios de seleção como este citado no exemplo, passam a ser critérios de seleção ineficientes e conseqüentemente reduzem os lucros das firmas.

### 1.2.3. Outros Modelos

Há, ainda, o modelo da transmissão intergeracional de desigualdade de Lundberg e Startz (1988) que enfatiza os efeitos da segregação e como a discriminação passada afeta a família e os recursos da comunidade. O modelo consiste em indivíduos vivendo dois períodos

de tempo distintos ao longo da vida. Num primeiro período os indivíduos investem em capital humano e no segundo período recebem renda ou o produto deste investimento. Os indivíduos possuem também dois níveis de consumo, um para cada período de tempo.

A questão central do modelo se deve ao fato que tanto a função de produção para a renda dos indivíduos como o capital humano dos indivíduos nos dois períodos de tempo, são afetados pelo capital social. O capital social segundo Lundberg e Startz (1988), é uma função do nível médio do capital humano produzido pelos trabalhadores homens e mulheres (no caso hipotético de segregação por gênero). Assim o capital social é usado para captar o efeito externo do capital humano privado. Como o modelo é do tipo *overlapping generations*, as externalidades geradas pela capital social na produção do capital humano explicam que o diferencial de salários em mercados de trabalho competitivos é mantido por estas externalidades, e diferenças de capital humano e renda podem persistir no tempo.

Outros modelos abandonam a hipótese de mercados competitivos, com informação perfeita ou imperfeita, e adotam a hipótese de segmentação. A segmentação consiste no ato de dividir um mercado em grupos diferentes de empregados (ou empregadores) que desejam trabalhos separados. Dentre os trabalhos que adotam o modelo teórico de segmentação, destaca-se Doering e Piore (1985), mostrando que são as características dos empregados que determinam o local de trabalho que serão alocados. A consequência é a dificuldade de mobilidade dos trabalhadores pouco qualificados para segmentos de trabalhos mais qualificados.

A discriminação nestes modelos de segmentação ocorre porque pode acontecer de trabalhadores com características semelhantes receberem remunerações diferentes devido a sua ocupação. Portanto o diferencial salarial intersetorial não corresponde ao diferencial salarial de habilidades entre setores. Alternativamente, a segmentação pode ser endógena, como nos modelos de salário-eficiência de Stiglitz (1974).

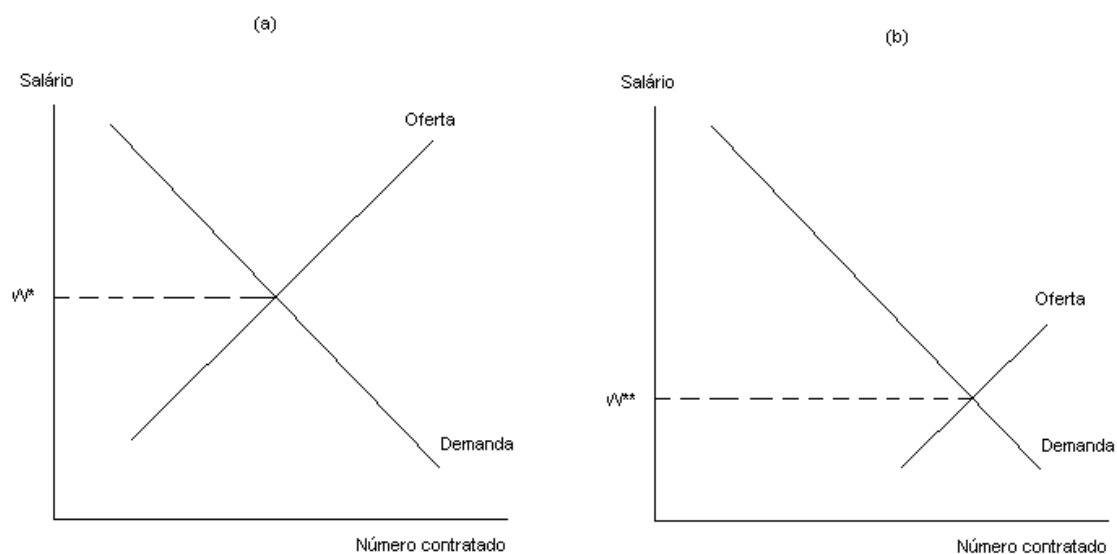
#### ▪ Modelos de Poder de Monopólio

Assim como nos modelos do tópico anterior, relaxando a hipótese de mercados perfeitamente competitivos, existem os modelos de poder de monopólio, onde diferentemente

do modelo de Becker, a discriminação existe e persiste porque é lucrativa para os preconceituosos (Ehremberg e Smith, 2000). As teorias de poder de monopólio apresentam uma característica comum que é raça ou sexo sendo utilizada coletivamente para dividir a força de trabalho em grupos não-competitivos, criando ou perpetuando uma espécie de sistema de casta do trabalhador<sup>4</sup>. Destacamos três versões destes modelos: o modelo de saturação, mercados de trabalho duplo e ação em conluio.

O modelo de poder de monopólio devido à saturação representa a existência da segregação ocupacional justificada por uma política deliberada de saturação, com o objetivo de reduzir salários em certas ocupações (Ehremberg e Smith, 2000). Gráficamente a hipótese de saturação pode ser ilustrada no gráfico seguinte.

**Figura 5 – Mercado Agregado de Trabalho**



O gráfico (a) ilustra o mercado de trabalho em que a oferta é pequena em relação à demanda e o nível de salário é  $W^*$ . No gráfico (b) temos a presença de saturação no mercado de trabalho devido à oferta relativamente grande de mão-de-obra, o nível salarial passa a ser  $W^{**}$ .

Do ponto de vista econômico poderíamos pensar que esta situação seria inviável no médio e longo prazo. Supondo que exista segregação em relação ao gênero, os baixos salários

<sup>4</sup> Sobre teorias que sugerem que forças competitivas deixam de funcionar no mercado de trabalho, ver Cain (1976)

das mulheres em relação aos homens, causados por estarem artificialmente concentradas em certos empregos, provocariam uma pressão para que as firmas contratassem mais mulheres em detrimento a mão-de-obra masculina até que os salários se igualassem.

Segundo Madden (1973), o fato da saturação ou segregação de ocupações não desaparecer no mercado de trabalho, sugere a presença de grupos não-competitivos. A existência de tais grupos pode ser explicada pelo estabelecimento de empregos relacionados ao gênero, ou seja, encontramos algumas ocupações sendo denominadas como emprego masculino ou feminino. Este fenômeno pode ocorrer devido a costume social, diferença nas capacitações que são imprecisas e diferentes curvas de oferta de homens e mulheres para empregadores monopsonistas. Ehremberg e Smith (2000) ressaltam que embora os efeitos da saturação sejam fáceis de se observar, o fenômeno não explica completamente a discriminação, mas contribui para entender as diferentes formas de discriminação.

Piore (1970) apresenta uma versão da hipótese de saturação pela existência de mercados de trabalho duplos. O mercado de trabalho seria subdividido em dois segmentos não-competitivos, sendo um deles denominado de primário e o outro secundário. O setor primário corresponde aos empregos que tem relativamente remunerações mais elevadas, estabilidade e oportunidades de progresso na firma. No setor secundário os empregos apresentam baixa remuneração, instabilidade e péssimas condições de trabalho, sendo que os retornos à educação e experiência estão próximos de zero. A mobilidade entre os dois setores é limitada e a possibilidade de um trabalhador passar do setor secundário para o primário é dificultada devido às características que lhe são atribuídas como instável e indesejável. A abordagem de Piore (1970) é similar à apresentada na seção onde tratamos a segmentação, citando o trabalho de Doering e Piore (1985). O argumento aqui apresentado é de informação assimétrica, em que o emprego passado em setor secundário é usado como sinal de produtividade, mesmo que a alocação no emprego no setor secundário tenha sido aleatório.

Historicamente segundo Piore (1970), as mulheres e minorias tem sido empregada no setor secundário e tem levado a um ciclo de perpetuação destes trabalhadores nesta situação. A mulheres sofrem discriminação por possuírem currículos instáveis, mas essa instabilidade se deve por conseguir empregos somente no setor secundário. Uma critica a este tipo de modelo é feita por Ehremberg e Smith (2000), pois o modelo não explica como mulheres que estão ingressando no mercado de trabalho tendem a ocupar postos preferencialmente no

mercado secundário. Outra crítica seria a falha no modelo em não explicar por que a firma maximizadora de lucros deixaria de empregar um trabalhador produtivo apenas porque tem um sinal de que sua produtividade é baixa. O modelo de Spence e Stiglitz, diferentemente de Doering e Piore, não adotam uma postura heterodoxa de negação da racionalidade, conseguindo explicar a segmentação pelo argumento da racionalidade.

Bulow e Summers (1986) consideram a designação dos trabalhadores para os dois setores devido à diferença nos custos de monitoração entre as categorias de trabalhadores. As empresas podem utilizar salários de eficiência ou as características dos trabalhadores do setor primário como estratégia de motivação. Estas estratégias criam uma relação de interdependência entre trabalhadores e empresa ao longo do tempo. A discriminação à mulher é justificada pela interrupção deste processo, visto que as mulheres costumam interromper sua trajetória de trabalho com mais frequência devido à gestação e criação de filhos.

### 1.3. MENSURAÇÃO DA DISCRIMINAÇÃO

Após exposição dos modelos teóricos de discriminação, será apresentada a técnica para medir este fenômeno no mercado de trabalho. Nos modelos teóricos apresentamos os diversos tipos de discriminação e empiricamente a literatura aponta que é muito difícil diferenciar discriminação de diferenciais de rendimento por atributos produtivos não observados. Desta forma podemos estar confundindo, na mensuração de discriminação, diferenciais produtivos não observados com discriminação efetiva<sup>5</sup>. Assim, podemos entender os diferenciais não explicados por características produtivas como um limite superior para discriminação.

Apresentamos agora a medida empírica de discriminação desenvolvida por Oaxaca (1973) que se tornou à medida usual na literatura econômica de discriminação. Suponha dois grupos de trabalhadores, digamos, homens (h) e mulheres (m). A média dos salários condicionais dos homens é dada por  $\overline{w_h|X}$  e a média dos salários condicionais das mulheres é

---

<sup>5</sup> Tratamento desigual de pessoas iguais em seus atributos produtivos observados e não observados pelo pesquisador.

dada por  $\overline{w_m|X}$ . Uma possível definição de discriminação é dada pela diferença dos salários médios condicionais.

$$\Delta\overline{w|X} = \overline{w_h|X} - \overline{w_m|X} \quad (1.11)$$

A motivação para a medida é que em um diferencial de salários médio, há vários fatores, além da discriminação, que geram o diferencial de salários entre homens e mulheres. Uma definição mais apropriada de discriminação no mercado de trabalho deve comparar os salários de trabalhadores com as mesmas características produtivas. Em outras palavras, gostaríamos de ajustar o diferencial de salários brutos dado por  $\Delta\overline{w|X}$  para diferenças entre habilidades de homens e mulheres. Este ajustamento é feito basicamente pela estimação de uma regressão de rendimentos para homens e mulheres<sup>6</sup>.

Para uma exposição mais simplificada, suponhamos que apenas uma variável (escolaridade), denotada por  $S$ , afeta os rendimentos. A função de ganho para cada um dos dois grupos pode ser escrita como:

$$w_h = \alpha_h + \beta_h s_h + \varepsilon_h \quad (1.12)$$

$$w_m = \alpha_m + \beta_m s_m + \varepsilon_m$$

Estimando por mínimos quadrados e pelas condições de primeira ordem,  $\overline{\varepsilon_h} = \overline{\varepsilon_m} = 0$ , temos

$$\overline{w_h} = \alpha_h + \hat{\beta}_h \overline{S_h} \quad (1.13)$$

$$\overline{w_m} = \alpha_m + \hat{\beta}_m \overline{S_m}$$

Onde  $\overline{S_h}$  e  $\overline{S_m}$  são respectivamente as médias de escolaridade dos homens e mulheres. O coeficiente  $\beta_h$  mostra quanto aumenta o ganho dos homens para um aumento de um ano de escolaridade, e o coeficiente  $\beta_m$ , de forma análoga, apresenta a mesma estatística para as

---

<sup>6</sup> Como dito acima, como em regressão apenas podemos trabalhar com características observáveis, as características não observáveis podem ser confundidas com discriminação.

mulheres. Os interceptos  $\alpha_h$  e  $\alpha_m$  determinam os ganhos iniciais (quando  $S = 0$ ). O modelo de regressão implica que o diferencial de salários brutos pode ser escrito como:

$$\Delta \bar{w} = \bar{w}_h - \bar{w}_m = \alpha_h + \beta_h \bar{S}_h - \alpha_m - \beta_m \bar{S}_m \quad (1.14)$$

Podemos decompor o diferencial de salários brutos  $\Delta \bar{w}$  em duas partes. Uma parte que determina o diferencial de salários devido às diferenças de características (habilidades) entre os indivíduos, e outra parte que determina o diferencial devido à discriminação. Esta decomposição é conhecida como decomposição de Oaxaca (1973) ou Oaxaca-Blinder. Para o nosso caso, basta somar e subtrair uma média artificial, ou contrafactual de  $w$ , dada pelo produto dos coeficientes da regressão das mulheres e a dotação média de atributos dos homens,  $\alpha_m + \beta_h \bar{S}_m$ , à equação (1.14) e, através de manipulações algébricas, temos:

$$\Delta \bar{W} = \underbrace{(\alpha_h - \alpha_m) + (\beta_h - \beta_m) \bar{S}_m}_{\text{Diferencial devido a discriminação}} + \underbrace{\beta_h (\bar{S}_h - \bar{S}_m)}_{\text{Diferencial devido a diferentes habilidades}} \quad (1.15)$$

Assim, a equação (1.15) mostra que o diferencial de salário bruto consiste em duas partes. A interpretação é bem simples: se homens e mulheres possuem a mesma escolaridade média (ou  $\bar{S}_h - \bar{S}_m = 0$ ), o segundo termo da equação (1.15) será zero. Portanto, uma parte do diferencial de salários brutos surgirá quando os dois grupos possuírem diferentes habilidades.

Se, por acaso, para um empregador a utilidade da escolaridade de um homem é maior que a utilidade da escolaridade de uma mulher  $\beta_h > \beta_m$ , ou ainda, se o empregador paga mais a homens do que a mulheres para qualquer nível de escolaridade (o intercepto da função de rendimento é maior para homens do que para mulheres;  $\alpha_h > \alpha_m$ ), o primeiro termo da equação será positivo. Dessa forma, a diferença de salários surgirá pelo tratamento diferencial dos homens em relação às mulheres, demonstrando uma situação de discriminação.

A validade da decomposição de Oaxaca para medir discriminação depende se temos controle para todas as dimensões em que as habilidades dos dois grupos diferem. Se há

algumas características de habilidade que afetam os ganhos, mas que nós deixamos fora do modelo de regressão teremos medidas incorretas da discriminação no mercado de trabalho por viés dos coeficientes (sejam angulares ou lineares).

Uma limitação da decomposição de Oaxaca é a de que se baseia em modelos de regressão, que geram médias condicionais. Portanto temos informações referentes apenas aos valores de rendimentos médios, o que pode ser insuficiente para entender a discriminação no mercado de trabalho. Não sabemos onde a discriminação é maior ou menor na escala de salários. Podemos ter discriminação muita elevada com relação às mulheres para níveis de salários muito elevados e, em contrapartida, pouca ou nenhuma discriminação nos níveis salariais mais baixos e este tipo de informação não é fornecido através da média condicional.

#### **1.4. DISCRIMINAÇÃO NOS MERCADOS DE TRABALHO BRASILEIROS**

No Brasil, o problema da discriminação e/ou diferenciais de salários no mercado de trabalho foi estudado por diversos autores. Dentre eles destacamos Harris (1964), Barros e Ramos (1992), Lovell (1993,1994), Lovell e Wood (1998), Barros et alii (1996), Ometto et alii (1997), Kassouf (1997,1998), Telles e Lima (1998), Ometto et alii (1999), Kassouf e Silva (2000) e Araújo e Ribeiro (2002).

A grande maioria destes trabalhos utilizou a técnica econométrica usual de MQO para trabalhar com os dados e realizar as estimativas. Utilizando a técnica de regressão quantílica, encontramos na literatura os trabalhos recentes de Cavalcanti e Guimarães (1999) e Guimarães (2001). Salientando que ambos trabalhos adotaram a metodologia e Machado e Mata (2004).

Um dos principais trabalhos devido a seu caráter pioneiro é o estudo de Langoni (1973). Ele tem como objetivo discutir a distribuição de renda no Brasil. Para tal, procurou os efeitos distributivos causados por modificações ocorridas na composição setorial da força de trabalho, segundo educação, idade, sexo, setor e região. Dentre suas conclusões, destacamos a associação que o autor faz entre a correlação da dificuldade de que integrantes de determinados setores teriam a propriedade com a discriminação ocupacional.



Nos trabalhos de Lovell (1989) e Andrews (1992) foram investigadas as características semelhantes de trabalhadores em diferentes classes no mercado de trabalho. Sendo que evidências de discriminação foram apontadas devido a fortes diferenciais de salários inexplicados. Barros e Ramos (1992) argumentam que, se for levado em conta a idade e a educação, o grau de discriminação será maior do que se apenas forem estimadas as diferenças de salários entre homens e mulheres sem levar em conta estas variáveis. No trabalho de Lovell (1993) foi estudada a discriminação no Brasil por regiões. Seu trabalho apresenta resultados sobre a discriminação por raça associada com índices educacionais. O autor justifica o menor índice de discriminação encontrado para a região nordeste, devido ao fato desta conter uma população predominantemente negra e por ser mais pobre. Enquanto a região sudeste, que apresentou os maiores índices de discriminação, é justificada por ser a região mais desenvolvida e com maiores disparidades nos índices educacionais.

