



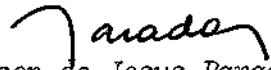

Imprimir

Fechar

Referência Completa

Tipo da Referência Report
Repositório sid.inpe.br/iris@1905/2005/07.27.15.44
Metadados sid.inpe.br/iris@1905/2005/07.27.15.44.55
Site mtc-m05.sid.inpe.br
Rótulo 2304
Número do Relatório INPE-2549-RPE/422
Chave de Citação Elias:1982:MeMaIn
Autor Elias, Marlene
Grupo DME-INPE-BR
Título Metodos matematicos de inversao utilizados para a inferencia de perfis verticais de temperatura atmosferica a partir de sondagens remotas por satellite 
Ano 1982
Instituição INPE
Cidade Sao Jose dos Campos
Palavras-Chave METEOROLOGIA.
Número de Páginas 139
Tipo RPQ
Projeto Aplicacoes Meteorologicas
Ultima Atualização dos Metadados 2014:09.29.15.19.45 administrator {D 1982} sid.inpe.br/banon/2001/04.03.15.36
Estágio do Documento concluido
e-Mail (login) marciana
Grupo de Usuários administrator
Visibilidade shown
Transferível 1
Conteúdo da Pasta source não têm arquivos
Conteúdo da Pasta agreement não têm arquivos
Histórico 2014-09-29 15:19:45 :: administrator -> marciana :: 1982
Campos Vazios abstract affiliation archivingpolicy archivist area callnumber contenttype copyholder copyright creatorhistory date descriptionlevel dissemination documentstage doi e-mailaddress edition electronicmailaddress format isbn issn language lineage mark mirrorrepository nextedition nexthigherunit notes numberoffiles parameterlist parentrepositories previousedition progress readergroup readergroup readpermission resumeid rightsholder secondarydate secondarykey secondarymark secondarytype session shorttitle size sponsor subject targetfile tertiarymark tertiarytype url versiontype
Data de Acesso 17 jul. 2015
atualizar

Fechar

1. Publicação nº <i>INPE-2549-RPE/422</i>	2. Versão	3. Data <i>Out., 1982</i>	5. Distribuição <input type="checkbox"/> Interna <input checked="" type="checkbox"/> Externa <input type="checkbox"/> Restrita
4. Origem <i>DME/DAM</i>	Programa <i>APLICAÇÕES METEOROLÓGICAS</i>		
6. Palavras chaves - selecionadas pelo(s) autor(es) <i>PERFIS DE TEMPERATURA TOVS</i> <i>MÉTODOS MATEMÁTICOS DE INVERSÃO VAS</i>			
7. C.D.U.: <i>551.507.362.2:551.501.724</i>			
8. Título <i>MÉTODOS MATEMÁTICOS DE INVERSÃO UTILIZADOS PARA A INFERÊNCIA DE PERFIS VERTICAIS DE TEMPERATURA ATMOSFÉRICA A PARTIR DE SONDAgens REMOTAS POR SATÉLITE</i>		10. Páginas: <i>139</i>	
		11. Última página: <i>124</i>	
9. Autoria <i>Marlene Elias</i>		12. Revisada por  <i>Barclay R. Clemesha</i>	
		13. Autorizada por  <i>Nelson de Jesus Parada</i> Diretor	
Assinatura responsável 			
14. Resumo/Notas <p><i>Os primeiros perfis verticais de temperatura atmosférica inferidos a partir de sondagens remotas por satélite foram determinados com dados do radiômetro SIRS a bordo do NIMBUS-III, cujo lançamento ocorreu em 14 de abril de 1969. Desde então, essa técnica de observação vem apresentando considerável evolução dos pontos de vista logístico, tecnológico e interpretativo. Em conexão com este último aspecto, diversos métodos matemáticos de inversão foram desenvolvidos e aplicados, principalmente com o objetivo de resolver a questão operacionalmente. Entretanto, até hoje, certos problemas, como o da dificuldade em reproduzir os perfis de temperatura onde as descontinuidades são acentuadas, principalmente na região da tropopausa e próximo à superfície, ainda não foram resolvidos. O objetivo deste trabalho é apresentar os principais métodos matemáticos de inversão utilizados para a inferência da estrutura térmica da atmosfera, comparando-os e discutindo seus potenciais e deficiências, sempre que possível.</i></p>			
15. Observações			

ABSTRACT

Temperature profiles based on satellite remote sounding of the atmosphere were first determined with data from SIRS, a radiometer on board of NIMBUS III launched on April 14, 1969. Since then, the logistic, technological and interpretative aspects of this observational technique have undergone considerable progress. As a result, a great number of mathematical inversion methods have been conceived and applied to transform radiometric data into temperature. However, certain problems have not yet been resolved, such as the difficulty of reproducing the temperature profiles where discontinuities are prominent mainly in the tropopause region and near the earth's surface. The objective of this work is to present and compare the main mathematical inversion methods that have been used to infer the atmospheric thermal structure from infrared satellite data and, whenever possible, to discuss their deficiencies and potentialities.

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
LISTA DE FIGURAS	v
LISTA DE SÍMBOLOS	vii
LISTA DE SIGLAS	xiii
<u>CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO</u>	1
<u>CAPÍTULO 2 - OS PROBLEMAS DA SONDAÇÃO REMOTA</u>	5
<u>CAPÍTULO 3 - FORMULAÇÃO TEÓRICA</u>	9
3.1 - Considerações gerais	9
3.2 - A equação integral da transferência radiativa	11
3.3 - Considerações especiais	16
<u>CAPÍTULO 4 - ASPECTOS MATEMÁTICOS DA TEORIA DA INVERSÃO</u>	21
4.1 - Preliminares	21
4.2 - Estabilidade	22
4.3 - Existência	27
4.4 - Unicidade	28
4.5 - Construção	30
4.6 - Classificação dos métodos	31
<u>CAPÍTULO 5 - MÉTODOS LINEARES</u>	33
5.1 - Método da inversão linear constrangida	33
5.2 - Método da mínima informação	35
5.3 - Método de regressão após categorização	40
5.4 - Método de regressão por autovetores	43
5.5 - Método estatístico R-S-W	47
5.6 - Método de Backus-Gilbert	54
5.7 - Método em termos de cernes	66
5.8 - Método iterativo de Landweber	68
<u>CAPÍTULO 6 - MÉTODOS NÃO-LINEARES</u>	71
6.1 - Método iterativo de Chahine	71
6.2 - Método iterativo de Smith (Chahine linearizado)	78

	<u>Pág.</u>
6.3 - Método iterativo de Chahine-Twomey	81
6.4 - Método das transformadas	82
6.5 - Método de Prony	85
6.6 - Outros métodos	86
<u>CAPÍTULO 7 - COMPARAÇÃO DOS DIVERSOS MÉTODOS</u>	87
7.1 - Objetivo	87
7.2 - Estudo comparativo por Twomey	87
7.3 - Estudo comparativo por Smith e Fleming	92
7.4 - Estudo comparativo por Mohr	96
7.5 - Estudo comparativo por Wolfson et alii	98
7.5.1 - Aspectos gerais do estudo	98
7.5.2 - Precisão e estabilidade	99
7.5.3 - Poder de resolução, conservação de normalização e princípios de superposição	102
7.6 - Dualidade entre métodos lineares iterativos e por inversão de matrizes	104
<u>CAPÍTULO 8 - O PROBLEMA DAS NUVENS</u>	109
<u>CAPÍTULO 9 - CONCLUSÕES</u>	115
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	119

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
3.1 - Bandas de absorção no infravermelho entre 4,0 e 100,0 μm para atmosfera com 1 cm de água precipitável; adaptada de Allen (1964)	10
4.1 - Conjunto de cernes (funções-peso) do radiômetro VTPR (satélites ITOS/NOAA), correspondente aos canais do CO_2 em 15 μm	24
4.2 - Perfil de erros rmq entre as soluções pelo método dos mínimos quadrados para 139 casos simulados e os dados de radiossondagem correspondentes	26
4.3 - Esquema que ilustra: em (a), dados perfeitos (completos e exatos) e, em (b), dados experimentais (finitos e com erros de medida indicados pelas barras)	30
5.1 - Comparação do perfil de temperatura inferido a partir de medidas do SIRS-B com dados de radiossondagem	37
5.2 - Comparação de perfis de temperatura (alta latitude), inferidos a partir de medidas do SIRS-B (correspondentes a 5 perfis climatológicos do "U.S. Standard Atmospheric Supplements" como estimativas iniciais) com dados de radiossondagem	38
5.3 - Diferença média entre temperaturas (médias) obtidas pelo TOVS e por meio de análise do NMC em função das camadas atmosféricas	47
5.4 - Funções-cerne para a banda de 15 μm do CO_2 na atmosfera da Terra	60
5.5 - "Curvas de compromisso" no nível de 49 mb para a recuperação de perfis de temperatura a partir de medidas de radiação na banda de 15 μm do CO_2	61
5.6 - "Cernes médios" correspondentes a vários pontos da "curva de compromisso" para o conjunto de sete intervalos espectrais, mostrado na Figura 5.5 (curva interrompida) ..	62
5.7 - "Centro" em função da escala de altura para o conjunto de sete intervalos espectrais correspondentes aos cernes da Figura 5.4	63
5.8 - "Comprimento de resolução" em função da escala de altura para o conjunto de sete intervalos espectrais correspondentes aos cernes da Figura 5.4	64
5.9 - "Curvas de compromisso" que ilustram a influência dos dados estatísticos a priori	66
6.1 - Comparação entre o perfil exato de temperatura e os valores recuperados de temperatura a partir de dados simulados de radiação, utilizando estimativa inicial isotérmica e empregando interpolação linear	75

	<u>Pág.</u>
6.2 - O mesmo que na Figura 6.1, exceto que incorporando ruído aleatório aos dados simulados	76
6.3 - Perfil de temperatura recuperado a partir de dados reais de radiância na região de 4,3 μm da banda do CO_2	77
6.4 - Perfis de temperatura (T) e de temperatura do ponto de orvalho (T_d) inferidos a partir dos dados do VAS-D e obtidos através de radiossondagem	80
6.5 - Perfil de temperatura inferido com o método das transformadas	84
7.1 - Soluções obtidas por diferentes métodos de inversão, conforme indicado na própria figura	89
7.2 - Cernes médios obtidos pela inversão de dados com $f(x) = \delta(x - x_0)$	91
7.3 - Erro médio absoluto da temperatura em função da pressão para as áreas 1, 2, 3 e 4, conforme indicado	94
7.4 - Perfis de temperatura em função da pressão para Kotzebue, Alaska e para Ely, Nevada, conforme indicado	96
7.5 - Diferenças médias (D) e erros rmq (RMQ) para o período de abril de 1974 a março de 1976; comparação entre dados VTPR e de radiossondagem	97
7.6 - Diferenças médias (D) e erros rmq (RMQ) para os períodos de abril de 1974 a março de 1975 e abril de 1975 a março de 1976; comparação entre dados VTPR e de radiossondagem.	98
7.7 - Diferenças médias (D) e erros rmq (RMQ) para os períodos de abril de 1974 a março de 1975, abril a setembro de 1975 e outubro de 1975 a março de 1976; comparação entre dados VTPR e de radiossondagem	98
7.8 - Perfis de diferenças rmq entre a solução fornecida pelo dual do método de Twomey-Phillips (versão iterativa do método da mínima informação) e dados de radiossondagem, utilizando perfis de previsão, para 12 horas, e climatológico, como estimativas iniciais	106
7.9 - Perfis de diferenças rmq entre a solução fornecida pelo método de Twomey-Phillips por inversão de matrizes e dados de radiossondagem, utilizando perfis de previsão, para 12 horas, e climatológico, como estimativas iniciais.	107
8.1 - Diferenças rmq entre sondagens TIROS-N e perfis de temperatura obtidos por radiossondas sobre a América do Norte.	113

LISTA DE SÍMBOLOS

- A $\equiv \|\| a_j(y_i) \|\|$, matriz dos coeficientes de quadratura da integral:
 $\int K(y,x)f(x)dx.$
- $A(x,x')$ $\equiv \sum_{i=1}^m a_i(x)K_i(x')$, cerne médio (Seção 5.6).
- B $\equiv \frac{\alpha' v^3}{\exp \left[\frac{\beta' v}{T(z)} \right] - 1}$ onde α' e β' são constantes dadas; radiância de Planck, função de Planck ou função-fonte radiativa para a atmosfera.
- B_ϕ $\equiv \|\| \int K_i(x)\phi_j(x)dx \|\|$, matriz do produto interno das funções ortogonais empíricas com os cernes (Seção 5.4).
- C_f $\equiv \|\| \int f_i(x)f_j(x)dx \|\|$, matriz de covariância de f(x).
- C_K $\equiv \|\| \int K_i(x)K_j(x)dx \|\|$, matriz de covariância dos cernes discretos.
- C_ϵ matriz de covariância do erro (Seção 5.5).
- D uma matriz diagonal diferente da identidade.
- $D(x,x')$ função utilizada na determinação de Q(x) (Seção 5.6).
- F matriz constituída pelos dez primeiros autovetores da matriz de covariância de temperatura (Seção 5.4).
- F_b matriz constituída pelos dez primeiros autovetores da matriz de covariância de temperatura radiométrica(Seção 5.4).
- $G(x)$ função de compromisso (Seção 5.6).
- G_i $\equiv \sum_k K_i(x_k)f^{(n)}(x_k)$ (Seção 5.6).

- H matriz de não-suavização (Seção 5.1).
- I matriz identidade; também utilizada como símbolo de radiancia (intensidade específica).
- $J(x, x')$ função-peso utilizada na determinação de $Q(x)$ (Seção 5.6).
- $K(y, x) \equiv \frac{d\tau(y, x)}{dx}$, função-peso ou cerne associado à integral:
 $\int K(y, x)f(x)dx.$
- $K_i(x)$ cerne discreto, ou seja, cerne quando y assume valores discretos y_i .
- $K_i \equiv \int K_i(x)dx$, cerne discreto integrado.
- L transformada de Laplace.
- M número total de canais radiométricos de observação.
- P $\equiv F^* F$, matriz utilizada na determinação de R' (Seção 5.4).
- Q $\equiv F_b^* F_b$, matriz utilizada na determinação de R' (Seção 5.4).
- $Q(x) \equiv \int J(x, x')[A(x, x') - D(x, x')]^2 dx'$, função de minimização dos coeficientes $a_i(x)$ (Seção 5.6).
- R matriz de regressão dos métodos estatísticos (Seção 5.5).
- $R^{(n)} \equiv (A^{*(n)} A^{(n)} + \gamma I)^{-1} A^{*(n)}$, matriz iterativa do método da mínima informação (Seção 5.2).
- R' $\equiv FSF_b^*$, matriz de regressão por autovetores (Seção 5.4).
- R_{ji} coeficientes de regressão linear (Seção 5.3).
- $R(v_j, \theta)$ resposta instrumental de campo, instantânea e normalizada.
- S $\equiv PQ^*(QQ^*)^{-1}$, matriz utilizada na determinação de R' (Seção 5.4).

- $S(x)$ \equiv $\| \int K_i(x')K_j(x')J(x,x')dx' \|$, covariância ponderada dos cernes (Seção 5.6).
- T temperatura atmosférica.
- T_d temperatura do ponto de orvalho.
- U matriz cujas colunas são constituídas pelos autovetores \underline{u}_i .
- $\underline{V}(x)$ \equiv $\int \underline{K}(x')D(x,x')J(x,x')dx'$ (Seção 5.6).
- W \equiv $\| w_k \delta_{kj} \|$, matriz de pesos associada ao erro (Seção 5.5).
- Z matriz ou operador associado a uma transformação linear.
- $a_j(y_i)$ elementos da matriz A dos coeficientes de quadratura.
- $a_i(x)$ coeficientes da expansão linear de $f(x)$ em função de $g(y)$ (Seção 5.6).
- b,c constantes na fórmula de interpolação para $I(p_m)$ (Seção 5.4).
- $c(x)$ \equiv $\frac{\int x' A^2(x,x')dx'}{\int A(x,x')dx'}$, centro de $A(x,x')$ (Seção 5.6).
- $f,f(x)$ função de x que está sendo procurada no contexto da inversão matemática; em particular, $f(x) = T(x)$, onde $T(x)$ é a temperatura atmosférica em função da coordenada vertical genérica x .
- $g,g(y)$ função dada ou medida no contexto de inversão matemática; em particular, $g(y) = I(\nu_j)$, onde $I(\nu_j)$ é a radiância proveniente da atmosfera medida no canal j cuja frequência central é ν_j .
- g^0 valor de $g(y)$ calculado em procedimento iterativos (Seção 6.1).

- g_a aceleração da gravidade.
- $\lambda(x)$ $\equiv 12 \int [c(x) - x']^2 A^2(x, x') dx'$, comprimento de resolução associado a $A(x, x')$ (Seção 5.6).
- p pressão atmosférica.
- $q(\underline{f})$ $\equiv \underline{f}^* H \underline{f}$, medida escalar dos desvios de suavidade de \underline{f} (Seção 5.1).
- $q(p)$ razão de mistura do gás absorvedor de radiação eletromagnética.
- q_j $\equiv \frac{g_j}{g_j^0}$, razão correspondente ao canal j entre os valores de g medido e calculado iterativamente (Seção 6.2).
- \bar{q}_j $\equiv \frac{\sum_i K_i(x_j) q_i}{\sum_i K_i(x_j)}$, valor médio de q_j ponderado pelos cernes (Seção 6.2).
- $r(v_j, x_i)$ coeficientes de regressão, elementos de matriz $R^{(n)}$ (Seção 5.2).
- \underline{r} vetor-resíduo cujas componentes são r_i .
- r_d fator de dimensionamento (Seção 5.6).
- $s(x)$ $\equiv 12 \int (x - x')^2 A^2(x, x') dx'$, alargamento associado a $A(x, x')$ (Seção 5.6).
- \underline{t} vetor-desvio de temperatura em relação aos valores médios climatológicos (Seção 5.4).
- \underline{t}_b vetor-desvio de temperatura radiométrica em relação aos valores médios climatológicos (Seção 5.4).
- $t_j(v)$ transmitância do filtro j na frequência v .
- \underline{u} autovetor correspondente ao autovalor λ .

ν	$\equiv \nu$, frequência de radiação eletromagnética; no caso discreto, $\nu_j \equiv \nu_j$, onde j designa o canal.
z	distância normal ao plano de estratificação.
α, β	coeficientes de expansão da função de Planck, B , em série de Taylor (Seção 3.3).
α', β'	constantes da função de Planck, B .
β_i	coeficientes de expansão de f em termos de funções ortogonais empíricas (Seção 5.4).
γ	multiplicador indeterminado de Lagrange.
$\delta(x)$	função delta de Dirac.
δ_{kj}	delta de Kronecker.
ϵ	termo de erro.
η_i	coeficiente de expansão de $f(x)$ em termos de cernes (Seção 5.7).
$\underline{\xi}$	$\equiv Z \underline{\epsilon}$, vetor erro transformado (Seção 5.5).
ξ_i	$\equiv \frac{g_i}{g_i^0} - 1$, fator de ajuste em métodos iterativos (Seção 6.3).
θ	ângulo de elevação.
κ	coeficiente de absorção de radiação eletromagnética.
λ	autovalor de uma dada matriz; também utilizado para indicar comprimento de onda de radiação eletromagnética.
μ	$\equiv \cos \theta$.

ν	frequência de radiação eletromagnética.
ρ	densidade do gás absorvedor de radiação eletromagnética.
σ^2	variância.
τ	transmitância do feixe radiativo entre dois níveis atmosféricos.
Ψ	ângulo de azimute.
ψ	função ortogonal.
ω	fator de compromisso (Seção 5.6).
Λ	matriz dos autovalores λ .
$\bar{\Phi}(x)$	função ortogonal empírica (Seção 5.4).
ϕ	parcela ou fator de ajuste iterativo (Seção 6.1).
X^*	o asterisco é usado para representar a transposição da matriz X indicada.
\underline{x}	o til é usado para indicar que x é um vetor.
$\ x_{ij}\ $	representação de uma matriz quando se deseja que as composições do elemento x_{ij} sejam explicitamente indicadas.
$ \underline{x} $	representação da norma do vetor \underline{x} .
\bar{x}	a barra é usada para indicar o valor médio de x .
rmq	raiz média quadrática.

LISTA DE SIGLAS

- AMTS - Advanced Meteorological Temperature Sounder
(Sondador Avançado de Temperatura Meteorológica)
- GLAS - Goddard Laboratory for Atmospheric Sciences
(Laboratório Goddard para Ciências Atmosféricas)
- GOES - Geostationary Operational Environmental Satellite
(Satélite Operacional Geoestacionário do Meio-Ambiente)
- HIRS - High Resolution Infrared Radiation Sounder
(Sondador de Radiação Infravermelha de Alta Resolução)
- ITOS - Improved TIROS Operational System
(Sistema Operacional TIROS Aperfeiçoado)
- MCIDAS - Man-Computer Interactive Data Access System
(Sistema de Acesso de Dados Interativo Homem-Máquina)
- MSU - Microwave Sounding Unit
(Unidade de Sondagem em Microondas)
- NASA - National Aeronautics and Space Administration
(Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço)
- NESS - National Earth Satellite Service
(Serviço Nacional de Satélites da Terra)
- NMC - National Meteorological Center
(Centro Nacional de Meteorologia)
- NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration
(Administração Nacional Oceânica e Atmosférica)
- SIRS - Satellite Infrared Spectrometer
(Espectrômetro Infravermelho de Satélite)

- SSU - Stratospheric Sounding Unit
(Unidade de Sondagem Estratosférica)
- TOVS - TIROS-N Operational Vertical Sounder
(Sondador Vertical Operacional TIROS-N)
- VAS - VISSR Atmospheric Sounder
(Sondador Atmosférico VISSR)
- VISSR - Visible Infrared Spin-Scan Radiometer
(Radiômetro Visível e Infravermelho de Varredura por Rotação)
- VTPR - Vertical Temperature Profile Radiometer
(Radiômetro de Perfil Vertical de Temperatura)

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Os dados atmosféricos são de importância fundamental para as atividades realizadas no campo da Meteorologia, quer tenham elas caráter operacional ou de pesquisa. Além de dados de superfície, são necessários os de ar superior (estrutura tridimensional de: temperatura, umidade, pressão, direção e magnitude do vento, etc.), tradicionalmente obtidos por balões e aviões. Os foguetes ampliaram as possibilidades de investigar as regiões acima do teto que os balões meteorológicos atingem, ou seja, cerca de 40 km.

Ainda assim, a implantação de uma rede de ar superior adequada é inviável, tanto do ponto de vista econômico - isto requer a operação sistemática de uma estação a cada 300 km, aproximadamente, como do prático - a maior parte da Terra é constituída por oceanos e muitas regiões ainda são de difícil acesso, condições estas que se agravam quando se considera o Hemisfério Sul.

Um grande avanço, porém, tem sido verificado como uso de satélites artificiais, por terem a capacidade de observar vastas porções do globo terrestre, periódica ou continuamente. A potencialidade dos satélites vem instigando o desenvolvimento e a implantação de novos métodos de observação que podem substituir ou complementar os convencionais, conforme o caso.

King (1956) mostrou a possibilidade de estimar o perfil de temperatura da atmosfera a partir de medidas da intensidade da radiação eletromagnética monocromática, que chega a um satélite de diversas direções, pela inversão da equação integral de transferência radiativa. Como a intensidade de Planck, num dado comprimento de onda, é uma função unívoca da temperatura, essas medidas seriam suficientes para que a estrutura térmica da atmosfera fosse determinada em seus diversos níveis.

Com a mesma finalidade, Kaplan (1959) sugeriu o uso de satélites para medir, verticalmente, a intensidade da radiação emergente da atmosfera em função dos comprimentos de onda associados à banda de absorção do CO₂ em 15 μm. Como a profundidade ótica depende do comprimento de onda, medidas no centro da banda estariam vinculadas à estrutura térmica da camada superior, ao passo que medidas nos extremos (asas), são da camada junto à superfície do planeta. A temperatura das camadas intermediárias seriam inferidas a partir de medidas feitas em comprimentos de onda criteriosamente escolhidos entre o centro e a asa da banda. Kaplan (1959) escolheu o CO₂ por ter razão de mistura praticamente constante até cerca de 80 km, com variações espaciais e temporais insignificantes, e mostrou a viabilidade de utilizar a equação integral da transferência radiativa pelo fato de a transmitância atmosférica em ondas longas ser, em primeira aproximação, independente da temperatura.

A partir disto, verificou-se um crescente interesse na implantação dessas técnicas, em particular na de Kaplan, inicialmente utilizando-se balões e depois satélites (Wark and Fleming, 1966; Shaw et alii, 1970; Allison, 1980). A evolução instrumental tem sido considerável (Elias, 1981) e muito esforço vem sendo empregado com o objetivo de se desenvolver e aperfeiçoar metodologias para inverter a equação da transferência radiativa, de forma que a estrutura termodinâmica da atmosfera, assim determinada, apresente sempre melhor qualidade.

Entretanto, a técnica de sensoriamento remoto para a inferência de parâmetros atmosféricos em três dimensões ainda apresenta um certo número de problemas, alguns mal e outros não resolvidos, como será visto no decorrer deste trabalho.

Atualmente a comunidade meteorológica conta com um sofisticado elenco de sensores a bordo de satélites operacionais que fornece medidas radiométricas em diversos canais espectrais no infravermelho e em microondas, com boa resolução espacial (Elias, 1981).

O instrumento TOVS (TIROS-N Operational Vertical Sounder - Sondador Operacional Vertical TIROS-N), com 27 canais, opera a bordo dos satélites de órbita polar heliossíncrona da série TIROS-N, prevista até 1985. As frequências dos canais do TOVS foram criteriosamente escolhidas para que se pudesse inferir a temperatura da superfície do planeta e perfis de temperatura, de concentração de vapor d'água e de concentração de ozônio. Canais especiais em 15 μ m fornecem informações sobre a estrutura térmica da atmosfera até o nível de 1,5 mb. A atenuação pelas nuvens pode ser analisada com os dados de dois canais nas janelas atmosféricas. A resolução espacial até 30 km, nos canais troposféricos em ondas longas, e os quatro canais em microondas foram concebidos para se resolver o problema colocado pelas nuvens (Smith et alii, 1979).

Para o processamento rotineiro dos dados do TOVS foi implantado no NESS (National Earth Satellite Service - Serviço Nacional de Satélites da Terra) o Sistema (automatizado) de Processamento TOVS, que entrou em operação em 1979 (Modali and Novak, 1979).

Verificou-se, porém, que a automatização impõe uma série de limitações. Visando superá-las foi implantado, no Centro de Engenharia e Ciência Espacial da Universidade de Wisconsin, um outro sistema para processar os dados do TOVS. Este sistema permite a interação homem-máquina, através dos terminais de vídeo do MCIDAS (Man - Computer Interactive Data Access System - Sistema de Acesso de Dados Interativo Homem-Máquina), um complexo de unidades eletrônicas destinado ao tratamento de informações obtidas por satélites meteorológicos. Com isto, esperava-se uma melhor classificação das áreas geográficas de acordo com a cobertura de nuvens (Smith et alii, 1979).

A mais recente inovação no campo instrumental é o sistema VAS (VISSR Atmospheric Sounder - Sondador Atmosférico VISSR) por ser o primeiro utilizado com satélites geoestacionários. Isto amplia a utilização da técnica de Kaplan, uma vez que a órbita geoestacionária possibilita observar quase um terço do globo terrestre continuamente. O

VAS, atualmente a bordo dos GOES-4 e 5, conta com 12 canais espectrais no infravermelho, destinados à inferência de perfis verticais de temperatura (até 40 mb) e de vapor d'água (Smith et alii, 1981).

Encontra-se em projeto uma nova geração de sondadores, entre os quais o AMTS (Advanced Meteorological Temperature Sounder-Sondador Avançado de Temperatura Meteorológica). O AMTS deverá ser construído pela NASA (National Aeronautics and Space Administration - Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço) e testado a bordo do "space shuttle", sendo candidato a futuro sondador operacional de temperatura em substituição ao HIRS (High Resolution Infrared Radiation Sounder - Sondador de Radiação Infravermelha de Alta Resolução), uma das unidades do sistema TOVS. As funções-peso do AMTS são melhor definidas do que as do HIRS e, portanto, acredita-se que melhorias significativas serão verificadas na qualidade dos perfis de temperatura recuperados (NASA, 1979).

CAPÍTULO 2

OS PROBLEMAS DA SONDAGEM REMOTA

As técnicas sugeridas por King e por Kaplan nos anos 50 tornaram-se uma realidade: milhares de dados de radiância obtidos por satélites são processados e divulgados entre diversos usuários. A sondagem remota da atmosfera da Terra constitui hoje uma importante técnica de medição, alvo de intensos estudos que visam avaliar o impacto e a aplicação de seus produtos na área científica, bem como nos serviços operacionais de Meteorologia. Contudo, a qualidade e a utilidade desses dados ainda são questionados por diversos usuários, sobretudo no que se refere à precisão dos dados de temperatura. Os maiores problemas estão associados às descontinuidades verticais de temperatura (estrutura fina), verificadas principalmente próximo à superfície da Terra e na região da tropopausa e que são suavizadas pela sondagem remota.

As comparações são habitualmente feitas com os resultados obtidos através da tradicional técnica de radiossondagem. Diferentemente, porém, da radiossonda, o sondador remoto não mede o estado atmosférico diretamente e sim, obtém informações sobre as condições atmosféricas médias de um certo número de camadas. Isto resulta na suavização dos perfis que prejudica a determinação da estrutura fina.

A precisão almejada para os dados de temperatura obtidos através de sondagem remota é de 1°C. Tal valor pode ser considerado como uma referência experimental, por estar associado à técnica de radiossondagem. Contudo, deve ser tomado com reservas por representar uma estimativa média. Em casos individuais, dependendo das condições atmosféricas e da curva de resposta do termistor, os erros de medidas por radiossondagens podem atingir valores bem maiores. Outro problema, normalmente ignorado, é a não-verticalidade das medidas, pelo fato de o balão se deslocar horizontalmente em função dos ventos nos altos níveis.

É importante reconhecer que existem três tipos básicos de limitação na técnica de sondagem remota: a logística, a tecnológica e a interpretativa.

A limitação logística refere-se à distribuição de sondagens remotas em função do espaço e do tempo, a qual por sua vez é determinada segundo o tipo de órbita do satélite. Para fins meteorológicos são utilizados: a órbita polar heliossíncrona - que permite a medição em horários locais fixos de acordo com a latitude; e, a órbita geoestacionária - que fornece cobertura contínua de uma determinada área do globo, exceto das regiões polares. No primeiro caso ter-se-á cobertura global a cada doze horas, aproximadamente. No segundo, esta cobertura global será conseguida se forem utilizados três ou mais satélites. Com satélites é possível conseguir uma cobertura geográfica mais uniforme do que se conseguiria com uma rede de radiosondagens. Dependendo do caso, porém, os horários podem ser assíncronos. Isto dificulta a assimilação dos dados à análise meteorológica convencional, o que exige a construção de modelos de 4 dimensões mais elaborados (Rodgers, 1976b).

A limitação tecnológica, por sua vez, tem a ver com todas as questões de projeto de instrumentos, de precisão da calibração radiométrica e de conhecimento das transmitâncias atmosféricas. Na prática, este tipo de limitação dá origem a erros sistemáticos e aleatórios no produto final. Normalmente, uma boa idéia a respeito do ruído aleatório encontrado numa medida pode ser conseguida por ocasião do desenvolvimento do instrumento, e é bastante fácil fazer medidas de erros aleatórios após o lançamento do satélite. Infelizmente, os erros sistemáticos são mais difíceis de tratar e, em princípio, impossíveis de medir. Minimizar a possibilidade de aparecimento dos erros sistemáticos é muito importante quando se projetam os instrumentos. Um erro sistemático não identificado pode prejudicar todo um esquema de sondagem remota. Alguns erros sistemáticos podem ser detectados através de medidas redundantes, com mais de um instrumento, e de verificação de consistência interna. Neste caso, a comparação com outros instrumentos, embo

ra não resolva o problema completamente pois mesmo medidas independentes podem ter seus próprios erros sistemáticos, é a principal ferramenta de que se dispõe (Rodgers, 1976b).

Por fim, a limitação interpretativa diz respeito ao tratamento dos dados obtidos pelos satélites tendo em vista o produto final. A questão é sobre o melhor uso possível de um conjunto de M medidas de radiância numa aplicação particular. A solução convencional tem sido usar algum processo matemático de inversão para transformar as radiâncias medidas em perfis de temperatura ou de composição atmosférica, "equivalentes" aos que seriam obtidos por meio de sondas a bordo de balões ou de foguetes.