Posteriormente Lovell (1994) corrobora com os resultados de seu estudo anterior, mostrando que a persistência do diferencial salarial por gênero é especialmente significativa. Mesmo apresentando resultados onde as transformações nas organizações sociais e econômicas dos anos oitenta e início dos anos noventa trouxeram benefícios absolutos para mulheres e afro-brasileiros, esses continuam sofrendo desvantagens em termos relativos quanto à remuneração no mercado de trabalho.

Telles e Lima (1998) trabalham com a discriminação entre as raças, usando a classificação de brancos pardos e negros. O trabalho foi feito analisando duas fontes de dados: os dados coletados pelos próprios autores e os dados disponibilizados pelo IBGE<sup>7</sup>. Os autores encontram resultados diferenciados para as duas coletas. Destacando o diferencial de salários encontrado de brancos em relação a pardos pelo IBGE (26%) ser muito maior do que o encontrado pela pesquisa realizada pelos autores (17%). As demais diferenças apresentaram resultados próximos, sendo que os negros ganham relativamente menos que brancos e pardos. A diferença nos resultados entre brancos e pardos foi justificada por um viés dos analistas oficiais que teriam interesse nos efeitos de discriminação racial e no sistema de classificação de raça feito pelos entrevistadores, o que segundo conclusão dos autores, determinaria a classificação realizada por eles mais apropriada que a do IBGE.

---

<sup>7</sup> Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

O trabalho de Ometto et alii (1999) traz contribuições importantes para o estudo da discriminação por gênero no Brasil. É discutida a participação da mulher no mercado de trabalho dos estados de São Paulo e Pernambuco, no período de 1981 a 1990. A idéia principal do estudo é comparar a importância relativa da discriminação salarial e ocupacional. Os autores utilizam o índice de segregação de Duncan, o qual revela a existência de considerável segregação ocupacional nos dois Estados. Além disso, verificou-se que embora essa medida decresça, entre o início e o final do período, em São Paulo, se eleva substancialmente em Pernambuco. Utilizando para isto, o ajuste de equações de rendimento, que incluem as informações sobre o gênero e composição por gênero da ocupação na qual o indivíduo se insere no elenco das variáveis consideradas explicativas dos rendimentos individuais, estimando-se o efeito da discriminação e da segregação ocupacional nos rendimentos das pessoas ocupadas. Outro resultado interessante é a relação positiva que as taxas mensais de inflação em São Paulo mantém com a discriminação, pois os autores consideram a inflação uma importante maneira de se reduzir a discriminação intra-ocupacional no estado.

Alguns trabalhos utilizam uma abordagem que visa verificar a existência de discriminação na presença de segmentação no mercado de trabalho, considerando a existência de retornos diferenciados a educação e treinamento no Brasil. Entre as quais destacam-se Tifenthaler (1994), Kassouf (1997, 1998) e Kassouf e Silva (2000). Em todos os casos foi possível constatar importantes diferenciais de salários em função tanto da discriminação quanto da segmentação no mercado de trabalho. Kassouf (1998) estuda a discriminação por gênero no mercado formal e informal, encontrando níveis de discriminação em relação à mulher maior no mercado informal do que no mercado formal.

Barros e Mendonça (1995) estudam a discriminação no mercado de trabalho brasileiro por gênero e por raça através do coeficiente de Gini e a curva de Lorenz, para explicar os determinantes da desigualdade no Brasil. As principais conclusões apontam que grande parte das diferenças de produtividade advém de discriminação. As mulheres recebem 40% menos que os homens com características e ocupações semelhantes.

Araújo e Ribeiro (2002) estudam os diferenciais de salário por gênero nas regiões do Brasil analisando e comparando as extensões das diferenças salariais e o grau de segregação. Utilizam técnicas empíricas de decomposição para a investigação dos diferenciais salariais e

para medir o grau de segregação usam o índice de dissimilaridade de Duncan e Duncan, como também o índice padronizado de tamanho. Os autores analisam a média salarial por distribuição etária, por escolaridade, por região e por grupo ocupacional, comparando-as por gênero. Eles verificam que para todos os casos os homens recebem salários maiores que as mulheres. Sendo que os maiores diferenciais de salários ocorrem nas regiões Sul e Sudeste, e os menores diferenciais salariais nas regiões Norte e Nordeste.

Araújo e Ribeiro (2002) verificaram que as ocupações nas regiões brasileiras encontram-se segregadas entre os gêneros. Sendo a região Nordeste como a região de maior grau de segregação. Utilizando técnicas empíricas para uma análise mais detalhada, onde os autores decompueram as diferenças salariais por gênero em duas partes, uma explicada pela discriminação salarial e outra explicada pela discriminação ocupacional, concluíram que a maior parte do diferencial é determinado pela discriminação salarial em todas as regiões. Ainda obtiveram um resultado interessante, onde a discriminação ocupacional apareceu favorável às mulheres em todas as regiões, o que seria indicativo de que a discriminação ocupacional contribui na redução da discriminação salarial.

Dentre os trabalhos encontrados que utilizam regressão quantílica para tratar diferencial de rendimentos e/ou discriminação por gênero. Destacamos o trabalho pioneiro para o Brasil de Cavalcanti e Guimarães (1999), o qual utiliza regressão quantílica para calcular o coeficiente de discriminação de Oaxaca. O trabalho foi realizado com base nos dados da PNAD para as regiões metropolitanas de Recife e São Paulo em 1989. Os resultados obtidos mostram que os retornos a educação são positivos para todo os quantis, e que são crescentes ao longo da escala de rendimentos tanto para os homens como para as mulheres. Mas, os retornos à educação crescem mais rapidamente para os homens que para as mulheres. A consequência é que investimentos em educação não implicam, diretamente em melhor distribuição per capita.

Em relação à discriminação, Cavalcanti e Guimarães (1999) constataram a presença de discriminação em relação às mulheres, sendo esta crescente dos níveis iniciais de rendimento para os mais elevados. Fenômeno este atribuída em parte a menor dispersão da distribuição dos rendimentos das mulheres em relação aos homens. Indicando que o aumento proporcional do número de trabalhadores do sexo feminino em relação aos homens, podem contribuir com a equalização da distribuição da renda per capita.

Guimarães (2001) utiliza a metodologia de Machado e Mata (2004) para estudar a mudança na distribuição de rendimentos para o Brasil no período de 1986 e 1995. Seu trabalho é amplo e utiliza um grande número de variáveis para explicar a função de rendimentos, dentre elas, sexo, raça, escolaridade, situação sindical e ocupação setorial. Dentre suas conclusões destacamos a constatação de que os rendimentos das mulheres aumentaram em 1995 relativamente a 1986. E os níveis de educação apresentam diferentes impactos ao longo da distribuição de rendimentos, sendo que os trabalhadores do quantis iniciais e médios não obteriam o mesmo benefício do aumento de escolaridade média se compararmos com os quantis mais elevados. Neste trabalho não é feita à análise específica sobre discriminação por gênero, mas as variáveis utilizadas no modelo contribuíram de forma significativa para explicar os altos níveis de desigualdade na distribuição de rendimentos entre as duas décadas, apontados pelo coeficiente de Gini.

Guimarães (2001) corrobora com a conclusão de Cavalcanti e Guimarães (1999), pois após o período de uma década a população brasileira apresentou dados que comprovam maior nível educacional, mas o nível de desigualdade dos salários continuaram elevados. Acrescentando que talvez a relação entre educação e diferencial de rendimentos, deva ser observada pelo caráter qualitativo e não quantidade dos níveis de investimento em educação. Isto é, políticas com o objetivo de melhorar a distribuição de rendimentos no Brasil, devem ser baseadas em melhor distribuição de escolaridade no Brasil.

### **1.5. GLASS CEILING NO MERCADO DE TRABALHO**

Na literatura econômica sobre diferenciais de rendimento, como em Cavalcanti e Guimarães (1999) e Guimarães (2001), muitas vezes encontramos que o diferencial de rendimentos entre homens e mulheres é crescente. Especificamente, este diferencial apresenta uma aceleração para a parte final da função de distribuição. Este fenômeno é conhecido na literatura econômica como *Glass Ceiling*. Teoricamente, representaria uma barreira no crescimento nos rendimentos mais elevados das mulheres. Este é um tópico de pesquisa recente e não encontramos nenhum estudo para o Brasil. Para o mercado de trabalho de outros países destacamos três trabalhos que abordam o tem utilizando duas técnicas distintas.

Albrecht, Bjorklund e Vroman (2001) utilizando a técnica de regressão quantílica e a metodologia de Machado e Mata (2004), estudaram o fenômeno para os dados da Suécia e dos Estados Unidos. No caso americano, apesar das diferenças de rendimentos serem elevadas, os autores não verificaram a presença de *glass ceiling*. Para Suécia, verificaram a presença em vários anos da década de noventa. Um resultado interessante é que Albrecht, Bjorklund e Vroman (2001) realizam o teste para os trabalhadores imigrantes e não-imigrantes da Suécia e não encontraram *glass ceiling*, o que pode ser um indício de que o fenômeno ocorre especificamente para diferenças de rendimentos por gênero.

delaRica, Dolado e Llorens (2005) também utilizam a técnica de regressão quantílica e a metodologia de Machado e Mata (2004) para estimar os retornos para diferentes características dos trabalhadores na Espanha em 1999. Para comparar com os resultados da Espanha, os autores estimaram os diferenciais de rendimentos de Portugal, Itália, França e Dinamarca. Em todos os países foi observada a presença de *glass ceiling*, mas o diferencial de rendimentos ao longo da função de distribuição da Espanha se assemelha ao verificado para Grécia e Itália. Nestes países, o diferencial de rendimentos em favor dos homens é decrescente ao longo da distribuição de renda, aumentando apenas no final da distribuição. A este efeito os autores denominaram como *glass floors* ou melhor, “*glass ceilings at the floor level*”.

Interessante notar que quando os autores separam a amostra em homens e mulheres com escolaridade alta (universitária) e média/baixa (ensino fundamental e médio), o *glass ceiling* é claro para a escolaridade alta e o *glass floors* fica evidente para a escolaridade média/baixa. O argumento teórico dos autores é que empregadores podem exercer com maior força a discriminação para as mulheres de baixo capital humano, pois o valor presente da maior rotatividade das mulheres em relação aos salários baixos justificaria menores rendimentos em relação aos homens.

Gang, Lane e Yun (2003) utilizando cadeias de Markov para estudar a dinâmica da distribuição de rendimentos, analisaram os dados de trabalhadores da Alemanha e Estados Unidos. Os autores construíram as matrizes de transições relativa aos períodos de 1984 a 1997, usando métodos bayesianos. Foi verificada a existência de *glass ceiling* para os rendimentos mais elevados da Alemanha, enquanto para os Estados Unidos o fenômeno ocorre para todos os níveis de rendimento.

É interessante comparar os resultados dos Estados Unidos obtido por Gang, Lane e Yun (2003) e Albrecht, Bjorklund e Vroman (2001). No segundo caso, a técnica de regressão quantílica possibilita visualizar o comportamento da diferença de rendimentos ao longo da distribuição. Albrecht, Bjorklund e Vroman (2001) encontraram grandes diferenciais de rendimento para todos os quantis, mas não observaram o aumento deste diferencial no topo da distribuição. Como Gang, Lane e Yun (2003) utilizam cadeias de Markov, a idéia é verificar a probabilidade de mobilidade entre as classes de rendimentos. E no caso específico dos Estados Unidos, as mulheres têm probabilidade significativamente baixa de se mover para a classe de rendimento elevados, assim como, para todas as demais classes. O que possibilita aos autores não rejeitarem a hipótese de glass ceiling no mercado de trabalho americano.

## 2. REGRESSÃO QUANTÍLICA

### 2.1. INTRODUÇÃO

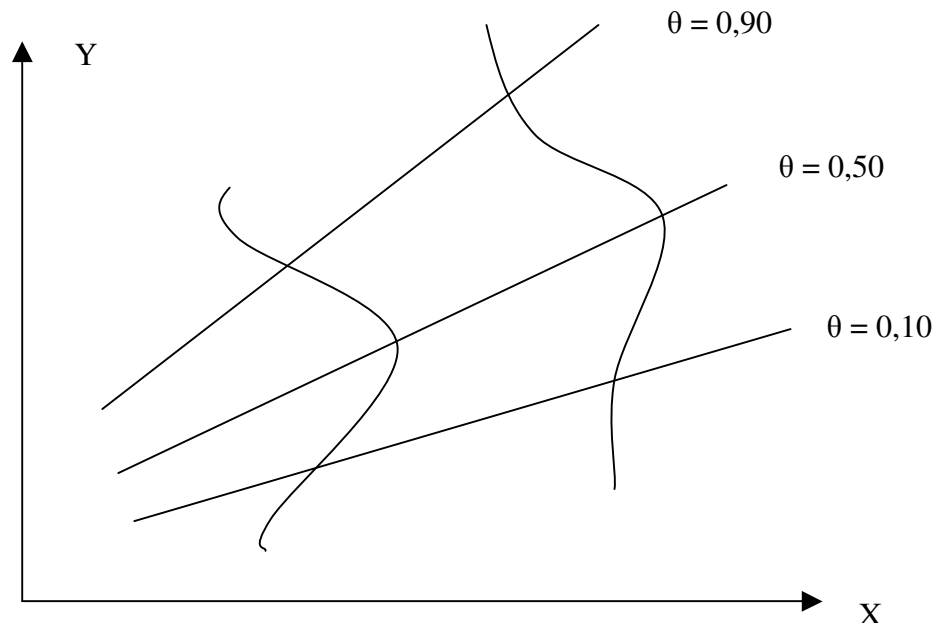
A técnica econométrica usualmente utilizada para realizar estimativas ou fazer previsões denomina-se mínimos quadrados ordinários (MQO). Esta ferramenta popularizou-se pela sua facilidade de implementação e por constar na maior parte dos softwares econometricos. MQO é utilizada para estudar as relações entre variáveis, onde desejamos prever uma resposta média da variável dependente,  $Y$ , condicionada aos valores assumidos pelas covariáveis,  $X$ . E para que média nos forneça uma informação precisa da distribuição de  $Y$  condicional a  $X$ , sua distribuição deve ser simétrica.

Além da facilidade de implementação computacional, outros fatores ocasionaram o sucesso dos MQO. Entre eles, suas propriedades consideradas ideais como possuir um estimador de mínima variância entre os estimadores não-viesados para os casos em que uma função de distribuição da variável dependente é Normal (Gaussiana). Entretanto, de acordo com o teorema Gauss-Markov, as propriedades do estimador são ótimas apenas na classe de estimadores lineares, quando os erros não são Normais. Além disso, segundo Koenker e Basset (1978), na presença de valores extremos, MQO produzem estimadores com pouca precisão. O que é comum em distribuição cuja suposição de erros normais não é atendida. Em especial, no caso de dados sobre rendimentos dos trabalhadores os erros costumam ser heterocedásticos.

A técnica de regressão quantílica desenvolvida por Koenker e Basset (1978) além de não necessitar da suposição básica de mínimos quadrados de erros homocedásticos, ela é mais informativa. Pois é uma técnica econométrica que visa estimar e/ou inferir condicionalmente os quantis da distribuição de  $Y$ . Podemos obter uma regressão para cada quantil de interesse em contrapartida a MQO que nos fornece apenas a média. Portanto, regressão quantílica nos propicia um estimador mais robusto quando a distribuição dos erros for heterocedástica e fornece uma informação mais completa da distribuição de  $Y$  condicionada a  $X$ . A figura (6)

mostra uma distribuição onde os erros são heterocedásticos, e como regressão quantílica pode ser mais informativa que MQO.

**Figura 6 - Regressão Quantílica para uma distribuição com erros heterocedásticos**



Este capítulo é subdividido em cinco partes, incluído esta introdução. Na segunda parte apresentamos a técnica de regressão quantílica. Na terceira parte comentamos algumas propriedades de regressão quantílica como equivariância e robustez e as respectivas vantagens sobre MQO. Na quarta parte é composta em um breve resumo de inferência em regressão quantílica. Apresentamos a metodologia de Machado & Mata (2004) e detalhamos o algoritmo proposto pelos autores na última parte.

## 2.2. A TÉCNICA DE REGRESSÃO QUANTÍLICA

A técnica de regressão quantílica foi apresentada inicialmente no trabalho de Koenker e Basset (1978), e pode ser vista como uma generalização do modelo de regressão de Mínimos Desvios Absolutos (MDA), onde podemos estimar a mediana da distribuição de  $Y$  condicionada ao valor de suas covariáveis.



Koenker e Basset (1978) apresentam sua técnica definindo a função quantil. Desta forma, dado qualquer valor real da variável aleatória,  $Y$ , esta pode ser caracterizada pela sua função de distribuição, dada por:

$$F(x) = P(Y \leq y) \quad (2.1)$$

Onde para qualquer  $0 < \tau < 1$ , temos a função quantil:

$$F^{-1}(\tau) = Q(\tau) = \inf\{y : F(y) \geq \tau\} \quad (2.2)$$

Em que  $\tau$  é chamado o  $\tau$ -ésimo quantil de  $X$ . E conseqüentemente  $F^{-1}(1/2)$  representa a mediana.

Os parâmetros estimados por regressão quantílica são obtidos da solução de um problema de minimização. O problema consiste em encontrar  $\hat{y}$  que minimize o erro esperado, onde definimos a perda ou erro pela seguinte função linear (função check):

$$\rho_{\tau}(u) = u(\tau - I(u < 0)) \quad (2.3)$$

para algum  $\tau \in (0, 1)$ , e que queremos minimizar a seguinte equação:

$$E_{\rho_{\tau}}(Y - \hat{y}) = (\tau - 1) \int_{-\infty}^{\hat{y}} (y - \hat{y}) dF(y) + \tau \int_{\hat{y}}^{\infty} (y - \hat{y}) dF(y) \quad (2.4)$$

Diferenciando com respeito a  $\hat{y}$ , temos,

$$0 = (1 - \tau) \int_{-\infty}^{\hat{y}} dF(y) - \tau \int_{\hat{y}}^{\infty} dF(y) = F(\hat{y}) - \tau \quad (2.5)$$

Desde que  $F$  é monotônica, algum elemento de  $\{y: F(y) = \tau\}$  minimiza o erro esperado. Quando a solução é única, teremos  $\hat{y} = F^{-1}(\tau)$ . Em outros casos, teremos um intervalo de  $\tau$ -ésimos quantis, dentre os quais escolheremos o melhor elemento deles.

Quando  $F$  é substituída pela função de distribuição empírica, temos,

$$F_n(y) = n^{-1} \sum_{i=1}^n I(Y_i \leq y) \quad (2.6)$$

Nos podemos entretanto escolher  $\hat{y}$  para minimizar o erro esperado pelo seguinte problema de minimização,

$$\int \rho_\tau(y - \hat{y}) dF_n(y) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - \hat{y}) \quad (2.7)$$

e chegamos aos  $\tau$ -ésimo quantil amostral.

Vemos que os quantis podem ser expressos como a solução de problemas simples de otimização, naturalmente isto nos leva a métodos mais gerais de modelos de funções quantis condicionais. Mínimos quadrados proporciona uma forma para este desenvolvimento. Sabemos que a média amostral resolve o problema:

$$\min_{\mu \in \mathfrak{R}} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2 \quad (2.8)$$

Expressando a média condicional de  $Y$  dado  $X$  como  $\mu(x) = x' \beta$ , então  $\beta$  pode ser estimado através da resolução de:

$$\min_{\beta \in \mathfrak{R}^p} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i' \beta)^2 \quad (2.9)$$

De forma similar, desde que o  $\tau$ -ésimo quantil,  $\hat{\alpha}(\tau)$ , resolva:

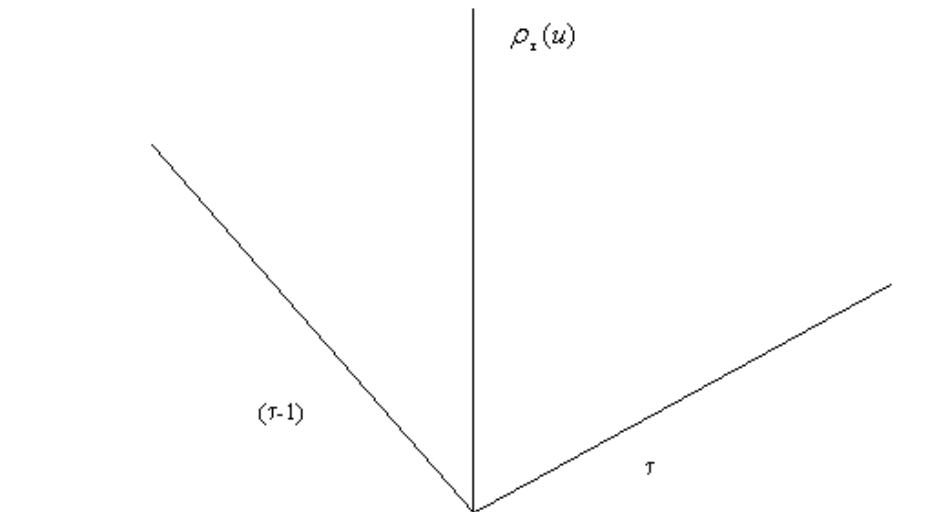
$$\min_{\alpha \in \mathfrak{R}} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - \alpha) \quad (2.10)$$

Nos somos conduzidos a especificar o  $\tau$ -ésima função quantil condicional como  $Q_y(\tau | x) = x' \hat{\beta}(\tau)$ , e resolvendo para  $\hat{\beta}(\tau)$ ,

$$\min_{\beta \in \mathfrak{R}^p} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - x_i' \beta) \quad (2.11)$$

Este é o germe da idéia elaborada em Koenker & Bassett (1978), onde  $\rho$  é a função “check” definida pela equação (2.3). Assim, a função  $\rho_{\tau}$  multiplica os resíduos por  $(\tau-1)$  se eles forem negativos e por  $\tau$  caso contrário, possibilitando que eles sejam tratados assimetricamente. Uma visualização gráfica da função perda,  $\rho_{\tau}(u)$ , é abstraída da seguinte figura:

**Figura 7 - Função Perda**



De acordo com Koenker e Bassett (1978), o problema de regressão quantílica da equação (2.11) ainda pode ser reformulado como um problema de programação linear através da introdução de  $2n$  variáveis artificiais  $\{u_i, v_i : 1, \dots, n\}$  para representarem as partes positivas e negativas do vetor de resíduos. Desta forma, a função objetivo passa a ser:

$$\min_{(\beta, u, v) \in \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}_+^{2n}} \{ \tau 1_n' u + (1 - \tau) 1_n' v \mid X\beta + u - v = y \} \quad (2.12)$$

Onde  $1$  denota um vetor de tamanho  $n$  composto de  $1$ 's. Segundo Buchinsky (1998), quando regressão quantílica é tratada como um problema de regressão linear, uma das implicações é a garantia de que a estimativa de regressão quantílica seja obtida num número finito de interações simplex e o vetor de coeficientes estimados seja robusto em relação à presença de variáveis *outliers*.

### 2.3. PROPRIEDADES FUNDAMENTAIS DE REGRESSÃO QUANTÍLICA

Koenker e Basset (1978) em seu trabalho original apresentam e provam as inúmeras propriedades de regressão quantílica. Para nosso interesse destacaremos as propriedades que consideramos mais importantes. Em especial aqueles que são fundamentais na construção da metodologia de Machado e Mata (2004). A se destacar as propriedades de invariância e robustez.

#### 2.3.1. Equivariância

A propriedade da equivariância diz respeito basicamente à questão de escala das variáveis de interesse. Em economia aplicada é comum mudarmos as escalas das variáveis segundo o interesse do pesquisador. Koenker (2004) apresenta o exemplo de uma variável de temperatura medida em fahrenheit cujo interesse do pesquisador é mudar para graus centígrados. O objetivo é alterar a escala da variável original sem que haja perda de coerência nas conclusões baseadas nos resultados estimados da regressão. Ou seja, quando os dados são alterados esperamos que os resultados das estimativas também mudem, mas de forma que a interpretação destes resultados sejam invariantes.

Koenker e Basset (1978) apresentam quatro importante propriedades de equivariância segundo o teorema 1. Onde,  $\hat{\beta}(\tau, y, X)$  denota o  $\tau$ -ésimo quantil baseado nas observações  $(y, X)$ .

*Teorema 1.* Seja  $A$  alguma matriz não singular  $p \times p$ ,  $\gamma \in \mathfrak{R}^p$ , e  $\alpha > 0$ . Então para algum  $\tau \in [0, 1]$  temos,

$$(i) \quad \hat{\beta}(\tau; \alpha y, X) = \alpha \hat{\beta}(\tau; y, X)$$

$$(ii) \quad \hat{\beta}(\tau; -\alpha y, X) = -\alpha \hat{\beta}(1 - \tau; y, X)$$

$$(iii) \quad \hat{\beta}(\tau; y + X\gamma, X) = \hat{\beta}(\tau; y, X) + \gamma$$

$$(iv) \quad \hat{\beta}(\tau; y, XA) = A^{-1} \hat{\beta}(\tau; y, X)$$

As propriedades (i) e (ii) implicam uma forma de equivariância de escala. A propriedade (iii) é usualmente chamada de equivariância de mudança ou regressão, e a propriedade (iv) é denominada equivariância para reparametrização do *design*. Esta última propriedade indica a equivariância em relação a matriz de covariáveis.

Regressão quantílica possui outra propriedade de equivariância segundo Koenker (2004), muito mais forte das que as até aqui discutidas. Esta propriedade denominada de *equivariância a transformações monotônicas* é fundamental para a compreensão do potencial completo de regressão quantílica. Salientando que esta propriedade é claramente uma vantagem da regressão quantílica em relação a mínimos quadrados ordinários. Seja  $h(\cdot)$  uma função não-decrescente em  $\mathfrak{R}$ , então para alguma variável aleatória  $Y$ ,

$$Q_{h(Y)}(\tau) = h(Q_Y(\tau)) \quad (2.13)$$

isto é, os quantis da variável aleatória transformada  $h(Y)$  são simplesmente os quantis transformados da variável original  $Y$ . Obviamente a média não possui esta propriedade, ou seja,

$$Eh(Y) \neq h(E(Y)) \quad (2.14)$$

exceto quando  $h(\cdot)$  seja uma função linear ou em determinadas situações<sup>8</sup> como sabemos pela Desigualdade de Jensen. A condição (2.13) segue imediatamente do fato elementar que para algum  $h$  monotônico,

$$P(Y \leq y) = P(h(Y) \leq h(y)) \quad (2.15)$$

mas a propriedade tem muitas implicações importantes.

Para nosso propósito, considerando um modelo de mínimos quadrados ordinário da seguinte forma,

$$h(y, \lambda) = x'_i \beta + u_i \quad (2.16)$$

onde  $h(y, \lambda)$  denota a transformação da variável resposta original,  $y$ , o qual espera-se conseguir os três objetivos seguintes:

- (i) Fazer  $E(h(y_i, \lambda) | x)$  linear nas covariáveis,  $x$ ,
- (ii) Fazer  $V(h(y, \lambda) | x)$  independente de  $x$ , isto é, ser homocedástico,
- (iii) Fazer  $u_i = h(y, \lambda) - x'_i \beta$  ser Gaussiano.

Na prática, entretanto, estes objetivos freqüentemente são conflitantes e precisamos de uma estratégia mais sofisticada para trabalharmos com o modelo. Segundo Koenker (2004), não há certamente uma razão *a priori* para esperarmos que uma transformação simples, como a conhecida transformação de Box-Cox, seja capaz de fazer muito para solucionar o problema. Há também uma dificuldade associada que, construindo um modelo para  $E(h(y_i, \lambda) | x)$ , podemos desejar prever ou interpretar o modelo como se fosse construído para  $E(y | x)$ .

Encontramos freqüentemente por exemplo,  $h^{-1}(x' \hat{\beta})$  sendo usado em tais circunstâncias no lugar de  $E(y | x)$ , e  $\exp(x' \hat{\beta})$  quando o modelo tenha sido definido como  $\log(y) = x' \beta$ . Mas, isto é muito difícil de se justificar formalmente. Transformações no

---

<sup>8</sup> Ver Koenker (2004) para maiores detalhes.

contexto de regressão quantílica são mais apropriadas de se interpretar diretamente do que regressões por mínimos quadrados ordinários. Porque a propriedade de equivariância, tendo estimado um modelo linear,  $(x'\hat{\beta})$ , para a mediana condicional de  $h(y)$  dado  $x$ , podemos agora justificar perfeitamente a interpretação de  $h^{-1}(x^T\hat{\beta})$  como uma estimativa apropriada da mediana condicional de  $y$  dado  $x$ .

### 2.3.2. Robustez

A propriedade de robustez de um estimador é uma das questões mais estudadas e discutidas na teoria estatística. Sua importância é fundamental, pois estimativas geradas por técnicas econométricas necessitam desta propriedade para validar as conclusões obtidas. Com o desenvolvimento da regressão quantílica uma questão passou a ser debatida em relação à técnica de mínimos quadrados. Qual estimador é mais robusto, o obtido pela média amostral ou pela mediana amostral?

Como citado no início deste capítulo, a técnica de mínimos quadrados ordinários tornou-se popular devido as suas propriedades de robustez como demonstrada por Gauss (Greene, 2000, por exemplo). As regressões baseadas na média amostral, quando atendida a suposição de normalidade na distribuição dos erros, provou ser o melhor estimador dentre os estimadores não-viesados. Entretanto, a média é muito sensível para presença de dados discrepantes. Um único dado que esteja muito afastado da média pode influenciar de forma expressiva o resultado da média e conseqüentemente ocasionando viés à estimativa. Para o caso da presença de outliers a estimação da mediana amostral como todo os demais quantis, sua influência é relativamente muito menor que a média amostral. O gráfico 2.1 possibilita a visualização deste fato, visto que regressão quantílica gera uma família de regressões para os quantis de interesse e outliers terão influência apenas localmente. Como por exemplo, um dado que esteja extremamente distante da mediana à direita da distribuição. De forma que ele exercerá influência apenas no maior quantil estimado.

A visão moderna de robustez de métodos estatísticos para se medir a sensibilidade de um estimador,  $\hat{\beta}$ , refere-se a curva de sensibilidade como mostrado em Andrews et al. (1974) e a função influência introduzida por Hampel (1974), que é análoga a curva de sensibilidade

empírica de Tukey. A função influência oferece uma descrição concisa da influência de uma contaminação (presença de *outliers*) da distribuição  $F$  em  $y$  sobre o estimador,  $\hat{\beta}$ . No caso da média, a influência da contaminação de  $F$  em  $y$ , é simplesmente proporcional a  $y$ , implicando que uma pequena contaminação de um ponto  $y$  afastado dos demais pontos, pode ocasionar uma média arbitrariamente distante dos valores iniciais de  $F$ .

Para o caso da mediana, em contraste a média, a influência da contaminação de  $y$  sobre a mediana é limitada pela constante  $s(1/2) = 1/f(F^{-1}(1/2))$  a qual, segundo Tukey, podemos chamar de “Sparsity” da mediana, desde de que esta é simplesmente a recíproca da função densidade avaliada na mediana. O resultado para a mediana pode ser estendido para os demais quantis, somente pela substituição da constante  $1/2$  pelo  $\tau$  desejado,  $s(\tau) = 1/f(F^{-1}(\tau))$ .

Em suma, a vantagem de utilizar regressão quantílica está na sua maleabilidade devido a propriedade de robustez que permite sua adequação tanto para situações em que a função de distribuição de  $F$  em  $y$  seguir um distribuição normal, quanto em suposições em que isto não se verificar.

## 2.4. TEORIA ASSINTOTICA EM REGRESSÃO QUANTÍLICA

No caso em que os erros de um modelo de regressão linear são independentes e identicamente distribuídos (iid), estimar a média ou a mediana condicional não propicia diferenças significativas que justifiquem o uso de regressão quantílica em detrimento da estimação clássica por MQO. Segundo Koenker (2004) o modelo clássico de regressão linear com erros iid produz uma forma particularmente simples para a distribuição limite do estimador de regressão quantílica  $\hat{\beta}(\tau)$ . Para o caso de erros não iid a matriz de covariância limite,  $\sqrt{n}(\hat{\beta}(\tau) - \beta(\tau))$ , toma a forma de Huber (1967), isto é,

$$\sqrt{n}(\hat{\beta}(\tau) - \beta(\tau)) \rightarrow N(0, H_n^{-1} J_n H_n^{-1}) \quad (2.17)$$

Onde,



$$J_n(\tau) = \tau(1-\tau)n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i x_i'$$

e

$$H_n(\tau) = \lim_{n \rightarrow \infty} n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i x_i' f_i(\xi_i(\tau))$$

O termo  $f_i(\xi_i(\tau))$  denota a densidade condicional da variável resposta,  $y_i$ , avaliada até o  $\tau$ -ésimo quantil condicional. Observe que se  $f_i(\xi_i(\tau))$  não depende de  $x_i$ , ou seja, é constante, temos a matriz de variância-covariância para o caso iid,  $N(0, \tau(1-\tau)/s(\tau)^2 Q)$ , onde  $Q = \text{plim } n^{-1} X'X$  e  $s(\tau)$  é a sparcity vista acima.

Além de na presença de heterocedasticidade as estimativas por regressão quantílica serem mais eficientes, os parâmetros angulares de uma família de funções quantílicas estimadas propicia uma forma de testar a presença de heterocedasticidade no modelo (Koenker e Basset, 1982). Se alguns coeficientes angulares estão mudando com  $\tau$ , então isto é indicativo de alguma forma de heterocedasticidade. Portanto, na teoria de regressão quantílica podemos tratar a heterogeneidade de efeitos não observados de uma forma informativa e construtiva. Formalmente, Koenker e Basset (1982) propõem uma estatística tipo Wald para testar se os parâmetros angulares são equivalentes para diferentes quantis. Em particular, Koenker e Basset (1982) mostram que,

$$\sqrt{n}(\hat{\beta}_{(\tau)} - \beta) \rightarrow N(0, \Omega \otimes D^{-1}) \quad (2.18)$$

Onde  $D = \text{plim}^{-1}(X'X)$  é uma matriz positiva definida e  $\Omega$  é uma matriz  $m \times m$  ( $m$  sendo o número de quantis) com elementos,

$$w_{ij} = \frac{(\min(\tau_i, \tau_j) - \tau_i \tau_j)}{f(F^{-1}(\tau_i))f(F^{-1}(\tau_j))} \quad (2.19)$$

Assim, uma hipótese linear geral como  $H_0 : R\beta = h$  pode ser testada pela seguinte estatística:

$$T_n = (R\beta - h)' \left( R(\Omega \otimes (X'X)^{-1})R' \right)^{-1} (R\beta - h) \quad (2.20)$$

Sob a hipótese nula, esta estatística converge para uma distribuição qui-quadrada com  $r$  (onde  $r$  é o posto de  $R$ ) graus de liberdade.