É importante lembrar, porém, que a medida de M radiâncias apenas pode fornecer M valores independentes de temperatura, e a inferência de um perfil de temperatura com um grande número (maior do que M) de "pontos de resolução" é somente possível com ajuda de outras informações a priori, e sem a inclusão de tais informações o perfil é apenas uma interpolação ou suavização dos M pontos. É importante lembrar também que tais dados a priori estão sujeitos a erros não completamente previsíveis, com implicações importantes em relação à confiabilidade do resultado final.

Rodgers (1976b) chama a atenção para o perigo de interpretar os dados de satélite como se fossem obtidos por medição direta, argumentando não ser óbvio que o emprego mais apropriado dessas radiâncias seja na sua conversão em perfis. Rodgers (1976b) destaca, ainda, a necessidade de analisar previamente a finalidade dos dados, sugerindo o desenvolvimento de esquemas que façam uso direto das medidas de radiância, uma vez que o enfoque tradicional deixa a desejar, principalmente quando a estrutura fina está em questão.

Além de Rodgers (1976b), outros autores, como Thompson (1981), também acham que as distorções introduzidas pelos métodos atualmente implantados para converter radiâncias em perfis são bastante severas, exigindo estudos para sua determinação.

Não obstante, o principal objetivo deste trabalho será apresentar, discutir e comparar os métodos mais relevantes que foram desenvolvidos, segundo o enfoque tradicional, para a inferência de perfis de temperatura a partir de dados de radiância obtidos no infravermelho por radiômetros a bordo de satélites, em particular pela utilidade que os resultados assim obtidos apresentam para certas áreas da Meteorologia.

Realmente, embora o ideal seja observar temperaturas atmosféricas com precisão de 1°C , um grande número de aplicações meteorológicas não exigem tal precisão. Principalmente onde os dados de radiossondagem são escassos, como no caso do Hemisfério Sul, o campo de temperatura em três dimensões reveste-se de grande importância, desde que os gradientes horizontais e verticais sejam consistentes. Isto é de muita valia para a Meteorologia Sinótica, em particular auxiliando a detecção e o acompanhamento de distúrbios incipientes que não apresentam nebulosidade associada, não sendo por isto detectáveis em imagens de satélites. Por outro lado, se os erros forem sistemáticos, os gradientes de temperatura poderão também ser utilizados em modelagem atmosférica cujo sucesso depende de um grande número de dados, para vastas regiões do globo, em tempo real.

CAPÍTULO 3

FORMULAÇÃO TEÓRICA

3.1 - CONSIDERAÇÕES GERAIS

Abaixo de 70 km, a atmosfera da Terra é composta por uma mistura de gases (O_2 , N_2 , CO_2 , H_2O , O_3 , etc), em equilíbrio termodinâmico local, partículas em suspensão (aerossóis) e nuvens. As concentrações de certos constituintes menores, como o H_2O e o O_3 , assim como a nebulosidade, são bastante variáveis. O CO_2 , um outro constituinte menor, apresenta razão de mistura constante, no espaço e no tempo, com boa aproximação.

Por sua vez, a superfície de Terra comporta-se como um corpo cinza, emitindo energia radiativa principalmente entre 4 e 100 μm , em virtude das temperaturas por ela apresentadas. Essa radiação eletromagnética interage de forma bastante complexa com a atmosfera, através dos processos de extinção (absorção e espalhamento) e emissão (de acordo com a lei de Kirchoff). Na faixa espectral indicada, o CO_2 e o H_2O são os principais gases opticamente ativos (Figura 3.1) e, junto com as nuvens, que se comportam como corpos-cinza, são os responsáveis pelo equilíbrio radiativo do sistema Terra-atmosfera.

Desprezando-se a presença de nuvens e os efeitos do espalhamento, a transmitância atmosférica em ondas longas será função da concentração da mistura de gases que, por sua vez, varia principalmente próximo à superfície onde a razão de mistura do vapor d'água flutua consideravelmente, no tempo e no espaço.

Por ser o CO_2 opticamente ativo em ondas longas e por apresentar razão de mistura constante, parece apropriado fazer observações nas bandas de emissão desse gás, caso se deseje inferir perfis de temperatura da atmosfera por sondagem remota.

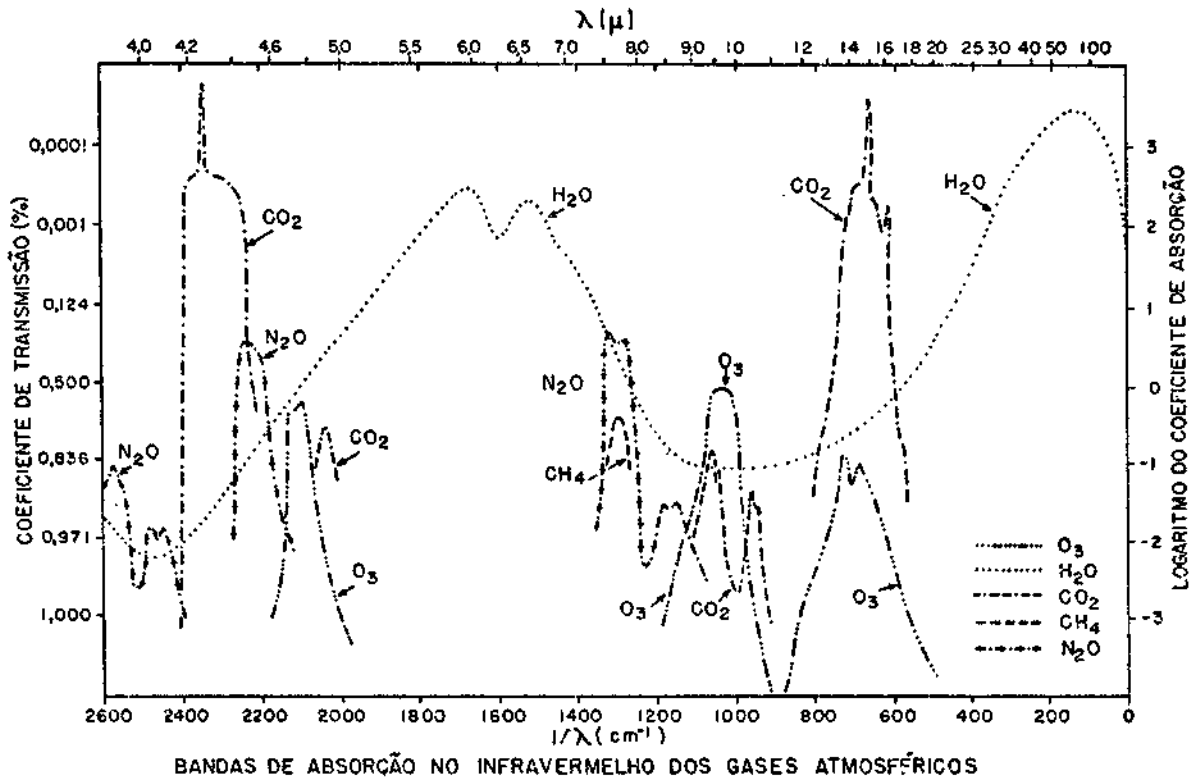


Fig. 3.1 - Bandas de absorção no infravermelho entre 4,0 e 100,0 μ m para atmosfera com 1 cm de água precipitável; adaptada de Allen (1964).

As radiâncias medidas dependem da temperatura do ar, da transmitância espectral da atmosfera e das características dos instrumentos de medida. Portanto, se a relação entre essas quantidades for conhecida, será possível determinar a estrutura térmica da atmosfera.

É também possível inferir perfis de concentração de ozônio (Conrath, 1977) e de vapor d'água (Hayden et alii, 1981), utilizando o mesmo princípio. Neste caso, as observações radiométricas devem ser feitas nos comprimentos de onda pertinentes, ou seja, nas bandas de absorção do ozônio e do vapor d'água, respectivamente.

As nuvens, por sua vez, representam uma séria limitação ao sensoriamento remoto em ondas longas, aspecto este a ser brevemente discutido no Capítulo 8, juntamente com a sondagem em microondas. Nos demais capítulos o efeito da nebulosidade será ignorado.

3.2 - A EQUAÇÃO INTEGRAL DA TRANSFERÊNCIA RADIATIVA

Com boa aproximação, pode-se considerar a atmosfera da Terra plana-paralela, em equilíbrio termodinâmico local e livre de agentes de espalhamento. Nestas condições, a equação de transferência radiativa segundo Chandrasekhar (1960) é dada por:

$$-\frac{\cos \theta}{\kappa(\nu, z)\rho(z)} \frac{dI(\nu, z, \theta, \Psi)}{dz} = I(\nu, z, \theta, \Psi) - B[\Psi, T(z)] \quad (3.1)$$

onde:

$I(\nu, z, \theta, \Psi)$: radiância ou intensidade específica monocromática.

$T(z)$: temperatura atmosférica.

$B[\nu, T(z)]$: radiância ou função de Planck; função-fonte radiativa para a atmosfera.

$\kappa(\nu, z)$: coeficiente de absorção de radiação eletromagnética.

$\rho(z)$: densidade do gás absorvedor de radiação eletromagnética.

θ, Ψ : coordenadas esféricas espaciais (ângulos de elevação e de azimute, respectivamente).

z : distância normal ao plano de estratificação.

ν : frequência de radiação eletromagnética.

Pode-se introduzir a pressão atmosférica, p , no papel de coordenada vertical utilizando-se a aproximação hidrostática:

$$\rho(z)dz = \frac{-q(p)}{g_a} dp,$$

onde $q(p)$ é a razão de mistura do gás absorvedor e g_a é a aceleração da gravidade. Ainda, admitindo-se simetria azimutal, a Equação 3.1 fica sendo:

$$dI(v, \theta, p) = \left\{ I(v, \theta, p) - B [v, T(p)] \right\} \kappa(v, p) \sec \theta \frac{q(p) dp}{g_a} \quad (3.2)$$

Fazendo:

$$\kappa(v, p) \sec \theta \frac{q(p) dp}{g_a} = dv$$

a Equação 3.2 será escrita:

$$\frac{dI(v, \theta, p)}{dv} - I(v, \theta, p) = - B [v, T(p)]$$

Multiplicando-se ambos os membros por e^{-v} , vem:

$$e^{-v} \frac{dI(v, \theta, p)}{dv} - e^{-v} I(v, \theta, p) = - e^{-v} B [v, T(p)].$$

Como:

$$\frac{d}{dv} [I(v, \theta, p) e^{-v}] = \frac{dI(v, \theta, p)}{dv} e^{-v} - I(v, \theta, p) e^{-v},$$

obtêm-se:

$$\frac{d}{dv} [I(v, \theta, p) e^{-v}] = - e^{-v} B [v, T(p)].$$

Mediante integração na vertical entre $p = p_0$ (superfície) e $p = 0$ (topo efetivo da atmosfera), admitindo-se que a superfície da Terra emite como um corpo negro, ou seja,

$$I(\nu, \theta, p_0) = B[\nu, T(p_0)],$$

fazendo $I(\nu, \theta, p = 0) = I(\nu, \theta)$ e retornando à coordenada p consegue-se a equação integral da transferência radiativa:

$$\begin{aligned} I(\nu, \theta) = & B[\nu, T(p_0)] \exp \left[- \frac{1}{g_a} \int_0^{p_0} \kappa(\nu, p) q(p) \sec \theta \, dp \right] + \\ & + \frac{1}{g_a} \int_0^{p_0} B[\nu, T(p')] \left\{ \exp \left[- \frac{1}{g_a} \int_0^p \kappa(\nu, p') q(p') \sec \theta \, dp' \right] \right\} \times \\ & \times \kappa(\nu, p) q(p) \sec \theta \, dp \end{aligned} \quad (3.3)$$

De acordo com a equação 3.3, a radiância monocromática emergente apresenta duas componentes: uma proveniente da superfície da Terra (primeiro termo do lado direito) e outra proveniente da própria atmosfera (segundo termo do lado direito).

Objetivando simplificar a notação, define-se a transmissão do feixe radiativo entre o nível p e o topo efetivo da atmosfera (fração da radiância transmitida acima do nível p) da seguinte forma:

$$\tau(\nu, \theta, p) = \exp \left[- \frac{1}{g_a} \int_0^p \kappa(\nu, p') q(p') \sec \theta \, dp' \right] \quad (3.4)$$

A Equação 3.3 pode então ser escrita:

$$I(\nu, \theta) = B[\nu, T(p_0)] \tau(\nu, \theta, p_0) - \int_1^{\tau(\nu, \theta, p_0)} B[\nu, T(p)] d\tau(\nu, \theta, p) \quad (3.5)$$

Conforme indicado anteriormente, a Equação 3.5 exprime a radiância numa frequência espectral única. Na prática, entretanto, a radiância será medida por instrumentos a bordo de satélites em intervalos espectrais finitos. Assim, torna-se necessário fazer uma integração apropriada em frequência, levando-se em conta a resposta do instrumento, seja ele um espectrômetro ou um radiômetro com filtros. A radiância medida utilizando-se o filtro j será dada por:

$$\begin{aligned}
 I(\nu_j, \theta) &= \frac{\int_0^{\infty} I(\nu, \theta) t_j(\nu) d\nu}{\int_0^{\infty} t_j(\nu) d\nu} \\
 &= \frac{\int_0^{\infty} B[\nu, T(p_0)] \tau(\nu, \theta, p_0) t_j(\nu) d\nu}{\int_0^{\infty} t_j(\nu) d\nu} \\
 &= \frac{\int_0^{\infty} \int_0^{\tau(\nu, \theta, p_0)} B[\nu, T(p)] t_j(\nu) d\tau'(\nu, \theta, p) d\nu}{\int_0^{\infty} t_j(\nu) d\nu} \tag{3.6}
 \end{aligned}$$

onde $t_j(\nu)$ é a transmitância do filtro j na frequência ν .

Conforme discutido por Fritz et alii (1972) é bastante complicado recuperar $B(\nu, T)$ utilizando-se a Equação 3.6. Contudo, se $t_j(\nu)$ for diferente de zero somente num pequeno intervalo espectral, $B(\nu, T)$ variará pouco e será aproximadamente linear neste intervalo. Pode-se então substituir $B(\nu, T)$ por $B(\bar{\nu}_j, T)$ onde $\bar{\nu}_j$ é uma frequência mē

dia apropriadamente definida a ser fatorada para fora da integral. Mediante esta aproximação, torna-se necessário definir a transmitância média e sua derivada.

$$\tau(v_j, p, \theta) = \frac{\int_0^{\infty} \tau(v, p, \theta) t_j(v) dv}{\int_0^{\infty} t_j(v) dv} \quad (3.7)$$

$$\frac{d\tau(v_j, p, \theta)}{dp} = \frac{\int_0^{\infty} \frac{d\tau(v, p, \theta)}{dp} t_j(v) dv}{\int_0^{\infty} t_j(v) dv} \quad (3.8)$$

Os filtros comumente empregados são estreitos e suas transmitâncias aproximadamente simétricas em relação a uma linha vertical que passa pelo centróide. Desta forma, pode-se fazer v_j igual à frequência média no centróide de $t_j(v)$ e usar 3.7 e 3.8 para reescrever a Equação 3.6:

$$I(v_j, \theta) = B[v_j, T(p_0)] \tau(v_j, p_0, \theta) - \int_1^{\tau(v_j, p_0, \theta)} B[v_j, T(p)] d\tau'(v_j, p, \theta) \quad (3.9)$$

As Equações 3.6 e 3.9 possuem formas idênticas, porém a última contém a aproximação $B(v, T) = B(\bar{v}_j, T)$, introduz a transmitância média e admite que $\bar{v}_j = v_j$.

A radiância observada num intervalo espectral, centrado em v_j , poderá então ser expressa como segue:

$$I(\nu_j) = \int_0^{\pi/2} I(\nu_j, \theta) R(\nu_j, \theta) d\theta + \varepsilon(\nu_j) \quad (3.10)$$

onde $I(\nu_j, \theta)$ é dada por 3.9; $R(\nu_j, \theta)$ é a resposta instrumental de campo, instantânea e normalizada e $\varepsilon(\nu_j)$ o erro de medida. Se $R(\nu_j, \theta)$ for nula a partir de um pequeno ângulo em relação ao eixo ótico, então a $\sec \theta$ variará muito pouco no campo de visada do instrumento e seu valor no centro do campo poderá ser usado para representar o campo todo. Ou seja, na prática não é necessário integrar em θ .

Finalmente, obtêm-se a versão apropriada da equação integral de transferência radiativa para ser empregada na interpretação de medidas radiométricas por satélites:

$$I(\nu_j) = B[\nu_j, T(p_0)] \tau(\nu_j, p_0) - \int_1^{\tau(\nu_j, p_0)} B[\nu_j, T(p)] d\tau'(\nu_j, p) + \varepsilon(\nu_j) \quad (3.11)$$

3.3 CONSIDERAÇÕES ESPECIAIS

Utilizando-se x como coordenada vertical genérica (que pode ser: altura, pressão, logaritmo da pressão ou outra quantidade qualquer, desde que sirva para localizar o nível sem ambiguidade) obtêm-se a Equação (3.11) na forma comumente encontrada:

$$I(\nu_j) = B[\nu_j, T(x_0)] \tau(\nu_j, x_0) - \int_0^{x_0} B[\nu_j, T(x)] \frac{d\tau(\nu_j, x)}{dx} dx + \varepsilon(\nu_j) \quad (3.12)$$

A derivada da transmitância, $d\tau(\nu_j, x)/dx = K(\nu_j, x)$, é uma função conhecida com os nomes de cerne radiativo, função-peso ou simplesmente cerne.

A transmitância, $\tau(\nu_j, x)$, embora seja independente da temperatura em primeira aproximação, conforme discutido anteriormente, é função das características dos instrumentos de medida e dos coeficientes de absorção pelos gases ativos. Exige, portanto, para a sua determinação numa dada frequência, considerações a respeito de formações de linhas e bandas espectrais em condições atmosféricas, uma tarefa bastante complexa (Wark and Fleming, 1966). A concentração do vapor d'água tem grande influência na transmitância em ondas longas, exigindo em aplicações reais correções sistemáticas, isto em virtude de sua grande variabilidade.

No decorrer do presente trabalho a transmitância, $\tau(\nu_j, x)$, e o cerne, $K(\nu_j, x)$, serão considerados conhecidos. Note-se que para uma dada frequência ν_j , o cerne contém informações a respeito de como a transmitância atmosférica varia em função da altura, x .

Na prática, um radiômetro possui um certo número de canais e, conseqüentemente, realiza um conjunto de medidas simultâneas de radiância, $I(\nu_1), I(\nu_2), \dots, I(\nu_j), \dots, I(\nu_n)$, em n frequências espectrais, $\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_j, \dots, \nu_n$, correspondentes a um dado volume da atmosfera. Considerando-se que $K(\nu_j, x)$ é conhecido, a partir desse conjunto de radiâncias procura-se inferir $B[\nu_1, T(x_1)], B[\nu_2, T(x_2)], \dots, B[\nu_j, T(x_j)], \dots, B[\nu_n, T(x_n)]$ e, portanto, o perfil de temperatura, $T(x_1), T(x_2), \dots, T(x_j), \dots, T(x_n)$, para o volume em consideração.

Deve ser observado que a Equação Integral 3.12 é não-linear, uma vez que a função de Planck, $B[\nu_j, T(x)]$, também varia com a frequência. Nos tratamentos a serem discutidos, esta equação é linearizada, fato este na maioria das vezes implícito, retendo-se somente os dois primeiros termos da expansão da função de Planck numa série de Taylor e utilizando-se uma frequência fixa de referência, $\nu_j = \nu_{jr}$, e um nível de referência, $x = x_r$. Desta forma:

$$\begin{aligned}
 B[v_j, T(x)] &= B[v_{jr}, T(x_r)] + \left. \frac{dB[v_{jr}, T(x)]}{dT(x)} \right|_{x=x_r} [T(x_r) - T(x)] \\
 &= \alpha + \beta T'(x)
 \end{aligned}
 \tag{3.13}$$

onde α e β podem ser determinados a priori.

Tendo em vista a Equação 3.3 e admitindo-se que o cerne $K[v_j, T(x)]$ é normalizado no intervalo em consideração a Equação 3.12 linearizada assume a forma:

$$I(v_j) = B[v_j, T(x_0)] \tau(v_j, x_0) - \alpha - \beta \int_0^{x_0} T(x) K(v_j, x) dx + \epsilon(v_j)
 \tag{3.14}$$

Por sua vez, o termo de contorno, $B[v_j, T(x_0)] \tau(v_j, x_0)$, pode ser calculado utilizando-se informações da temperatura de superfície, $T(x_0)$, conforme determinada por outros meios, e depois ser subtraído da radiância medida, $I(v_j)$.

Contudo, conforme discutido por Fleming e Crosby (1978), a incerteza associada ao termo de contorno pode ser grande, pois é difícil conseguir uma boa estimativa a priori de $T(x_0)$, principalmente nos continentes e mais particularmente nos desertos, em virtude do fenômeno da "descontinuidade da temperatura de superfície". Além disto, a emissividade da superfície é normalmente considerada unitária (corpo negro); porém, em ondas longas, essa emissividade é, em muitos casos, bem menor que 1 (corpo cinza).

Consequentemente, neste procedimento, os erros do termo de contorno são amplificados pelo processo de inversão, conforme mostrado por Fleming e Crosby (1978). Estes autores propuseram então incluir o termo em consideração na integral, de forma que ele fizesse parte da resolução numérica da equação.

Embora os resultados alcançados não tenham sido dos mais alentadores, a formulação de Fleming e Crosby (1978) coloca-se como uma alternativa ao procedimento de subtração para o tratamento do termo de contorno. Em qualquer dos dois casos a equação a ser resolvida apresentará o mesmo caráter.

Note-se que as radiâncias medidas variam significativamente em função do ângulo zenital do radiômetro por ocasião da observação e, portanto, precisam ser corrigidas.

Considerando que os problemas associados ao termo de contorno já tenham sido resolvidos e que as radiâncias já tenham sido corrigidas, a questão pode ser formulada em termos da equação:

$$I'(v_j) = \int_0^{x_0} T'(x) K(v_j, x) dx + \epsilon(v_j) \quad (3.15)$$

Para maior facilidade, será utilizada a seguinte notação:

$$T'(x) = f(x)$$

$$v_j = y$$

$$K(v_j, x) = K(y, x)$$

$$I'(v_j) = g(y)$$

$$\epsilon(v_j) = \epsilon(y)$$

Em decorrência, a Equação 3.15 poderá ser escrita, genericamente, da seguinte forma:

$$g(y) = \int_a^b K(y, x) f(x) dx + \epsilon(y) \quad (3.16)$$

CAPÍTULO 4

ASPECTOS MATEMÁTICOS DA TEORIA DA INVERSÃO

4.1 - PRELIMINARES

Do ponto de vista matemático, o problema da inversão é o de encontrar $f(x)$ a partir de:

$$g(y) = \int_a^b K(y,x) f(x)dx \quad (4.1)$$

Esta é uma equação integral de Fredholm do primeiro tipo, pois os limites da integração são fixos e $f(x)$ aparece somente no integrando.

Concretamente, resolver a equação 4.1 significa recuperar informações a partir de um conjunto completo e preciso de dados, sendo este claramente um empreendimento matemático. Não existe um método único e simples de atacar os muitos aspectos da teoria da inversão, mas sim vários métodos que são extraídos de quase todos os ramos da matemática aplicada. Como este tipo de equação aparece em diversas áreas de aplicação como, por exemplo, nos campos da geofísica e da física atmosférica, é de se esperar que haja contribuições de várias procedências no sentido de resolvê-la. Um exemplo típico é o conhecido *método de Backus-Gilbert*, desenvolvido para resolver problemas de sensoriamento geofísico (Backus and Gilbert, 1968 e 1970).

Assim sendo, torna-se difícil apresentar todos os métodos que já foram desenvolvidos para resolver a questão da inversão. Alguns como o *método de regressão não-linear* discutido por Wolfson et alii (1979a e b) não foram, do que se conhece, aplicados ao problema de recuperação de perfis de temperatura. Portanto, devem existir outros métodos que são foram divulgados no contexto da área especializada pertinente.

Antes de iniciar a apresentação dos métodos, o que se dará no próximo capítulo, é conveniente discutir certos conceitos fundamentais que permitirão compatibilizar os dados empíricos com as soluções matemáticas encontradas. Desta forma, é-se levado a analisar as questões de estabilidade, de existência, de unicidade e de construção das soluções.

4.2 - ESTABILIDADE

A estabilidade das soluções, extensamente discutida por diversos autores, entre eles Twomey (1977a) e Parker (1977), será a primeira questão a ser abordada.

Matematicamente, um problema é dito estável se a solução depende continuamente dos dados, e instável, se não. Em outros termos, isto significa que, para todos os conjuntos de dados que estão próximos a um conjunto particular, as soluções correspondentes também caem próximo umas das outras, se houver estabilidade. Este conceito está relacionado ao estudo do valor-limite, e os problemas instáveis são ditos "malcolocados" ou "malcondicionados" (em inglês: "ill posed" ou "ill conditioned").

Será mostrado a seguir que o problema da inversão é mal condicionado.

Considere-se com conjunto de medidas, $g(y_i) = \int_a^b K(y_i, x) f(x) dx$, $i = 1, 2, \dots, m$. A solução mais simples seria dada pela "inversão direta" do sistema de equações lineares, utilizando-se fórmulas de quadratura, em substituição à integral. Os cernes, por sua vez, podem ser interpretados como funções-peso que variam com y_i e, portanto, fornecem um conjunto de coeficientes a_i para cada equação. Neste caso, ter-se-á o sistema:

$$\left. \begin{aligned} g(y_1) &= a_1(y_1) f(x_1) + a_2(y_1) f(x_2) + \dots + a_n(y_1) f(x_n) \\ g(y_2) &= a_1(y_2) f(x_1) + a_2(y_2) f(x_2) + \dots + a_n(y_2) f(x_n) \\ \dots & \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ \dots & \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ \dots & \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ g(y_m) &= a_1(y_m) f(x_1) + a_2(y_m) f(x_2) + \dots + a_n(y_m) f(x_n) \end{aligned} \right\} \quad (4.2)$$

Definindo-se a matriz A e os vetores \underline{g} e \underline{f} da seguinte forma:

$$A = \| a_j(y_i) \|; \quad \underline{g} = \begin{bmatrix} g(y_1) \\ g(y_2) \\ \vdots \\ g(y_m) \end{bmatrix}; \quad \underline{f} = \begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ \vdots \\ f(x_n) \end{bmatrix}, \quad (4.3)$$

tem-se, lembrando-se que a exatidão foi perdida em virtude da quadratura:

$$\underline{g} = A \underline{f} \quad (4.4)$$

Admitindo-se $m = n$, a solução seria dada por:

$$\underline{f}' = A^{-1} \underline{g} \quad (4.5)$$

onde A^{-1} é a matriz inversa de A , e a linha é utilizada para indicar que a solução é sujeita a erros.

Sucedem-se nos problemas de inversão o determinante de A ($\det A$) apresenta, via de regra, um valor muito pequeno, ou seja, A é quase-singular. De outra forma, como $\det A = \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$, onde os λ_i

são os autovalores de A, pode-se dizer que alguns dos autovalores associados à matriz A são muito pequenos. Isto resulta do alto grau de interdependência entre alguns dos cernes $K(x_i, y)$ normalmente encontrados na prática, fato este ilustrado pela Figura 4.1. Nesta figura encontra-se o conjunto de cernes correspondentes aos canais do CO_2 em $15 \mu m$ do radiômetro VTPR (Vertical Temperature Profile Radiometer - Radiômetro de Perfil Vertical de Temperatura), que operou a bordo dos satélites ITOS/NOAA de 1972 a 1979.

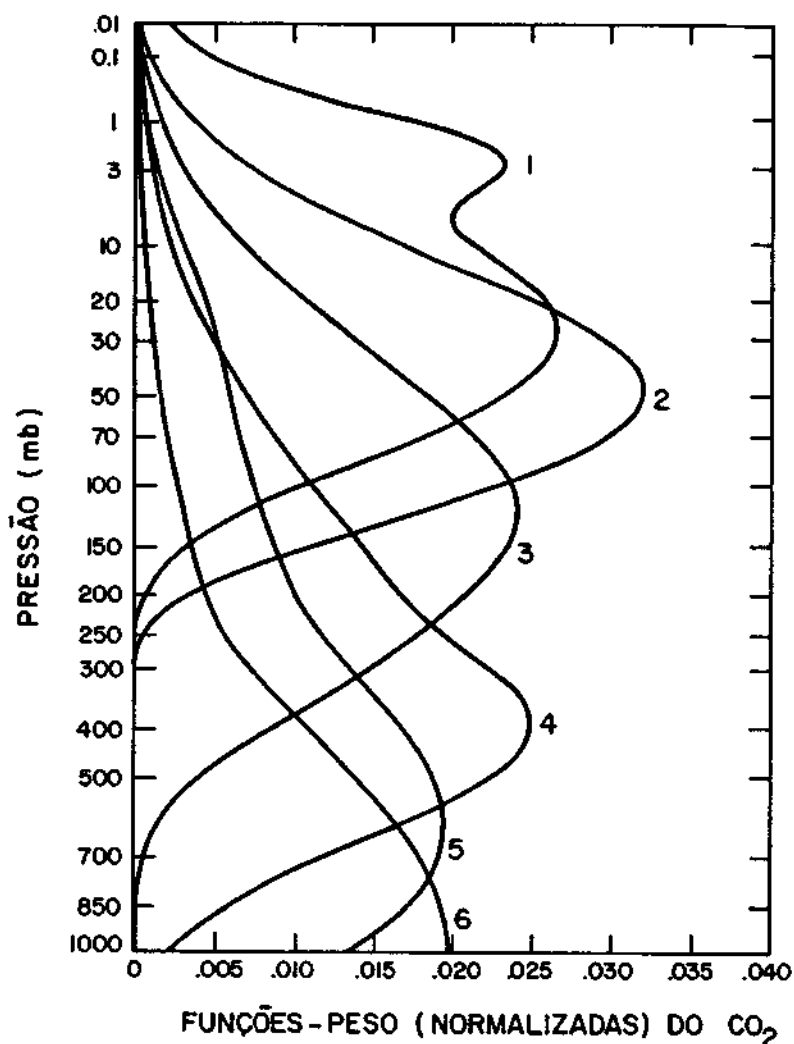


Fig. 4.1 - Conjunto de cernes (funções-peso) do radiômetro VTPR (satélites ITOS/NOAA), correspondente aos canais do CO_2 em $15 \mu m$.

Em suma, os autovetores de A , que por sua vez geram o espaço das funções-cerne, estão longe de serem todos mutuamente ortogonais, resultando daí o malcondicionamento do problema da inversão. Realmente, como alguns elementos de A são muito pequenos, os elementos correspondentes de A^{-1} serão muito grandes, o que aumenta consideravelmente os erros associados com 4.4.

Melhorar a precisão numérica, usando-se termos adicionais de quadratura, conduz a um sistema "superdeterminado", com mais equações do que incógnitas, o qual pode ser manipulado através do "método dos mínimos quadrados" (método de Gauss). Isto equivale a encontrar um vetor \underline{f} tal que a norma do resíduo $(A\underline{f} - \underline{g})$ seja mínima, levando à seguinte solução:

$$\underline{f}' = (A^*A)^{-1} A^* \underline{g} \quad (4.6)$$

onde o asterisco indica a transposição de matrizes.

Contudo, conforme destacado por Twomey (1977a), a solução dada pelo método dos mínimos quadrados, 4.6, não é superior à dada pela "inversão direta", 4.5, pois os elementos de $(A^*A)^{-1}$ tendem a ser ainda maiores do que os de A^{-1} , uma vez que $\det(A^*A) = \det A^2$ e isto só piora a situação. A Figura 4.2 ilustra quão instável a solução pelo método dos mínimos quadrados pode ser, através da apresentação do perfil de erros rmq (raiz média quadrática) entre as soluções por este método e os dados de radiossondagem, para 139 casos simulados, conforme obtido por Fleming (1977).

Se for mantido o processo de inversão direta, refinar o tratamento incluindo os erros de medida, $\varepsilon(y)$, ou melhorar a precisão numérica indefinidamente, será também um trabalho inútil.

Neste ponto, é interessante antecipar o enfoque que norteou o desenvolvimento da maioria dos métodos de inversão que produzem soluções estáveis, principalmente os classificados como "métodos lineares", a serem discutidos no capítulo seguinte.

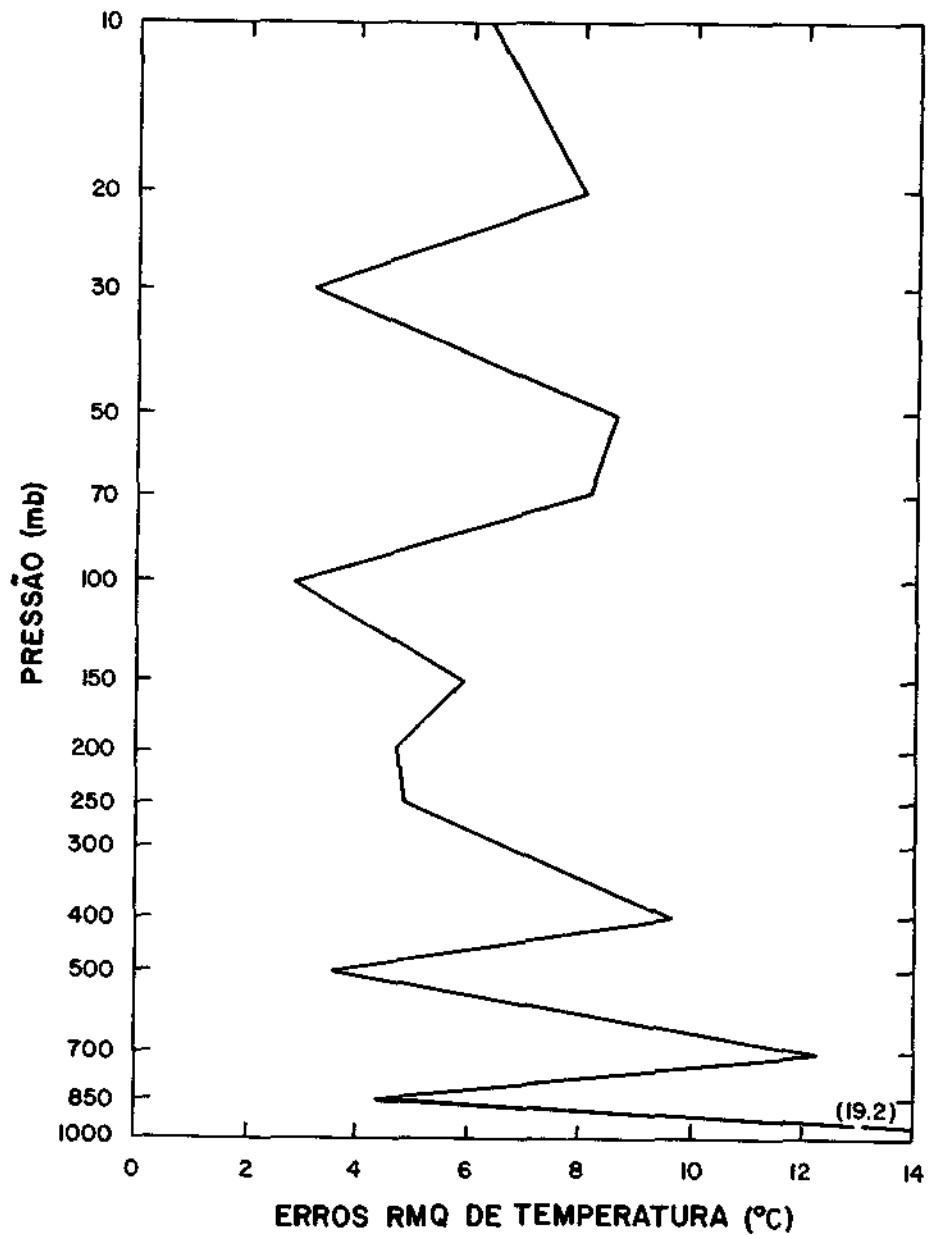


Fig. 4.2 - Perfil de erros rmq entre as soluções pelo método dos mínimos quadrados para 139 casos simulados e os dados de radiossondagem correspondentes.

FONTE: Fleming (1977).

Segundo a argumentação de Rodgers (1977) o problema da estabilidade só pode ser superado caso se aplique alguma restrição a priori, o que, em geral, é equivalente a impor uma resolução vertical na solução, comparável à largura cernes, de forma a aumentar a gran

deza dos autovalores da matriz a ser invertida. Quando se utilizam dados estatísticos, o problema torna-se bem-condicionado e é, usualmente, possível obter uma solução estável, sem restrições adicionais. Assim sendo, na linguagem deste autor, os dados estatísticos ou as informações a priori podem ser olhadas como restrições ou, ainda, como um conjunto extra de medidas de alta resolução, porém com ruído relativamente elevado.

Por outro lado, alguns autores como Chahine (1968) sustentam que reduzir o problema a um sistema de equações lineares é inadequado, pois isto exige uma grande precisão nas medidas, devendo-se portanto trabalhar com a equação integral sem invertê-la pois, nesta forma, ela é matematicamente bem comportada. Contudo, a estabilidade do método desenvolvido por Chahine, a ser discutido mais tarde, também depende do teor de erro das medidas, e a qualidade da solução é função da estimativa inicial utilizada.

4.3 - EXISTÊNCIA

A questão da existência tem recebido pouca atenção na literatura sobre a teoria de inversão aplicada, embora seja importante para testar as hipóteses físicas que dão embasamento a um modelo matemático (Parker, 1977). Todo modelo contém simplificações e aproximações, algumas difíceis de serem justificadas de imediato. Somente para fins de raciocínio, considere-se o problema da inferência de perfis de temperatura, em cujos modelos é comum admitir que a atmosfera encontra-se em equilíbrio termodinâmico local. Essa hipótese do modelo deve ser analisada à luz dos dados observados. Caso os dados não a confirmem, a existência da solução do modelo deverá ser questionada.

Nesse contexto, o equilíbrio termodinâmico local não é uma condição suficiente, porém, necessária. Torna-se necessário explorar todas as restrições impostas nos dados mediante esta hipótese, o que levaria a outras condições de suficiência. E assim por diante, até que todas as simplificações e aproximações do modelo fossem testadas e

analisadas, levando à determinação do conjunto de condições de suficiência para a existência da solução.

Do que se tem conhecimento, os pesquisadores que desenvolvem e utilizam os métodos de inversão para fins práticos admitem sempre que o problema tem solução e não se preocupam com os aspectos discutidos acima.

4.4 - UNICIDADE

A questão que segue é a da unicidade: se é garantido que existe uma solução para um determinado conjunto de dados, será que esta solução é única (Parker, 1977)? Se a resposta for não, as consequências assumirão grandes proporções pois, então, está estabelecido que mesmo que os dados sejam perfeitos (completos e exatos) eles não contêm suficiente informação para que a estrutura atmosférica seja recuperada. Neste caso, vários caminhos se abrem: com o objetivo de estreitar a classe de soluções, podem-se explorar hipóteses adicionais plausíveis a respeito da atmosfera da Terra, talvez até chegar à unicidade. Ou ainda, podem ser introduzidos tipos adicionais de medidas como, por exemplo, informações a priori ou dados estatísticos (Rodgers, 1977). E, finalmente, pode-se estar disposto a tolerar a ambiguidade se a classe de soluções admissíveis ainda contenha informações decisivas a respeito da atmosfera.

O problema da unicidade das soluções da Equação 4.1 é equacionado pela pergunta: existem soluções não-triviais $f(x)$ para a equação (Parker, 1977)

$$0 = \int_a^b K(x,y) f(x) dx \quad ?$$

Se a resposta for não, então $f(x)$ é único. Se for sim, então o conjunto de tais soluções é chamado anulador de $K(x,y)$.

Mesmo se tratando de dados perfeitos, para os cernes complicados, encontrados nos processos atmosféricos, é difícil que a unicidade seja estabelecida. Pode-se, nesses casos, tentar transformar a Equação 4.1 numa transformada bem conhecida, como fez King (1978) cujo método será discutido mais adiante, utilizando, por exemplo:

$$\text{Laplace: } K(x,y) = e^{-xy} \quad 0 \leq y < \infty \quad (4.7)$$

$$\text{Fourier: } K(x,y) = e^{2\pi ixy} \quad -\infty < y < \infty$$

Com esses cernes a Equação 4.1 apresentará solução única, caso f(x) seja uma função analítica bem comportada.

Na prática trabalha-se com dados reais que são incompletos, uma vez que as medidas são em número limitado e inexatas, em virtude dos erros experimentais. Assim, dentro dos limites dos erros associados com as medidas experimentais todas as soluções serão possíveis (Twomey, 1977a), conforme ilustra a Figura 4.3.

Portanto, rigorosamente falando, a solução dos problemas de inversão no caso real não é única, nem mesmo no caso de cernes como os indicados em 4.7.

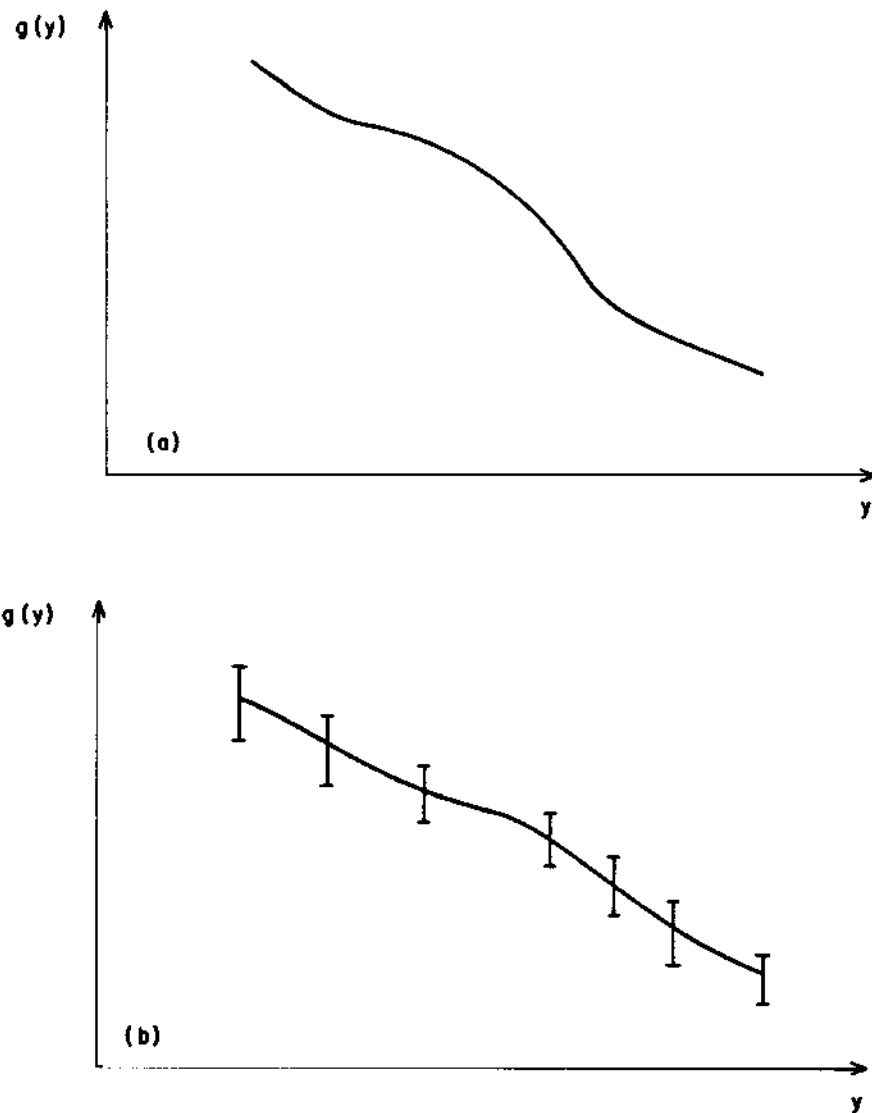


Fig. 4.3 - Esquema que ilustra: em (a), dados perfeitos (completos e exatos) e, em (b), dados experimentais (finitos e com erros de medida indicados pelas barras).

4.5 - CONSTRUÇÃO

Ainda resta a questão da construção. Considere-se que a unicidade e a existência da solução sejam garantidas. Deve-se, então, determinar o procedimento pelo qual num número finito de passos seja produzida uma solução, com uma precisão especificada. Caso estejam envolvidos métodos iterativos, fundamento da maioria dos esquemas puramente numéricos, é exigido um esquema de convergência.

Uma vez que os sistemas do tipo 4.4 são malcondicionados e que é impossível obter a solução "verdadeira" a partir de medidas, sã existem, de fato, dois caminhos a seguir (Parker, 1977):

- (a) deduzir as propriedades de $f(x)$ comuns a todas as soluções possíveis e que, portanto, deveriam ser as propriedades da solução verdadeira, ou
- (b) introduzir hipóteses a respeito de $f(x)$ com o objetivo de restringir a classe das soluções admissíveis.

Os algoritmos que permitem construir soluções para 4.4 a serem apresentados neste trabalho, na sua maioria foram desenvolvidos tendo por base o segundo caminho.

Além das questões matemáticas acima expostas, outras de cunho prático também devem ser colocadas na análise, comparação e implantação de métodos como as de: precisão, disponibilidade de informações a priori ou de dados estatísticos; tamanho da palavra do computador, tendo em vista a precisão de matrizes inversas; número de canais para medir as radiancias; memória de máquina para armazenar e manipular matrizes de covariância, etc.

4.6 - CLASSIFICAÇÃO DOS MÉTODOS

Os métodos de solução para o problema da inversão podem ser classificados em duas grandes categorias: lineares e não-lineares. Um método é dito linear se dados \underline{g}_1 , com solução correspondente \underline{f}_1 , e \underline{g}_2 , com solução correspondente \underline{f}_2 , a $(\underline{g}_1 + \underline{g}_2)$ corresponder a solução $(\underline{f}_1 + \underline{f}_2)$.

Uma outra classificação comumente encontrada categoriza os métodos em: por inversão de matrizes, iterativos e de regressão. Observe-se que nessas duas últimas categorias podem existir métodos lineares e não-lineares. E que, conforme mostrou Fleming (1977),

existe uma dualidade entre os métodos lineares iterativos e os por inversão de matrizes, assunto a ser discutido no Capítulo 7.

De modo geral, a classificação e o nome dos métodos variam de autor para autor. Assim, de acordo com Rodgers (1977), qualquer método que utilize algum tipo de restrição, informação a priori ou dado estatístico, é classificado como "método estatístico". Por outro lado, Fleming e Smith (1972) chamam de "método estatístico" somente aquele que faz uso das matrizes de covariância para o cálculo da solução, como será visto no capítulo seguinte. Outro exemplo é o método iterativo não-linear desenvolvido por Chahine, bastante conhecido como *método de Chahine*. Fleming e Smith (1972) o classificam de *méto*do não-linear. Isto pode confundir bastante o leitor. No presente trabalho procurou-se, para cada método discutido, apresentar todos os nomes pelos quais ele é tratado na literatura de inversão.

CAPÍTULO 5

MÉTODOS LINEARES

5.1 - MÉTODO DA INVERSÃO LINEAR CONSTRANGIDA

O método da inversão linear constrangida, também conhecido como método de Twomey da matriz H , é uma extensão do método dos mínimos quadrados. Claramente, este é um método por inversão de matrizes e, sendo linear, possui um dual iterativo.

Conforme discutido no capítulo anterior o sistema:

$$\underline{g} = A \underline{f} + \underline{\varepsilon} \quad (5.1)$$

é malcondicionado, em virtude de alguns autovalores da matriz A , ou de $A^* A$, serem muito pequenos. Aumentar de alguma forma a magnitude desses autovalores, através da aplicação de restrições, poderá melhorar a situação.

Uma vez que a matriz A é calculada a partir dos cernes associados com as várias medidas, somente se pode mudar seus autovalores se a questão que se formula a respeito dos dados for alterada. Uma vez que o erro $\underline{\varepsilon}$ correspondente a \underline{g} (medido) é um outro elemento do problema, é adequado incluí-lo nesse novo enfoque.

Conforme Twomey (1977a), o processo de solução pode ser olhado da seguinte maneira: seja um valor fixo, E^2 , atribuído a $|\underline{\varepsilon}|^2 = |A \underline{f} - \underline{g}|^2$, onde as barras simples indicam a norma do vetor. O vetor $\underline{\varepsilon}$ é a quantidade que indica se \underline{f} é uma possível solução da equação $A \underline{f} = \underline{g}$. De todos os possíveis vetores, um pequeno subconjunto terá $|A \underline{f} - \underline{g}|^2 \leq E^2$. Se E^2 for da mesma ordem que as incertezas, todos os vetores nesse subconjunto serão aceitáveis como possíveis soluções. Agora seleciona-se, do subconjunto em questão, um único \underline{f} , que é o mais "suave" a ser julgado pelo valor de $q(\underline{f})$. Por sua vez, $q(\underline{f}) = \underline{f}^* H \underline{f}$ é

alguma medida escalar não-negativa dos desvios de "suavidade" de \underline{f} . O \underline{f} mais "suave" terá o menor desvio em relação a um valor médio; esta condição é arbitrária pois as medidas não sugerem qual \underline{f} é o mais suave.

A solução pelo *método da inversão linear constrangida* é dada por Twomey, (1977a):

$$\underline{f}' = (A^* A + \gamma H)^{-1} A^* \underline{g} \quad (5.2)$$

onde γ é um multiplicador indeterminado de Lagrange, que pode variar entre zero e infinito, e H pode ser interpretada como uma medida de "não-suavização", sendo em geral uma matriz quase-diagonal.

A forma de H depende do tipo de restrição que se impõe. Por exemplo, se a restrição for usada para selecionar qual \underline{f} , entre as possíveis soluções, produz o menor valor de $\underline{f}^* \underline{f} = |\underline{f}|^2$, então isto equivale a minimizar $q(\underline{f}) = \underline{f}^* H \underline{f}$. Neste caso, a matriz H deverá ser, necessariamente, unitária.

O procedimento comum para tratar o sistema 5.2 é escolher diversos valores de γ e decidir, posteriormente, qual o valor mais apropriado segundo o resíduo, $|A \underline{f} - \underline{g}|$. Se o resíduo for muito maior do que o erro global devido a todas as causas (erro experimental, erro de quadratura, etc) então o valor de γ escolhido foi muito grande. Neste caso diz-se que a solução foi por demais constrangida. Se, por outro lado, $|A \underline{f} - \underline{g}|$ for menor do que o erro estimado, obtêm-se uma solução "subconstrangida" - a componente do erro, ou parte dela, foi também invertida e oscilações espúrias foram introduzidas na solução.

Assim sendo, dependendo da restrição imposta, certas soluções matematicamente aceitáveis, não são plausíveis fisicamente. E, se forem utilizados valores muito pequenos de γ , as soluções em geral tornar-se-ão instáveis, conforme mostrado por Twomey (1977a).

5. 2 - MÉTODO DA MÍNIMA INFORMAÇÃO

Um caso particular do *método da inversão linear* *constrangida* se consegue com $H = I$, onde I é a matriz identidade. Conforme já discutido, isto corresponde à restrição: $\underline{f}^* \underline{f} = |\underline{f}|^2$. De outra forma, a solução ponderada do *método dos mínimos quadrados*, que se obtém incluindo fatores-peso no processo de minimização, também leva ao mesmo resultado (Twomey, 1977a), isto é:

$$\underline{f}' = (A^* A + \gamma I)^{-1} A^* \underline{g} \quad (5.3)$$

Na literatura este método recebe diversos nomes diferentes: *método da mínima informação* (Fleming and Smith, 1972), *método de Twomey-Phillips* (Fleming, 1977) e *método da inversão constrangida com restrição mínima $H = I$* (Twomey, 1977a).

Por outro lado, o *método estatístico R-S-W*, a ser apresentado mais adiante, também fornece a Equação 5.3 como um caso especial. Neste contexto, o parâmetro γ pode ser identificado como sendo a relação sinal-ruído do experimento cujo valor, em situações individuais, não é conhecido. Assim sendo, $\gamma = \sigma_\epsilon^2 / \sigma_f^2$, onde σ_ϵ é o erro padrão das medidas, e σ_f é o erro padrão segundo uma hipótese inicial arbitrária (Smith et alii, 1972). Embora varie com a altura, γ é comumente admitido constante.

De acordo com Fleming e Smith (1972) é mais conveniente utilizar o "dual iterativo" do *método da mínima informação*, que no lugar da Equação 5.3 fornece a seguinte solução:

$$\underline{f}'_{-r}{}^{(n+1)} = (A^{*(n)} A^{(n)} + \gamma I)^{-1} A^{*(n)} \underline{g}_r^{(n)} = R^{(n)} \underline{g}_r^{(n)} \quad (5.4)$$

onde \underline{f}'_{-r} e \underline{g}_r são os resíduos de temperatura e radiância, respectivamente, calculados em relação a perfis climatológicos (na qualidade de

estimativas iniciais), $R^{(n)}$ é a matriz iterativa do *método da mínima informação*, e n é o passo da iteração. Note-se que, neste caso, as informações a priori são introduzidas através dos perfis iniciais.

Com este método, o critério de convergência normalmente utilizado é o seguinte:

$$\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [\underline{g}(y_i) - \underline{g}^{(n)}(y_i)]^2 \leq \sigma_\epsilon^2 \quad (5.5)$$

onde M é o número de canais de observação.

A versão iterativa do *método da mínima informação* foi utilizada por Smith et alii (1972) na recuperação de perfis de temperatura a partir das radiâncias medidas pelo radiômetro SIRS com oito canais em ondas longas, a bordo do satélite NIMBUS-IV. Para tanto, esses autores adotaram $\sigma_\epsilon = 0,25 \text{ erg (cm}^2 \text{ s sr cm)}^{-1}$, determinado a partir dos dados de calibração do SIRS, e um valor arbitrário para σ_f de $8 \text{ ergs (cm}^2 \text{ s sr cm)}^{-1}$, que representa o desvio padrão médio da temperatura atmosférica. Consequentemente, $\gamma = \sigma_\epsilon^2 / \sigma_f^2 \approx 10^{-3}$.

Com a notação introduzida nos capítulos anteriores a solução pode ser explicitada da seguinte forma:

$$T(x_i) = \tilde{T}(x_i) + \sum_{j=1}^8 r(v_j, x_i) I_r(v_j); \quad i = 1, 2, \dots, 100 \quad (5.6)$$

onde \tilde{T} representa a estimativa inicial do perfil de temperatura; os coeficientes de regressão, $r(v_j, x_i)$, são os elementos de matriz $R^{(n)}$ da Equação 5.4, e $I_r(v_j)$ os resíduos das radiâncias.

Smith et alii (1972) empregaram dois tipos básicos de perfis iniciais: o climatológico, de acordo com a faixa de latitude concernente, e a previsão de 12 horas fornecida pelo NMC (National Meteorological Center - Centro Nacional de Meteorologia), obtendo melhores resultados com este último tipo.

A Figura 5.1 apresenta uma solução obtida com perfil climatológico como estimativa inicial. Este caso mostra que o método é de rápida convergência, a solução tendo sido conseguida em três passos iterativos. A comparação foi feita com dados de radiossondagem.

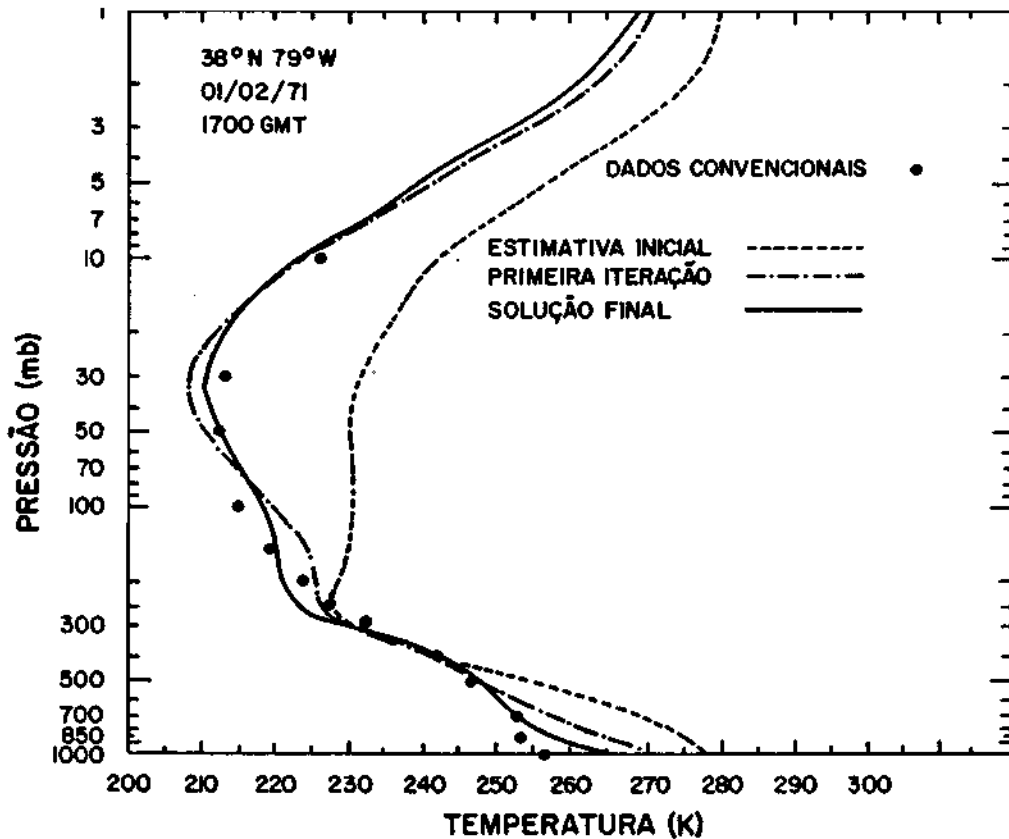


Fig. 5.1 - Comparação do perfil de temperatura inferido a partir de medidas do SIRS-B com dados de radiossondagem.

FONTE: Smith et alii, 1972.

Excluindo o problema da nebulosidade, os autores apontam a dependência da estimativa inicial (não unicidade) como sendo uma limitação do algoritmo, conforme ilustra a Figura 5.2.

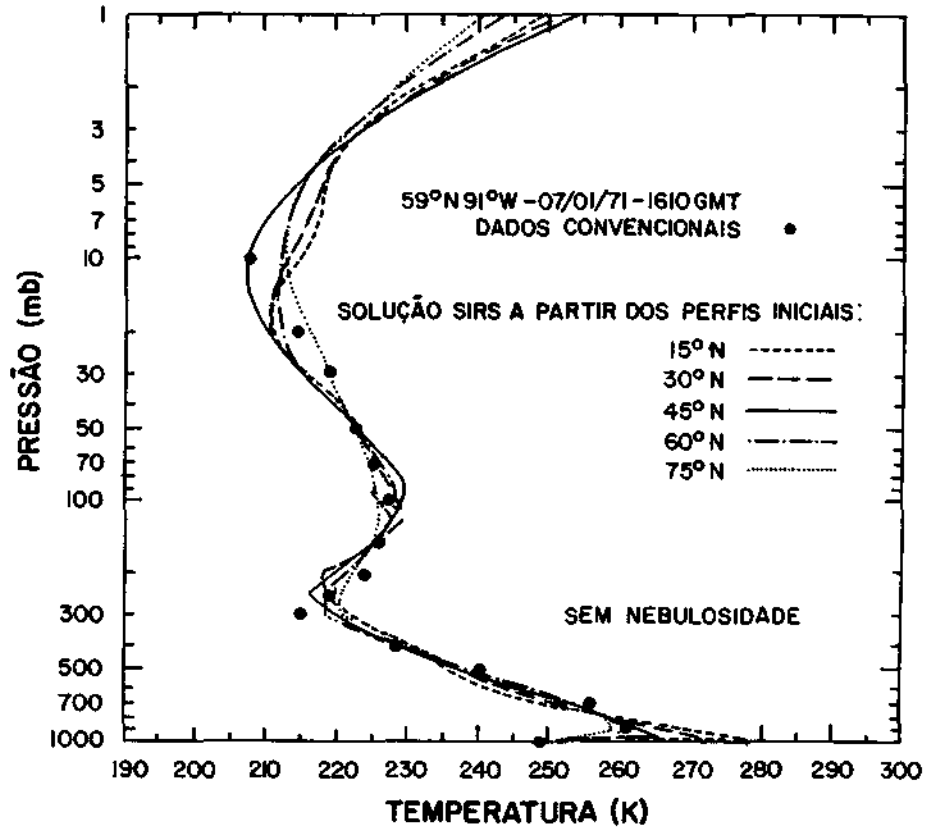


Fig. 5.2 - Comparação de perfis de temperatura (alta latitude), inferidos a partir de medidas do SIRS-B (correspondentes a 5 perfis climatológicos do "U.S. Standard Atmospheric Supplements" como estimativas iniciais) com dados de radiossondagem.

FONTE: Smith et alii (1972).

Este algoritmo baseado no *método da mínima informação* desenvolvido por Smith et alii (1972) foi também empregado pelo NESS no processamento operacional dos dados do radiômetro VTPR (ver Figura 4.1) a bordo dos satélites ITOS/NOAA, de 21 de dezembro de 1972 até 13 de março de 1975. Foi então substituído pelo algoritmo de *regressão após categorização*, em virtude de certas deficiências apontadas por Werbowetzki (1975), discutido na próxima seção.

Eram utilizados os seguintes campos de estimativa inicial, cuja influência na qualidade da solução fornecida pelo *método da mínima informação* é, obviamente, significativa: temperatura da superfície do mar para o termo de contorno da Equação 3.14, temperaturas geradas pelo NMC para os níveis padrões meteorológicos e para a tropopausa; análise mais recente dos dados convencionais e do VTPR para o Hemisfério Sul; e, climatologia para os trópicos.

O Hemisfério Sul se colocava como um problema especial em se tratando de estimativas iniciais. Num dado intervalo de tempo, talvez por causa da realimentação positiva ou em virtude dos valores errôneos dos cernes, um grande número de sondagens VTPR do Hemisfério Sul eram rejeitadas por serem superadiabáticas.

Outra limitação do *método da mínima informação* é sua dependência do grau de precisão apresentado pelas transmitâncias atmosféricas e pelas características espectrais dos filtros. Erros em quaisquer funções-peso dos canais do VTPR causavam erros significativos na integração da Equação de Transferência Radiativa (3.14). Após o lançamento do satélite, valores das transmitâncias VTPR (utilizadas nos cálculos), eram estatisticamente ajustadas a partir de dados de radiossondagem coincidentes (com as sondagens VTPR). Este método de ajuste exigia constante monitoramento e era difícil de ser empregado simultaneamente para todos os canais.

De acordo com Werbowetzki (1975) e Fritz (1977), ao serem comparados com dados de radiossondagem os perfis VTPR individuais apresentavam erros normalmente grandes, atingindo mais de 10°C na tropopausa, em certos casos. Na camada entre 1000 e 800 mb e próximo de 200 mb, erros rmq de 3°C eram comuns.

De certa forma, isto confirmou alguns resultados encontrados por Fleming e Smith (1972) que, com um experimento simulado uti

lizando o *método da mínima informação* a ser discutido no Capítulo 7, forneceram um valor de cerca de 3°C para o erro médio absoluto dos perfis inferidos.

Num estudo independente, Fritz (1977) propôs a utilização de radiossondagens coincidentes com sondagens por satélite, tendo por objetivo calcular os coeficientes de regressão $r(v_j, x_j)$ da Equação 5.6 em função de uma dada área geográfica, com o argumento de que o algoritmo, conforme utilizado pelo NESS, atribui peso demais a esses coeficientes nas camadas mais baixas.

Segundo os resultados obtidos por Fritz (1977), através de um experimento simulado com o algoritmo do NESS, esse método de ajuste é superior ao que usa estimativas iniciais, em particular nos níveis inferiores.

Fritz (1977) sugere também que o cálculo dos coeficientes de regressão, utilizando radiossondagens coincidentes seria mais aplicável com satélites geostacionários, em virtude da alta frequência de observação, ou com os satélites de órbita polar, nos trópicos, onde a forma do perfil vertical de temperatura não varia muito com o espaço ou com o tempo.

Do que se sabe, o método de ajuste, conforme proposto por Fritz (1977) nunca foi empregado na prática.