Com base nas propriedades apresentadas de regressão quantílica, podemos concluir algumas vantagens desta técnica em relação a MQO. Regressão quantílica pode ser utilizada quando a distribuição dos erros não for gaussiana. É uma técnica robusta a presença de outliers e em consequência destas duas vantagens os estimadores provenientes da regressão quantílica podem ser mais eficientes que os estimados via MQO. Outra vantagem é que esta técnica permite caracterizar toda distribuição condicional de uma variável dependente a partir de um conjunto de covariáveis e por utilizar a distribuição condicional da variável dependente, podem-se estimar os intervalos de confiança dos parâmetros e do regressando diretamente dos quantis condicionais de interesse. Além disto, possui facilidade de implementação computacional, visto que pode ser representada como um modelo de regressão linear, o que facilita a estimação de parâmetros (Konker, 2004).

## 2.5. METODOLOGIA DE MACHADO E MATA

Nesta seção será exposta a metodologia de Machado e Mata (2004) detalhando cada passo da sua construção. A idéia básica do método é estimar um conjunto de regressões quantílicas para que tenhamos uma série de coeficientes relativos aos rendimentos de homens e mulheres. Com base nestes coeficientes obtidos iremos estimar as respectivas densidades, fazer um exercício contrafactual e através de uma decomposição teremos condições de vislumbrar a parcela dos rendimentos que difere devido à discriminação, bem como, averiguar se o fenômeno *glass ceiling* ocorre.

### 2.5.1. Distribuição Condicional dos Rendimentos

Nosso objetivo é entender o papel das características pessoais nos diferenciais de rendimentos entre homens e mulheres. Inicialmente estimamos a distribuição condicional dos rendimentos segundo as covariáveis de interesse, o qual obtemos usando a técnica de regressão quantílica desenvolvida por Koenker e Basset (1978). O primeiro passo é especificar o  $\tau$ -ésimo quantil condicional da distribuição do (log) rendimento por hora  $w$  em um vetor  $X$  dos atributos dos trabalhadores como  $Q_w(\tau|x)$  para  $\tau \in (0, 1)$ . O Conjunto de atributos individuais  $X$  usado na análise empírica consiste na informação sobre a idade e escolaridade<sup>9</sup>. Baseado nisto nos especificamos a função condicional quantílica como:

$$Q_w(\tau|x) = x'\beta(\tau) \quad (2.21)$$

Onde  $\beta(\tau)$  é o coeficiente da regressão quantílica a ser estimado.

Observe como  $\hat{\beta}_{MQO}$  nos dá a média dos retornos para as características individuais em uma equação minceriana, a estimação da regressão quantílica  $\beta(\tau)$  representa o retorno destas características para diferentes quantis da distribuição dos rendimentos. Também, cada quantil condicional  $Q_w(\tau|x)$  nos retorna diferentes pontos da densidade condicional dos rendimentos e assim propicia a visão completa da distribuição dos rendimentos condicional a suas covariáveis.

A proposta de Machado e Mata (2004) consiste num método de decomposição da mudança da distribuição de rendimentos entre os gêneros em vários fatores que contribuem para essas mudanças. O método é baseado na estimação das distribuições marginais dos rendimentos consistentes com uma distribuição condicional estimada pela regressão quantílica assim como com alguma distribuição hipotética para as covariáveis.

A decomposição contrafactual das mudanças nas densidades dos rendimentos é obtida por médias das regressões quantílicas e pelo método de reamostragem, segundo Machado e

---

<sup>9</sup> Maiores detalhes sobre a especificação da função de rendimentos e os dados utilizados serão expostos no terceiro capítulo.

Mata (2004), ela pode ser dividida em quatro passos: (1) a estimação da distribuição dos rendimentos condicional; (2) a estimação das densidades marginais resultantes do modelo para ambos gêneros; (3) as densidades contrafactuais; (4) a decomposição das mudanças segundo a contribuição dos coeficientes, covariáveis e um resíduo. Os tópicos seguintes explicam detalhadamente cada passo.

### 2.5.2. Densidade Marginal dos Rendimentos

Esta parte da estimação é projetada para obter a densidade marginal dos rendimentos baseado na distribuição condicional estimada anteriormente. Para melhor compreender este processo observe que segundo Machado e Mata (2004), a densidade marginal da variável dependente poderia ser facilmente obtida dos dados, mas não seria condicionada nas covariáveis especificadas acima e conseqüentemente não permitiria que nós prosseguíssemos com o exercício contrafactual.

O ponto chave do método usa o Teorema da Probabilidade Inversa. Seja  $U \in (0, 1)$  uma variável aleatória uniforme, então  $F^{-1}(U)$  tem distribuição  $F$ . Assim dado uma amostra de  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$  de uma uniforme  $(0, 1)$  tal que os quantis condicionais dos rendimentos dado  $x$ ,  $\{x'\beta(\tau)\}_{i=1}^n$  consiste de uma amostra aleatória da distribuição condicional dos rendimentos dado  $X = x$ , estimado no primeiro passo. Aqui projetamos a escolha arbitraria de um  $X$  específico pelo método de amostragem com reposição de uma amostra de covariáveis de uma distribuição apropriada. O algoritmo pode ser descrito da seguinte forma:

Considere os dois gêneros, homens ( $h$ ) e mulheres ( $m$ ), tal que  $G = m, h$  e  $w(G)$  e  $x(G)$  denotam os rendimentos e as  $\eta$  covariáveis para cada gênero, respectivamente. Além disso,  $g(x; G)$  é a distribuição conjunta das covariáveis no gênero  $G$ . O algoritmo então consiste em:

1. Geramos uma amostra aleatória de tamanho  $n$  de uma  $U[0, 1]$ :  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$ .
2. Para cada  $\tau_j$  estimamos  $Q_{w_h}(\tau_j / X)$  e  $Q_{w_m}(\tau_j / X)$  para  $j = 1, \dots, n$  produzindo  $n$  estimativas dos coeficientes de regressão quantílica  $\hat{\beta}_h(\tau_j)$  e  $\hat{\beta}_m(\tau_j)$ .

3. Geramos uma amostra por amostragem com reposição de tamanho  $n$  das linhas de  $X_h$  e  $X_m$  e denotamos por  $\{X_h^*(j)\}_{j=1}^n$  e  $\{X_m^*(j)\}_{j=1}^n$ .
4. Computamos  $\{w_h^*(j) \equiv X_h^*(j)' \hat{\beta}_h(\tau_j)\}_{j=1}^n$  e  $\{w_m^*(j) \equiv X_m^*(j)' \hat{\beta}_m(\tau_j)\}_{j=1}^n$ .

A idéia básica é de retirar uma amostra aleatória de variáveis explicativas  $X$  usando amostragem com reposição. Conseqüentemente, podemos gerar uma amostra aleatória de tamanho  $n$  de nosso coeficiente de discriminação de uma distribuição apropriada. Onde  $w^*$  é uma amostra aleatório da distribuição de rendimentos, construída a partir dos estimadores de regressão quantílica e da amostra aleatório de  $X$ .

### 2.5.3. Densidade Contrafactual

O primeiro exercício contrafactual corresponde à estimação da função de densidade das mulheres se todas as covariáveis fossem distribuídas como dos homens, e os trabalhadores fossem pagos de acordo com a estrutura dos rendimentos das mulheres. Para isso, seguimos o algoritmo descrito acima até o terceiro ítem. No quarto ítem, ao invés de extrairmos a amostra das linhas da matriz de covariáveis das mulheres,  $X(m)$ , agora fazemos uma amostragem com reposição das linhas da matriz de covariáveis dos homens,  $X(h)$ .

O segundo tipo de exercício consiste em estimar a densidade das mulheres se apenas uma das covariáveis fosse distribuída como dos homens. Este exercício não é obtido diretamente como o primeiro. Considere uma covariável específica qualquer, denotemos  $z(G)$ , por exemplo, um nível de escolaridade qualquer. Nos queremos estimar a distribuição dos rendimentos das mulheres caso uma covariável  $z(G)$  fosse distribuída como a distribuição dos homens e as outras demais covariáveis fossem distribuídas como das mulheres. O algoritmo para este segundo tipo de estimação contrafactual consiste em:

1. Seguimos os itens de 1 a 4 do algoritmo anterior para gerar uma amostra de tamanho  $n$  das densidades dos rendimentos para as mulheres:  $\{w_i^*(m)\}_{i=1}^n$ .
2. Pegue uma classe  $C_1(m)$  (digamos escolaridade)
  - (a) Selecionamos um subconjunto da amostra aleatória dos rendimentos gerado no passo 1 correspondente ao espaço  $I_1 = \{i = 1, \dots, n \mid z_i(m) \in C_1(m)\}$  isto é  $\{w_i^*(m)\}_{i \in I_1}$
  - (b) Geramos uma amostra aleatória de tamanho  $n \times f_j(m)^{10}$  com reposição de  $\{w_i^*(m)\}_{i \in I_1}$ .
3. Repetimos o passo 2 para  $j = 2, \dots, j$ .
4. Montamos todas as amostras dos rendimentos juntas em relação as classes.

Formalmente a densidade dos rendimentos para as mulheres caso um nível específico de escolaridade tivesse sido distribuído como nos homens seria dado por:

$$\int f(w \mid z, G_w = m) dF(z \mid G_z = h) \quad (2.22)$$

Onde  $G$  representa o gênero e o subscrito a variável de interesse. Assim,  $f(w \mid z, G_w = m)$  denota a distribuição dos rendimentos das mulheres para a covariável  $z$ , e  $F(z \mid G_z = h)$  é a distribuição da covariável  $z$  para os homens. A distribuição marginal dos rendimentos das mulheres pode, portanto ser escrita como uma composição da distribuição dos rendimentos pra trabalhadores com e sem este nível de escolaridade ( $z$ ) com pesos iguais a proporção de homens trabalhadores com e sem este nível de escolaridade. Como em DiNardo, Fortin e Lemieux (1996), nos podemos manipular estes pesos, baseado na sua frequência, a fim de estimar a diferença das densidades contrafactuais.

---

<sup>10</sup> Observe que  $f_i(G)$  são as frequências para cada classe e conseqüentemente  $f_1(h) + f_2(h) + \dots + f_j(h) = 1$ .

#### 2.5.4. Decomposição da Densidade dos Rendimentos

Finalmente após obtermos as densidades contrafactuais desejadas, podemos decompor toda a mudança nas distribuições de rendimentos para os gêneros em uma parte atribuída aos coeficientes, ( $\beta$ s), outra para as covariáveis (Xs) e a última para os resíduos. Além disso, os impactos das covariáveis e dos coeficientes podem ser decompostos para cada um dos atributos individuais considerados no modelo.

Seja  $f(w(G))$  o estimador da densidade marginal de  $w$  (log dos rendimentos hora) para o gênero  $G$  obtido da amostra, isto é, a densidade empírica, e  $f^*(w(G))$  o estimador da densidade de  $w$  em  $G$  baseado na amostra gerada  $\{w_i^*(G)\}$ , isto é a densidade marginal implicada pelo modelo. Estendendo esta notação para as distribuições contrafactuais nos podemos ter:  $f^*(w(m); x(h))$  como a densidade que teria prevalecido para as mulheres caso todas as covariáveis tivessem sido distribuídas com a dos homens e as características remuneradas como nas mulheres. Também,  $f^*(w(m); z(h))$  seria a densidade dos rendimentos que prevaleceria para as mulheres caso apenas uma covariável,  $z$ , tivesse sido distribuída como a dos homens.

Seja  $\alpha(\cdot)$  uma estatística descritiva usual como média, quantis ou uma escala de medida, nos pode decompor as mudanças de  $f(w(h))$  para  $f(w(m))$  em:

$$\begin{aligned} \alpha [f(w(m)) - f(w(h))] = \\ \alpha [f(w(m) + f^*(w(m); x(h)) - f^*(w(m); x(h)) - f(w(h))] = \\ \alpha [f(w(m) - f^*(w(m); x(h))] + \alpha [f^*(w(m); x(h)) - f(w(h))] + \text{resíduo} \\ \text{covariáveis} \qquad \qquad \qquad \text{coeficientes} \end{aligned}$$

O resíduo na equação acima, vem da não linearidade da estatística  $\alpha(\cdot)$ , isto é, em geral,  $\alpha(a+b) \neq \alpha(a) + \alpha(b)$ . Comparando a decomposição acima com a decomposição de Oaxaca apresentada no capítulo 1, naquela é utilizada  $\alpha(\cdot)$  como a média e sua linearidade garante que não haja termo residual.

Esta decomposição nos dará diferentes medidas para a contribuição dos coeficientes, as covariáveis e uma parte não explicada (resíduos) para as mudanças da distribuição condicional dos rendimentos observada sobre os gêneros.

### 2.5.5. Considerações Sobre o Algoritmo de Machado e Mata

O algoritmo de Machado e Mata é baseado na idéia da decomposição de Oaxaca (1973). Convém neste ponto fazermos a associação entre Oaxaca e Machado e Mata, destacando os aspectos estatísticos que fundamentam as duas teorias para a melhor compreensão do processo. Oaxaca é baseado no resultado de que  $E(y) = E_x[E(y|x)]$ . Estatisticamente temos que<sup>11</sup>:

$$\begin{aligned} E_x[E(y|x)] &= \int_x E(y|x) f(x) dx = \int_x \left[ \int_y y f(y|x) dy \right] f(x) dx \\ &= \int_x \int_y y \frac{f(x,y)}{f(x)} f(x) dy dx = \int_x \int_y y f(x,y) dx dy \\ &= \int_y y \left[ \int_x f(x,y) dx \right] dy = \int_y y f(y) dy \\ &= E(y) \end{aligned}$$

Cada valor esperado condicionado pode ser obtido através deste processo conhecido em estatística de forma que esses valores esperados são ponderados pela distribuição marginal de  $x$  através do operador  $E_x$ . O processo consiste no desenvolvimento da alternativa de decomposição da densidade conjunta, sem usar a média diretamente. Para obter um valor esperado não condicional, podemos utilizar a lei das expectativas iteradas, tomando-se valores esperados condicionados por uma das variáveis e depois tomar valores esperados sobre este resultado obtido.

<sup>11</sup> Foram utilizados os resultados: (i)  $\int_x f(x,y) dx = f(y)$  e (ii)  $f(y|x) = f(x,y)/f(x)$



Analogamente podemos associar esta idéia com o algoritmo de Machado e Mata (2004). Partindo da definição de regressão quantílica segundo a equação (2.21). Observamos o seguinte resultado:

$$y_\tau | x = F_{y|x}^{-1}(\tau | x) = x\beta_\tau \quad (2.23)$$

Como  $\tau$  é gerado aleatoriamente de uma distribuição uniforme. Obtemos,  $y | x \sim f(y | x)$ , para  $X = x_0$  usado em  $\{x_0 \hat{\beta}_{\tau_j}\}_{j=1}^n$ . Precisamos passar de  $f(y | x)$  para  $f(y)$ , ou seja, temos de integrar para todo  $x$  de forma que o exercício empírico consiste em:

$$\begin{aligned} \int_x f(y | x) f(x) dx &= \int_x \frac{f(x, y)}{f(x)} f(x) dx \\ &= \int_x f(x, y) dx = f(y) \end{aligned}$$

Por isso que no algoritmo fazemos uma amostra aleatória de  $X = x_j, j = 1, \dots, n$  em  $\{x_j \hat{\beta}_{\tau_j}\}_{j=1}^n$ . Obtendo assim, a densidade marginal dos rendimentos baseado na distribuição condicional estimada.

O algoritmo de Machado e Mata utiliza a idéia proposta pela decomposição de Oaxaca e obtém ganhos de informações. Oaxaca trabalha apenas com valores esperados e, portanto com uma medida resumo da distribuição. A metodologia de Machado e Mata propicia a extrapolação desta idéia conseguindo através da regressão quantílica vários pontos da função de distribuição. O que possibilita a construção das densidades necessárias para o exercício contrafactual.

### 3. RESULTADOS EMPÍRICOS

Neste capítulo apresentamos os resultados obtidos pela metodologia econométrica descrita no segundo capítulo. A análise é feita em quatro seções. Na primeira parte fazemos uma descrição dos dados e da especificação da equação de rendimentos. Na segunda parte apresentamos as estatísticas descritivas dos rendimentos de homens e mulheres. As estimativas da regressão quantílica foram descritas e analisadas na terceira seção. Na última seção fazemos a análise gráfica da estimação contrafactual.