5.3 - MÉTODO DE REGRESSÃO APÓS CATEGORIZAÇÃO

Este método é de regressão linear e se baseia inteiramente em dados coincidentes de radiância e de radiossondagem. Por ocasião de sua implantação, a amostra dependente de dados era dividida em três categorias, de acordo com o valor da radiância obtida pelo VTPR, para céus limpos, no canal da janela atmosférica. A seleção de valores que

limitava cada categoria era feita segundo os perfis médios de alta latitude, média latitude e trópicos. Com finalidade ilustrativa, é apresentada a Tabela 5.1 com a estatística de cada uma dessas categorias.

TABELA 5.1

ESTATÍSTICA DE REGRESSÃO PARA DADOS DEPENDENTES
COLETADOS DE JANEIRO A JULHO DE 1975

PRESSÃO (mb)	CATEGORIA I				CATEGORIA II				CATEGORIA III			
	\bar{T}	\bar{S}	\bar{R}	n	\bar{T}	\bar{S}	\bar{R}	n	\bar{T}	\bar{S}	\bar{R}	n
1000	24,1	1,5	0,89	287	11,6	2,4	0,86	187	1,9	2,3	0,90	111
850	15,2	1,6	0,87	310	4,6	2,1	0,93	237	-5,6	2,0	0,95	137
700	7,9	1,2	0,91	313	-3,0	1,6	0,95	235	-12,6	1,7	0,97	139
500	-7,6	1,1	0,94	316	-18,6	1,5	0,96	251	-27,3	1,7	0,96	140
400	-18,9	1,2	0,94	297	-30,8	1,4	0,97	234	-38,0	1,8	0,95	141
300	-34,1	1,3	0,93	291	-45,5	1,5	0,95	216	-49,5	1,8	0,90	127
250	-43,7	1,2	0,91	269	-52,1	2,0	0,89	195	-52,4	2,1	0,90	124
200	-54,5	1,4	0,79	270	-54,1	2,3	0,93	194	-51,0	1,7	0,95	126
150	-65,0	1,4	0,91	248	-54,0	1,5	0,94	200	-50,6	1,3	0,96	121
100	-74,4	1,6	0,97	228	-57,0	1,9	0,95	189	-52,3	1,3	0,97	113
70	-70,1	1,9	0,94	230	-57,1	1,5	0,97	153	-53,2	1,5	0,96	101
50	-62,5	1,5	0,86	211	-55,7	1,6	0,96	139	-53,6	1,7	0,96	114
30	-55,2	1,5	0,74	177	-54,0	1,5	0,96	93	-52,5	1,5	0,97	81
20	-49,4	1,7	0,77	155	-51,1	2,2	0,94	70	-50,7	2,1	0,96	66
10	-39,4	2,4	0,72	67	-41,5	2,2	0,96	35	-44,9	2,8	0,98	20

Categoria I = $R_0 > 111$
 Categoria II = $95 < R_0 < 111$
 Categoria III = $R_0 < 95$

\bar{T} = Temperatura Média da Radiossonda ($^{\circ}\text{C}$)
 \bar{S} = Erro Padrão da Estimativa ($^{\circ}\text{C}$)
 \bar{R} = Coeficiente de Correlação Múltipla
 n = Tamanho da Amostra
 R_0 = Canal da Janela em 835 cm^{-1}

Os perfis de temperatura são obtidos através da seguinte equação de regressão:

$$T_i = R_{0i} + \sum_{j=1}^8 R_{ji} I(v_j) \quad i = 1, 2, \dots, 15 \quad (5.7)$$

onde i indica o nível-padrão atmosférico e j o número do canal VTPR. R_{0i} e R_{ji} são os coeficientes de regressão.

Os seguintes aspectos do *método de regressão após categorização*, cujos resultados serão discutidos no Capítulo 7, são destacados por Webowetzki (1975):

- Os perfis atmosféricos são separados em três categorias, sendo que mais categorias podem ser usadas se o tamanho da amostra as sim o permitir.
- Para cada categoria uma regressão passo-a-passo específica é aplicada ã amostra dependente com o objetivo de obter "preditores" para temperaturas em cada um dos 15 níveis-padrão.
- A separação de perfis em categorias reduz a variância da variável dependente (temperatura obtida por radiossonda) e de qualquer relação não-linear entre as variáveis dependente e independente.
- "Preditores" específicos para cada categoria são mais estáveis e precisos do que aqueles para todos os dados combinados.
- A categorização separa perfis em classes comuns que podem ser previstas independentemente da mudança sazonal de uma dada área geográfica. Sondagens de inverno no Hemisfério Norte podem ser usadas como uma base para a previsão de sondagens de inverno no Hemisfério Sul.
- O método produz sondagens que são praticamente independentes de campos de previsão meteorológica na qualidade de estimativas iniciais. Isto minimiza o risco de uma realimentação positiva tendenciosa em modelos de previsão que empreguem os perfis de temperatura obtidos por sondagem remota.

5.4 - MÉTODO DE REGRESSÃO POR AUTOVETORES

Quando se dispõe de um grande conjunto de valores passados da função $f(x)$, conjunto este ortogonal que será representado por $f_1(x), f_2(x), \dots, f_N(x)$, então é possível obter qualquer $f_i(x)$ futuro através da combinação linear dos elementos desse conjunto.

$$f_i(x) = \sum_{j=1}^N c_j f_j(x) \quad (5.8)$$

e resolvendo-se para os coeficientes c_j .

Porém, dada uma grande amostra de observações, onde cada observação consiste em um conjunto de números que são estatisticamente dependentes, as funções ortogonais empíricas fornecem uma representação "mais econômica" para esta amostra. Isto significa que cada observação pode ser representada como uma combinação linear de funções, cujos coeficientes são estatisticamente independentes. Tais funções, que na prática são os autovetores de uma matriz estatística de covariância, maximizam a interpretação progressiva da variância. Em outras palavras, as m primeiras funções ortogonais empíricas exprimem mais variância do que as m primeiras funções de qualquer conjunto ortogonal, quando se trata de representar uma variável da amostra.

O número de termos m da expansão, necessário para exprimir a variância total satisfatoriamente, pode ser interpretado como a "dimensão" do espaço gerado pelas funções f_1, f_2, \dots, f_N .

As funções ortogonais empíricas têm encontrado aplicação em diversas áreas de Meteorologia (Lorenz, 1956; Wark and Fleming, 1966; Alishouse et alii, 1967; Crosby et alii, 1973; Smith and Woolf, 1976) sob títulos diferentes: padrões característicos, autovetores da matriz de covariância e componentes principais.

No caso de sondagem remota, os radiômetros fornecem um grande número de observações de radiância. Entretanto, conforme já discutido, o número de informações independentes é, em geral, menor do que o número de canais espectrais em virtude da interdependência entre os cernes.

Desta forma, o uso de funções ortogonais empíricas, além de ser eficiente, reduz a influência dos erros aleatórios de medida pois permite especificar os coeficientes da expansão a partir de um sistema de equações que é "superdeterminado". Isto porque o número de coeficientes será menor do que o número de observações de radiância (Smith and Woolf, 1976).

Conforme mostrado por Twomey (1977a), cada função ortogonal empírica, $\hat{\Phi}_k(x)$, pode ser expressa em função do autovetor correspondente da matriz de covariância $C_f = \int f_i(x)f_j(x)dx$ do vetor $\underline{f}(x)$ da seguinte maneira:

$$\hat{\Phi}_k(x) = \lambda_k^{-1/2} \underline{u}_k^* \underline{f}(x) = \lambda_k^{-1/2} \sum_j u_{jk} f_j(x) \quad (5.9)$$

onde λ_k é o autovalor correspondente ao autovetor \underline{u}_k .

Conhecendo-se as funções ortogonais empíricas, a Equação 5.8 torna-se:

$$\underline{f}(x) = \beta_1 \hat{\Phi}_1(x) + \beta_2 \hat{\Phi}_2(x) + \dots + \beta_\ell \hat{\Phi}_\ell(x) \text{ ou } \underline{f}(x) = \hat{\Phi}^*(x) \underline{\beta} \quad (5.10)$$

Por sua vez, os coeficientes β_i podem ser obtidos através da inversão constrangida de:

$$\underline{g} = B_\Phi \underline{\beta} \quad (5.11)$$

com a restrição: $\underline{\beta}^* \Lambda^{-1} \underline{\beta} = \sum \lambda_k^{-1} \beta_k^2 = \text{mínimo}$, onde Λ é a matriz diagonal dos autovalores λ_j . Desta forma:

$$\underline{\beta} = (B_{\phi}^* B_{\phi} + \gamma \Lambda^{-1})^{-1} B_{\phi}^* \underline{g} \quad (5.12)$$

A matriz B_{ϕ} pode ser determinada utilizando-se as propriedades de ortogonalidade das funções $\hat{\phi}_j(x)$, levando à solução:

$$B_{\phi} = \left\| \int K_j(x) \hat{\phi}_j(x) dx \right\| \quad (5.13)$$

Utilizando-se 5.12 e 5.13, a Expressão 5.10 será dada explicitamente por:

$$\underline{f}'(x) = \underline{f}^*(x) U \Lambda^{-1/2} (B_{\phi}^* B_{\phi} + \gamma \Lambda^{-1}) B_{\phi}^* \underline{g} \quad (5.14)$$

onde U é a matriz formada pelos autovetores $\underline{u}_1, \underline{u}_2, \dots, \underline{u}_n$ correspondentes a $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_n$, organizados na ordem decrescente.

O método de regressão por autovetores, baseado na teoria de funções ortogonais empíricas, foi empregado por Smith e Woolf (1976) para processar os dados do SIRS a bordo do NIMBUS-VI de acordo com a equação:

$$\underline{t} = (F S F_b^*) \underline{t}_b = R' \underline{t}_b \quad (5.15)$$

onde \underline{t} e \underline{t}_b são os desvios de temperatura e de temperatura radiométrica em relação a valores médios climatológicos. As matrizes F e F_b são constituídas pelos dez primeiros autovetores das matrizes de covariância de temperatura e de temperatura radiométrica, respectivamente. Por sua vez, $S = P Q^* (Q Q^*)^{-1}$, sendo que as matrizes P e Q são dadas por $F^* F$ e $F_b^* F_b$, respectivamente.

Este método vem sendo utilizado pelo NESS no processamento operacional dos dados do TOVS a bordo dos satélites TIROS-N / NOAA. Os coeficientes de regressão, que compõem a matriz R' da Equação 5.15,

são atualizados periodicamente com dados obtidos por meio de radiossondagens coincidentes com sondagens por satélite, de acordo com a faixa de latitude (Smith et alii, 1979).

Numa discussão sobre os resultados preliminares das sondagens TIROS-N, Phillips et alii (1979) e Smith et alii (1979) fizeram comparações com dados de temperatura de radiossondagem obtendo diferenças rmq maiores do que 2°C nas regiões da tropopausa onde ocorre um máximo acentuado, e próximo à superfície, conforme mostra a Figura 8.1. Mesmo assim, estes autores concluíram que os resultados do TOVS são superiores aos do VTPR, por uma margem de 2°C ou mais, quando a comparação é feita com dados de balão.

Por outro lado, Phillips et alii (1979) mostraram que a variância das temperaturas TIROS-N é, frequentemente, bem menor do que a variância das temperaturas obtidas por radiossondagens coincidentes, na maior parte das camadas atmosféricas. A razão entre essas variâncias atinge valores muito pequenos (entre 0,2 e 0,3) nas camadas atmosféricas mais altas, estando geralmente entre 0,5 e 0,9. Isto, de acordo com Thompson (1981), significa que as informações reais de temperatura são, muito frequentemente, filtradas no sistema de sondagem por satélite.

Uma avaliação recente dos dados de temperatura do TOVS foi feita por Schlatter (1981). A amostra utilizada era constituída por mais de 1500 sondagens obtidas entre o fim de março e o início de abril de 1979. A comparação teve por base análises feitas pelo NMC para o mesmo período porém sem a inclusão de dados de satélite, ou seja, apenas com informações obtidas por radiossonda.

As diferenças médias para este conjunto são apresentadas na Figura 5.3, sendo de particular interesse o resultado para céus limpos. As maiores diferenças são encontradas na região da tropopausa - cerca de 2°C .

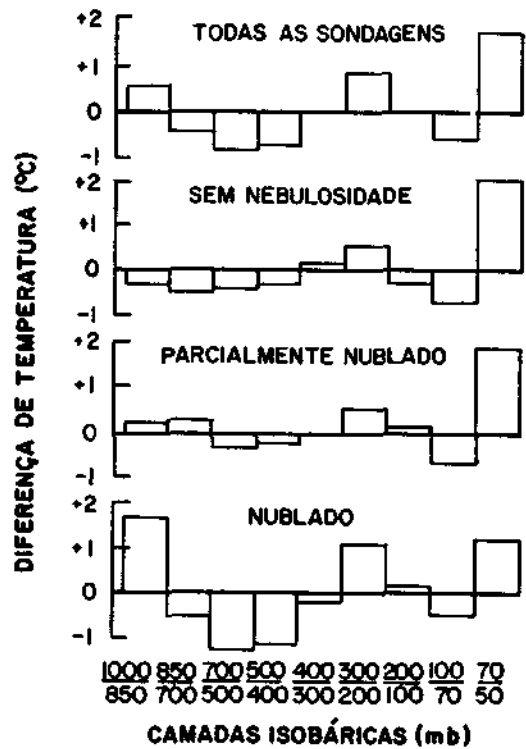


Fig. 5.3 - Diferença média entre temperaturas (médias) obtidas pelo TOVS e por meio de análise do NMC em função das camadas atmosféricas.

FONTE: Schlatter (1981).

Por outro lado, as diferenças rmq obtidas por Schlatter (1981) mostram uma configuração diferente daquela obtida por Phillips et alii (1979): elas não exibem valores máximos na tropopausa, isto é, entre 500 e 70 mb o erro rmq é de cerca de 2^oC, sem que haja um máximo local nas camadas superiores. Isto é consequência das análises do NMC serem suavizadas.

5.5 - MÉTODO ESTATÍSTICO R-S-W

Em virtude da natureza do problema da inversão, é conveniente considerar os erros de medida de maneira explícita, pois isto permite tratar melhor a questão da precisão dos resultados obtidos as

sim como entender o caráter da solução. Assim sendo, torna-se relevante incorporar as propriedades conhecidas dos erros ao procedimento de inversão.

Numa discussão sobre este assunto, Rodgers (1977) argumenta que as fontes de erro são, na grande maioria, de natureza estatística. Portanto, devem-se empregar métodos estatísticos para tratá-las.

Em geral, a distribuição dos erros não é conhecida e somente é possível estimar sua magnitude. Quando as quantidades em medição apresentarem distribuição simétrica, do tipo da distribuição normal, comumente adotada nesse caso, isto significa que os erros positivos e negativos são igualmente prováveis. Então, o erro médio é zero e o valor rmq é usado para descrever a magnitude do erro.

Conforme enfatizado por Twomey (1977a) é importante observar que tratar com erros escalares (componentes de vetores) não é necessariamente o mesmo que tratar com o erro na forma vetorial.

Considerando um conjunto s de amostras para a radiação g com erros ϵ_j associados:

$$\begin{array}{cccc} \epsilon_1^I & \epsilon_1^{II} & \dots & \epsilon_1^{II\dots\dots I} \\ \epsilon_2^I & \epsilon_2^{II} & \dots & \epsilon_2^{II\dots\dots I} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \epsilon_m^I & \epsilon_m^{II} & \dots & \epsilon_m^{II\dots\dots I} \end{array}$$

a matriz de covariância dos erros será dada por:

$$C_\epsilon = \frac{1}{s} \left\| \begin{array}{cc} \epsilon_i^I & \epsilon_j^I \\ \epsilon_i^I & \epsilon_j^{II} \\ \dots & \dots \\ \epsilon_i^{II\dots\dots I} & \epsilon_j^{II\dots\dots I} \end{array} \right\| \quad (5.16)$$

A matriz C_ϵ prescreve não somente os erros rmq mas também a extensão na qual esses erros são correlacionados estatisticamen

te. Por exemplo, se os erros forem independentes, C_ϵ será uma matriz diagonal. Ainda mais, se os valores rmq forem todos iguais, também os serão todos os elementos da diagonal de C_ϵ . Em consequência, com erros não-correlacionados e valores rmq iguais a σ_ϵ^2 , $C_\epsilon = \sigma_\epsilon^2 I$.

Em vista disso, além das técnicas lineares com restrições baseadas em informações passadas, como por exemplo o *método de regressão de autovetores*, existem outras onde a estatística encontra aplicação mais diretamente.

Se houver um número suficiente de medidas simultâneas de $\underline{g}(y)$ e $\underline{f}(x)$, então a relação entre $\underline{g}(y)$ e $\underline{f}(x)$ pode ser inferida a partir dessas medidas, desde que seja fisicamente razoável admitir o problema como linear em primeira aproximação. Este é, essencialmente, o procedimento na maioria dos algoritmos de inversão essencialmente estatísticos, nos quais a matriz R é determinada a partir de um conjunto de pares de distribuição $(\underline{F}, \underline{G})$. Nestas circunstâncias, qualquer solução particular seria do tipo $\underline{f}' = R \underline{g}$, onde os elementos da matriz R se identificam com os coeficientes estatísticos de regressão (Fleming and Smith, 1972).

Uma solução para este problema, que inclui explicitamente a estatística dos erros, foi dada por Westwater e Strand (1968):

$$\underline{f}' = C_f A^* (A C_f A^* + C_\epsilon)^{-1} \underline{g} \quad (5.17)$$

ou seja,

$$R = C_f A^* (A C_f A^* + C_\epsilon)^{-1} \quad (5.18)$$

onde C_f e C_ϵ são as matrizes de covariância de \underline{f} e de $\underline{\epsilon}$, respectivamente.

Considerando que $\underline{g}_{\text{exato}} = \underline{g} + \underline{\varepsilon}$, onde \underline{g} é o valor medido, as seguintes condições precisam ser verificadas para que a Solução 5.17 seja válida:

- (1) os erros ε_j devem ser independentes de \underline{f} e, portanto, de \underline{g} ;
- (2) os erros ε_j devem apresentar uma distribuição multivariada com média igual a zero e matriz de covariância conhecida C_ε ;
- (3) os erros de aproximação por quadratura devem ser desprezíveis em comparação aos ε_j ;
- (4) C_ε e C_f devem ser não-singulares e apresentar dimensões compatíveis com o problema.

Isto implica, como será visto mais adiante, que os vetores-erro admissíveis estão confinados numa esfera do espaço vetorial de $\underline{\varepsilon}$ com dimensão M . Ou seja, $\underline{\varepsilon}^* \underline{\varepsilon} = \text{constante}$.

A Solução 5.17 é classificada de estatística por depender de informações a priori na forma de duas matrizes de covariância. O algoritmo, por sua vez, é conhecido na literatura como método de Rodgers-Strand-Westwater (Fleming, 1977) e será chamado, no presente trabalho, *método estatístico R-S-W*.

Muito embora os exemplos de aplicação do *método estatístico R-S-W* são discutidos no Capítulo 7, é oportuno mencionar o trabalho de Crosby e Weinreb (1974) sobre a influência de estatísticas incorretas na solução do problema de inversão. Matrizes de covariância baseadas em informações estatísticas de localizações geográficas ou de estações (do ano) errôneas concorrem para deteriorar a precisão dos perfis de temperatura derivados a partir de dados de satélite.

Note-se que se os elementos de \underline{f} não se correlacionarem estatisticamente e sua variância for constante e igual a σ_f^2 (de outra

forma, $C_f = \sigma_f^2 I$), e o mesmo ocorrer com o elemento de $\underline{\varepsilon}$, isto é, $C_\varepsilon = \sigma_\varepsilon^2 I$, a Equação 5.17 fica sendo:

$$\underline{f}' = A^* (A A^* + \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_f^2} I)^{-1} \underline{g}$$

Fazendo $\gamma = \sigma_\varepsilon^2 / \sigma_f^2$, identificada anteriormente como a relação sinal-ruído, e aplicando a matriz identidade:

$$A^* (A A^* + \gamma I)^{-1} = (A A^* + \gamma I)^{-1} A^*$$

obtêm-se a solução pelo método da mínima informação:

$$\underline{f}' = (A^* A + \gamma I)^{-1} A^* \underline{g} \quad (5.3)$$

Portanto, o método da mínima informação é um caso particular do método estatístico R-S-W, resultado este antecipado na Seção 5.2.

Por outro lado, o método da inversão linear constrangida, apresentado na Seção 5.1, pode ser estendido para incluir, explicitamente, a configuração dos erros, sem com isso envolver a estatística associada a \underline{f} . A discussão que segue se deve a Twomey (1977a).

Na derivação da Equação 5.2 admite-se que os erros são aleatórios e possuem o mesmo peso, ou seja, são quantidades independentes igualmente prováveis. A única restrição confina os vetores-erro admissíveis, $\underline{\varepsilon}$, a uma esfera num espaço vetorial de dimensão N.

Em alguns casos, algumas componentes do erro podem ser sistematicamente maiores que as outras, isto é, embora independentes elas não são igualmente prováveis. Isto pode ser levado em consideração, atribuindo-se pesos, w_1, w_2, \dots, w_M , proporcionais à magnitude

esperada dos vários erros. Neste caso, as quantidades $\epsilon_1/w_1, \epsilon_2/w_2,$ etc., representariam amostras da mesma população e possuiriam variâncias idênticas. Desta forma, se:

$$A \underline{f} = \underline{g} + \underline{\epsilon}$$

for reescrita como:

$$W^{-1} A \underline{f} = W^{-1} \underline{g} + W^{-1} \underline{\epsilon} \quad (W_{kj} = w_k \delta_{kj}) \quad (5.19)$$

a equação de inversão novamente apresenta uma forma na qual a magnitudo de esperada das N componentes do vetor-erro $\bar{\epsilon}$ é a mesma e, portanto, po de ser resolvida empregando-se a solução (5.2) do *método de inversão linear constrangida*. Substituindo-se $W^{-1} A$ no lugar de A e $W^{-1} \underline{g}$ no lugar de \underline{g} consegue-se:

$$\underline{f}' = (A^* W^{-1} W^{-1} A + \gamma H)^{-1} A^* W^{-1} \underline{g} \quad (5.20)$$

Conforme indicado em 5.19, W é uma matriz diagonal com elementos w_1, w_2, \dots, w_M .

O mesmo resultado será obtido se a Equação 5.1 for re solvida, minimizando-se $\underline{f}'^* H \underline{f}'$ mediante a restrição $(W^{-1} \underline{\epsilon})^* (W^{-1} \underline{\epsilon}) =$ constante, isto é, usando-se explicitamente a restrição $\sum_i \epsilon_i^2 w_i^{-2} =$ constante.

Esta restrição traduz a condição de erros independen tes, porém nem todos igualmente prováveis. Portanto, os veto res-erro admissíveis estarão confinados, não mais numa esfera e sim, num eli psóide do espaço vetorial de dimensão N.

Um enfoque mais geral é apresentado por Twomey (1977a) quanto aos erros correlacionados, cuja solução depende da matriz de covariância dos erros. Quando se sabe que existem correlações entre os

erros, deve-se buscar um critério semelhante, porém mais complexo do que $\underline{\varepsilon}^* \underline{\varepsilon} = \text{constante}$, que leve em consideração as relações estatísticas entre as componentes do erro.

Para tanto, ao minimizar $\underline{f}^* H \underline{f}$, que é uma função de $\underline{\varepsilon}$, procura-se dar preferência aos vetores $\underline{\varepsilon}$ que sejam mais favorecidos estatisticamente, em vez de dar a mesma consideração a todos os $\underline{\varepsilon}$ que apresentarem a mesma norma. Neste caso, as superfícies de igual probabilidade a priori do espaço vetorial $\underline{\varepsilon}$ deixam de ter configuração esférica. Porém, mediante uma transformação adequada do tipo:

$$\underline{\zeta} = Z \underline{\varepsilon}$$

estas superfícies podem ser associadas a esferas, desde que a restrição seja $\underline{\zeta}^* \underline{\zeta} = \text{constante}$, no lugar de $\underline{\varepsilon}^* \underline{\varepsilon} = \text{constante}$. Assim, uma amostragem aleatória dos ζ_j , desde que a amostra seja significativa do ponto de vista estatístico, levará a $\overline{\zeta_k \zeta_j} = 0$ se $k \neq j$ e $\overline{\zeta_k^2} = \sigma_\zeta^2$ para todos os valores de k .

Para tanto, pode ser mostrado que a transformação Z deve ser tal que:

$$Z C_\varepsilon Z^* = \sigma_\zeta^2 I \quad (5.21)$$

onde, conforme mencionado anteriormente, C_ε é a matriz de covariância dos erros. Ou seja, Z é tal que os elementos do vetor-erro transformado são mutuamente independentes e apresentam o mesmo valor esperado.

O problema de minimizar $\underline{f}^* H \underline{f}$ mediante a condição $\underline{\zeta}^* \underline{\zeta} = \text{constante}$ é semelhante aos tratados anteriormente, pois $\underline{\zeta}^* \underline{\zeta}$ é uma forma quadrática em \underline{f} , uma vez que:

$$\underline{\zeta} = Z \underline{\varepsilon} = Z(A \underline{f} - \underline{g}) \quad (5.22)$$

Isto leva à seguinte solução, aplicável ao caso de erros correlacionados e matriz de covariância conhecida:

$$\tilde{f}' = (A^* C_{\epsilon}^{-1} A + \gamma H)^{-1} A^* C_{\epsilon}^{-1} \tilde{g} \quad (5.23)$$

5.6 - MÉTODO DE BACKUS-GILBERT

O método de Backus-Gilbert (1968 e 1970), originalmente desenvolvido para resolver problemas na área de Geofísica, vem encontrando aplicações também em outros campos de interesse como o da recuperação de perfis de temperatura. A discussão que segue sobre este método é baseada nos trabalhos de Conrath (1977) e Twomey (1977a).

Os métodos lineares fornecem soluções que podem ser colocadas na seguinte forma:

$$f'(x) = \sum_{i=1}^m a_i(x) g_i \quad (5.24)$$

onde

$$g_i = \int K_i(x) f(x) dx \quad (5.25)$$

Mediante substituição:

$$f'(x) = \int A(x, x') f(x') dx' \quad (5.26)$$

sendo que:

$$A(x, x') = \sum_{i=1}^m a_i(x) K_i(x') \quad (5.27)$$

Portanto, a natureza da solução $f'(x)$ é controlada pelo comportamento de $A(x, x')$, designado neste contexto de "cerne médio". Assim, a essência do método de Backus-Gilbert é atuar sobre a forma de $A(x, x')$ através da escolha dos coeficientes $a_i(x)$.

Originalmente, o esforço foi principalmente no sentido de fazer $A(x, x')$ se aproximar de uma função delta, pois se $A(x, x') = \delta(x - x')$ então:

$$f'(x) = f(x) = \int \delta(x - x') f(x') dx'$$

Em outras palavras, o objetivo é conseguir a melhor resolução possível e, como será visto mais adiante, isto na prática tem seu preço.

Dependendo do conjunto de cernes, em algumas aplicações é desejável forçar $A(x, x')$ a assumir uma forma pré-determinada. Por exemplo, pode-se exigir que, num dado intervalo centrado em x , $f'(x)$ se aproxime de uma média ponderada uniforme de $f(x)$; para tanto, $A(x, x')$ deve se aproximar de uma função retangular no intervalo em pauta.

Seja qual for o caso, um enfoque que permite controlar a forma de $A(x, x')$ é escolher os coeficientes $a_i(x)$ de modo que eles minimizem uma dada forma quadrática para cada valor de x . Por exemplo:

$$Q(x) = \int J(x, x') [A(x, x') - D(x, x')]^2 dx' \quad (5.28)$$

onde o peso $J(x, x')$ e a função $D(x, x')$ são escolhidos para introduzir o comportamento desejado em $A(x, x')$.

Naturalmente, outro aspecto importante do problema é a avaliação do erro. Supondo que os erros associados às medidas possuam média nula e matriz de covariância conhecida, C_ϵ , então a variância de f' em virtude desses erros será dada por:

$$\sigma_{f'}^2(x) = \underline{a}^*(x) C_\epsilon \underline{a}(x) \quad (5.29)$$

onde $\underline{a}(x)$ é o vetor-coluna com componentes $a_i(x)$.

Tendo em mente controlar a propagação dos erros de medida, é desejável escolher os coeficientes $a_i(x)$ tal que $\sigma_{f'}^2(x)$ seja mi

nimizada em cada nível x . Em geral, porém, não é possível minimizar $Q(x)$ e $\sigma_{f'}^2(x)$ simultaneamente. Entretanto, um "compromisso" pode ser alcançado minimizando-se a seguinte combinação linear:

$$G(x) = \omega Q(x) + (1 - \omega)r_d \sigma_{f'}(x) \quad (5.30)$$

onde o fator r_d assegura que ambos os termos apresentem as mesmas dimensões físicas. Variando-se ω , pode-se dar ênfase à minimização do erro ou à maximização do controle sobre a forma de $A(x, x')$, ou seja, sobre a "resolução". Assim sendo, existe um "compromisso" entre as duas considerações - a melhor escolha para ω deve ser determinada pela natureza de cada aplicação.

Seja $\underline{a}(x)$ o vetor que minimiza a função de compromisso, $G(x)$. Neste caso, pode ser mostrado que a expressão para $\underline{f}'(x)$ assume a forma:

$$\underline{f}'(x) = \underline{a}^* \underline{g} = \underline{V}^*(x) \left[S(x) + \left(\frac{1-\omega}{\omega}\right)r_d C_e \right]^{-1} \underline{g} \quad (5.31)$$

onde:

$$V_i(x) = \int K_i(x') D(x, x') J(x, x') dx' \quad (5.32)$$

e,

$$S_{ij}(x) = \int K_i(x') K_j(x') J(x, x') dx' \quad (5.33)$$

Um caso especial desta forma de solução obtém-se para $J(x, x') = 1$ e $D(x, x') = \delta(x-x')$. Então:

$$S_{ij} = \int K_i(x) K_j(x) dx \quad (5.34)$$

e,

$$V_j(x) = K_j(x)$$

Nestas condições, a Equação 5.31 pode ser identificada com a solução pelo *método da mínima informação* para o caso contínuo:

$$\underline{f}'(x) = \underline{K}^*(x) [\underline{K}(x) \underline{K}^*(x') dx' + \gamma C_\epsilon]^{-1} \underline{g}; \quad \gamma = \left(\frac{1-\omega}{\omega}\right) r_d \quad (5.35)$$

Consequentemente, do ponto de vista da teoria de Backus-Gilbert, a solução da mínima informação é obtida quando o "cerne médio" se aproxima de uma função delta, sendo a restrição na propagação do erro controlada pelo valor de γ .

Uma segunda forma para $Q(x)$ que tem sido muito utilizada resulta quando:

$$D(x, x') = \delta(x-x') \quad \text{e} \quad J(x, x') = 12(x-x')^2 \quad (5.36)$$

Esta escolha, que normalmente implica um "cerne médio" com pico central mais alargado, porém, com lobos laterais menores do que se consegue com $J(x, x') = 1$, produz, mediante substituição em 5.30, a seguinte expressão:

$$Q(x) = s(x) = 12 \int (x-x')^2 A^2(x, x') dx' \quad (5.37)$$

A função $s(x)$ fornece uma estimativa do alargamento de $A(x, x')$ em relação a $x=x'$ e, portanto, é conhecida como "alargamento". O fator de normalização 12 tem um propósito: se $A(x, x')$ for retangular, com área unitária, então $s(x)$ será igual à largura de $A(x, x')$. Embora a escolha seja arbitrária, $s(x)$ é uma boa aproximação para se medir a largura de outras funções bem conhecidas como a gaussiana, por exemplo. Desta forma, $s(x)$ pode ser considerada como uma medida razoável da resolução em função de x .

Como no caso anterior, o vetor \underline{a} é determinado minimizando-se uma combinação linear de $s(x)$ e σ_f^2 . Contudo, para que a solução seja não-trivial, é necessário impor uma restrição adicional. A restrição escolhida por Backus e Gilbert atribui a propriedade unimodular $A(x, x')$, ou seja:

$$\int A(x, x') dx' = 1 \quad (5.38)$$

Note-se que, em geral, $A(x, x')$ pode ser negativo para alguns valores de x' (ver a Figura 5.6). Embora $A(x, x') < 0$ não seja fisicamente aceitável, isto não traz dificuldades no tratamento matemático. Assim sendo, uma analogia com médias ponderadas não será completa a menos que se esteja disposto a admitir pesos negativos.

Mediante tal processo de minimização segue que:

$$\underline{a}(x) = \frac{\underline{\Omega}^{-1}(x) \underline{K}}{\underline{K}^* \underline{\Omega}^{-1}(x) \underline{K}} \quad (5.39)$$

onde:

$$\underline{\Omega}(x) = \omega S(x) + (1 - \omega) r_d C_e \quad (5.40)$$

$$K_j = \int K_j(x) dx, \quad (5.41)$$

e,

$$S_{ij} = 12 \int (x-x')^2 K_i(x') K_j(x') dx' \quad (5.42)$$

Desta forma, um compromisso entre a resolução, conforme medida por $s(x)$, e o erro pode ser conseguido mediante a variação de ω . Se $s(x)$ for plotada em função de σ_f^2 , para ω assumindo valores entre 0 e 1, uma "curva de compromisso" poderá ser levantada para cada valor de x , curva esta útil na escolha do valor apropriado de ω .

Outros parâmetros, úteis para caracterizar o comportamento de $A(x, x')$, podem ser introduzidos. Um deles é o "centro", $c(x)$:

$$c(x) = \frac{\int x' A^2(x, x') dx'}{\int A(x, x') dx'} \quad (5.43)$$

O "comprimento de resolução", $\ell(x)$, pode então ser definido como o "alargamento em relação ao centro":

$$\ell(x) = 12 \int [c(x) - x']^2 A^2(x, x') dx' \quad (5.44)$$

Por sua vez, o "alargamento", $s(x)$, pode ser reescrito em função de $c(x)$ e de $\ell(x)$:

$$s(x) = \ell(x) + 12 [x - c(x)]^2 \int A^2(x, x') dx' \quad (5.45)$$

Tendo em vista a Equação 5.45, $s(x)$ depende tanto da largura de $A(x, x')$ como do deslocamento de seu "centro", $c(x)$, em relação a x . Conseqüentemente, minimizar $s(x)$ tem a propriedade desejada de reduzir estas duas quantidades.

Segundo Conrath (1977), a teoria de Backus-Gilbert tem se mostrado especialmente útil para resolver os problemas de sondagem da atmosfera de outros planetas, por somente se dispor de medidas de radiancias para inferir os perfis de temperatura.

Para o caso da Terra, Conrath (1972) fez uma análise de medidas, na banda de $15 \mu\text{m}$ do CO_2 , em termos do compromisso entre o alargamento do cerne médio (resolução) e o perfil do erro, admitindo componentes de erros estatisticamente independentes e igualmente prováveis, ou seja, $C_\varepsilon = \sigma_\varepsilon^2 I$. Em outras palavras, supõe-se que a variância do ruído de medida é a mesma em todos os canais espectrais.

Com tais hipóteses, foram determinadas as "curvas de compromisso" do alargamento (resolução) em função de $\sigma_T^2/\sigma_\epsilon^2$, onde σ_T é a variância da temperatura. De especial interesse é o caso do experimento sintético com sete intervalos espectrais, mostrados na Figura 5.4. Curvas típicas de compromisso são ilustradas pela Figura 5.5 para o nível de 49 mb. Para este caso, os cernes médios, determinados para certos pontos da curva de compromisso, encontram-se na Figura 5.6.

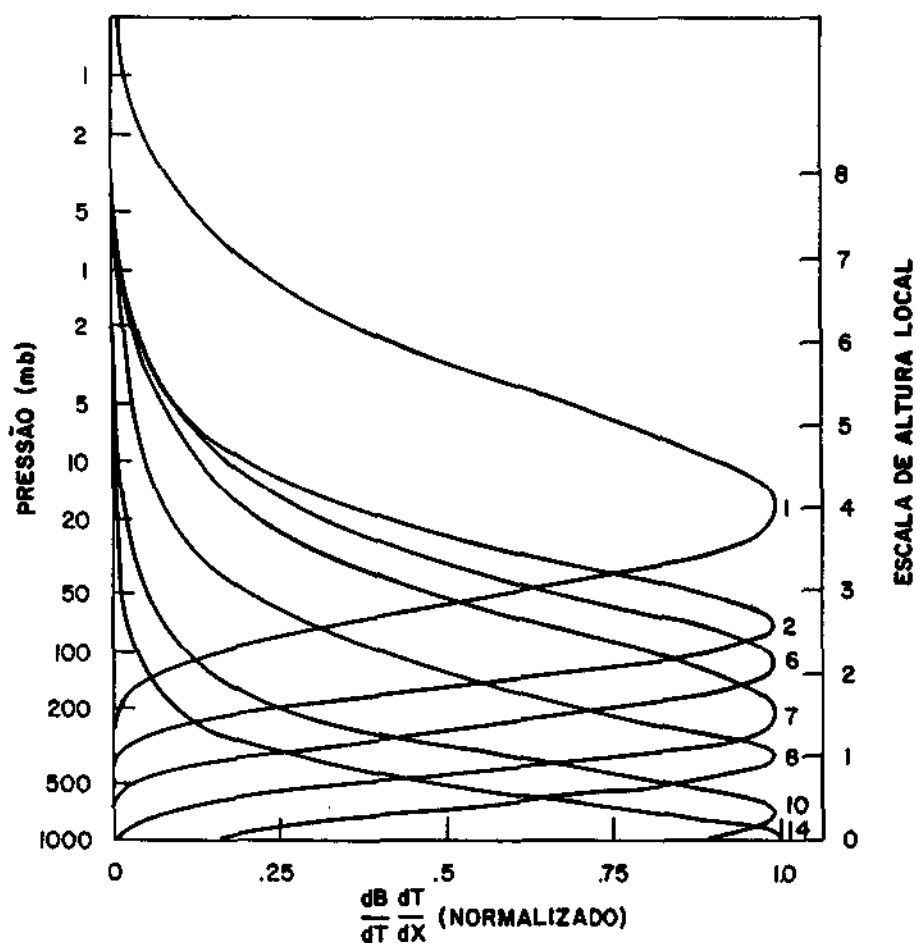


Fig. 5.4 - Funções-cerne para a banda de 15 μm do CO_2 na atmosfera da Terra.

FONTE: Conrath (1972).

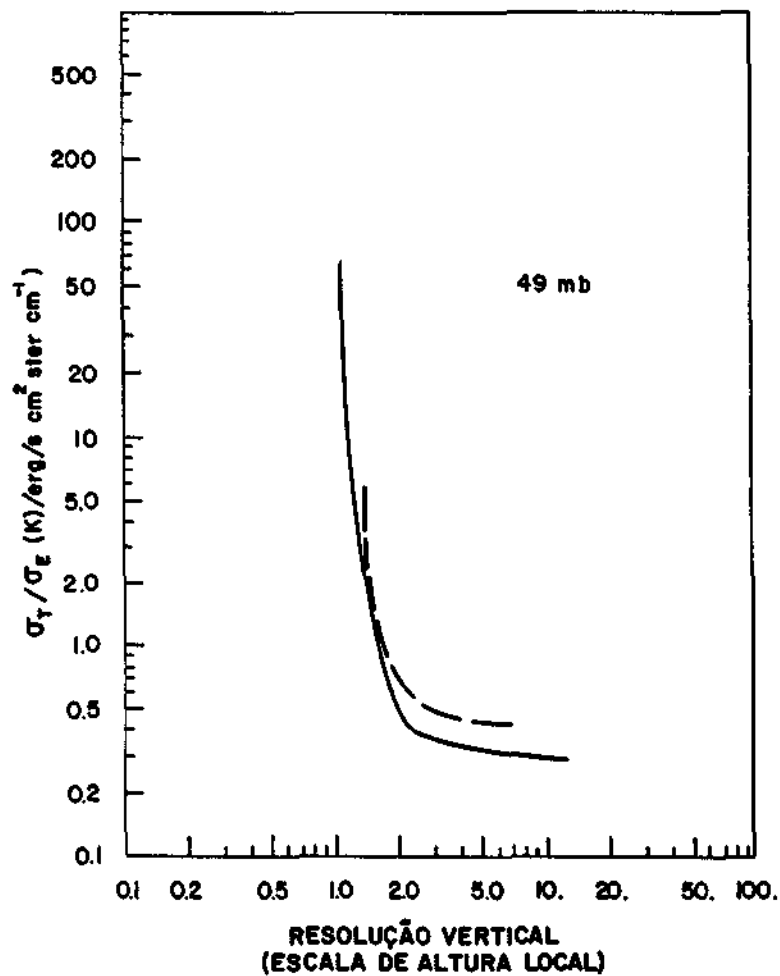


Fig. 5.5 - "Curvas de compromisso" no nível de 49 mb para a recuperação de perfis de temperatura a partir de medidas de radiancia na banda de 15 μ m do CO₂.

- A curva interrompida refere-se ao conjunto de sete intervalos espectrais, mostrados na Figura 5.4; a curva cheia, por sua vez, corresponde ao conjunto de 16 intervalos espectrais (não mostrado).

FONTE: Conrath (1972).

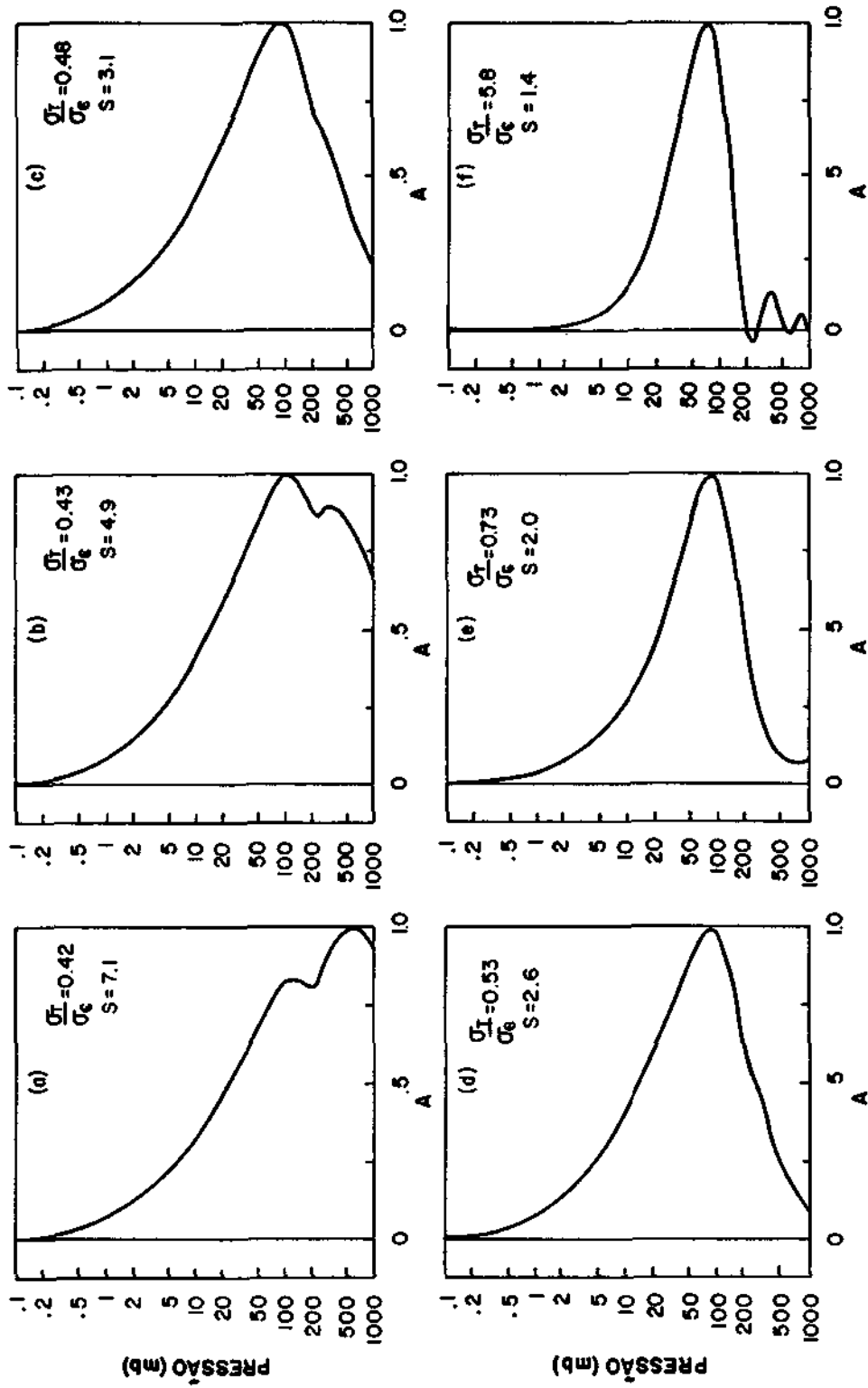


Fig. 5.6 - "Cernes médios" correspondentes a vários pontos da "curva de compromisso" para o conjunto de sete intervalos espectrais, mostrado na Figura 5.6 (curva interrompida).

FONTE: Conrath (1975).

Note-se que o cerne médio indicado por (f) na Figura 5.6 apresenta um pico central mais estreito que os anteriores, porém desenvolve lobos laterais com valores negativos.

Por sua vez, o centro dos cerne médios em função da escala de altura, calculado segundo a Equação 5.43 encontra-se na Figura 5.7. O mesmo valor para σ_T^2/σ_e^2 foi empregado para todos os níveis. No caso ideal, $c(x)$ deveria permanecer na linha interrompida. Contudo, acima de 10 mb aproximadamente, $c(x)$ pára de aumentar. Este nível corresponde ao do pico do cerne médio mais superior, e o comportamento de $c(x)$ indica que acima de 10 mb pouca informação útil pode ser conseguida.

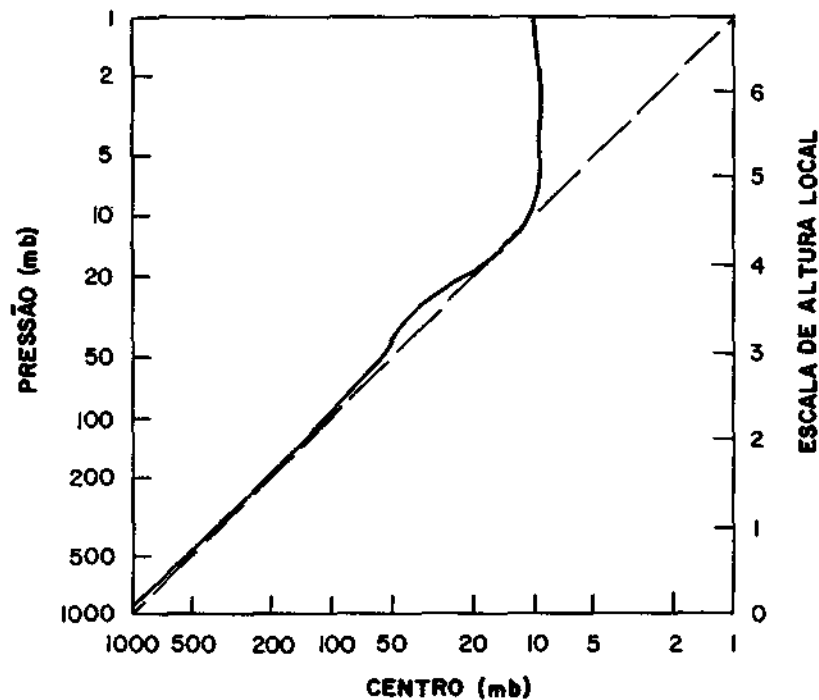


Fig. 5.7 - "Centro" em função da escala de altura para o conjunto de sete intervalos espectrais correspondentes aos cerne da Figura 5.4.

FONTE: Conrath (1972).

A Figura 5.8 mostra o comprimento de resolução em função da escala de altura, calculado através da Equação 5.44. Os valores mos

trados correspondem a erros de temperatura de 1 K a 2 K, típicos dos níveis de ruído de espectrômetros que operam na banda de 15 μm . Dos resultados concluiu-se que a resolução, conforme estimada por $c(x)$, é aproximadamente metade da escala de altura na troposfera mais baixa, degradando-se à medida que a altura aumenta, atingindo valores superiores ao dobro da escala de altura.

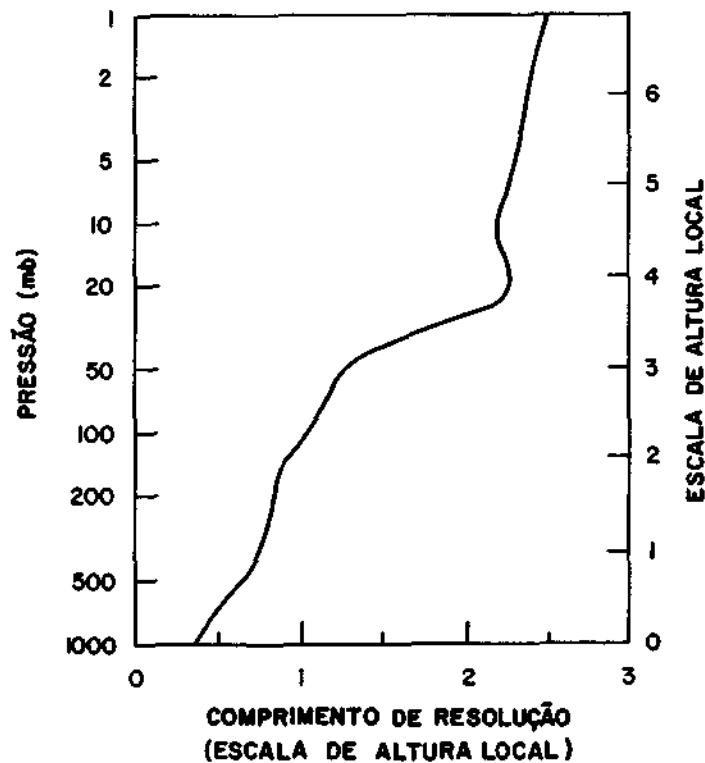


Fig. 5.8 - "Comprimento de resolução" em função da escala de altura para o conjunto de sete intervalos espectrais correspondentes aos cerne da Figura 5.4.

FONTE: Conrath (1972).

Segundo Conrath (1977), a teoria de Backus-Gilbert foi utilizada por Fleming no cálculo da espessura de camadas atmosféricas entre níveis de pressão constante. Foi empregado um cerne médio com forma aproximadamente retangular, que permite determinar a espessura, diretamente, por ser esta proporcional à temperatura média da camada. Com tal propósito, foi considerada uma função retangular para $D(x,x')$

e $J(x,x') = [1 - D(x,x')]^2$. Esta escolha para $J(x,x')$ atua no sentido de suprimir a amplitude de $A(x,x')$ fora da região delimitada por $D(x,x')$. Quando comparados com a estimativa de espessura a partir da integração do perfil de temperatura inferido, os resultados foram apenas marginalmente superiores.

Outra aplicação da formulação de Backus-Gilbert foi feita por Rodgers (1976a), num estudo sobre a influência de informações a priori no alargamento ou, simplesmente, na resolução vertical. Basicamente, os dados estatísticos foram tratados como uma estimativa do perfil de temperatura, perfil este com alta resolução vertical, porém com grandes erros associados.

Os resultados deste estudo indicam que o emprego de informações a priori junto com as medidas de radiância, no lugar de medidas de radiância somente, melhoram consideravelmente a resolução vertical. Por exemplo, um perfil estatístico com erro médio de cerca de 0,5 K provocou, conforme ilustra a Figura 5.9, uma melhor resolução por um fator de 2.

Ainda segundo Rodgers (1976a), cálculos semelhantes, porém utilizando dados reais obtidos pelo satélite NIMBUS-V, confirmam estes resultados.

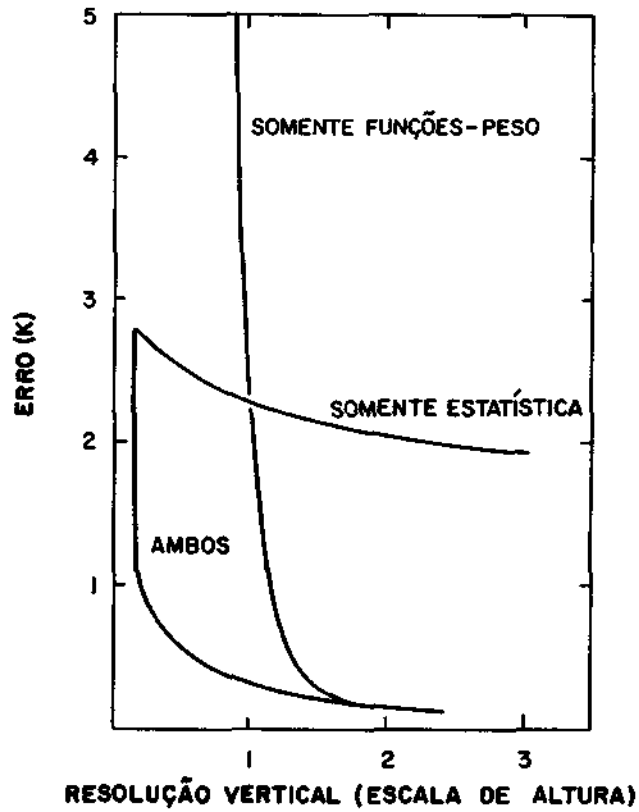


Fig. 5.9 - "Curvas de compromisso" que ilustram a influência dos dados estatísticos a priori.

FONTE: Rodgers (1976a).

5.7 - MÉTODO EM TERMOS DE CERNES

Com as M medidas, $g_1 = \int K_1(x) f(x)dx$, $g_2 = \int K_2(x) f(x) dx$, ..., $g_M = \int K_M(x) f(x) dx$, pode-se somente obter informações sobre a projeção de $f(x)$ sobre o espaço de funções gerado pelos $K_1(x)$, $K_2(x)$, ..., $K_M(x)$. Em outras palavras, a solução mais geral que pode ser obtida é (Twomey, 1977a):

$$f(x) = \eta_1 K_1(x) + \eta_2 K_2(x) + \dots + \eta_M K_M(x) + \psi(x) \quad (5.46)$$

onde $\psi(x)$ é qualquer função ortogonal ao conjunto $\{K_i(x)\}$. Fazendo esta substituição na equação integral $g_i = \int K_i(x) f(x)dx$ tem-se:

$$g_i = \int \sum_j K_i(x) K_j(x) \eta_j dx$$

ou, na forma vetorial:

$$\underline{g} = C_K \underline{\eta} \quad (5.47)$$

onde C_K é a matriz de covariância dada por $\| \int K_i(x) K_j(x) dx \|$.

Como discutido anteriormente, a matriz C_K é malcondicionada por possuir autovalores muito pequenos. Assim sendo, a Equação 5.47 ao ser invertida apresentará problemas semelhantes aos já discutidos. Contudo, esta formulação é vantajosa à medida que as componentes ortogonais aos cerne são explicitamente excluídas da solução.

Entretanto, ainda se faz necessária uma suavização adicional da solução. Isto pode ser feito, por exemplo, mediante a supressão dos autovalores de C_K que forem menores do que um certo valor β , levando à solução (Twomey, 1977a):

$$\underline{f}'(x) = \underline{g}^* U D U^* \underline{K}(x) \quad (5.48)$$

onde, essencialmente, a matriz Λ de $C_K = U \Lambda U^*$ da Expressão 5.47 foi substituída pela matriz D . Aqui Λ representa a matriz dos autovalores associados a C_K . Naturalmente, a matriz D possui os mesmos autovalores de C_K , com exceção daqueles menores que β , pois foram substituídos por valores extremamente grandes.

Na prática, este procedimento raramente mostra-se melhor do que simplesmente aplicar a inversão constrangida à Equação 5.47, mediante uma restrição do tipo quadrático sobre a norma de $\underline{\eta}$, tal que (Twomey, 1977a):

$$\underline{f}'(x) = \underline{g}^* C_K (C_K^* C_K + \gamma I)^{-1} \underline{K}(x) \quad (5.49)$$

solução esta semelhante à produzida pelo método da mínima informação.

Seja β_j um autovalor genérico de $C_k^* C_k$. De acordo com a Fórmula 5.49, os $\beta_j \gg \gamma$ permanecem inalterados enquanto os $\beta_j \ll \gamma$ são efetivamente eliminados.

A diferença entre as Formas 5.48 e 5.49 está no efeito de filtragem: no primeiro caso este efeito é abrupto enquanto no segundo é gradual.

Conforme discutido em 5.2, o método da mínima informação tem sido bastante empregado na obtenção de perfis de temperatura da atmosfera real. Contudo, não se tem conhecimento de que o enfoque apresentado nesta seção, a "auto-análise" da matriz C_k , tenha sido explicitado em qualquer trabalho de aplicação.

5.8 - MÉTODO ITERATIVO DE LANDWEBER

Quando os cernes $K(x,y)$ e a função $g(y)$ forem definidas analiticamente, pode-se utilizar o método iterativo de Landweber, também discutido por Twomey (1977a), para resolver a equação $g(y) = \int K(y,x) f(x) dx$ no sentido de determinar $f(x)$. Este procedimento implica convergência para uma solução verdadeira desde que os autovalores de um dado operador, intimamente associado a $A A^*$, fiquem entre 0 e 2.

O procedimento de iteração é dado por:

$$(a.1) \text{ cálculo do resíduo: } g(y) - \int K(y,x) f^{(n)}(x) dx = r^{(n)}(y)$$

$$(a.2) \text{ cálculo de } f^{(n+1)}(x) = f^{(n)}(x) + \int K(x,y) r^{(n)}(y) dy$$

Contudo, os problemas reais de inversão raramente fornecem $K(x,y)$ e $f(x)$ definidos analiticamente. Porém, por ser linear, o esquema de iteração de Landweber possui um análogo discreto que se aplica à inversão de $A \underline{f} = \underline{g}$:

$$(b.1) \text{ c\u00e1lculo ao res\u00edduo: } \underline{g} - A \underline{f}^{(n)} = \underline{r}^{(n)}$$

$$(b.2) \text{ c\u00e1lculo de } \underline{f}^{(n+1)} = \underline{f}^{(n)} + A^* \underline{r}^{(n)}$$

\u00c0 medida que o grau de itera\u00e7\u00e3o $n \rightarrow \infty$, a solu\u00e7\u00e3o converge para:

$$\underline{f}^\infty = (A^* A)^{-1} A^* \underline{g} \quad (5.50)$$

nada mais sendo do que a solu\u00e7\u00e3o pelo *m\u00e9todo dos m\u00ednimos quadrados*, dada pela Equa\u00e7\u00e3o 5.6. Portanto, no limite, o *m\u00e9todo iterativo de Landweber* \u00e9 t\u00e3o inst\u00e1vel quanto o *m\u00e9todo dos m\u00ednimos quadrados*, s\u00f3 apresentando interesse caso se deseje estudar a estabilidade em fun\u00e7\u00e3o do grau de itera\u00e7\u00e3o.

...

CAPÍTULO 6

MÉTODOS NÃO-LINEARES

6.1 - MÉTODO ITERATIVO DE CHAHINE

Os métodos apresentados no capítulo anterior são lineares. Isto é, se forem dados dois conjuntos de medidas, \underline{g}_1 e \underline{g}_2 , obter-se-ão \underline{f}_1 e \underline{f}_2 como soluções e, portanto, a $\underline{g}_1 + \underline{g}_2$ corresponderá à solução $\underline{f}_1 + \underline{f}_2$.

Um procedimento repetitivo pode ser iniciado com uma solução tentativa, \underline{f}_1 , e posterior ajuste, calculando-se correções até que seja conseguida uma solução $\underline{f}_1 + \phi_1 + \phi_2 + \dots$. Contudo, tal procedimento ainda é linear. Por outro lado, se a estimativa inicial for ajustada mediante a multiplicação por fatores corretivos, a solução será dada por $\underline{f}_1 \phi_1 \phi_2 \dots$; tal procedimento é, geralmente, não-linear.

Para que qualquer método de inversão seja bem sucedido, a solução deve, implícita ou explicitamente, ser limitada, ou seja, não se pode permitir que oscilações se desenvolvam abaixo do nível de ruído das medidas em questão.

Assim sendo, métodos iterativos, nos quais uma primeira hipótese é alterada pela adição de um termo corretivo, não restringem as soluções a funções não-negativas, embora em cada estágio de iteração os valores negativos possam ser removidos.

Contudo, é possível armar esquemas iterativos não-lineares tais que valores negativos nunca possam ser gerados. Se a iteração for escrita na forma:

$$f_1(x) = \phi_1(x) f_0(x)$$

$$f_2(x) = \phi_2(x) f_1(x)$$

⋮

etc

se $f_0(x)$ for positiva no intervalo de x em consideração, e o mesmo acontecer com as $\phi_i(x)$ de ajuste, o valor iterado continuará sendo positivo. Esta é uma vantagem dos métodos com ajuste multiplicativo.

Note-se que em nenhum caso as restrições aplicáveis aos métodos lineares fornecem uma condição explícita de não-negatividade. Uma vez que as componentes de alta-frequência e de grande amplitude fornecem soluções com valores negativos em certos intervalos, uma restrição de não-negatividade é poderosa para deter a geração dessas oscilações.

Por outro lado, as soluções iterativas não-lineares que não dependem significativamente de informações a priori são bem mais vantajosas.

Considerando-se um esquema iterativo, uma estimativa simples para $f^{(n)}(x)$, $f^{(n)}(x) \approx f(x)$, será dada pelos resíduos r_i :

$$r_1 = \int K_1(x) f^{(n)}(x) dx - g_1$$

$$r_2 = \int K_2(x) f^{(n)}(x) dx - g_2$$

..
..

$$r_M = \int K_M(x) f^{(n)}(x) dx - g_M$$

Uma solução exata forneceria $r_1 = r_2 = \dots = r_M = 0$. Porém, na presença de ruído, terminar-se-ia qualquer procura por uma melhor

solução quando o resíduo fosse menor ou igual ao erro da medida em questão. Se um dado resíduo r_j for negativo, então $\int K_j(x) f^{(n)}(x) dx$ é muito pequeno. Portanto, $f^{(n)}(x)$ deverá ser aumentada no intervalo onde $K_j(x)$ não se anula. Para produzir uma dada variação no resíduo r_j , o acréscimo necessário em $f^{(n)}(x)$ será mínimo se ele for aplicado onde $K_j(x)$ for máximo.

Se $f^{(n)}(x)$ e $K_j(x)$ forem tabuladas para valores de $x = x_1, x_2, \dots, x_N$, a integral $\int K_j(x_i) f^{(n)}(x_i) dx$ pode se aproximar por $G_j = \sum_k K_j(x_k) f^{(n)}(x_k)$. Uma vez que $\partial G_j / \partial f^{(n)}(x) = K_j(x)$, a variação em $f^{(n)}$ necessária para provocar uma mudança de ΔG_j em G_j é dada por $\Delta G_j / K_j(x)$; conseqüentemente, a variação necessária no conjunto $\{f^{(n)}(x_j)\}$ será mínima se ela for aplicada naquele valor de x para o qual $K_j(x)$ é máximo.

Estas são as bases do procedimento introduzido por Chahine (1968, 1970) para a solução iterativa dos problemas de inversão. Uma vez que $f^{(n)}(x)$ somente é ajustada para aqueles valores de x onde os cernes atingem o máximo, pode-se fazer uso exclusivo de valores tabulares que corresponde a tais máximos. Se os cernes forem ordenados sequencialmente, de acordo com os valores de x para os quais atingem o máximo, e se $f^{(n)}(x_j)$, $j = 1, 2, \dots, N$, representar a solução iterada após n ciclos de iteração, o procedimento de inversão poderá ser resumido da seguinte forma:

$$\begin{aligned} (1) \text{ calcular: } g_1^0 &= \int K_1(x) f^{(n)}(x) dx \\ g_2^0 &= \int K_1(x) f^{(n)}(x) dx \\ \dots & \dots \dots \dots \\ g_M^0 &= \int K_M(x) f^{(n)}(x) dx \end{aligned}$$

empregando-se uma fórmula adequada de quadratura.

(2) ajustar $f^{(n)}(x_j)$ tendo sido postulado que $K_i(x)$ exibe um máximo em x_i , empregando-se g_j^0 para se obter um novo valor de $f^{(n+1)}(x_j)$; e procedendo-se da mesma forma com todos os valores tabulares de x :

$$f^{(n+1)}(x_j) = \left(\frac{g_j}{g_j^0} \right) f^{(n)}(x_j) \quad (6.1)$$

até que o resíduo global seja minimizado.

Note-se que g_j será positivo se a física do problema as sim o exigir, e g_j^0 será positivo se $f^{(n)}(x)$ for positivo. Desta for ma, se uma primeira estimativa $f^0(x)$ for positiva no intervalo de inte gração, o valor iterado subsequente não poderá tornar-se negativo.