#### 3.1. OS DADOS

A base de dados foi retirada da Pesquisa Nacional por Amostras de Domicílios (PNAD) de 1999 realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) para o Brasil. Os dados são coletados para uma amostra nacional representativa de residentes e contém informações sobre características pessoais tais como idade, sexo, educação, rendimentos totais, horas trabalhadas e outras. Os dados totalizam 84805 observações, sendo 53089 homens e 31716 mulheres. A equação a ser estimada consiste num modelo *minceriano* de determinação de rendimentos descrito da seguinte forma:

$$\ln w = \alpha + \beta_1 age + \beta_2 age^2 + \beta_3 S_1 + \beta_4 S_2 + \beta_5 S_3 + \beta_6 S_4 + \beta_7 S_5 + \varepsilon \quad (3.1)$$

Onde *age* representa a variável idade, *S* a variável escolaridade e *w* os rendimentos totais. A amostra é limitada a adultos na faixa etária de 25 a 55 anos. A escolha desta faixa etária foi feita com o objetivo de capturarmos as características dos trabalhadores que tivessem maior probabilidade de participação no mercado de trabalho, evitando assim, incluir em nossa amostra, aqueles trabalhadores que estivessem dividindo seu tempo entre trabalho e estudo e os aposentados que estivessem trabalhando para complementar sua renda, para evitar

problemas de viés de seleção e tornar os resultados compatíveis com a maior parte da literatura<sup>12</sup>.

Os dados originais da PNAD (1999) de rendimentos estão expressos em reais (R\$) mensais. Para evitar a influência da jornada de trabalho, a análise emprega a padronização em rendimento-hora, visto que o número de horas semanais trabalhadas encontra-se disponível na PNAD.

A variável escolaridade ( $S$ ) foi introduzida no modelo da equação de rendimentos através de variáveis dummy segundo Ramos e Vieira (1996), para que possamos ver os diferentes efeitos pra cada nível escolar. Desta forma não restringimos os retornos a educação a serem lineares<sup>13</sup>. Observando que a variável excluída de escolaridade foi nenhuma ou menos de um ano de escolaridade. Temos então:

$S_1$  = de um a três anos de escolaridade

$S_2$  = de quatro a sete anos de escolaridade

$S_3$  = de oito a dez anos de escolaridade

$S_4$  = de onze a quatorze anos de escolaridade

$S_5$  = acima de quinze anos de escolaridade

Foram estimadas duas equações, uma para os homens e outra para as mulheres, para que possamos ter os coeficientes estimados para os cálculos das funções densidades e implementação do algoritmo de Machado e Mata (2004). As estimações das regressões quantílicas, bem como das estatísticas descritivas, foram ambas feitas através do software R versão 2.2.0.

---

<sup>12</sup> Pode-se argumentar pela necessidade de métodos de correção de viés por seleção endógena, dada a menor participação feminina no mercado de trabalho. Neste trabalho não seguimos esta linha pois o método de decomposição de Mata e Machado não é claro, com termos de correção por seleção. Em adição, apesar da popularidade de métodos como Heckit para regressão no média, não há muitas aplicações para correção de viés de seleção usando regressão quantílica. De qualquer forma nossa análise pode ser corretamente interpretada como condicional à amostra de mulheres trabalhadoras. Assim como delaRica, Dolado e Florens (2005), em nenhum momento especulamos sobre o efeito de uma maior participação feminina nos diferenciais de rendimentos.

<sup>13</sup> Além de Ramos e Soares, Gonzaga e Reis (1999) e outros indicam que os retornos a educação no Brasil são não-lineares.

### 3.2. ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

As estatísticas descritivas do logaritmo dos rendimentos-hora de homens e mulheres obtidos da amostra da PNAD podem ser observados na tabela (1). São apresentadas medidas de tendência central, alguns percentis, duas medidas de dispersão (desvio padrão e coeficiente de variação) e uma medida de desigualdade distributiva (o coeficiente de Gini).

Analisando os percentis de escolha e a média, percebemos que os rendimentos-hora dos homens são, em todos os casos, maiores que das mulheres. Este pode ser um indício, que a distribuição de rendimentos dos homens domina estocasticamente em primeira ordem<sup>14</sup> a distribuição dos rendimentos das mulheres. Mas, como não estamos observando toda a função de distribuição, não podemos afirmar categoricamente que isto seja verdade. Na última seção, quando estimamos a função de densidade de ambos os gêneros teremos argumentos para verificar esta suposição.

**Tabela 1 – Estatísticas Descritivas ln (rendimentos-hora)**

Estatísticas	Homens	Mulheres	Diferencial (%)
Média	0,9019	0,8153	9,0%
Percentil 10	-0,2231	-0,2578	3,5%
Percentil 25	0,2231	0,1252	10,3%
Percentil 50	0,7621	0,6286	14,3%
Percentil 75	1,4271	1,3863	4,2%
Percentil 90	2,2381	2,1203	12,5%
Desvio Padrão	0,9491	0,9319	
CV	1,0523	1,1430	
Gini	0,5836	0,6362	
Observações	53089	31716	

Fonte: cálculo do autor baseado em dados da PNAD. Diferencial refere-se a diferença do rendimento dos homens em relação aos das mulheres.

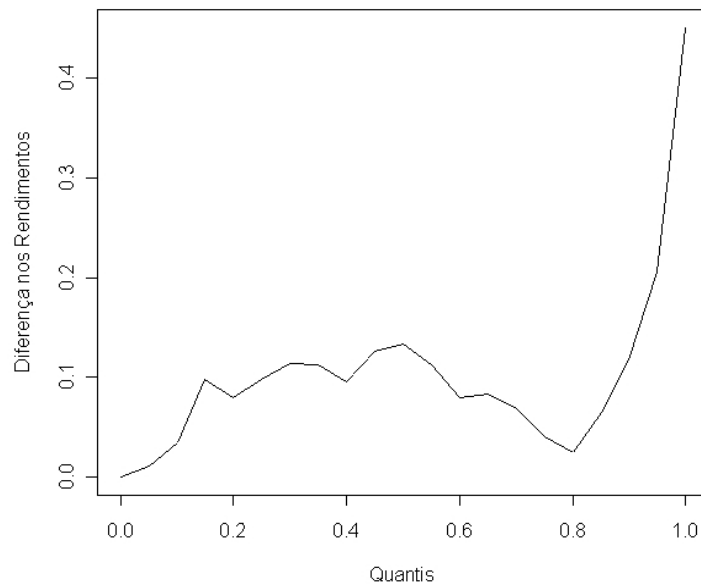
O diferencial dos rendimentos a favor dos homens é menor para o primeiro decil, onde os homens recebem 3,5% a mais que as mulheres. O diferencial aumenta até a mediana das distribuições, quando alcança o valor máximo de 14,3%. A partir daí, o diferencial cai no

<sup>14</sup> Sejam duas funções de distribuição, F e G, a distribuição F domina estocasticamente em primeira ordem a distribuição G se para toda função não-decrescente  $u: \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$  tem-se que:  $\int u(x)dF(x) \geq \int u(x)dG(x)$ . Veja, por exemplo, Hoffman (1998).

percentil 75% e volta a aumentar no último decil, quando chega a 12,5% do rendimento hora das mulheres no mesmo decil de sua distribuição.

Para uma melhor visualização dos diferenciais de rendimentos, apresentamos na figura (8) a diferença dos rendimentos entre homens e mulheres ao longo das distribuições acumuladas. Vemos, assim como a tabela acima, que o diferencial de rendimentos aumenta até a mediana, tende a cair até o decil 8 e cresce rapidamente a partir daí. Como todos os diferenciais de percentis são positivos, podemos afirmar que a distribuição de rendimentos dos homens domina em primeira ordem a das mulheres.

**Figura 8 – Diferença de rendimentos entre homens e mulheres**



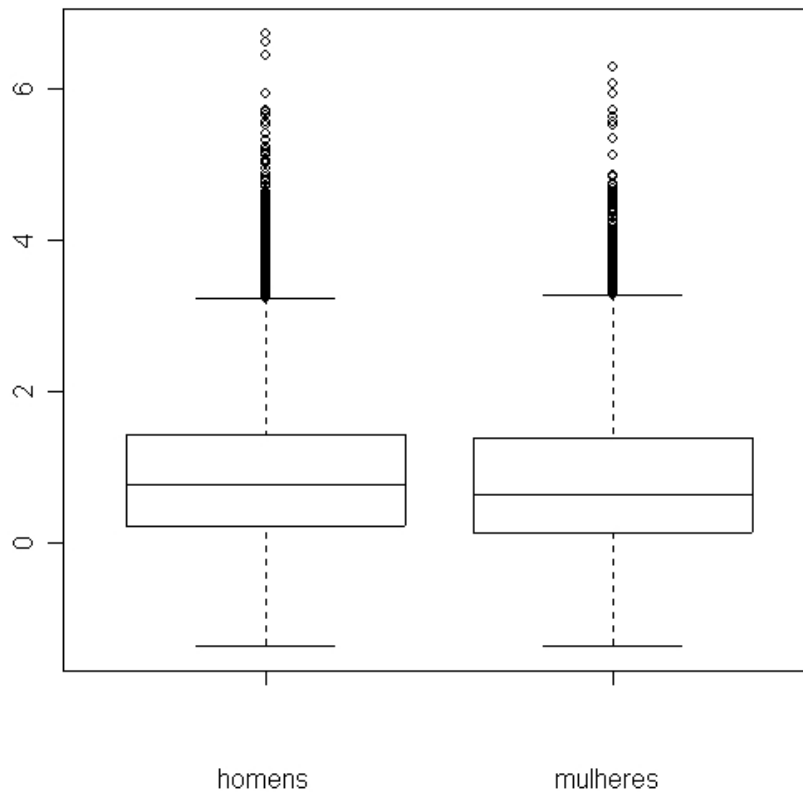
Se por um lado não observamos um aumento monotônico do diferencial de rendimentos a favor dos homens ao longo das distribuições, o crescimento do diferencial na parte superior da distribuição de renda pode sugerir a existência do fenômeno conhecido na literatura econômica como *glass ceiling* no mercado de trabalho brasileiro, que representa uma barreira para o crescimento do rendimento das mulheres relativamente ao dos homens nos níveis mais elevados de rendimentos. Albrecht, Bjorklund e Vroman (2001), delaRica, Dolado e Llorens (2005) e Gang, Lane e Yun (2003) verificaram a presença deste fenômeno para diversos países.

Como mencionado no capítulo anterior, o diferencial crescente de rendimentos ao longo da parte superior de rendimentos de homens e mulheres pode ser devido a diferenciais de características remuneradas no mercado de trabalho. Para separar os efeitos das características pessoais de possíveis diferenciais de remuneração das características, devemos usar métodos de regressão. Ao contrário da decomposição de Oaxaca-Blinder, que usa mínimos quadrados para resultados sobre a média de rendimentos, para o estudo de *glass-ceilings* a técnica de estimação de regressão quantílica é necessária, conjuntamente com o método de Machado e Mata (2004).

Uma questão interessante associada aos diferenciais de rendimentos entre homens e mulheres é o impacto da discriminação na desigualdade de renda. O coeficiente de Gini calculado mostra que a distribuição dos rendimentos dos homens é mais equitativa que das mulheres. Todavia, segundo o relatório da PNUD(2001), ambos apresentam coeficientes elevados para os padrões internacionais. Na seção seguinte, com base nos coeficientes estimados pela regressão quantílica poderemos calcular a curva de Lorenz, e visualizar como esta desigualdade se comporta para todos os quantis.

Em relação à dispersão dos rendimentos, o desvio padrão dos homens é 1,84% maior que das mulheres. Mas, o desvio padrão é uma medida de dispersão absoluta, e para comparação com outro desvio padrão amostral talvez não seja apropriado. Calculamos o coeficiente de variação, que é uma medida de dispersão relativa. As mulheres apresentam coeficiente de variação 8,61% maior que os homens. Podemos visualizar melhor esta dispersão relativa entre homens e mulheres pelo *Box Plot* como mostra a figura (9).

**Figura 9 – Box Plot Rendimento dos Gêneros**



A caixa no *Box Plot* é construída pelas linhas referentes aos valores do percentil 25, da mediana e do percentil 75. Os pontos na parte superior do gráfico representam os valores discrepantes (outliers). Como podemos observar, as mulheres apresentam concentração dos dados maior na parte inferior do gráfico (2º quartil), mas se observarmos o intervalo interquartílico, as mulheres apresentam dispersão maior que os homens (a caixa das mulheres é um pouco maior que dos homens). Além disso, a presença de grande quantidade de outliers para as duas distribuições, confirma a proposta deste trabalho, de que seja mais propício o uso de regressão quantílica em vez de MQO.

### **3.3. MUDANÇAS NO RETORNO PARA CARACTERÍSTICAS INDIVIDUAIS: ESTIMATIVAS DA REGRESSÃO QUANTÍLICA**

Nesta seção analisamos os coeficientes estimados das regressões quantílicas para o vetor de taus ( $\tau$ ) gerados aleatoriamente segundo o algoritmo de Machado e Mata (2004). Os resultados são apresentados nas figuras 10, 11 e 12. Os gráficos mostram à esquerda o retorno

de cada covariável para os diferentes quantis da distribuição condicional dos rendimentos das mulheres, ao centro, os retornos das estimativas dos homens e a direita a mudança nestes retornos entre os homens e as mulheres. As estimativas são apresentadas através de uma linha cheia, enquanto o intervalo de confiança de 95% é representado pelas linhas pontilhadas. A linha horizontal representa a estimativa por MQO.

A idade foi incluída no modelo com os termos lineares e quadráticos. Portanto seu impacto no logaritmo dos rendimentos-hora foi avaliado usando o efeito marginal<sup>15</sup>, seguindo Machado e Mata (2004). Podemos observar que a variável idade influencia diferentemente o log dos rendimentos-hora para homens e mulheres. Nas mulheres, o retorno à idade é praticamente crescente ao longo da escala do quantis, enquanto para os homens, ele passa a decrescer após o percentil 70%. Comparativamente, observando o gráfico que representa a diferença dos retornos da idade, os homens possuem retornos maiores que as mulheres na maior parte da escala de quantis. Apenas no início e no final da distribuição dos rendimentos quando o retorno da idade dos homens passa a ser decrescente, esta variável tem um retorno maior para as mulheres. É interessante observar como regressão quantílica é mais informativa que MQO. No caso da Idade, se observássemos apenas a média condicional, teríamos o valor da média para as mulheres próximas da mediana e a média dos homens próximo do quantil 0,40. Sendo que o valor do retorno médio dos homens (0,194) é maior que das mulheres (0,167). A conclusão óbvia, é que, a idade dos homens tem um impacto maior no rendimento médio que no caso das mulheres. Mas, pela análise da distribuição dos rendimentos ao longo dos quantis, observamos comportamentos distintos no início e final da distribuição.

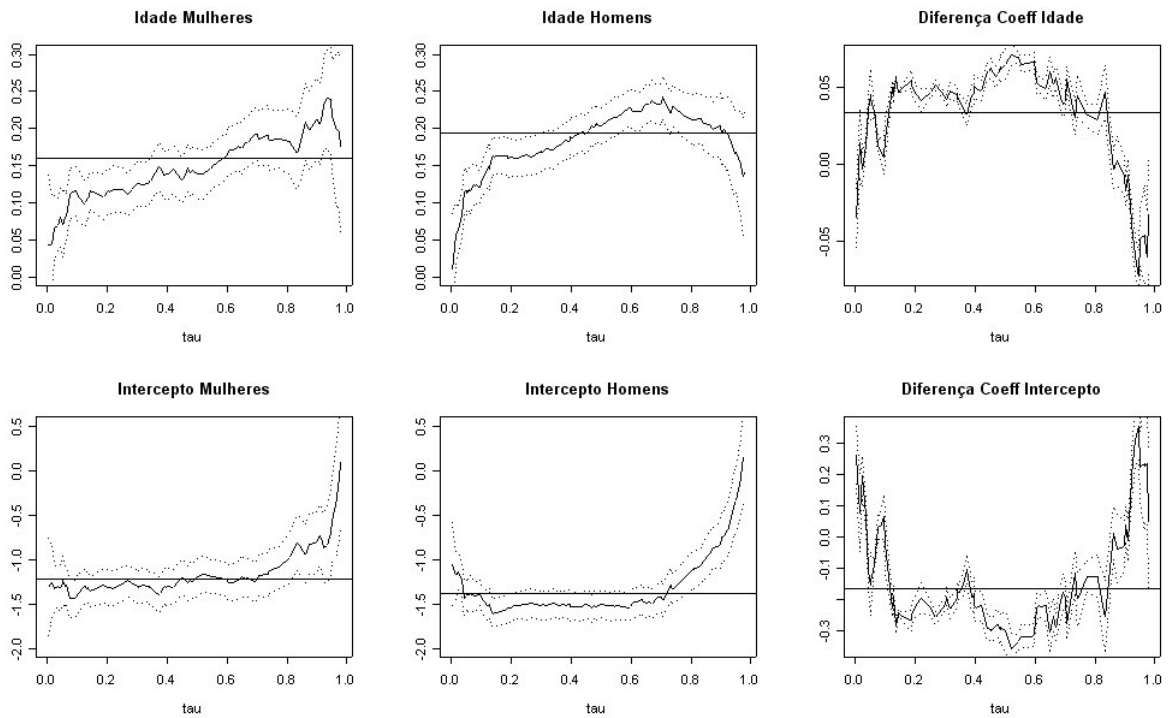
---

<sup>15</sup> A derivada da equação de rendimentos em relação à idade é dado por :  $\frac{\partial w_i}{\partial idade} = \beta_{idade} + 2 * \beta_{idade}$



### Figura 10 - Estimativas da Regressão Quantílica (intercepto e idade)

Os gráficos abaixo apresentam as estimativas para cada covariável individual indicada. As linhas pontilhadas representam o intervalo de confiança de 95% e a linha horizontal a estimativa por mínimos quadrados ordinários. Os gráficos à esquerda mostram as estimativas para as mulheres, dos homens no centro e a diferença entre homens e mulheres à direita.



Os retornos à escolaridade estão subdivididos em seis níveis, onde o intercepto representa nenhuma ou menos de um ano de escolaridade, e o nível mais elevado representando quinze anos ou mais de escolaridade. No primeiro nível de escolaridade (intercepto), verificamos que os retornos são muito baixos, para homens e mulheres, na maior parte dos quantis e similares aos retornos médios. Apenas para os quantis mais elevados (aproximadamente 0,95) esta variável apresenta retornos maiores<sup>16</sup>. Em síntese podemos constatar que os rendimentos dos não escolarizados são menores que R\$ 2,00 a hora em quase toda a distribuição.

Na figura (11), observamos mais dois níveis de escolaridade. Para facilitar a comparação, os gráficos para homens e mulheres possuem a mesma escala em todas as figuras. Os três primeiros gráficos mostram o impacto da variável de um a três anos de escolaridade. Inicialmente observamos a diferença no retorno desta variável entre homens e

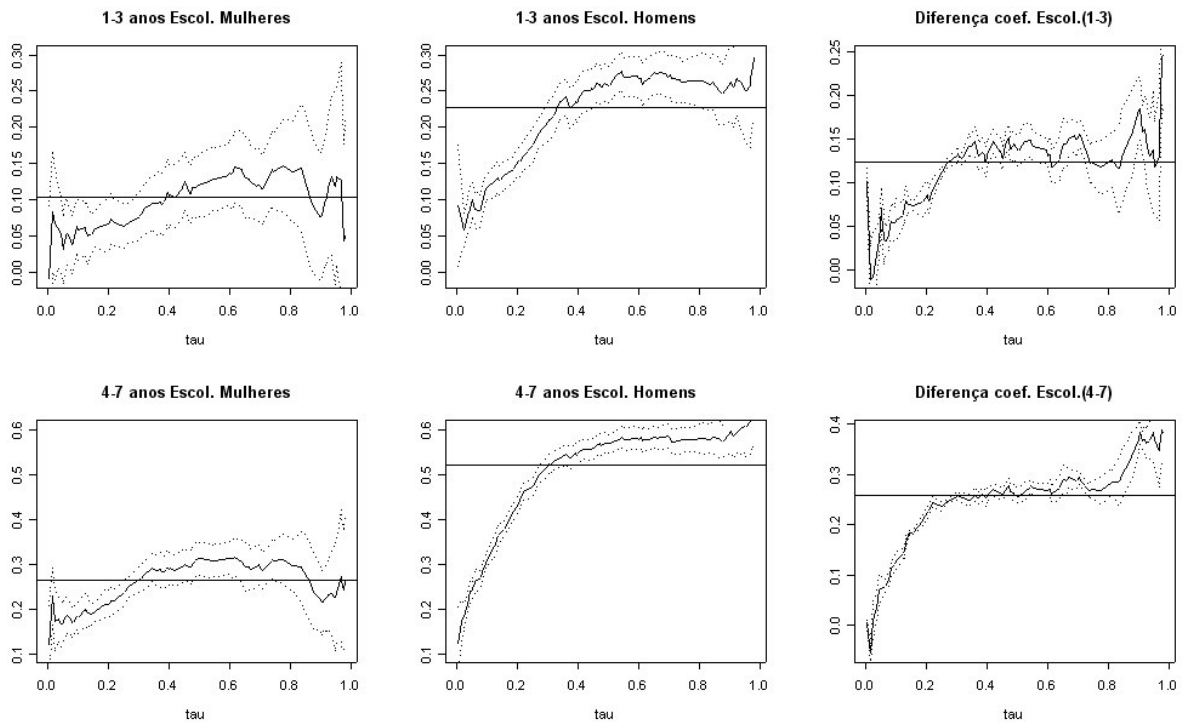
<sup>16</sup> Lembramos que o eixo vertical está em log (rendimentos-hora), portanto os retornos não são negativos.

mulheres. Para as mulheres, os retornos oscilam em torno da média condicional, enquanto para os homens os retornos são crescentes. Já para os homens, os retornos são relativamente bem maiores que para as mulheres. Se olharmos os homens cujos rendimentos estão nos quantis iniciais, o impacto deste nível de escolaridade é semelhante às mulheres cujos rendimentos estão nos quantis mais elevados. O terceiro gráfico retrata bem a diferença no impacto que esta variável tem nos rendimentos de homens e mulheres. A diferença é crescente ao longo da escala de rendimentos, e podemos verificar novamente a possibilidade de *glass ceiling*, embora este pareça mais forte nos rendimentos condicionalmente mais baixos.

Para rendimentos menores, dentro dos níveis de escolaridade, os valores para homens e mulheres são similares. À medida que seguimos na distribuição de rendimentos, o crescimento salarial para os homens é bem mais acentuado do que para as mulheres. Com isso, embora para ambos os gêneros os coeficientes se estabilizem a partir da mediana, o patamar para os homens é bastante superior ao das mulheres. Em adição, no quantis mais elevados, os diferenciais de rendimentos para as mulheres param de crescer, enquanto os homens continuam tendo um impacto crescente.

### Figura 11 - Estimativas da Regressão Quantílica (níveis educacionais)

Os gráficos acima apresentam as estimativas para cada covariável individual indicada. As linhas pontilhadas representam o intervalo de confiança de 95% e a linha horizontal a estimativa por mínimos quadrados ordinários. Os gráficos à esquerda mostram as estimativas para as mulheres, dos homens no centro e a diferença entre homens e mulheres à direita.



Os três gráficos restantes da figura (11) são relativos ao nível de quatro a sete anos de escolaridade. O comportamento desta variável é semelhante ao verificado para o nível de um a três anos de escolaridade. Para os menores níveis de rendimentos (quantis mais baixos) os retornos são similares para homens e mulheres. Estes retornos crescem, mas de modo bastante suave para mulheres e de modo bastante acentuado para homens. A partir do quantil 30 os retornos se estabilizam em torno do valor médio para as mulheres e em um patamar um pouco acima da média para os homens. A partir do percentil 40, os retornos dos homens são cerca de duas vezes maiores do que os das mulheres.

Em suma, três pontos podem ser enfatizados: a menor desigualdade de rendimentos, dentro dos níveis de escolaridades para mulheres, em relação aos homens, a similaridade de rendimentos para salários baixos entre homens e mulheres, dentro do nível de escolaridade, e o pequeno ganho de rendimentos para mulheres ao longo dos decis da distribuição feminina,

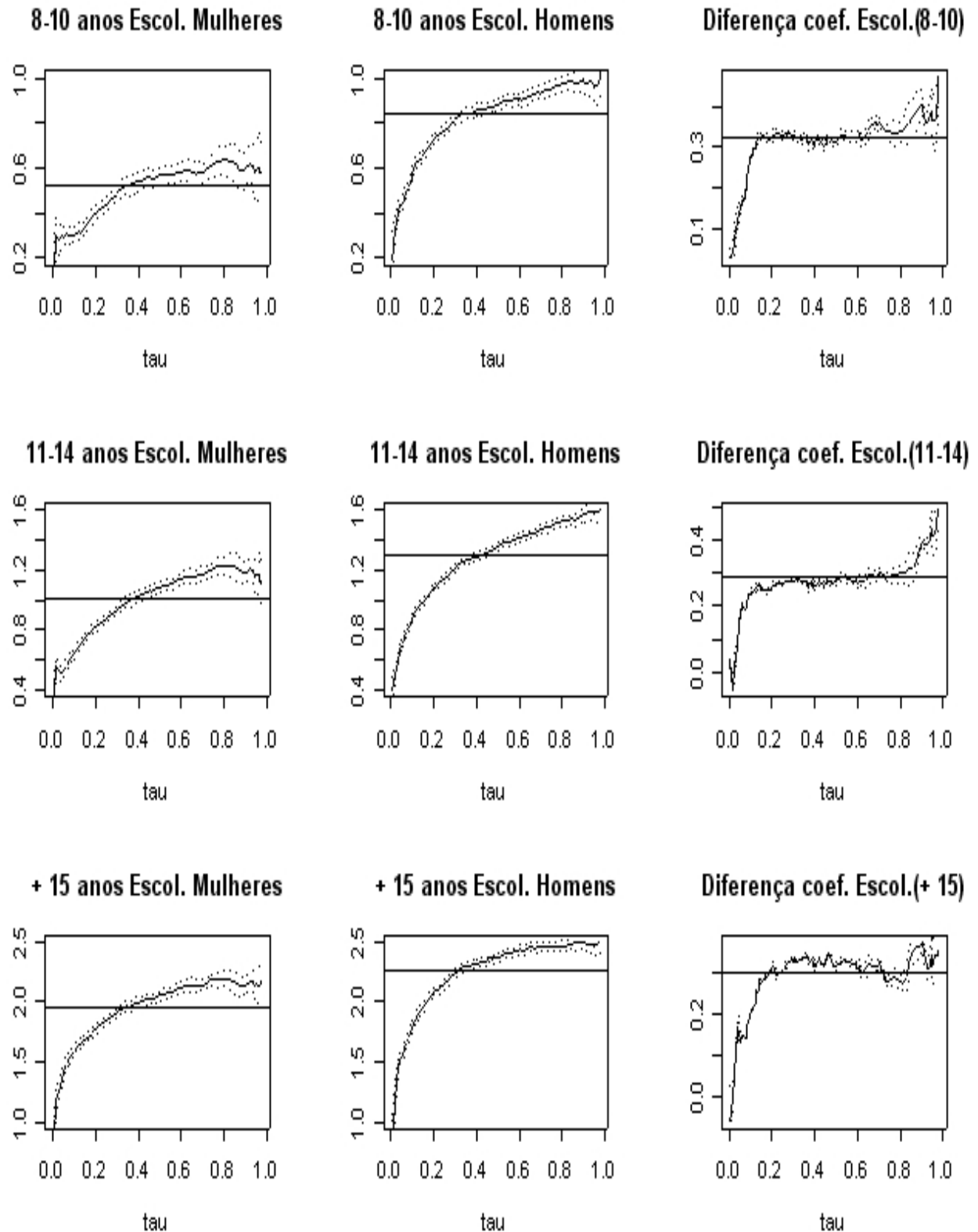
quando comparado com a distribuição dos homens. O *glass ceiling* aparece a partir do percentil 80, exceto nos níveis de escolaridade mais baixos.

Na figura (12), visualizamos os três níveis de escolaridade restantes, ou seja, ensino médio, superior incompleto e superior completo. Os três primeiros gráficos referem-se ao nível de 8 a 10 anos de escolaridade. Os três gráficos no meio da figura são relativos à escolaridade de 11 a 14 anos e os três últimos a 15 ou mais anos de escolaridade.

Estes três níveis de escolaridade repetem o comportamento encontrado nos níveis de escolaridade até aqui analisados. Os homens apresentam retornos à escolaridade maior que as mulheres em todos os percentis da distribuição acumulada. Os retornos são bastante diferenciados ao longo da distribuição, sendo menores que a média para quantis inferiores e maiores que a média para quantis superiores. Ou seja, a estimativa de MQO subestima o retorno para altos rendimentos e superestima para baixos rendimentos, dentro do nível de escolaridade. Por outro lado, a diferença de coeficientes é relativamente constante, a partir do decil 20 até o decil 80 e muito similar à diferença obtida por MQO. Ou seja a heterogeneidade de rendimentos parece similar entre homens e mulheres. Todavia, esta similar heterogeneidade de rendimentos é sistematicamente contra as mulheres, com aumento dos diferenciais a partir do decil 80, sugerindo, mais uma vez, a presença de dificuldades de alcançar maiores salários para as mulheres.

**Figura 12- Estimativas da Regressão Quantílica (níveis educacionais)**

Os gráficos acima apresentam as estimativas para cada covariável individual indicada. As linhas pontilhadas representam o intervalo de confiança de 95% e a linha horizontal a estimativa por mínimos quadrados ordinários. Os gráficos à esquerda mostram as estimativas para as mulheres, dos homens no centro e a diferença entre homens e mulheres à direita.



A importância de se dividir a escolaridade em níveis, é podermos analisar seus diferentes impactos na distribuição de rendimentos. Cavalcanti e Guimarães (1999) encontraram retornos positivos para educação em todos os quantis. Podemos observar, que na maior parte dos níveis de escolaridade, também encontramos retornos positivos, com exceção dos trabalhadores com nenhuma ou menos de um ano de escolaridade.

Verificamos que homens e mulheres apresentam comportamentos diferentes quanto ao impacto da educação na distribuição dos rendimentos. Esta diferença de comportamento implica que a escolaridade das mulheres contribui para a menor dispersão da distribuição de rendimentos. Este resultado é consistente com o encontrado por Cavalcanti e Guimarães (1999) e Guimarães (2001) para o Brasil, Machado e Mata (2004) para Portugal, Chamberlain (1994) e Buchinsky (1994) para os Estados Unidos, Fitzenberger e Kurz (1997) para Alemanha, González e Miles (2001) para o Uruguai e Nielsen e Rosholson (2001) para a Zâmbia. Ou seja, o impacto da escolaridade e gênero no Brasil apresenta uma característica comum à encontrada em outros países do mundo.

Duas implicações podem ser derivadas do resultado acima. Primeiro, uma redução dos diferenciais de rendimentos devido a retornos à escolaridade entre homens e mulheres pode ter o efeito de aumentar a desigualdade de renda, dado a identificação de retornos mais heterogêneos para homens dentro dos níveis de escolaridade. Mas, se a inserção feminina aumentar com a distribuição de retornos das mulheres, podemos inferir, assim como Machado e Mata (2004) e Guimarães (2001), uma diminuição da dispersão de rendimentos.

Segundo, os retornos crescentes à escolaridade associados a uma heterogeneidade não decrescente dentro dos níveis de escolaridade sugerem que não necessariamente maior educação implica em maior equidade na distribuição da renda, pois um ano adicional de escolaridade têm impactos diferentes sobre os rendimentos para homens e mulheres com o mesmo nível de educação.

Há vários argumentos na literatura para racionalizar estes resultados. Como afirmam Cavalcanti e Guimarães (1999) e outros, talvez uma explicação para estes fenômenos seja a qualidade da escolaridade como recursos importantes para se explicar à heterogeneidade nos retornos da educação. Todavia esta explicação não justificaria a heterogeneidade diferenciada

para homens e mulheres, exceto no caso de uma discriminação por gênero já na escola. Há outro argumento associado ao perfil ocupacional de homens e mulheres. As ocupações de homens permitiriam uma maior heterogeneidade de rendimentos, por terem rendimentos mais altos, em média, dentro das ocupações, do que as mulheres e as ocupações tipicamente masculinas apresentam rendimentos mais altos que as tipicamente femininas, em média<sup>17</sup>.

À medida que a escolaridade aumenta, a heterogeneidade da qualidade da educação – entendida como uma causa da heterogeneidade de rendimentos – parece aumentar, tanto pra homens como para mulheres. Quanto mais especializadas as tarefas no mercado de trabalho, maior a necessidade de habilidades e maior o escopo para diferenças de qualidade na escolaridade, gerando trabalhadores mais heterogêneos.

Pela construção da equação de rendimentos escolhida, conseguimos verificar em todos os níveis de escolaridade uma diferença crescente entre o retorno de escolaridade de homens e mulheres. Nos quantis mais elevados encontramos as maiores diferenças da distribuição de rendimentos, corroborando com a suposição de que ocorrem menores probabilidades de ascensão profissional (o chamado *glass ceiling*) que impedem que mulheres com rendimentos mais elevados alcancem o mesmo nível de rendimento dos homens.

### **3.4. ESTIMAÇÃO CONTRAFACTUAL: ANÁLISE GRÁFICA**

Na seção anterior vimos que as diferenças de rendimentos entre homens e mulheres condicional ao nível de escolaridade, gerados pelo tratamento desigual de homens e mulheres (os retornos à escolaridade). Nesta seção iremos identificar o papel destas diferenças de retornos nas diferenças não condicionais de rendimentos por gênero. Nesta seção incluímos os efeitos dos diferenciais de características para explicar os rendimentos observados.

Como descrito na seção de metodologia, podemos decompor as mudanças na distribuição de rendimentos entre os gêneros, em mudanças atribuídas às características observáveis dos trabalhadores, ou atributos ( $Xs$ ), e mudanças atribuídas aos retornos destas características, ou os coeficientes ( $\beta s$ ), e uma parte relativa aos resíduos.