O método iterativo de Chahine foi utilizado pelo autor (Chahine, 1970) para inverter dados sintéticos de radiância na banda de 4,3 μm do CO_2 (atmosfera da Terra). Os resultados indicaram que a so lução final não dependia da estimativa inicial e a convergência era ve rificada também no caso de grandes perturbações, isto é, o método mos trou-se estável mesmo na presença de erros sistemáticos. Resultados típicos deste experimento simulado são mostrados nas Figuras 6.1 e 6.2.

O método iterativo de Chahine foi também utilizado por Shaw et alii (1970) para reduzir os dados experimentais de radiância na banda de 4,3 μm do CO_2 medidos por um espectrômetro de grade a bor do de um balão. Alguns resultados assim obtidos encontram-se na Figura 6.3. Deve ser lembrado que os dados de radiância apresentaram um nível rmq de ruído de cerca de 1% e a calibração da radiância absoluta do instrumento foi feita com tolerância de 3%.

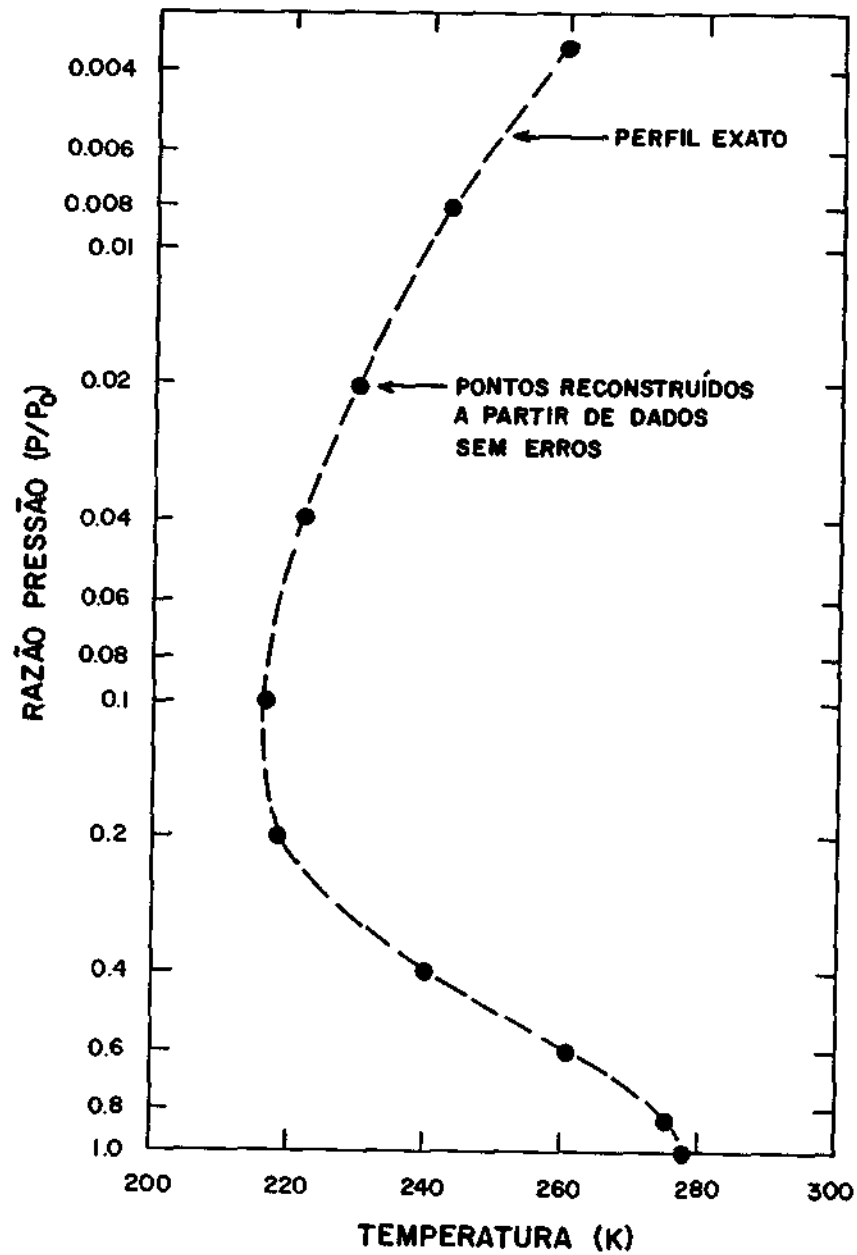


Fig. 6.1 - Comparação entre o perfil exato de temperatura e os valores recuperados de temperatura a partir de dados simulados de radiação, utilizando estimativa inicial isotérmica e empregando interpolação linear.

FONTE: Chahine (1970).

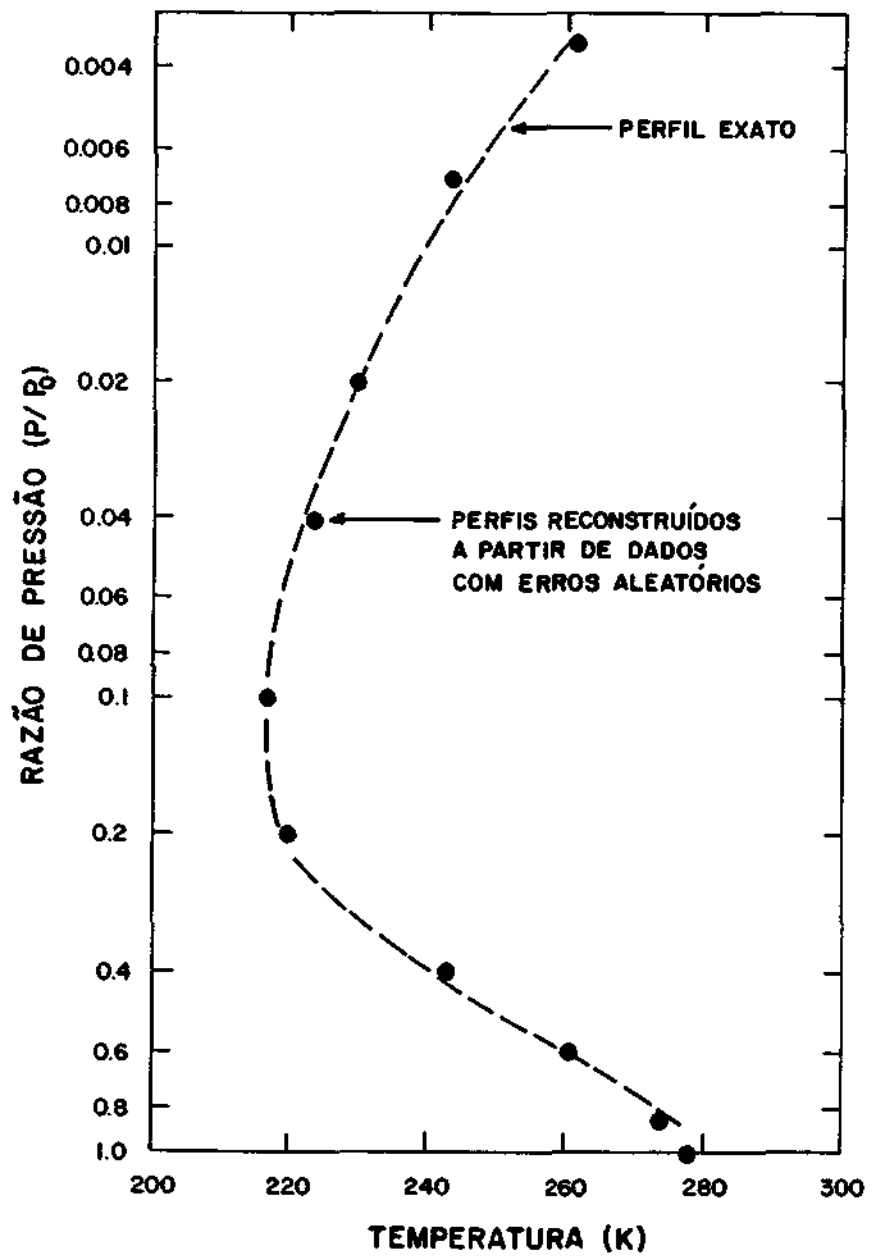


Fig. 6.2 - O mesmo que na Figura 6.1, exceto que incorporando ruído aleatório aos dados simulados.

FONTE: Chahine (1970).

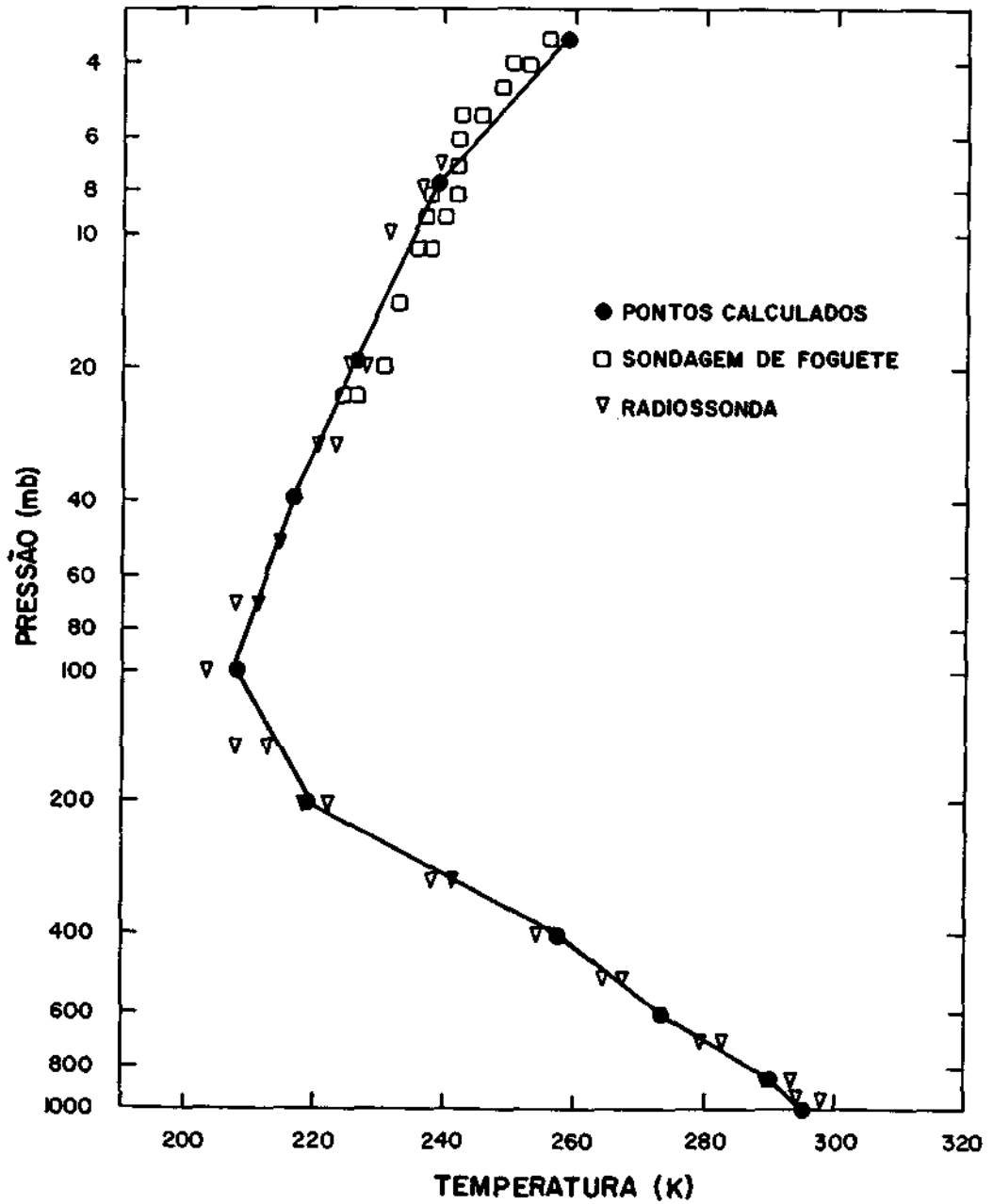


Fig. 6.3 - Perfil de temperatura recuperado a partir de dados reais de de radiância na região de $4.3 \mu\text{m}$ da banda do CO_2 .

FONTE: Shaw et alii (1970).

6.2 - MÉTODO ITERATIVO DE SMITH (CHAHINE LINEARIZADO)

Por razões de ordem prática que se farão sentir no decorrer desta seção, abre-se uma exceção, apresentando-se um método linear. Este método iterativo proposto por Smith (1970) foi identificado pelo próprio Chahine (1972) como o método (iterativo) discutido na seção anterior, porém com ajuste otimizado das funções iteradas.

Segundo Smith (1970), as soluções iterativas obtidas pelo método iterativo de Chahine sofrem de uma limitação básica por prescreverem a forma analítica do perfil inferido. Pode-se, por exemplo, especificar as taxas da variação vertical de temperatura de n camadas, a partir de n observações de radiâncias, o que limitaria severamente a solução, especialmente quando se dispõe de poucas observações radiométricas.

Tal limitação pode ser atenuada utilizando-se um esquema diferente de ajuste das soluções iteradas. Calculando-se as razões $q_1 = g_1 / g_1^0$, $q_2 = g_2 / g_2^0$, etc, ajusta-se cada $f^{(n)}(x_j)$, empregando-se todos os $q_k = g_k / g_k^0$ combinados em médias ponderadas, nas quais o peso associado a q_k é proporcional à contribuição da ordenada x_j à k-ésima integral - o que, para valores de x igualmente espaçados, é dada por $K_k(x_j)$; quando não, é dada por a_{kj} , ou seja, pelo coeficiente de quadratura correspondente.

Mediante tal esquema linear de ajuste, no lugar de 6.1 tem-se:

$$f^{(n+1)}(x_j) = \hat{q}_j f^{(n)}(x_j) \tag{6.2}$$
$$\hat{q}_j = \frac{\sum_i K_i(x_j) q_i}{\sum_i K_i(x_j)}$$

Na opinião de Smith (1970) este método permite que qualquer perfil arbitrário seja calculado a partir de observações de radiância, a qualidade da solução naturalmente dependendo do conteúdo de informação dessas observações. Quando as regiões da atmosfera contribuem pouco para as radiâncias observadas (tropopausa, por exemplo), ou quando o nível de ruído for alto, as características da solução serão profundamente influenciadas pelo perfil inicial.

O método iterativo de Chahine modificado por Smith, aqui identificado por *método iterativo de Smith*, foi utilizado pelo seu autor em conjunção com os dados de radiância obtidos pelos satélites NIMBUS III e IV. Está sendo empregado atualmente no processamento de dados de radiância obtidos pelo instrumento VAS a bordo do satélite GOES-D, o qual possui 12 canais: 5 na banda do CO_2 em $15 \mu\text{m}$, 2 nas janelas atmosféricas em torno de 4 e $11 \mu\text{m}$, 2 na banda do CO_2 em $4,3 \mu\text{m}$, 2 na banda do H_2O em $6,3 \mu\text{m}$ e 1 na banda do H_2O em $12,6 \mu\text{m}$. Os perfis iniciais são obtidos através da previsão diária, dos campos de temperatura e de umidade, feita pelo NMC e válida para as 12 GMT. A mesma previsão é utilizada o dia todo, no sentido de assegurar que as variações diurnas apresentadas pelos perfis recuperados sejam somente devidas às variações diurnas da radiância atmosférica, conforme observado pelo VAS. Alguns resultados preliminares são mostrados na Figura 6.4 (Smith et alii, 1981).

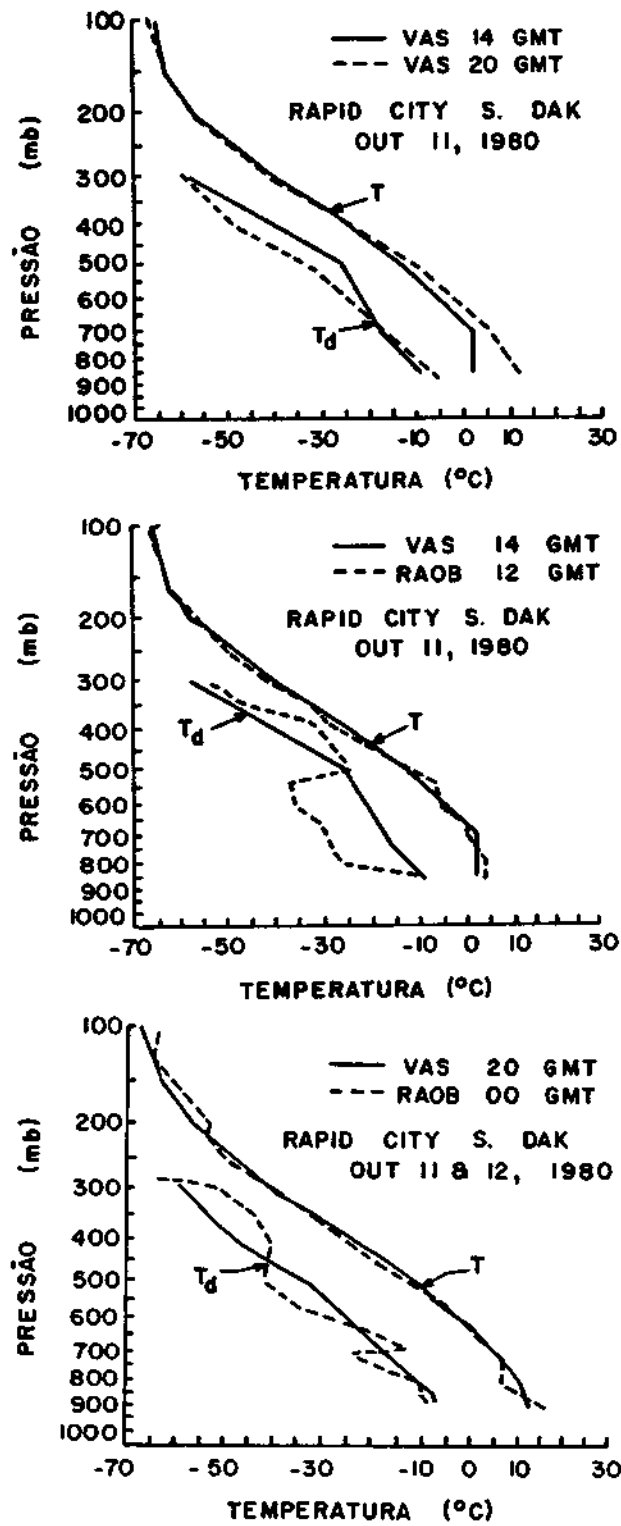


Fig. 6.4 - Perfis de temperatura (T) e de temperatura do ponto de orvalho (T_d) inferidos a partir dos dados do VAS-D e obtidos através de radiossondagem.

FONTE: Smith et alii (1981).

6.3 - MÉTODO ITERATIVO DE CHAHINE-TWOMEY

Uma outra modificação no *método iterativo de Chahine* foi proposta por Twomey et alii (1977) visando levar-se em conta a forma dos cernes de modo mais realista, bem como facilitar a sua utilização com sistemas não-lineares.

Tal modificação empresta maior flexibilidade ao método, permitindo que se lance mão de valores tabulares que não necessariamente coincidam com o valor para o qual qualquer dos cernes seja um máximo e, ao mesmo tempo, que se aplique um esquema de ajuste mais gradual do que o representado pela Expressão 6.1.

Para evitar a introdução de componentes de alta frequência na solução, $f(x)$ é multiplicado por uma função $[1 + \xi_i K_i(x)]$ que será sempre positiva se $[K_i(x)]_{\max} \leq 1$ e $\xi_i \geq -1$. Quando $g_i > g_i^0$, será preciso aumentar $f(x)$, e vice-versa. A escolha mais simples para ξ_i é dada por $(g_i/g_i^0 - 1)$, que mantém o valor de $f(x)$ se $g_i = g_i^0$, e varia entre -1 e $+\infty$ se as funções envolvidas forem positivas, o que normalmente ocorre.

Assim sendo, desde que $|K_i(x)| < 1$, a sequência de funções gerada pelo esquema proposto por Twomey et alii (1977) será:

$$f^{(k+1)}(x) = \sum_{i=1}^M [1 + \xi_i K_i(x)] f^{(k)}(x) \quad (6.3)$$

$$1 + \xi_i = \frac{g_i}{g_i^0}$$

Mediante tal esquema de ajuste, o processo de iteração gera, além da combinação linear dos cernes, várias combinações de produtos. Entretanto, Twomey (1977a) destaca que a solução basicamente permanece no espaço das funções geradas pelos cernes, o que é vantagem do ponto de vista da estabilidade do método.

Do que se conhece, o método iterativo de *Chahine-Twomey* não tem sido aplicado aos casos reais de recuperação de perfis de temperatura. Os resultados para um caso simples com cerne e funções analíticos serão discutidos no Capítulo 7, para fins comparativos.

6.4 - MÉTODO DAS TRANSFORMADAS

Um novo enfoque à teoria da inversão foi dado por King (1978), através de um método baseado no princípio das transformadas de Laplace e sua inversão.

Além das aproximações e hipóteses geralmente feitas, King (1978) admite que a transmitância, τ , de cada canal do radiômetro apresenta caráter exponencial, ou seja, $\tau(\nu_j, p) = \exp(-p/p_m)$. Utilizando a pressão p , como variável independente, e p_m como o nível de pressão onde um dado cerne $K(\nu_j, p) = d\tau(\nu_j, p)/dp$ atinge o máximo, a Equação Integral de Transferência Radiativa 3.15, desprezando-se o termo do erro, pode ser escrita:

$$I(p_m) = \int_0^{\infty} B(p) \exp(-p/p_m) \frac{dp}{p_m} = \frac{1}{p_m} L_{1/p_m} [B(p)] \quad (6.4)$$

De acordo com esta expressão, a radiância é expressa como uma transformada de Laplace da função de Planck, $B(p)$.

Neste caso, ao problema da unicidade, que como dito anteriormente não depende do esquema de inversão, acrescenta-se o fato de não existir um algoritmo universal para a inversão numérica da transformada de Laplace, mesmo que o comportamento da transformada seja conhecido no campo complexo.

King (1978) utiliza uma somatória de frações parciais para representar $I(p_m)$,

$$I(p_m) = b \left[\frac{p_m}{p_0} + c + \sum_{j=1}^{n-1} \frac{L_j}{1 + (p_m/p_j)} \right] \quad (6.5)$$

argumentando que esta fórmula de interpolação é adequada, pois $I(p_m)$ é unicamente especificado por polos simples, $p_m = -p_j$, e por seus resíduos, $p_j L_j$.

A função de Planck é então determinada mediante a inversão de 6.5:

$$B(p) = L_1^{-1}/p_m [P_m I(p_m)] = b \left[\frac{p}{p_0} + c + \sum_{j=1}^{n-1} L_j \exp(-p/p_j) \right] \quad (6.6)$$

O problema de inversão linear pode então ser explicitada: dadas $2n$ radiâncias $I(p_m)_i$, $i = 1, 2, \dots, 2n$, obtidas a partir de $2n$ canais, determinar o conjunto único de $2n$ constantes, quais sejam: p_1, p_2, \dots, p_{n-1} ; L_1, L_2, \dots, L_{n-1} ; b ; e c , que especificam a curva de interpolação dada pela Equação 6.5. Estas constantes estabelecem, através de 6.6, o perfil de temperatura.

Outras fórmulas de interpolação para $I(p_m)$ podem ser empregadas, como por exemplo, o quociente polinomial de funções que dão origem a séries de potência, de seno, etc., para a função de Planck. O tipo de fórmula de interpolação que fornece os perfis de Planck mais consistentes com as observações ainda é uma questão em aberto.

Uma aplicação deste algoritmo foi feita por King (1978). Dados simulados de radiância foram gerados a partir de perfis reais de temperatura através da Equação 6.4, e, posteriormente, invertidos com o uso de 6.5 e 6.6. Os resultados encontram-se na Figura 6.5. O autor acentua que ainda muito estudo é necessário para que um *método das transformadas* deste tipo torne-se operacional. O algoritmo deve ser

estendido para incluir transmitâncias não-exponenciais, e uma análise de estabilidade do método na presença de erros é imprescindível.

Contudo, esta linha de ação representa mais uma tentativa que merece ser explorada, pois é atraente tendo em vista o desenvolvimento de métodos que sejam, no máximo possível, independentes de informações a priori.

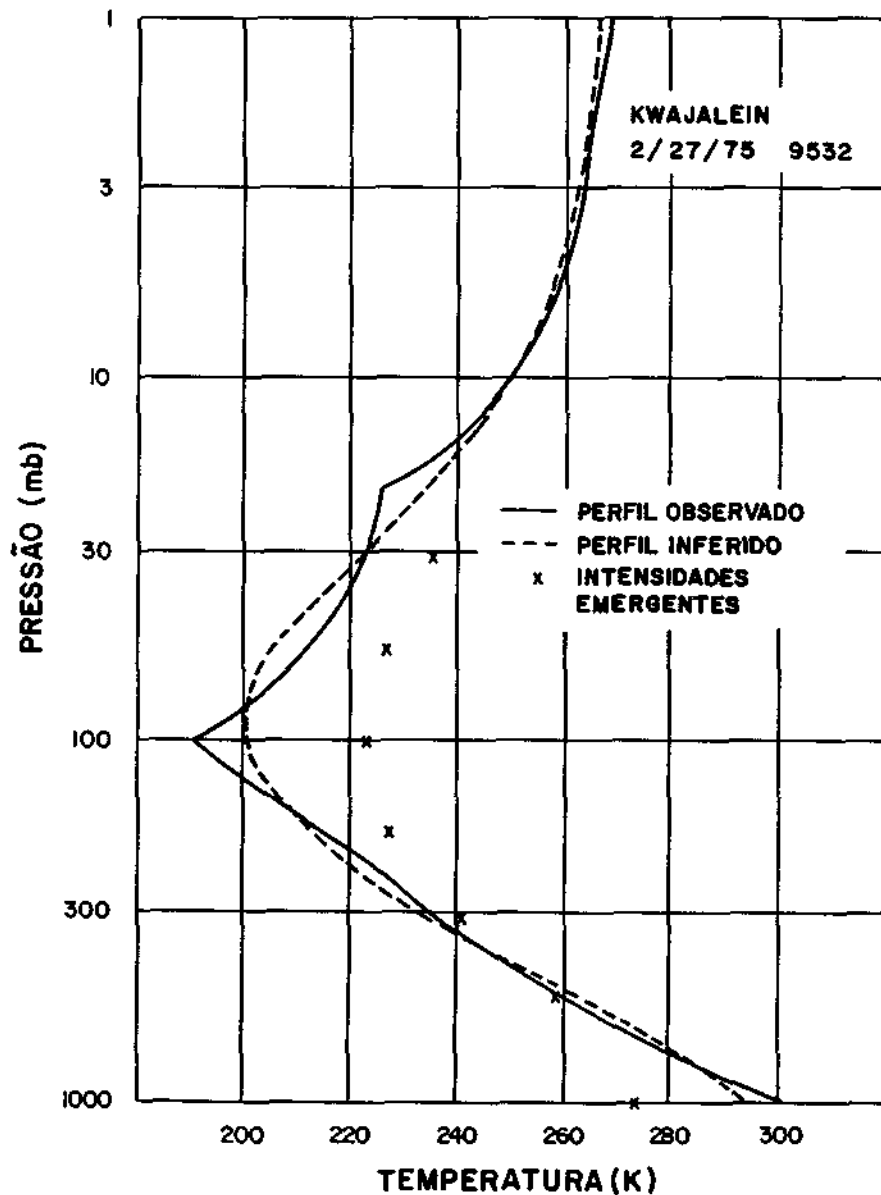


Fig. 6.5 - Perfil de temperatura inferido com o método das transformadas.

FONTE: King (1978).

6.5 - MÉTODO DE PRONY

Outra técnica de medição de radiâncias, diferente em alguns aspectos daquela que vem sendo empregada nas aplicações até agora discutidas, prevê a medição da radiância atmosférica monocromática (frequência fixa) em função do ângulo de emergência $\theta = \cos^{-1}\mu$, radiância esta dada pela transformada de Laplace da função de Planck, a menos do fator multiplicativo μ :

$$I(1/\mu) = \int_0^{\infty} B(\tau) e^{-\tau/\mu} \frac{d\tau}{\mu} \quad (6.7)$$

Fazendo $\mu^{-1} = y$, obtêm-se:

$$g(y) = y^{-1} I(y) = \int_0^{\infty} B(\tau) e^{-y\tau} d\tau \quad (6.8)$$

onde a variável independente é a profundidade ótica, τ , e $B(\tau)$ determina a temperatura univocamente, uma vez que a frequência é especificada.

Medir a radiância em diferentes ângulos de emergência significa obter $g(y)$ para valores sucessivos de y que, por sua vez, pode apresentar intervalos uniformes de acordo com o espaçamento adotado para μ . Mediante um algoritmo apropriado de inversão é, então, possível determinar $B(\tau) \times \tau$, ou ainda, temperatura em função da altura.

Tal método de observação foi proposto por King (1956) e apresentado no Capítulo 1 deste trabalho.

Mais tarde King (1964) apresentou um algoritmo de inversão para resolver o problema, baseado no *método de Prony*, que permite a resolução de sistemas de equações não-lineares através de uma mudança de variáveis do tipo $v_{nj} = e^{-2\tau_j n y}$, onde $n = 1, 2, \dots$. Para maiores detalhes ver Twomey (1977a).

Em seu trabalho King (1964) considerou a atmosfera dividida em k subcamadas, cada uma com $B(\tau)x_\tau$ constante, hipótese quase equivalente a gradiente vertical de temperatura constante.

Mediante integração por partes e substituição da integral por uma fórmula de quadratura, a Equação 6.8 fica sendo:

$$y I(y) - y B_0 = \sum_k \Delta B_k e^{-y\tau_k} (1 - e^{-y\Delta\tau_k}) = \sum_k \Delta' B_k e^{-y\tau_k} \quad (6.9)$$

onde a subcamada k se estende de τ_k a τ_{k+1} .

De início, pode-se definir um problema linear em termos da incôgnita $\Delta' B_k$. Porém, se os intervalos de τ não forem fixos a priori, um sistema composto de equações do tipo da 6.9 será não-linear, e neste caso, o *método de Prony* poderá ser utilizado para a sua resolução.

6.6 - OUTROS MÉTODOS

Tem-se notícia de que novos modelos encontram-se em desenvolvimento, com o objetivo de melhorar a qualidade das soluções que vêm sendo obtidas pelos algoritmos já implantados.

Esforços nessa direção estão sendo empregados, por exemplo, pelo GLAS - Goddard Laboratory for Atmospheric Sciences, órgão de pesquisa da NASA, utilizando algoritmos como o de filtragem de Kalman.

Como a divulgação tem sido limitada tais modelos e métodos de inversão não poderão ser discutidos.

CAPÍTULO 7

COMPARAÇÕES DOS DIVERSOS MÉTODOS

7.1 - OBJETIVO

Resultados de alguns dos algoritmos de inversão já foram mostrados em capítulos anteriores. Contudo, a análise comparativa dos métodos apresenta maior utilidade mesmo que ao compará-los seja difícil chegar a conclusões absolutas. Como será visto, os méritos de cada esquema são relativos e envolvem compromissos, ganhando-se por um lado e perdendo-se por outro.

A propósito, não existem trabalhos comparativos abrangentes e sim um número limitado de estudos comparativos nos quais, um determinado experimento, de caráter real, simulado ou simplesmente analítico, é tratado por um dado número de algoritmos diferentes, tudo isto variando de autor para autor.

Portanto, apresentar os principais estudos comparativos separadamente, incluindo as conclusões de seus autores, pareceu ser a opção mais proveitosa. Através disto, será possível ganhar uma idéia mais concreta a respeito de aspectos importante, tais como o grau de estabilidade, o papel das informações a priori e a habilidade do algoritmo em tratar descontinuidades, entre muitos outros.

7.2 - ESTUDO COMPARATIVO POR TWOMEY

Twomey (1977b), utilizando os métodos destacados abaixo, resolveu o seguinte problema de inversão com cernes e funções analíticas:

$$g_i = \int_0^1 K_i(x) f(x) dx \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, N = 20$$

$$K_i(x) = x e^{-y_i x}; y_i = 0,1; 0,2; \dots; 1,0; 1,2; 1,4, \dots; 2,0; 2,5; 3,0; 3,5; 4; 5, \dots, 10$$

$$f(x) = 1 + 4(x - 1/2)^2$$

Os resultados, levando-se em consideração um erro de 0,1% em virtude da quadratura, encontram-se na Figura 7.1 para os seguintes casos:

- (a) *método da mínima informação* (ver a Seção 5.2, Equação 5.3);
- (b) *método de Backus-Gilbert* (ver a Seção 5.6);
- (c) *método iterativo de Chahine*; somente uma ordenada ajustada em cada passo da iteração (ver a Seção 6.1);
- (d) *método iterativo de Chahine-Twomey* (ver a Seção 6.3);
- (e) *método da mínima informação*, como em (a), porém com os pontos extremos fixos em seus valores exatos, ou seja, $f(x = 0) = f(x = 1) = 2$;
- (f) *método da mínima informação*, como em (a), porém com os pontos extremos fixos em valores aproximados, ou seja, $f(x = 0) = 1,95$ e $f(x = 1) = 2,05$.

Na Figura 7.1, a linha cheia representa a solução exata. Observe-se que o melhor resultado é apresentado pelo caso (e), a custa de introduzir informações a priori, porém, exatas. Quando as informações são incorretas, mesmo que aproximadamente, o resultado pode ser desastroso - conforme ilustra o caso (e). Assim sendo, a solução pelo *método da mínima informação* depende da qualidade dos dados estatísticos, quando estes forem utilizados.

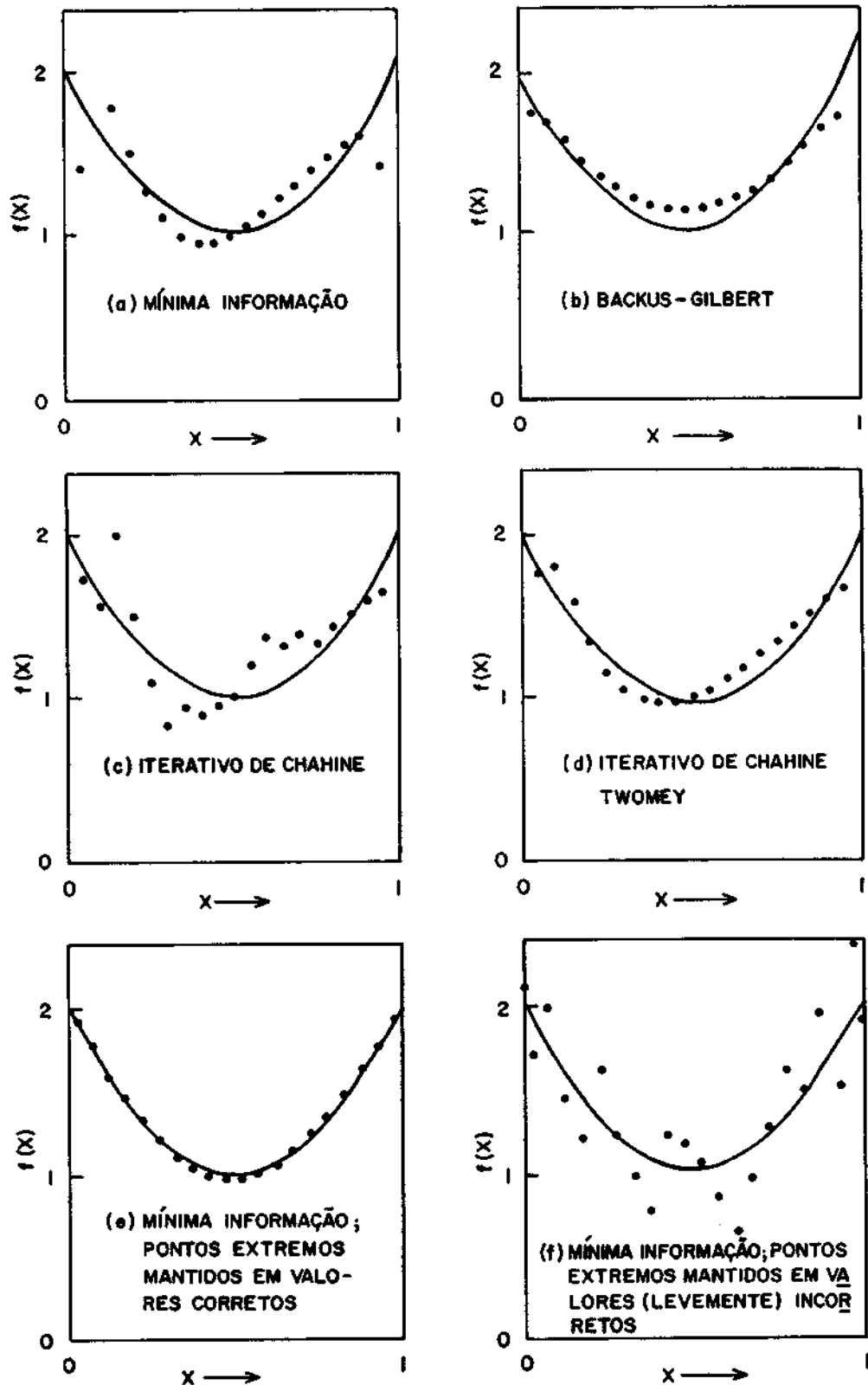


Fig. 7.1 - Soluções obtidas por diferentes métodos de inversão, conforme indicado na própria figura.

FONTE: Twomey (1977b).

Note-se também que, a menos de (f), o pior resultado foi conseguido com o método iterativo de Chahine; já o caso (d), que se refere ao método iterativo de Chahine-Twomey, não-linear, produziu uma solução com qualidade superior à (c).

Twomey (1977a) também comparou o tempo necessário para que a solução seja produzida. O método mais rápido é o da mínima informação, sendo os métodos iterativo de Chahine e de Backus-Gilbert 4 e 60 vezes, respectivamente, mais lentos que o primeiro.

Para comparar a resolução dos métodos, Twomey (1977b) utilizou o teste da função delta, quer dizer, se $f(x) = \delta(x - x_0)$ um procedimento de inversão perfeito produzirá $\delta(x - x_0)$ se o vetor gassim obtido for utilizado novamente na determinação de $f(x)$. Segundo o autor, o fato de o conjunto original de cernes utilizados desempenhar papel mais importante do que o próprio algoritmo de inversão, no que se refere à resolução, é o argumento a favor deste teste.

Os resultados para os métodos de Backus-Gilbert e iterativo de Chahine-Twomey (não-linear) encontram-se na Figura 7.2. Para os cernes do tipo $x e^{-yX}$ o método não-linear mostra-se superior ao linear.

Segundo Twomey (1977a e b), a inversão linear constrangida é rápida, especialmente quando se trabalha com um grande volume de observações, e objetiva, no que diz respeito às restrições empregadas; e possibilita incluir informações a priori. O método de Backus-Gilbert é mais lento porém mais atraente, pois permite que se determinem os cernes médios. Técnicas estatísticas produzem perfis de temperatura mais realistas (os resultados não foram apresentados neste trabalho) do que outros métodos. Métodos iterativos não-lineares evitam a necessidade de formular restrições explícitas e parecem superiores com respeito à resolução (ver a Figura 7.2) e tolerância a erros.

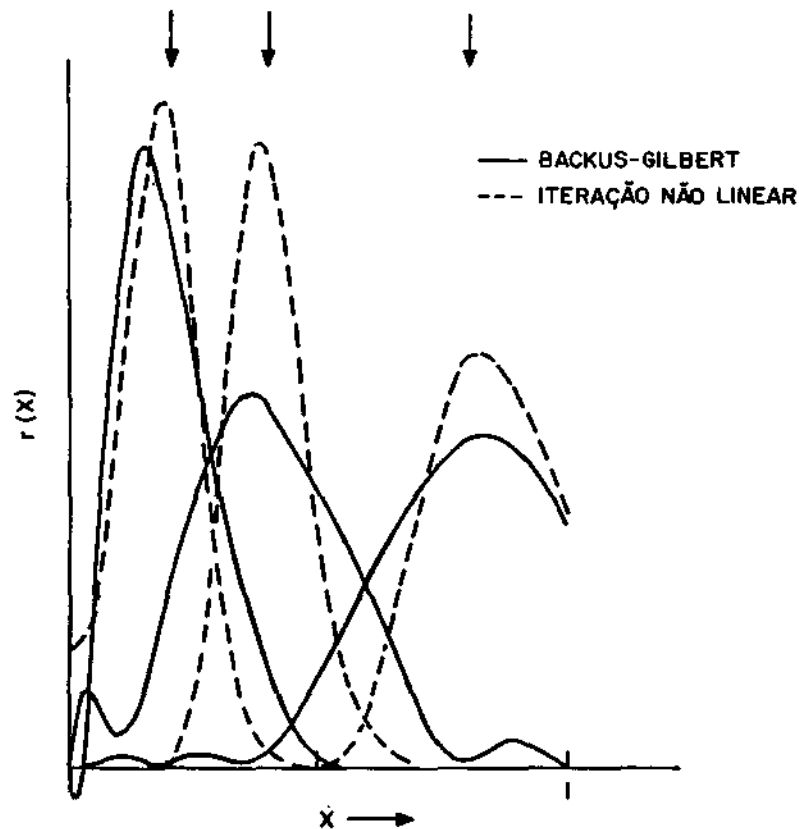


Fig. 7.2 - Cernes médios obtidos pela inversão de dados com $f(x) = \delta(x - x_0)$.

- As setas indicam a posição das funções delta. Os cernes originais são da forma x e e^{-yx} .

FONTE: Twomey (1977b).

As conclusões desse autor devem ser tomadas com reserva. Poder incluir informações a priori leva a uma falsa idéia de que isto produzirá resultados melhores. Como pode ser visto na Figura 7.1, isto não é necessariamente verdade. Por outro lado, as técnicas estatísticas podem produzir resultados tão bons quanto os dos métodos da *mínima informação* e *iterativo de Chahine*, desde que sejam utilizados perfis iniciais satisfatórios, conforme se discutirá na Seção 7.3.

7.3 - ESTUDO COMPARATIVO POR FLEMING E SMITH

O estudo comparativo de quatro métodos de inversão, realizado por Fleming e Smith (1972), produziu resultados bastante interessantes.

Para tanto, foram utilizados 109 perfis individuais de temperatura obtidos por radiossondas sobre a América do Norte, em 14 de janeiro de 1961, e agrupados de acordo com a faixa de latitude, conforme indicado:

ÁREA 1 - Região polar (60° a 90° N); 22 casos.

ÁREA 2 - Região subpolar (45° a 60° N); 31 casos.

ÁREA 3 - Região de latitudes médias (30° a 45° N); 43 casos.

ÁREA 4 - Região subtropical (15° a 30° N); 13 casos.

Com esses perfis, dados de radiação para 9 canais espectrais da banda do CO_2 em $15 \mu\text{m}$ foram então simulados, através da equação integral de transferência radiativa. Para tornar o experimento mais real, foi adicionado um ruído aleatório normalmente distribuído com um desvio padrão de $0,2 \text{ erg cm}^{-2}\text{s}^{-1} \text{ sr}^{-1} \text{ cm}^{-1}$.

Matrizes de covariância, S_f , e perfis médios de temperatura, \bar{T} , foram determinados para cada uma das quatro áreas acima. Com o objetivo de uniformizar condições do experimento, esses perfis médios foram empregados como estimativa inicial de todos os métodos.

Os 109 perfis foram então recuperados a partir das radiações simuladas, através dos seguintes métodos de inversão:

A. *estatístico R-S-W* (Seção 5.5, Equação 5.17);

B. *mínima informação/iterativo* (Seção 5.2, Equação 5.3);

C. *iterativo de Chahine* (Seção 6.1, Equação 6.1);

D. *iterativo de Smith* (Seção 6.2, Equação 6.2).

Foram adotados $\sigma_e = 0,2$ e $\sigma_f = 5,0$, levando a $\alpha = 0,0016$ para o método B. Por sua vez, a matriz de covariância dos erros, $C_e = \sigma_e^2 I$, utilizada no método A, reflete a condição dos erros serem aleatórios.

O seguinte critério de convergência foi utilizado com os métodos B, C e D:

$$\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [I(v_i) - I^{(m)}(v_i)]^2 \leq \sigma_e^2 = 0,04$$

Alguns resultados encontram-se nas Figuras 7.3, que apresentam os erros médios de temperatura absoluta em função da pressão para as áreas 1, 2, 3 e 4, e 7.4, com perfis de temperatura para dois casos individuais: Kotzebue, Alaska (Área 1) e Ely, Nevada (Área 3).

À parte da alta estratosfera, onde a dificuldade de obter dados convencionais de temperatura é bastante grande, verifica-se que em geral a precisão deteriora consideravelmente nas vizinhanças da tropopausa e da superfície. Estas regiões ainda hoje, quando um maior número de canais é disponível, colocam-se como críticas.

Com base nesse estudo, as principais conclusões de Fleming e Smith foram:

- O método A geralmente produz a solução mais precisa, mas esta conclusão não é necessariamente válida quando melhores perfis iniciais do que os usados são disponíveis. A utilização de perfis iniciais obtidos a partir dos campos de análise para a previsão de 12 horas pode fazer com que os métodos B e D produzam resultados tão bons quanto os do método A.

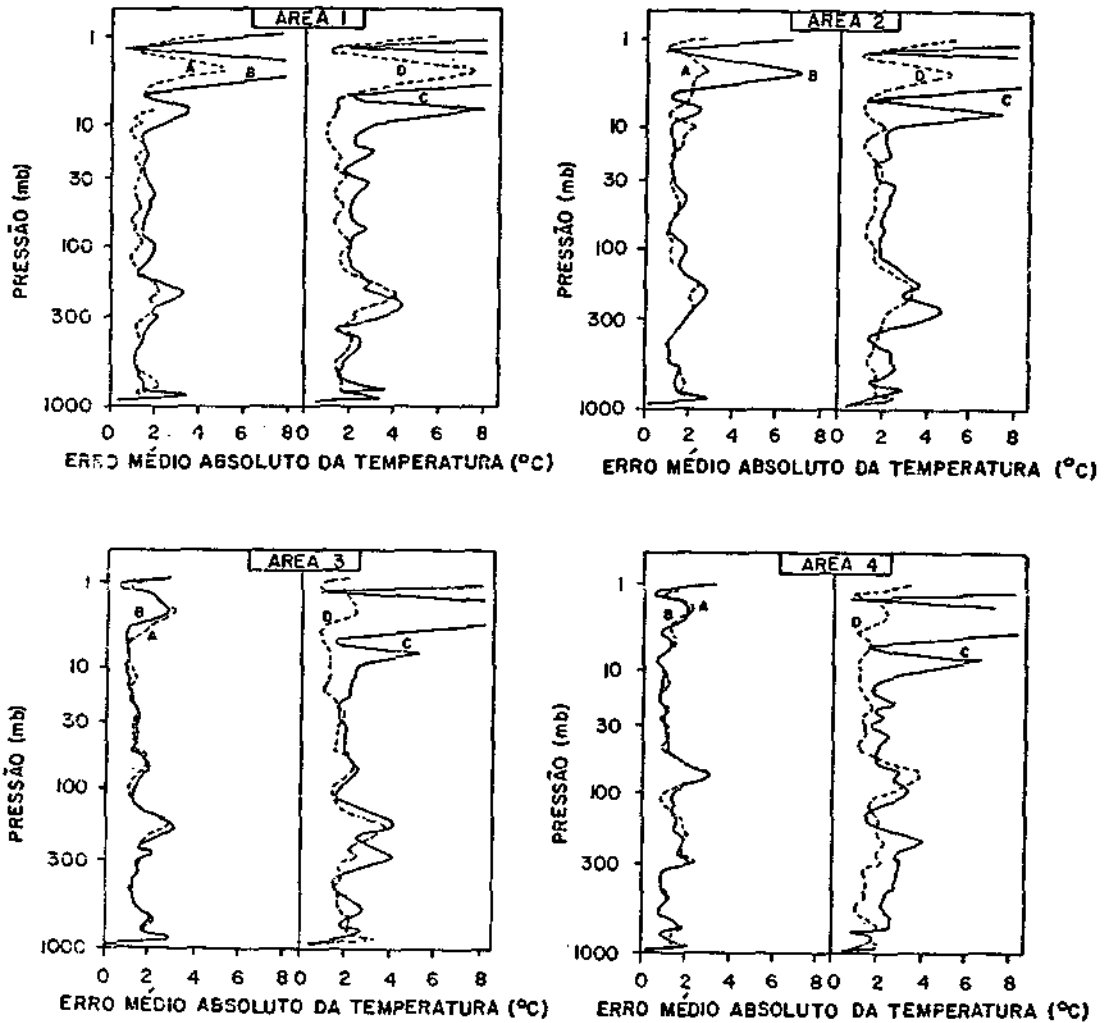


Fig. 7.3 - Erro médio absoluto da temperatura em função da pressão para as áreas 1, 2, 3 e 4, conforme indicado.

- As quatro curvas correspondem aos quatro métodos de solução (identificados pelas letras A, B, C e D) citados no texto.

FONTE: Fleming e Smith (1972).

- Não é surpreendente que o método A tenha apresentado melhores resultados. Ele é o que contém mais informações a respeito do problema. Contudo, para implementá-lo é necessário coletar, compilar e calcular uma grande quantidade de dados auxiliares, sendo a exigência de memória de computador bem maior que nos outros casos, embora o tempo de processamento do método em si seja razoável.
- A precisão dos métodos B e D é semelhante. A vantagem desses sobre o método A, como dito acima, é que eles dispensam dados estatísticos a priori e, portanto, exigem menos memória de computador.
- O tempo de processamento para o método B é o menor de todos em virtude de sua forma simples e pelo fato de exigir um menor número de iterações para a convergência, sendo isto uma função do valor escolhido para γ , o multiplicador de Lagrange. Como se sabe, se a estimativa de γ neste método for muito pequena, a solução torna-se instável. Então, a melhor estratégia será estimar grandes valores para γ . Porém, quanto maior o seu valor maior será o número necessário de iterações.
- A desvantagem dos métodos B e D é que a precisão das soluções diminui rapidamente com o decréscimo na precisão do perfil inicial. Também, o tempo de processamento para D é o maior de todos, tendo a vantagem, porém, de dispensar a inversão de matrizes. Além disto, o método D é o mais estável na presença de erros aleatórios, pois a solução é, na realidade, uma média ponderada da contribuição dos vários cernes.
- O método C é o que apresenta a pior precisão. Isto porque o número de pontos que constituem a solução é igual ao número de medidas que, no estudo em questão, é nove. Embora esses nove pontos geralmente se ajustem bem aos perfis reais, a interpolação linear entre pontos pode trazer consequências desastrosas como,

por exemplo, ignorar a estrutura fina da tropopausa (ver a Figura 7.4).

- Mesmo assim, o método C apresenta algumas vantagens. Ele talvez seja o mais fácil para programar, exige o menor tamanho de memória de computador, prescinde do cálculo de matrizes inversas e o tempo de processamento é moderado.

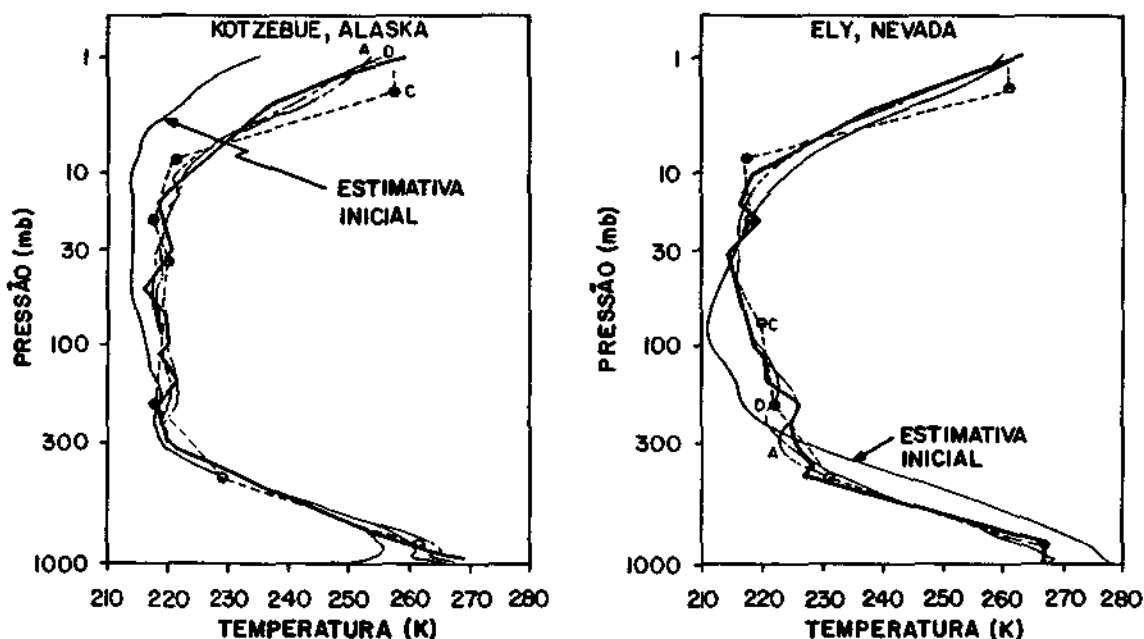


Fig. 7.4 - Perfis de temperatura em função da pressão para Kotzebue, Alaska e para Ely, Nevada, conforme indicado.

- O perfil inicial utilizado (traço fino), o correspondente obtido por radiossondagem (traço grosso) e as soluções, pelos métodos A, C e D estão representados.

FONTE: Fleming e Smith (1972).

7.4 - ESTUDO COMPARATIVO POR MOHR

Com o objetivo de avaliar os dados VTPR, Mohr (1976) realizou um estudo comparativo entre informações de temperatura obtidas por radiossondagem e sondagens VTPR. Este estudo cobriu os períodos de abril de 1974 a março de 1975, abril de 1975 a setembro de 1975 e outubro de 1975 a março de 1976. Pelas razões discutidas nas Seções 5.2 e

5.3, o NESS passou a utilizar, em março de 1975, o *método de regressão após categorização* no lugar do *método da mínima informação*, que vinha sendo empregado anteriormente no processamento operacional dos dados VTPR para o Hemisfério Norte.

A técnica baseada no *método de regressão após categorização* produziu melhorias tanto na baixa como na média troposfera, conforme ilustra a Figura 7.6. Porém, os resultados na baixa estratosfera pioraram e por isto uma outra mudança foi implementada, em agosto de 1975, na técnica de regressão para obter temperatura e espessura nesses níveis. Com isto, os resultados também melhoraram nos níveis estratosféricos (ver a Figura 7.7).

Neste estudo, Mohr (1976) comparou 331 casos, empregando dados de 5 estações de radiossondagem coincidentes com sondagens VTPR dentro de uma área com raio de 150 km e de um intervalo de tempo $H \pm 3h$, onde $H = 00$ ou 12 GMT, para casos individuais.

Note-se que, apesar das modificações, as regiões próximas à superfície e na vizinhança da tropopausa, ainda se colocam como críticas, onde erros rmq de mais de $4,0^{\circ}C$ são encontrados, conforme ilustra a Figura 7.7.

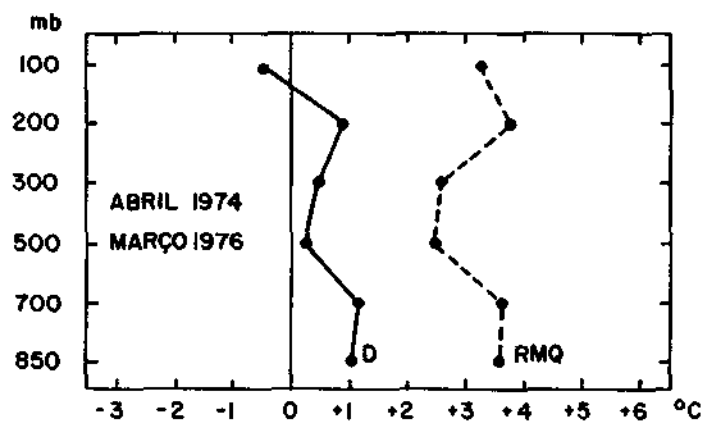


Fig. 7.5 - Diferenças médias (D) e erros rmq (RMQ) para o período de abril de 1974 a março de 1976; comparação entre dados VTPR e de radiossondagem.

FONTE: Mohr (1976).

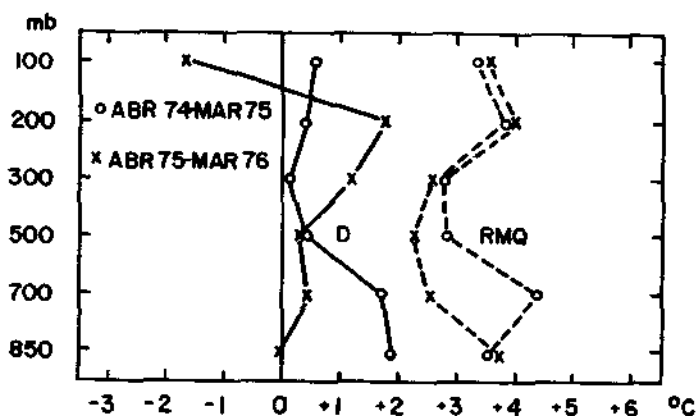


Fig. 7.6 - Diferenças médias (D) e erros rmq (RMQ) para os períodos de abril de 1974 a março de 1975 e abril de 1975 a março de 1976; comparação entre dados VTPR e de radiossondagem.

FONTE: Mohr (1976).

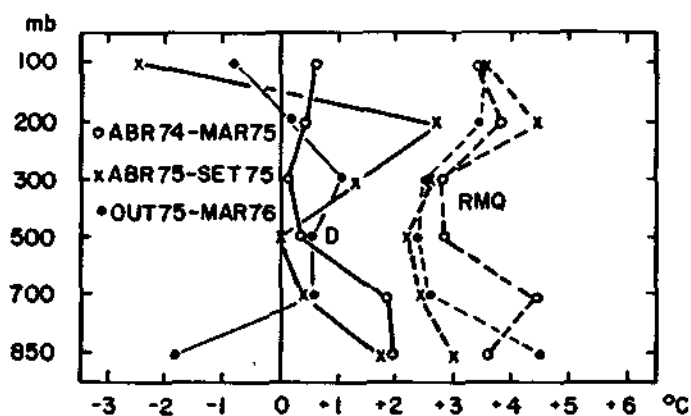


Fig. 7.7 - Diferenças médias (D) e erros rmq (RMQ) para os períodos de abril de 1974 a março de 1975, abril de 1975 a setembro de 1975 e outubro de 1975 a março de 1976; comparação entre dados VTPR e de radiossondagem.

FONTE: Mohr (1976).

7.5 - ESTUDO COMPARATIVO POR WOLFSON ET ALII

7.5.1 - ASPECTOS GERAIS DO ESTUDO

Wolfson et alii (1979a e b) fizeram um estudo comparativo entre os seguintes métodos:

- (1) *iterativo de Chahine*, que os autores designam simplesmente por *Chahine* (ver a Seção 6.1; Equação 6.1);
- (2) *mínima informação*, que os autores designam por *Twomey-Phillips* (ver a Seção 5.2; Equação 5.3);
- (3) *Backus-Gilbert* (ver a Seção 5.6);
- (4) *regressão não-linear*: método implantado na Universidade de Tel-Aviv que emprega várias técnicas de minimização, entre elas Monte Carlo e Simplex, e necessita de estimativas iniciais.

O estudo foi dirigido para aplicações que tinham como objetivo a recuperação da distribuição de gotículas de nuvens, em função de tamanho, a partir de medidas espectrais simuladas da profundidade ótica da nuvem.

Portanto, é discutível a aplicação direta dos resultados deste estudo ao problema da inversão para determinar temperatura. Todavia, a abordagem comparativa de Wolfson et alii (1979a e b) abre novas perspectivas para a avaliação de métodos matemáticos de inversão, sendo por isto de interesse para o caso da temperatura.

7.5.2 - PRECISÃO E ESTABILIDADE

Wolfson et alii (1979a) submeteram os quatro métodos destacados na seção anterior a testes idênticos com o objetivo de avaliar os seguintes aspectos:

- "Precisão" da solução: julgada de acordo com o valor mínimo de ER, sendo ER o erro total, definido pela percentagem da soma dos desvios absolutos entre os valores calculados e os valores exatos.

- "Estabilidade" da solução: conceituada de forma empírica, pela inexistência de oscilações.
- "Eficiência" no uso de tempo de computador e adaptabilidade para interpretação fácil e rápida de dados em grandes quantidades ou em tempo real.

Os resultados encontram-se na Tabela 7.1, onde R_{ef} é o raio efetivo das gotas de nuvem, tendo em vista o fenômeno de espalhamento e $C1$ a distribuição inicial (exata) utilizada na determinação de medidas espectrais simuladas da profundidade ótica. Para esta distribuição, o valor exato de R_{ef} é 5,88.

Entre as conclusões dos autores desse estudo comparativo merecem destaque:

- A "estabilidade" e a "precisão" do *método de regressão não-linear* dependem fortemente da estimativa inicial. Este método não é econômico nem eficiente em virtude de a convergência ser muito vagarosa.
- Os métodos de *Backus-Gilbert* e de *Twomey-Phillips* (*mínima informação*) tiveram desempenho semelhante. Ambos exigem a determinação de parâmetros livres como γ (ver a Seção 5.2) e, sendo lineares, podem apresentar soluções com valores negativos que se igualados a zero aumentam ER, o erro total.

TABELA 7.1

SUMÁRIO E RESULTADOS DO ESTUDO COMPARATIVO ENTRE QUATRO MÉTODOS DE INVERSÃO

	Método de Chahine		Método de Twomey-Phillips		Método de Backus-Gilbert		Método de Regressão Não-Linear	
	ER (%)	Ref Estabilidade (µm)	ER (%)	Ref Estabilidade (µm)	ER (%)	Ref Estabilidade (µm)	ER (%)	Ref Estabilidade (µm)
Dados exatos (sem erro)	0	5,88 estável	0	5,88 estável	0	5,88 estável	0,2	5,98 estável
1% erro de aleatório	10,0	6,21 levemente instável	6,1	4,94 levemente instável	5,0	5,12 levemente instável	4,6	6,10 estável
5% de erro aleatório	49,6	7,70 instável	24,8	2,48 levemente instável	24,7	2,42 levemente instável	20,5	6,10 estável
Adaptabilidade à recuperação de grandes quantidades de dados	Adaptável		Adaptável, porém exige ajustar o erro		Adaptável, porém exige ajustar o erro		Não é conveniente para a redução de grandes quantidades de dados	

FONTE: Wolfson et alii (1979a).

- A redução de grandes massas de dados também coloca alguns problemas. Cada diferente conjunto de dados exige uma procura renovada de parâmetros livres na busca de erro total mínimo ou de máxima estabilidade. Tal procura é compulsória pois cada mediada possui seu próprio nível de ruído, com distribuição diferente entre os vários canais. Na prática, contudo, este procedimento termina quando o valor do erro total for "aceitável", não necessariamente o mínimo. Sob este ponto de vista, deve-se também observar que o *método de Backus Gilbert* exige a inversão de N matrizes da ordem $N \times N$ enquanto o de *Twomey-Phillips (mínima informação)* somente prevê a inversão de uma matriz $N \times N$. Portanto, neste último caso, a convergência ocorre mais rapidamente, desde que o valor de γ seja adequado.
- As grandes vantagens do *método de Chahine* são as seguintes: como o método é não-linear, a solução é sempre positiva e o método não exige qualquer ajuste fino externo.

A maior parte dessas conclusões por Wolfson et alii (1979) confirmam achados de estudos comparativos apresentados nas Seções 2 e 3 deste capítulo.

7.5.3 - PODER DE RESOLUÇÃO, CONSERVAÇÃO DE NORMALIZAÇÃO E PRINCÍPIOS DE SUPERPOSIÇÃO

O "poder de resolução" foi definido por Wolfson et alii (1979b) de forma que pudesse ser determinado para qualquer um dos métodos em estudo. A deterioração da resolução, por sua vez, foi definida segundo o alargamento do tamanho original da meia-largura da distribuição de gotículas de nuvem em função do tamanho.

A "conservação de normalização" foi verificada comparando-se o número total de gotículas recuperado com o número total original. Qualquer desvio exigiria uma normalização da função de distribuição.

Por fim, o "princípio de superposição" adotado pelos autores tem o caráter das soluções lineares, ou seja, se a dois conjuntos de profundidades óticas τ_1 e τ_2 correspondem às soluções n_1 e n_2 , e se para $\tau_1 + \tau_2$ a solução fosse dada por $n_1 + n_2$, então a superposição seria válida.

Ao separar o problema da "resolução espectral versus erro" em três partes, Wolfson et alii (1979b) foram capazes de apresentar um tipo de análise semelhante à de Backus-Gilbert, porém, adaptável a qualquer técnica de inversão. O conceito de "poder de resolução" introduzido por eles permite que se determine o "alargamento" e a conservação da informação original pelo algoritmo. A partir desta análise, é possível determinar a "resolução espectral" necessária para que o "alargamento" da solução permaneça dentro de um grau desejável e também para que a normalização seja conservada.