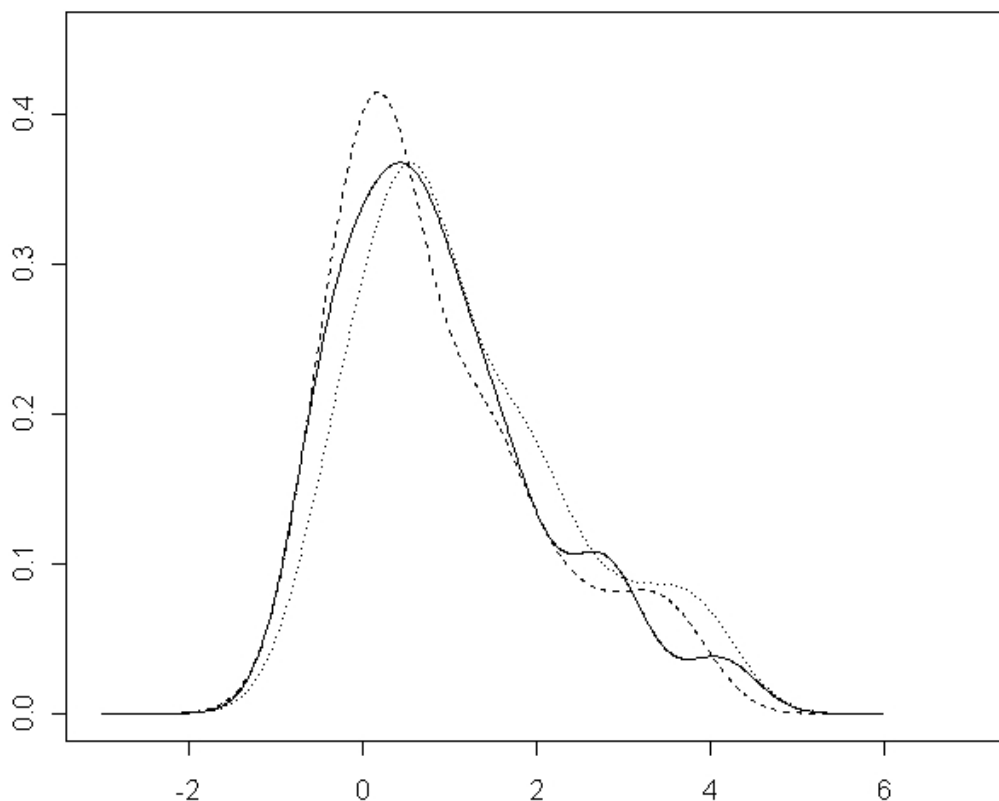
---

<sup>17</sup> Apesar de ser comum na literatura, a segunda parte da explicação não é corroborado por Araújo e Ribeiro (2002) e Barros et al. (1997) pois os autores identificam que o diferencial médio de rendimentos por gênero não pode ser explicado pelas diferenças de rendimentos médios nas ocupações.

Na figura (13) apresentamos as densidades empíricas obtidas de homens e mulheres ao longo da escala de rendimentos<sup>18</sup> e a densidade contrafactual das mulheres com a função de distribuição de retornos dos homens. Podemos observar que as mulheres possuem uma concentração maior no início da distribuição em relação aos homens. Há uma maior proporção de mulheres que recebem baixos rendimentos, em relação aos homens. Os homens apresentam uma concentração maior para os níveis de rendimentos centrais e mais elevados, exceção para o log dos rendimentos-hora entre três e quatro, onde as mulheres novamente apresentam uma concentração maior. Há uma queda repentina na concentração de mulheres em relação aos homens na cauda direita da distribuição, a partir do log-rendimento igual a 4. Isto pode ser associado ao efeito *glass ceiling*.

### Figura 13 - Densidades Empíricas

Densidades empíricas dos homens (linha cheia), mulheres (linha pontilhada) e mulheres com a função de distribuição dos rendimentos dos homens (linha pontilhada mais fina). Log dos rendimentos-hora no eixo horizontal



<sup>18</sup> A kernel foi obtida com bandwidth do default do programa R.



Analisando a densidade contrafactual, constatamos que existem ganhos para todas as mulheres caso elas recebessem segundo a distribuição de rendimentos dos homens. Esta conclusão é obtida pelo deslocamento expressivo da densidade contrafactual para direita.

A distribuição contrafactual corrobora a identificação do efeito *glass ceiling*. Quando as mulheres recebem retornos aos seus atributos como os homens, a queda da densidade de mulheres com rendimentos acima de 4 é eliminada, se aproximando à distribuição dos homens. A vantagem relativa média das mulheres em atributos em relação aos homens no Brasil, fato estilizado da literatura, implica que a distribuição contra-factual das mulheres está a direita, em quase todos os pontos, do que a distribuição de rendimentos dos homens.

Para estudar o efeito da discriminação na desigualdade empregamos o índice L de Theil parece ser mais apropriado para o nosso estudo de desigualdade. Não apenas devido a sua maior sensibilidade a mudanças nos extremos da distribuição, mas também porque pode ser convenientemente decomposto em componentes que dizem respeito às desigualdades entre-grupos. O índice de desigualdade L de Theil, varia entre 0 e 1. Sendo que quanto maior o índice maior a desigualdade.<sup>19</sup>

Na tabela (2) apresentamos os índices L de Theil calculados para os dois grupos de gênero, o L de Theil total e o L de Theil entre-grupos. O índice entre-grupos é obtido residualmente pela diferença entre o Theil total e a soma ponderada dos índices dos grupos. Calculamos os respectivos índices com os dados originais de rendimentos e fizemos um exercício contrafactual. Na última coluna da tabela (2) apresentamos os índices desta simulação, que consiste em calcular o índice L de Theil para as mulheres cujos rendimentos foram obtidos utilizando as covariáveis das mulheres e os coeficientes dos homens.

**Tabela 2 – Índice de Theil-L**

Índice Theil-L	Dados Originais	Simulação Contrafactual
Theil-L total	0,872	0,894
Theil-L entre-grupos	0,001	0,008
Theil-L Homens	0,891	0,891
Theil-L Mulheres	0,852	0,883

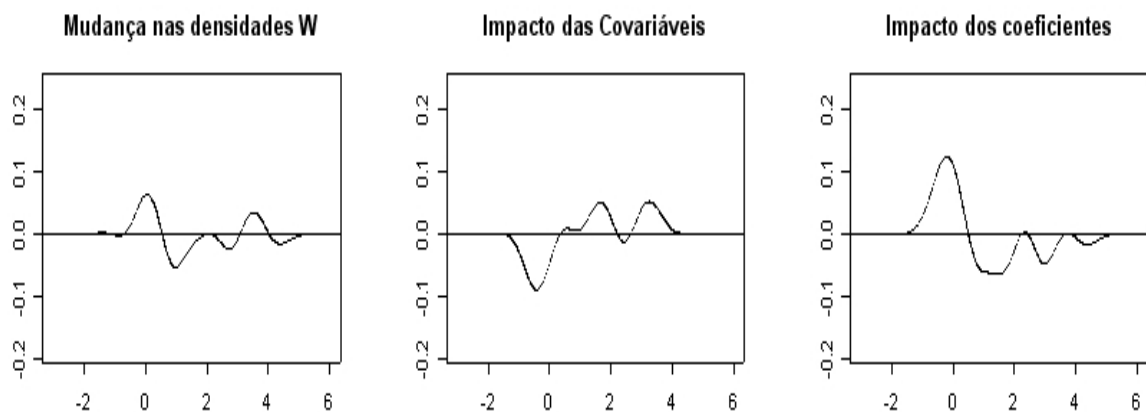
<sup>19</sup> Para maiores detalhes veja, por exemplo, Hoffman (1998).

Para os dados originais, temos os homens com desigualdade maior que as mulheres. Observando as figuras (10) a (12) vemos que a maior variabilidade dos coeficientes dos homens pode justificar a maior desigualdade em relação às mulheres. Quando fazemos a simulação contrafactual e comparamos com os dados originais observamos que o grupo das mulheres teve seu índice de desigualdade elevado. Este resultado é devido à maior variabilidade dos coeficientes dos homens em relação às mulheres, como vemos nas figuras (10) a (12). Conseqüentemente o índice total e o índice entre grupos também aumentaram. Parece haver um certo conflito entre os objetivos sociais de redução de desigualdade e/ou discriminação entre gêneros e a redução da desigualdade na economia como um todo.

A figura (14) apresenta graficamente a decomposição da diferença das densidades em diferenças de características e diferenças de retornos (associados possivelmente à discriminação). Como em DiNardo, Fortin e Lemieux (1996), estas mudanças são obtidas desenhando a diferença entre cada densidade contrafactual e as densidades marginais estimadas para homens ou mulheres. Uma diferença positiva indica que há maior proporção de mulheres naquele nível de rendimentos.

#### Figura 14 - Mudanças nas Densidades

A base de comparação se refere à diferença entre mulheres e homens ( $f^*(w(m)) - f^*(w(h))$ )



O primeiro gráfico da figura (14) nos fornece informações das mudanças nas densidades entre mulheres e homens:  $f^*(w(m)) - f^*(w(h))$ . Ou seja, mostra a diferença das densidades apresentadas na figura (13) ao longo da escala do log dos rendimentos-hora. Comparando os dois gráficos podemos entender que há mais mulheres que homens com log-rendimentos negativos e uma maior concentração de homens nos log-rendimentos acima de 4.

A mudança na densidade é decomposta nos segundo e terceiro gráficos da figura (14). O segundo gráfico ilustra a contribuição nas mudanças pelos atributos dos trabalhadores, ou covariáveis, para a mudança observada. Ele é obtido pela diferença entre a densidade marginal estimada das mulheres e a contrafactual com todos os atributos como dos homens:  $f^*(w(m)) - f^*(w(m), x(h))$ .

De forma similar, o terceiro gráfico, mostra a influência do retorno destes atributos para os trabalhadores, isto é os coeficientes, nas diferenças observadas das densidades dos gêneros. Isto é obtido pela diferença entre a densidade contrafactual com todos os atributos como dos homens e a densidade marginal estimada dos homens:  $f^*(w(m), x(h)) - f^*(w(h))$ . Segundo Guimarães (2001), neste último passo a contribuição dos coeficientes, não pode ser obtida utilizando a técnica da estimação semi-paramétrica desenvolvida por DiNardo, Lemieux e Fortin (1996). Em contrapartida, a metodologia de Machado e Mata (2004) permite a identificação da parte que não é explicada pela mudança na distribuição das covariáveis, e pode ser atribuído à influência da mudança nos retornos ao capital humano e outras covariáveis, na mudança total.

Analisando a figura (14) podemos verificar que os coeficientes explicam a maior proporção de mulheres em rendimentos mais baixos. Se eliminarmos o impacto dos coeficientes (último gráfico da figura), a diferença de densidades de rendimentos entre homens e mulheres seria como o gráfico do meio da figura (14), ao invés do primeiro gráfico. Neste gráfico do meio, vemos que haveria uma menor concentração de mulheres nos log-rendimentos mais baixos se as mulheres tivessem os mesmos retornos aos atributos pessoais que os homens. Por outro lado, haveria mais mulheres nos rendimentos mais altos se os diferenciais de retornos fossem eliminados. A partir do log-rendimento 4 (ou aproximadamente R\$2.200,00 por mês) as covariáveis não têm influência na diferença de rendimentos. Já a diferença em favor das mulheres no intervalo do log dos rendimentos entre três e quatro (entre R\$800,00 e R\$2.200,00 por mês), por sua vez, é explicado pelos atributos dos trabalhadores (impacto covariáveis), mas também se verifica uma parte sendo devida ao retorno destes atributos. Deve-se destacar que o efeito negativo da discriminação não é monotônico, pois há o intervalo de rendimentos citado acima em que a eliminação dos diferentes retornos não irá aumentar a proporção de mulheres em relação aos homens.

Para completar a análise buscamos entender que atributos têm maior impacto nos diferenciais entre as densidades de rendimentos observados. Os gráficos seguintes da figura 3.9 mostram os impactos dos retornos dos atributos dos trabalhadores separadamente. Estes gráficos são obtidos plotando a diferença entre a densidade contrafactual das mulheres com apenas o atributo correspondente distribuído segundo os homens e a densidade marginal estimada dos homens:  $f^*(w(m), z(h) - f^*(w(h)))$ . Sua interpretação é similar ao terceiro gráfico da Figura (14): valores positivos indicam que os retornos diferenciados para aquele atributo levam a um aumento na proporção de mulheres naquele nível de rendimentos. Valores positivos podem ser interpretados como uma discriminação na remuneração daquele atributo contra as mulheres.

O primeiro gráfico da figura (15) representa o retorno do atributo idade. Os gráficos seguintes representam os retornos do atributo escolaridade subdividida por níveis, sendo que, a constante representa nenhum ou menos de um ano de escolaridade.

Podemos observar que a discriminação devida ao atributo idade é maior nos extremos da distribuição dos rendimentos.<sup>20</sup> Por outro lado, há um tratamento melhor para as mulheres nos salários médios, embora este efeito seja relativamente pequeno.

O atributo escolaridade apresenta diferentes padrões de acordo com os níveis. No primeiro nível (constante) não podemos caracterizar a discriminação para um intervalo específico da distribuição. Há uma oscilação muito grande. Por outro lado, chamam a atenção como os retornos à escolaridade são diferenciados contra as mulheres para os salários mais baixos dentro dos grupos de 4-7 anos de escolaridade (ensino fundamental incompleto), 11-14 e mais de 15 anos de escolaridade (nível superior completo ou incompleto). Isto contribui para o deslocamento da distribuição das mulheres para a esquerda. Nestes níveis de escolaridade, uma redução no tratamento diferenciado entre homens e mulheres teria um impacto significativo para as mulheres de rendimentos mais baixos.

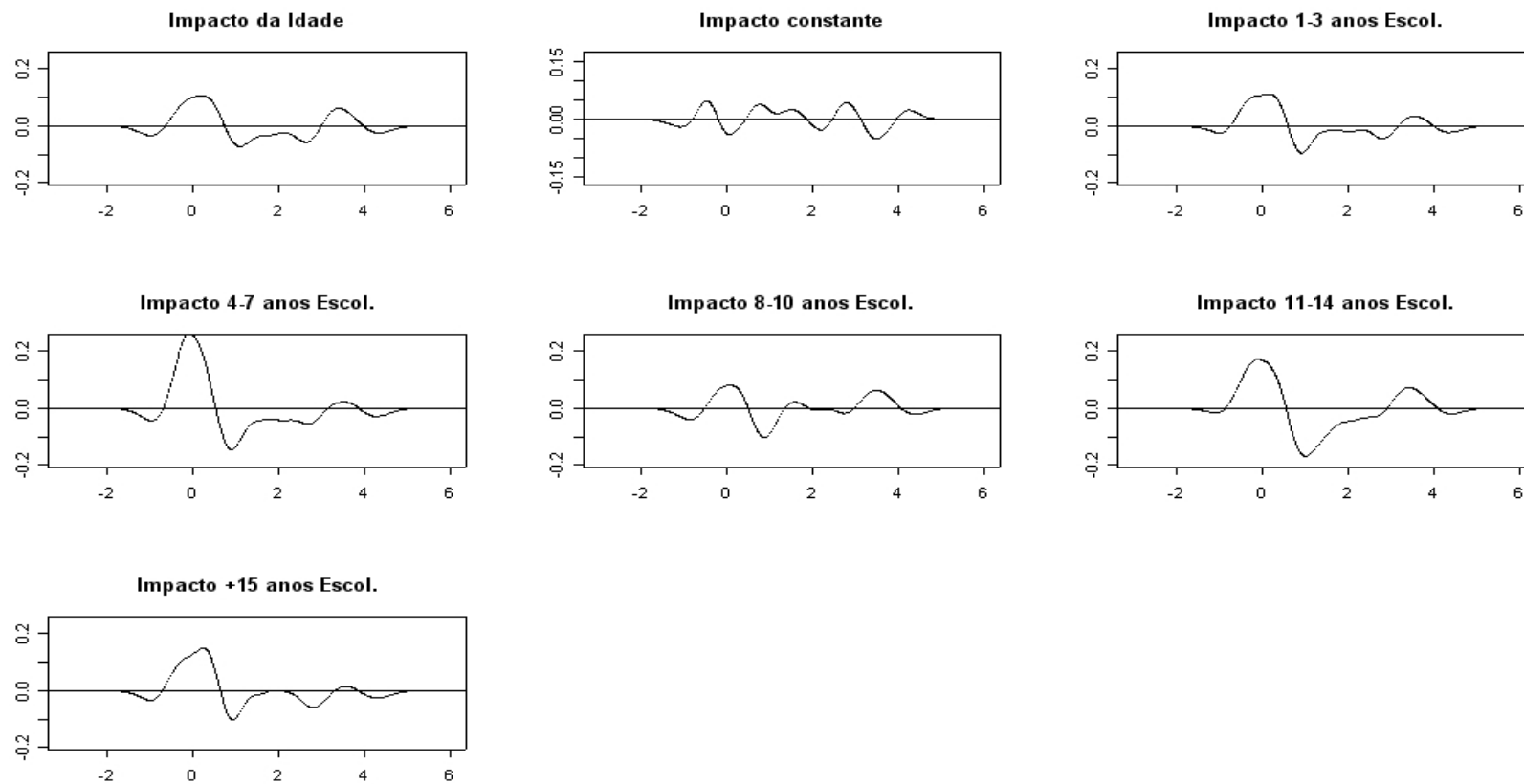
Outra característica a todos os níveis de escolaridade, em diferentes graus, é a presença de possível discriminação no final da distribuição. Isto é, o retorno do atributo escolaridade

---

<sup>20</sup> Deve-se enfatizar que os gráficos da figura 16 não relacionam o nível do atributo ao nível de rendimento, e sim o efeito do atributo na distribuição de rendimentos entre homens e mulheres. Por exemplo, uma diferença positiva no início do gráfico de idade não implica que os rendimentos das mulheres são mais baixos dado que elas são mais jovens do que os homens.

(para qualquer nível) apresenta discriminação em relação às mulheres nos rendimentos mais elevados, em particular para os níveis de médio incompleto e superior incompleto (8-10 anos e 11-14 anos, respectivamente). A diferença positiva das mulheres nos gráficos a partir do log-rendimento 3 pode caracterizar a presença de *glass ceiling*. Nestes níveis de rendimento, a equiparação dos retornos geraria uma redução da concentração de mulheres nestes níveis de renda, em relação aos homens e um provável aumento de seus rendimentos.

Em suma, vemos que os resultados obtidos indicam a existência de diferenciais de rendimentos que não podem ser explicados por diferenças de atributos observados, ao longo da distribuição de rendimentos de homens e mulheres. Estes diferenciais, que podem ser interpretados como limites superiores de discriminação contra as mulheres, não são monotônicos ao longo da distribuição, nem similares entre atributos. A heterogeneidade da discriminação entre atributos e em diferentes partes da distribuição de rendimentos não pode ser inferido a partir de diferenças de médias das distribuições de homens e mulheres trabalhadoras, ou seja, através da aplicação do método Oaxaca-Blinder de decomposição de diferenciais de rendimentos. Desta forma, por exemplo, podemos estudar a possibilidade de existência de limites ao crescimento de rendimentos femininos, pela comparação de distribuições de renda condicionais, sugerindo a existência do chamado *glass ceiling* contra as mulheres no Brasil. Em adição vemos que a redução da discriminação contra as mulheres pode ter o efeito de aumentar a desigualdade de rendimentos, pois os retornos aos atributos são mais heterogêneos entre os homens.

**Figura 15 – retorno dos atributos individuais**

## CONCLUSÃO

Este trabalho procurou analisar os conhecidos diferenciais de rendimentos por gênero no Brasil. Ao contrário dos trabalhos anteriores que estudaram os diferenciais médios de rendimentos, aqui focamos as diferenças em toda a distribuição de rendimentos por gênero. Para isso, utilizamos a metodologia de Machado e Mata (2004), que consiste na estimação da equação de rendimentos pelo método de regressão quantílica, que geram uma família de coeficientes para a construção das respectivas densidades de homens e mulheres. Baseado nas densidades estimadas conseguimos fazer uma decomposição das diferenças destas densidade em duas partes: uma relativas as características individuais dos trabalhadores e outra relativa aos retornos destas características. Esta metodologia permite entender melhor o diferencial de rendimentos médios atribuídos à discriminação na remuneração de atributos entre homens e mulheres no Brasil e lançar luz sobre o efeito da discriminação sobre a desigualdade de rendimentos entre trabalhadores no país de um novo ponto de vista.

Os dados no Brasil, para 1999, indicam que o diferencial de rendimentos-hora médio de 10% para os homens em relação às mulheres é bastante variável ao longo das distribuições de rendimentos. O diferencial nos quantis pode variar de menos de 5% para os níveis baixos de rendimentos e próximos ao percentil 80, para mais de 30% para os percentis mais altos. O diferencial é crescente até pouco depois da mediana, quando cai e volta a subir no final da distribuição. O crescimento no final da distribuição pode ser associado ao chamado *glass ceiling*. Nos Brasil, a questão interessante é o crescimento do diferencial até os rendimentos medianos e seu formato de U invertido, excluindo os rendimentos mais altos, onde o *glass ceiling* aparece com força.

Pelas estimativas de regressão quantílica, conseguimos separar o impacto nos rendimentos de homens e mulheres ao longo da distribuição de rendimentos para cada covariável, permitindo identificar qual atributo pessoal e em que parte da distribuição de rendimentos há as maiores diferenças entre homens e mulheres.

Para a idade encontramos retornos crescentes para as mulheres, enquanto que para os homens o comportamento é crescente até o sétimo decil, onde passa a decrescer. Mas apesar desta queda, a diferença do retorno da idade entre homens e mulheres é favorável aos homens com exceção dos extremos da distribuição.

Os retornos aos diferentes níveis de escolaridade apresentaram um padrão de comportamento no qual podemos enfatizar três pontos: a menor desigualdade de rendimentos, dentro dos níveis de escolaridades para mulheres, em relação aos homens; a similaridade de rendimentos para salários baixos entre homens e mulheres, dentro do nível de escolaridade, e o pequeno ganho de rendimentos para mulheres ao longo dos decis da distribuição feminina, quando comparado com a distribuição dos homens. Este rápido crescimento até próximo da mediana dos diferenciais dos retornos dos homens em relação às mulheres pode justificar o padrão de rendimentos identificado acima.

Existem diferenciais explicados apenas pelos coeficientes. E eles são bastante heterogêneos. A novidade é que estes diferenciais são positivos para as mulheres para rendimentos relativamente baixos, mas negativos para rendimentos mais altos.

De forma geral, encontramos retornos positivos para a educação na distribuição de rendimentos, mas conseguimos diferenciar estes impactos por níveis de escolaridade e as diferenças relativas ao gênero. Esta diferença de comportamento implica que a escolaridade das mulheres contribui para a menor dispersão da distribuição de rendimentos. Este resultado é consistente com o encontrado por outros autores que utilizaram a metodologia de Machado e Mata (2004) em outros países, como vimos no capítulo 2.

Outra consequência dos diferentes retornos por níveis educacionais, é que amostras com trabalhadores mais educados mostram maior dispersão do que amostras de indivíduos menos educados. Este último resultado nos proporciona algumas conclusões importantes porque: não necessariamente maior educação implica em mais igualdade na distribuição per capita da renda; e



um ano adicional de escolaridade tem impactos diferentes sobre os rendimentos para homens e mulheres com o mesmo nível de educação.

Outro objetivo do trabalho consistia em verificar se para o mercado de trabalho brasileiro ocorre o fenômeno conhecido na literatura econômica como *glass ceiling*. Isto é, a existência de uma barreira invisível para o crescimento do rendimento das mulheres nos níveis de rendimentos mais altos. No exercício contrafactual, ao gerarmos as densidades empíricas, constatamos uma queda abrupta na concentração de mulheres em relação aos homens no final da distribuição de rendimentos. Em contrapartida, quando geramos a densidade contrafactual das mulheres se elas tivessem a distribuição de rendimentos dos homens, essa queda da concentração para os níveis mais altos não se verifica.

Baseado nestes resultados obtidos construímos um gráfico de diferença das densidades empíricas, de forma que conseguimos visualizar claramente a mudança de comportamento da distribuição. A partir do decil 80 há um crescimento muito rápido da diferença relativamente aos outros quantis favorável aos homens.

A análise da discriminação propiciou averiguar como a discriminação (entendido como o diferencial não explicado de rendimentos) ocorre para cada característica dos trabalhadores. A hipótese inicial de discriminação contra a mulher se confirmou. A discriminação apresenta diferentes padrões para todos os níveis. Uma característica comum a todos os níveis de escolaridade é a presença de discriminação no final da distribuição, o que caracteriza a queda abrupta da concentração de mulheres na parte final da distribuição. Em síntese parece haver indícios suficientes de que ocorre *glass ceiling* no Brasil.

As estimativas de rendimentos construídas pela metodologia de Machado e Mata (2004), possibilitaram a construção de medidas de desigualdade, como o índice L de Theil. As mulheres apresentaram distribuição mais equitativa que os homens. Os resultados obtidos mostraram maior desigualdade de rendimentos para homens que mulheres. Mas o exercício mais importante foi obtido pelo índice de Theil calculado através do exercício contrafactual para o rendimento das mulheres. Com base nos rendimentos das mulheres caso estas tivessem a distribuição dos

homens, encontramos um novo índice de Theil maior que os obtidos anteriormente, o que também gerou um aumento no Theil entre-grupos. Ou seja, o desejo da redução da desigualdade entre gêneros pode gerar um conflito pelo desejo da redução da desigualdade da economia como um todo.

Como sugestão de pesquisas futuras, está uma análise temporal dos diferenciais de rendimentos ao longo de toda a distribuição. Por exemplo, pode-se identificar em que maneira a maior participação feminina ao longo dos anos 80 e 90 e a redução do diferencial médio de rendimentos afetaram a distribuição de rendimentos femininos. O aumento de rendimentos médios femininos pode ter sido devido ao aumento de toda a distribuição ou devido ao aumento dos rendimentos femininos mais altos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AIGNER, D. J. & CAIN, G. G. (1977). **Statistical theories of discrimination in labor market.** Industrial and Labor Relations Review, 30:175–187.

ALBRECHT, J., BJÖRKLUND, A. and VROMANIS, S. (2001). **There a Glass Ceiling in Sweden?** Mimeo.

ALTONJI, J. e BLANK, R. M. (1999). **Race and Gender in The Labor Market.** Handbook of Labor economics, v. 3

ANDREWS, D., BICKEL, P., HAMPEL, F., HUBER, P., ROGERS, W. and TKEY, W. (1974). **Robust Estimates of Location: Survey and Advances.** Princeton.

ARAÚJO, Verônica F. e RIBEIRO, Eduardo P. (2002). **Diferenciais de Salários por Gênero no Brasil: Uma Análise Regional.** Revista Econômica do Nordeste, v. 33, n. 2, p. 196-217.

BARROS, R. P., RAMOS, L. (1992). **Gender: Differences in brazilian labor markets.** Anais do XX Encontro Nacional de Economia: 63–80.

BARROS, R. P. e MENDONÇA, R. S. P. (1995). **Os determinantes da desigualdade no Brasil.** Rio de Janeiro: Texto para Discussão, n. 377.

BARROS, R.P., RAMOS, L., MENDONÇA, R.S.P., & VELAZCO, T.M. (1996). **O papel da cor no processo de estratificação social brasileiro. (the role of color in social stratification in Brazil).** Não publicado. Instituto de Pesquisas Economicas Aplicadas, Rio de Janeiro.

BECKER, G. (1957). **The Economics of Discrimination.** The University of Chicago Press.

BORJAS, George. (1996). **Labor Economics.** New York, MacGraw-Hill.

BULOW, Jeremy and SUMMERS, Lawrence (1986). **A Theory of Dual Labor Markets with Application to Industrial Policy, Discrimination and Keynesian Unemployment.** Journal of Labor Economics, 4, pp. 376-414.

BUCHINSKY M (1994). **Changes in U.S. wage structures 196-1987: Application of quantile regression.** Econometrica 62:405-458.

BUCHINSKY, M. 1998. **Recent advances in quantile regression models - A practical guideline for empirical research.** Journal of Human Resources 33 (1): 88-126.

CAIN, Glen C. (1976). **The Challenge of Segmented Labor Market Theories to Orthodox Theory: A Survey.** Journal of Economic Literature, 14, p. 1215-1257.

CAVALCANTI T. And GUIMARÃES J. F. (1999). **Labor Market Discrimination: Quantile Regression Approach.** Anais XXI Encontro Brasileiro de Econometria, pp. 198-218.

CHAMBERLAIN G. (1994) **Quantile regression, censoring and the structure of wages.** In Sims CA (ed.) Advances in Econometrics 6<sup>th</sup> World Congress Vol 1. Cambridge University Press. 171-209.

CORSEUIL, Carlos Henrique (2002). **Estrutura salarial: aspectos conceituais e novos resultados para o Brasil.** Rio de Janeiro: IPEA.

DINARDO J., FORTIN N. M. AND LEMIEUX T. (1996). **Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach.** Econometrica. 64(5). September, pp. 1001-44.

DOERINGER, P. B. & PIORE, M. (1985). **Internal labor markets and manpower analysis.** Sharpe, M., Inc., US.

de la RICA, DOLADO, J. and LLORENS, V. (2005). **Ceilings and Floors: Gender Wage Gaps by Education in Spain**. IZA Discussion paper 1483.

EHREMBERG, R.G. e SMITH, R.S. (2000). **Moderna Economia do Trabalho: Teoria e Política Pública**. Rio de Janeiro, Makron.

FITZENBERGER, B. and KURZ C. (1997). **New Insights on Earnings Trends Across Skill Groups and Industries in West Germany**, Mimeo, Universität Konstanz.

GANG, I., LANDON-LANE, J. and YUN, M. (2001). **Does the Glass Ceiling Exist? A Cross-National Perspective on Gender Income Mobility**. The State University of New Jersey. Mimeo.

GONZÁLEZ X., MILES D. (2001). **Wage inequality in a developing country: decrease in minimum wage or increase in education returns**. *Empirical Economics*. 26:135-148.

GUIMARÃES J. F. (2001). **Changes in the earning Distribution in Brazil, 1986-1995: Human Capital and Institutional Factors**. Anais XXIII Encontro Brasileiro de Econometria.

GREENE, William H (2000). **Econometric analysis**. Fourth Edition, New York University.

GOLDIN, Claudia (1986). **Monitoring Costs and Occupational Segregation by sex: A Historical Analysis**. *Journal of Labor Economics*, 4, pp. 1-27.

HAMPEL, F. R. (1974). **The Influence Curve and its Role in Robust Estimation**. *Journal of the American Statistical Association*, 69, 383-393.

HARRIS, M. (1964). **Racial identity in Brazil**. *Luso-Brazilian Review* 1:21 –28.

HOLZER, Harry e NEWMARK, David (2000). **Assessing Affirmative Action**. *Journal of Economic Literature*. Vol. XXXVIII, p. 483-568.

KAHN, Lawrence and SHERER, Peter (1988). **Racial Differences in Professional Basketball Players**. *Journal of Labor Economics* 6. January, p. 40-61.

KASSOUF, A.L. (1997). **Retornos à escolaridade e ao treinamento nos setores urbano e rural**. *Revista de Economia e Sociologia Rural* 35(2):59 –76.

KASSOUF, A. L. (1998). **Wage gender discrimination and segmentation in the brazilian labor market**. *Economia Aplicada*, 2(2):243–269. São Paulo–SP.

KASSOUF, A. L. & SILVA, N. (2000). **Mercados de trabalho formal e informal: Uma análise da discriminação e da segmentação**. *Nova Economia Aplicada*, 10(1):41–77. *Revista do Departamento de Ciências Econômicas da UFMG*.

KOENKER R and BASSET G (1978). **Regression quantiles**. *Econometrica* 46:33–50.

KOENKER R and BASSET G (1982). **Robust tests for heteroscedasticity based on regression quantiles**. *Econometrica*, 50, 43-61

KOENKER, Roger (2004). **Quantile Regression**. Preliminary, Department of Economics, University of Illinois, Champaign.

LANGONI, C. G. (1973). **Distribuição Da Renda e Desenvolvimento Econômico Do Brasil**. Editora Expressão e Cultura, Rio de Janeiro.

LEME M.C. e WAJNMAN, S. (2001). **Diferenciais de rendimentos por gênero**. *in* Lisboa e Menezes-Filho (eds.) *Microeconomia e Sociedade no Brasil*. Rio de Janeiro: FGV

LOVELL, P. A. (1993). **Development and discrimination in Brazil**. *Development and Change*, 24: 83–101.

LOVELL, P. A. (1994). **Race, gender, and development in Brazil latin**. American Research Review, pages 3–29.

LOVELL, P.A. & WOOD, C.H. (1998). **Skin color, racial identity and life chances in Brazil**. Latin American Perspectives 25:90 –109.Issue 3.

LOUREIRO, Paulo R. A. (2003) **Uma resenha teórica e empírica sobre economia da discriminação**. Revista Brasileira de Economia, Mar 2003, vol.57, no.1, p.125-157.

LUNDBERG, S. J. & Startz, R. (1983). **Private discrimination and social intervention in competitive labor markets**. American Economic Review, 73:340–347.

MACHADO J.A.F., MATA J (2004). **Counterfactual Decomposition of Changes in Wage Distributions Using Quantile Regression**. Journal of Applied Econometrics (Forthcoming Articles).

MADDEN, Janice F. (1973). **The Economics of Sex Discrimination**. Lexington Books, Lexington, Mass. P. 30-36.

NIELSEN H. S., ROSHOLM M. (2001). **The public-private sector wage gap in Zambia in the 1990s: A quantile regression approach**. Empirical Economics. 26:169-182.

OAXACA, Ronald. (1973). **Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets**. International Economic Review, 14 (3): 693-709.

OMETTO, A. M., HOFFMAN, R., & ALVES, M. C. (1997). **A segregação por gênero no mercado de trabalho nos estados de São Paulo e Pernambuco**. Economia Aplicada, 1(3):393–423.

OMETTO, A. M., HOFFMAN, R., & ALVES, M. C. (1999). **Participação da mulher no mercado de trabalho: Discriminação em Pernambuco e São Paulo**. *Revista Brasileira de Economia*, 53(3):287–322.

PIORE, Michael (1970). **Jobs and Training: Manpower Policy, The State and the Poor**, ed. S. Beer and R. Barring. Winthrop Press.

PHELPS, E. S. (1972). **The statistical theory of racism and sexism**. *American Economic Review*, LXII: 659–661.

RAMOS, Lauro, VIEIRA, Maria Lucia (1996). **A Relação entre Educação e Salários no Brasil**. In: *A Economia Brasileira em Retrospectiva - 1996*. Rio de Janeiro: Ipea.

ROSEN, Shervin (1986). **The Theory of Equalizing Differences in Handbook of Labor Economics**. Vol I. Ed. By Orley Ashenfelter and Richard Layard. Amsterdam: Elsevier Science B.V., p. 641-692.

SPENCE, M. (1973). **Job market signaling**. *Quarterly Journal of Economics*, LXXXVII: 355–74.

TELLES, E.E.& LIMA, N. (1998). **Does it matter who answers the race question? racial classification and income inequality in Brazil**. *Demography*. Washington; Nov.,pp.4 .19.

TIFENTHALER, J. (1994). **Female labor force participation and wage determination in brazil, 1989**. In Psacharopoulos, G. e. Z. T. O., editor, *Case Studies on Women's Employment and Pay in Latin America*. The World Bank, Washington.

THUROW, Lester (1969). **The Economics of Poverty and Discrimination**. Washington, D.C., Brookings.