Além disto, a "conservação" do número total de gotículas identifica a necessidade de normalização da distribuição recuperada, e o "princípio de superposição" permite identificar a necessidade de detetar um pequeno desvio em relação a um perfil básico, pela resolução espectral acentuada.

Estes são os principais resultados obtidos por Wolfson et alii (1979b):

- O "poder de resolução" do *método de Chahine* é um parâmetro variável, dependendo, por exemplo, da configuração espectral. O "princípio de superposição" não é verificado neste método.
- O *método de Twomey-Phillips* tem um bom poder de resolução (muito próximo de 1). O número total de gotículas se conserva dentro de 1 a 2%. E o "princípio de superposição" é verificado dentro de menos do que 0,01%, dependendo de quão suaves são as distribuições superpostas.

- O método de *Backus-Gilbert* apresenta um bom "poder de resolução, que difere de 1 somente no sexto dígito. O número total de partículas é conservado com a mesma precisão. Foi verificado que o "princípio de superposição" apresentou um grau de precisão de 0,00001%. Isto levou os autores a concluírem que a técnica de *Backus-Gilbert* conserva bem as informações e apresenta bom "poder de resolução" do ponto de vista prático.
- O método de *regressão não-linear* apresenta baixo "poder de resolução"; o número de partículas não se conserva e o "princípio de superposição" não é obedecido.

Para finalizar, seria de grande interesse que um estudo semelhante ao de Wolfson et alii (1979a e b), por sua abrangência, fosse conduzido para o caso da recuperação de perfis de temperatura atmosférica, comparando o desempenho dos métodos mais promissores no caso de dados experimentais. Com certeza, isto forneceria subsídios relevantes para a escolha do método a ser empregado em caráter operacional, como por exemplo, tendo em vista a utilização do VAS para o Hemisfério Sul.

7.6 - DUALIDADE ENTRE MÉTODOS LINEARES ITERATIVOS E POR INVERSÃO DE MATRIZES

Como discutido na Seção 4.6, os métodos lineares de inversão numérica podem ser classificados em duas categorias: (1) iterativos e (2) por inversão de matrizes. Contudo, Fleming (1977) mostrou que há uma dualidade entre essas duas categorias, ou seja, dado um esquema iterativo, existirá um método por inversão de matrizes correspondente, e vice-versa. Na realidade, foi este princípio de dualidade que permitiu transformar o método da *mínima informação* de sua versão inicial (inversão de matrizes) para a versão iterativa, ambas apresentadas na Seção 5.2.

Este conceito de dualidade foi estendido por Fleming (1977) para diversos métodos conhecidos, entre eles:

- Na categoria (1):
 - *Landweber* (Seção 5.8);
 - *iterativo de Smith* (Seção 4.2).
- Na categoria (2):
 - *mínima informação*, designado por Fleming (1977) de Twomey-Phillips (Seção 5.2);
 - *inversão linear constrangida* (Seção 5.1);
 - *método estatístico R-S-W* (Seção 5.5).

Fórmulas explícitas para soluções por inversão de matrizes e seus duais iterativos foram apresentadas por Fleming (1977). Como resultado da dualidade, "novos" métodos surgiram a partir de esquemas já conhecidos, como por exemplo, o *dual do iterativo de Smith*.

A vantagem em desenvolver o princípio da dualidade é que o conhecimento de um dos duais imediatamente implica o conhecimento do outro. Com este enfoque a teoria da inversão linear seria mais unificada pela conexão da dualidade.

Na Figura 7.8 encontra-se o perfil das diferenças rmq entre a solução fornecida pelo dual do método de Twomey-Phillips (ou seja, o método da mínima informação em sua versão iterativa) e perfis de temperatura obtidos por radiossondagem, para dois casos de estimativas iniciais: previsão para 12 horas e climatologia. A Figura 7.9 apresenta as mesmas características, porém, a solução é fornecida pelo método de Twomey-Phillips por inversão de matrizes. Em ambos os casos, foram utilizados 139 perfis de temperatura obtidos por radiossondagem e os correspondentes dados simulados de radiância, a partir daí inferindo-se as soluções pelos dois métodos de inversão.

Novamente aqui se observa a dependência da precisão das soluções na qualidade dos perfis utilizados como estimativa inicial.

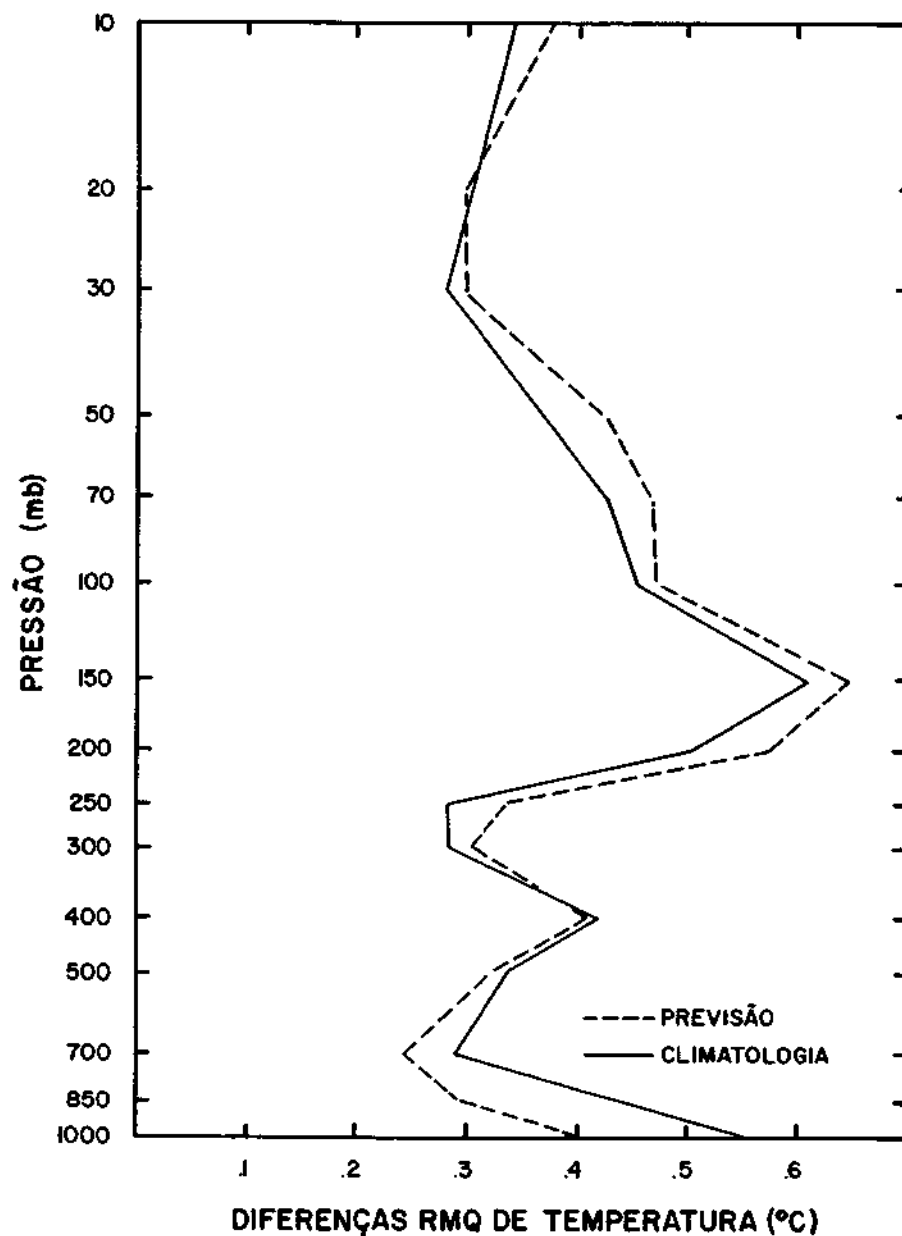


Fig. 7.8 - Perfis de diferenças rmq de temperatura entre a solução forçada pelo dual do método de Twomey-Phillips (versão iterativa do método da mínima informação) e dados de radiossondagem, utilizando perfis de previsão, para 12 horas, e climatológico, como estimativas iniciais.

FONTE: Fleming (1977).

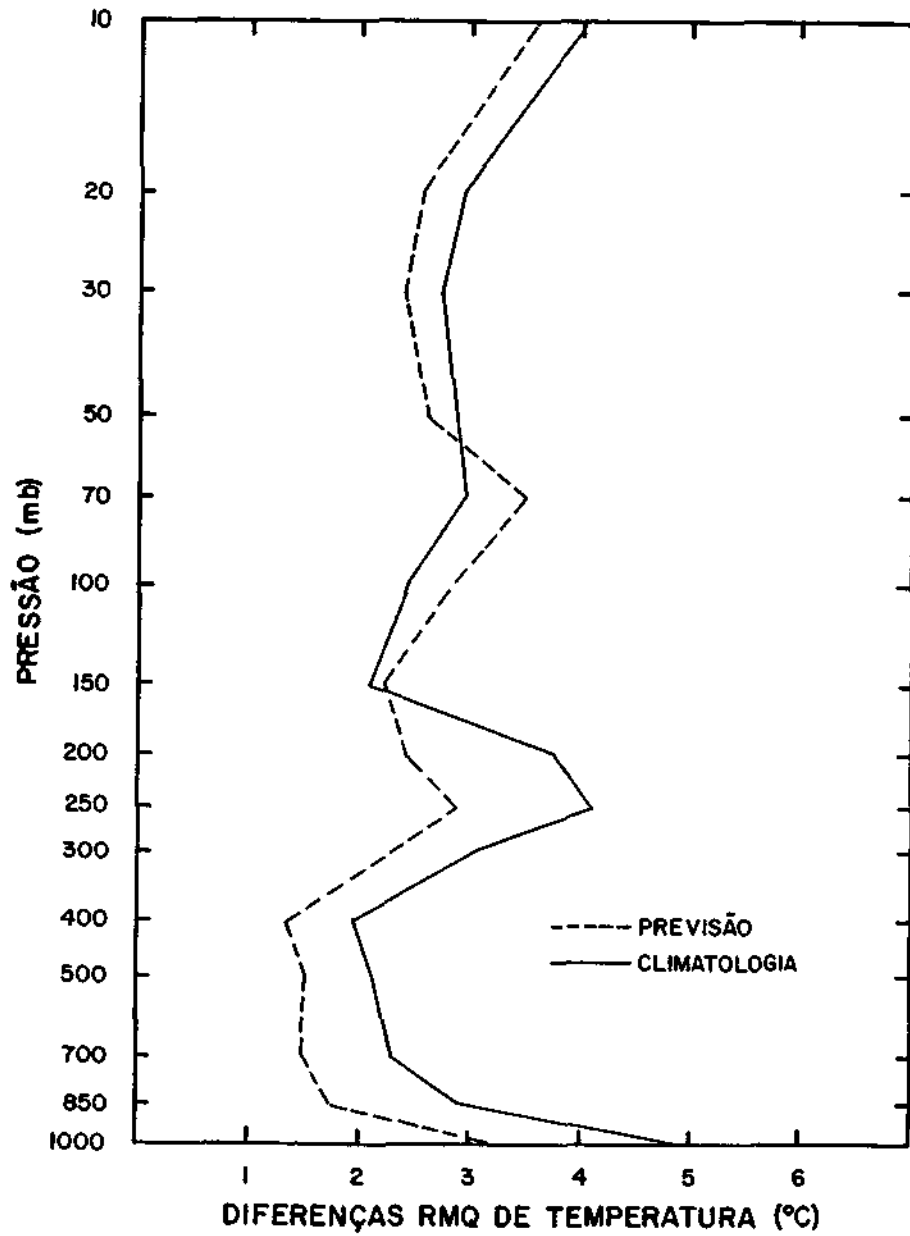


Fig. 7.9 - Perfis de diferenças rmq de temperatura entre a solução fornecida pelo método Twomey-Phillips por inversão de matrizes e dados de radiossondagem, utilizando perfis de previsão, para 12 horas, e climatológico, como estimativas iniciais.

FONTE: Fleming (1977).

CAPÍTULO 8

O PROBLEMA DAS NUVENS

As nuvens impõem uma grande limitação na determinação tridimensional das propriedades atmosféricas através do sensoriamento remoto em ondas longas.

Nesses comprimentos de onda, as nuvens comportam-se como bons absorvedores de radiação eletromagnética: em $4,3 \mu\text{m}$ a absorção é de cerca de 94%, se a nuvem for constituída de gotículas d'água, e de cerca de 99%, se de gelo; já em $15 \mu\text{m}$ a situação piora, sendo a absorção de cerca de 99% para ambos os casos. Conseqüentemente, as nuvens transmitem muito pouco da radiação "monocromática" provinda das camadas inferiores.

As observações de radiâncias pelos satélites contêm, portanto, muito pouca informação a respeito da temperatura e das concentrações de vapor d'água abaixo do topo da nuvem.

Além disto, dependendo do campo de visada do instrumento assim como da situação meteorológica, vários tipos de nuvens em diferentes alturas podem contribuir com o mesmo valor de radiância observado. Isto amplia o intervalo de solução aceitáveis, mesmo que a sondagem termine no nível do topo de nuvem, o que geralmente ocorre quando a cobertura é extensa.

Existem dois enfoques básicos para se tratar o problema das nuvens. O primeiro utiliza medidas de um campo de visada único e o outro emprega múltiplos campos de visada adjacentes em virtude da alta resolução espacial.

Uma das versões baseada no método do campo de visada único prevê estimar quais seriam as radiâncias observadas se não existissem nuvens neste campo de visada. Uma outra versão trata

as observações de satélites como provindas de um conjunto de áreas limpas e cobertas, estimando-se o perfil de temperatura "mais provável" para a área coberta. Ambas as versões foram utilizadas com dados dos radiômetros a bordo dos satélites NIMBUS-III e IV (Fritz et alii, 1972). Os resultados não foram satisfatórios, e melhorar a resolução espacial dos sensores foi uma das saídas. A outra foi incluir sondagem em microondas. O TOVS apresenta esses dois aperfeiçoamentos, porém o VAS somente conta com alta resolução espacial.

Por sua vez, a alta resolução espacial e a varredura contínua asseguram a proximidade geográfica de duas ou mais regiões de observação, aumentam a probabilidade de ter campos de visada com céu limpo e produzem um maior número de estimativas independentes de radiâncias de coluna limpa para uma dada área geográfica. Isto porque, em geral, a escala horizontal de variabilidade das nuvens é muito menor do que a dos perfis de temperatura. Portanto, admite-se que para subáreas independentes, porém próximas, os perfis de temperatura e, conseqüentemente, as radiâncias de colunas limpas permanecem as mesmas.

Assim sendo, quando se dispõe de medidas provenientes de múltiplos campos de visada, em geral é possível determinar as radiâncias de colunas limpas, isto é, não contaminadas por nuvens, de duas maneiras básicas: ou se encontram "buracos" suficientes entre as nuvens, a partir dos quais se obtêm observações não-contaminadas do volume em questão; ou então se aplicam técnicas matemáticas e físicas para inferir radiâncias de colunas limpas a partir do conjunto contaminado (Fritz et alii, 1972).

Por outro lado, a maior parte das nuvens são praticamente transparentes à radiação eletromagnética em microondas, entre 0,1 e 10 cm. Em 5 mm a transmissão pelas nuvens de gelo é próxima de 99,9% sendo cerca de 96% para as nuvens não-precipitáveis de gotículas d'água (Smith, 1972).

Embora nesses comprimentos de onda a transmissão, para um tipo de nuvem especificado, varie segundo a frequência, ela permanece constante e próximo de 100% para as nuvens do tipo cirrus. As nuvens do tipo nimbostratus são parcialmente opacas e as do tipo cumulonimbus muito opacas, porém, em virtude de sua escala horizontal essas nuvens nunca preencherão completamente os campos de visada dos instrumentos em microondas (Smith, 1972). Como exemplo, tem-se que a MSU, a bordo dos satélites TIROS-N, resolve uma área circular com 110 km de diâmetro no ponto subsatélite (Smith et alii, 1979).

No processamento operacional dos dados TOVS, a resolução horizontal nominal das sondagens foi estabelecida em 250 km, e as informações são organizadas de modo que o volume correspondente compreenda 63 campos de visada individuais. O propósito é produzir um único conjunto de radiâncias, em 24 intervalos espectrais, sendo 20 do HIRS (ondas longas, troposfera) e 4 da MSU (microondas, troposfera), a partir do qual uma única sondagem será obtida (Smith et alii, 1979). Para tanto, são empregados ambos os enfoques discutidos acima com respeito à técnica de múltiplos campos de visada.

Segundo Smith et alii (1979) e Phillips et alii (1979), o programa que produz radiâncias limpas tenta primeiro identificar campos de visada que sejam completamente limpos. Se isto falhar, faz-se uma tentativa no sentido de extrair radiâncias limpas de campos de visada parcialmente cobertos. Nesse caso, é utilizado o "método dos pares adjacentes", ou N^* , baseado numa técnica que emprega autovetores de matrizes de covariância (Smith and Woolf, 1976), para corrigir tanto física como matematicamente, os valores de radiância pela presença de nuvens, em função da cobertura fracional, N^* . Ainda, se esta tentativa falhar, o programa conta com outro recurso, qual seja, inferir temperatura a partir dos dados dos 4 canais em microondas, da MSU e dos 3 canais em ondas longas da SSU (estratosfera), uma vez que estes não são tão afetados pela nebulosidade como o são os canais do HIRS. Três tipos de radiâncias podem então ser obtidos: de coluna limpa, de coluna parcialmente coberta e de coluna coberta.

Na Figura 8.1 encontram-se as curvas de diferenças rmq entre sondagens TIROS-N e perfis de temperatura obtidos por radiossondagem sobre a América do Norte, segundo Smith et alii (1979).

A curva cheia se refere ao caso misto de radiâncias de colunas limpas e de colunas parcialmente cobertas, e a curva interrompida ao caso de colunas cobertas. Esses resultados indicam claramente que, mesmo com o auxílio dos canais em microondas, o problema da presença de nebulosidade extensa ainda não foi resolvido, levando a erros bastante pronunciados. Também, deve ser lembrado que as radiâncias em microondas possuem um nível de informação da troposfera mais baixo do que as observações no infravermelho.

De acordo com Smith et alii (1981), no processamento de dados do VAS implantado na Universidade de Wisconsin, as radiâncias de colunas parcialmente cobertas também são obtidas pelo "método dos pares adjacentes". Porém, como o VAS não possui canais em microondas, quando a nebulosidade for extensa, as soluções somente serão válidas acima do nível do topo da nuvem.

Assim sendo, apesar dos avanços tecnológicos introduzidos nos radiômetros mais modernos, a presença da nebulosidade ainda hoje se coloca como uma séria limitação. E qualquer metodologia que se queira implantar com o objetivo de inferir perfis de temperatura ou de outras quantidades, como concentração de vapor d'água, deverá levar em consideração essa importante limitação.

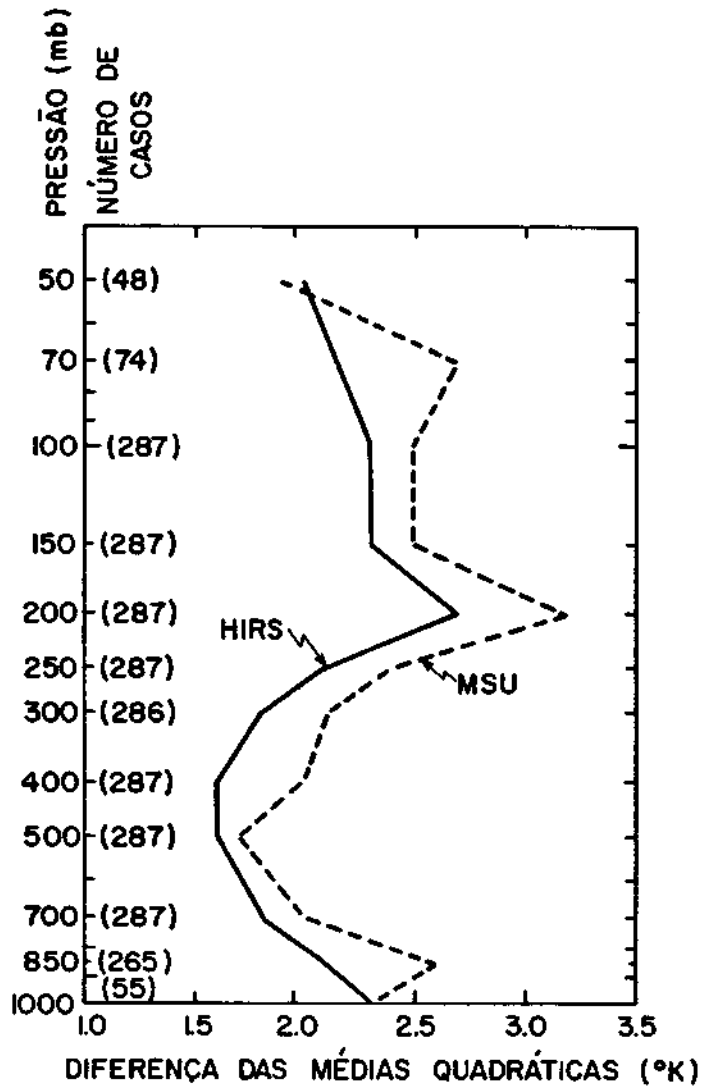


Fig. 8.1 - Diferenças rmq entre sondagens TIROS-N e perfis de temperatura obtidos por radiossondas sobre a América do Norte.

FONTE: Smith et alii (1979).

CAPÍTULO 9

CONCLUSÕES

De posse de um conjunto de radiâncias medidas em M canais por um radiômetro a bordo de satélite deve-se fazer uma série de correções. Para uma determinada estrutura térmica, os valores de radiância variam significativamente em função do ângulo zenital do satélite por ocasião da tomada da observação, das condições da superfície (emissividade e refletividade monocromáticas) e da umidade presente na atmosfera. Além disto, as observações no infravermelho são extremamente sensíveis às condições de nebulosidade.

Qualquer que seja a finalidade dos dados, bem como o método de análise, todos esses fatores devem ser considerados para que a solução apresente uma precisão aceitável.

Considerando que o conjunto de radiâncias já esteja pronto para análise, enfrenta-se outro problema: escolher o método de inversão adequado para a recuperação dos perfis.

Viu-se que esta tarefa é bastante complexa e exige uma série de considerações. Pode ser que um método que tenha sido exaustivamente estudado do ponto de vista teórico, e testado com experimentos simulados, forneça resultados satisfatórios. O mesmo método pode até ter sido utilizado com sucesso para atender um determinado experimento de caráter real e, quando aplicado a outra situação, também de caráter real, não produzir resultados igualmente satisfatórios.

Um exemplo típico é o *método da mínima informação* bastante estudado e utilizado em experimento analíticos e simulados. Em particular, foi empregado no processamento dos dados do SIRS, a bordo dos satélites NIMBUS-III e IV (ver a Seção 5.2), e os resultados foram tão alentadores que na primeira fase operacional do VTPR o método voltou a ser aplicado. Todavia, conforme discutido na Seção 5.3, as dificuldades operacionais eram tão grandes e os resultados

O ponto básico é que os dados experimentais não fornecem todas as informações desejadas e busca-se completá-las com o conhecimento que se dispõe do comportamento da atmosfera. Contudo, sabe-se que os dados a priori - médias climatológicas, medidas por outros meios como radiossondas, estimativas iniciais a partir de campos de previsão de tempo, etc.- podem distorcer completamente a solução, aspecto este amplamente debatido nas páginas precedentes (ver por exemplo, a Figura 7.1).

O critério de avaliação dos resultados coloca-se como uma outra grande dificuldade. Note-se que comparar as informações obtidas a partir de satélites com dados de radiossondagem pode levar a resultados bem diferentes do que compará-los com dados de radiossondagem porém analisados (e, portanto, "suavizados"), como os do NMC.

Tais critérios já foram discutidos antes, particularmente na Seção 5.4, em associação com a avaliação dos dados de temperatura TIROS-N feita por Schlatter (1981) que utilizou, para fins comparativos, dados analisados do NMC. Esta comparação produziu resultados mais satisfatórios do que no caso da avaliação feita por Phillips et alii (1979) com dados "originais" de radiossondagem.

No estudo de Schlatter (1981), as comparações foram feitas entre dois campos suavizados quais sejam, análises do NMC e dados TOVS. No caso das análises do NMC, as informações originais obtidas por radiossondas sobre o campo de temperatura do ambiente foram transformadas, imperfeitamente, em outras mais suaves; e, no caso do TOVS, a física contida no modelo assim como o algoritmo de recuperação também transformaram as informações (dados de radiância) sobre a estrutura térmica, do volume atmosférico em questão, em outras (perfis de temperatura) porém suas vizadas.

Conforme frisa Thompson (1981), conhecer o caráter das transformações pelas quais passam os dados de radiância, nos vários está

gios de "distorção" até que as temperaturas sejam produzidas, reveste-se de grande importância para os meteorologistas. Como os dados de temperatura obtidos por satélites, em virtude de sua utilidade, continuarão a ser usados, torna-se importante saber, com bastante precisão, qual a relação entre a estrutura térmica real da atmosfera e aquela recuperada. Esta questão encontra-se em aberto, exigindo ainda estudos e análises.

Nesse contexto mostra-se desejável analisar teoricamente a física e as hipóteses contidas nos modelos de transferência radiativa em emprego atualmente na recuperação de perfis de temperatura.

Por outro lado, a busca de algoritmos numéricos de inversão que dependam, o mínimo possível, de informações a priori continua sendo legítima, principalmente tendo em vista que a técnica de sensoriamento remoto mostra-se mais valiosa justamente sobre áreas que carecem de tais informações - como os oceanos, o Hemisfério Sul e, de particular interesse, a América do Sul.

Pôde ser constatado nos Capítulos 5 e 6 do presente trabalho, que os algoritmos lineares já foram bastante trabalhados e todos dependem, em graus que variam, de dados a priori. Todavia, estão por ser explorados os algoritmos não-lineares, como por exemplo os da linha de transformadas proposta por King (1978) e discutida na Seção 6.4.

Mesmo com radiômetros mais avançados do que os que se encontram atualmente em operação, os problemas aqui discutidos, com respeito ao aspecto interpretativo do sensoriamento remoto da atmosfera, ainda persistirão. Consequentemente, qualquer avanço que for feito em tal segmento mostrar-se-á especialmente útil.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALLEN, C.W. *Astrophysical quantities*. 2. ed. London, Athlone, c. 1964.
- ALLISON, L.J., ed. *Meteorological satellites*. Greenbelt, NASA, 1980. (NASA TM 80704).
- ALISHOUSE, J.C.; CRONE, L.J.; FLEMING, H.E.; VAN CLEEF, F.L.; WARQ, D. Q. A discussion of empirical orthogonal functions and their application to vertical temperature profiles. *Tellus*, 19(3):477-481, 1967.
- BACKUS, G.E.; GILBERT, F. The resolving power of gross Earth data. *Geophysiscal Journal of the Royal Astronomical Society*, 16:169-205, 1968.
- BACKUS, G.E.; GILBERT, F. Uniqueness in the inversion of inaccurate gross Earth data. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London; Series A*, (1173):123-192, 1970.
- CHAHINE, M.T. Determination of the temperature profile in an atmosphere from its outgoing radiance. *Journal of the Optical Society of America*, 58(12):1634-1637, Dec. 1968.
- CHAHINE, M.T. Inverse problems in radiative transfer: determination of atmospheric parameters. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 27:960-967, Sept. 1970.
- CHAHINE, M.T. A general relaxation method for inverse solution of the full radiative transfer equation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 29(6):741-747, Sept. 1972.
- CHANDRASEKHAR, S. *Radiative transfer*. New York, Dover, 1960.
- CONRATH, B.J. Vertical resolution of the temperature profiles obtained from remote radiation measurements. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 29(7):1262-1271, Oct. 1972.
- CONRATH, B.J. Backus-Gilbert theory and its application to retrieval of ozone and temperature profiles. In: DEEPAK, A., ed. *Inversion methods in atmospheric remote sounding*. Washington, D.C., NASA, 1977. p. 155-194. (NASA CP-004).

- CROSBY, D.S.; FLEMING, H.E.; WARK, D.Q. Covariance matrices and means of atmospheric Planck function profiles for application to temperature sounding from satellite measurements. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 30(1):141-144, 1973.
- CROSBY, D.S.; WEINREB, M.P. Effect of incorrect atmospheric statistics on the accuracy of temperature profiles derived from satellite measurements. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 3:41-51, 1974.
- ELIAS, M. Determinação de perfis de temperatura e de vapor d'água a partir de sondagens por satélite. In: INSTITUTO DE PESQUISAS ESPACIAIS. Departamento de Meteorologia. *Curso de satélites meteorológicos; aplicações e foto-interpretação*. São José dos Campos, 1981. Parte B, cap. 14, p. 14.1-14.33. (INPE-2235-MD/15).
- FLEMING, H.E.; SMITH, W.L. Inversion techniques for remote sensing of atmospheric temperature profiles. In: SYMPOSIUM ON TEMPERATURE, 5., Washington, D.C., June 21-24, 1971. *Preprint*. Pittsburgh, Instrument Society of America, 1972, p. 2239-2250.
- FLEMING, H.E. Comparison of linear inversion methods by examination of the duality between iterative and inverse matrix methods. In: DEEPAK, A., ed. *Inversion methods in atmospheric remote sounding*. Washington, D.C., NASA, 1977. p. 325-360. (NASA CP-004).
- FLEMING, H.E.; CROSBY, D.S. A new treatment of the boundary term in the inversion of the radiative transfer equation. In: FYMAT, A.L.; ZUEV, E.V., ed. *Remote sensing of the atmosphere; inversion methods and applications*. Amsterdam, Elsevier Scientific, 1978. p. 43-54.
- FRITZ, S.; WARK, D.Q.; FLEMING, H.E.; SMITH, W.L.; JACOBOWITZ, H.; HILLEARY, D.T.; ALISHOUSE, J.C. *Temperature sounding from satellites*. Washington, D.C., NOAA, 1972 (NOAA Technical Report NESS 59).
- FRITZ, S. Temperature retrievals from satellite radiance measurements; an empirical method. *Journal of Applied Meteorology*, 16(2):172-176, Feb. 1977.

- HALEM, M.; GHIL, M.; ATLAS, R. Some experiments on the effect of remote sounding temperatures upon weather forecasting. In: FYMAT, A.L.; ZUEV, E.V., ed. *Remote sensing of the atmosphere; inversion methods and applications*. Amsterdam, Elsevier Scientific, 1978. p. 9-33.
- HAYDEN, C.M.; SMITH, W.L.; WOOLF, H.M. Determination of moisture from NOAA polar orbiting satellite sounding radiances. *Journal of Applied Meteorology*, 20(2):450-466, Apr. 1981.
- KAPLAN, L.D. Inference of atmospheric structure from remote radiation measurements. *Journal of the Optical Society of America*, 49(10): 1004-1007, Oct. 1959.
- KING, J.I.F. The radiative heat transfer of planet Earth. In: VAN ALLEN, J.A., ed. *Scientific uses of earth satellites*. Ann Arbor, The University of Michigan Press, 1956. p. 133-136.
- KING, J.I.F. Inversion by slabs of varying thickness. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 21(3):324-326, May 1964.
- KING, J.I.F. Non-linear inversion: theory and praxis. In: FYMAT, A.L.; ZUEV, V.E., ed. *Remote sensing of the atmosphere; inversion methods and applications*. Amsterdam, Elsevier Scientific, 1978. p. 35-41.
- LORENZ, E.N. *Empirical orthogonal functions and statistical weather prediction*. Boston, Massachusetts Institute of Technology, Department of Meteorology, 1956. (Scientific Report No. 1, Statistical Forecasting Project).
- MODALI, S.B.; NOVAK, C. *Presentation of TIROS-N (TOVS) processing system to retrieve temperature and humidity profiles of the atmosphere*, s.l., COSPAR, 1979. VI. 2.3.
- MOHR, T. VTPR radiosonde temperature comparison. In: SYMPOSIUM ON METEOROLOGICAL OBSERVATIONS FROM SPACE: THEIR CONTRIBUTION TO THE FIRST GARP GLOBAL EXPERIMENT, Philadelphia, 1976. *Proceedings*. Boulder, COSPAR, 1976, p. 1-6.

- NASA. Goddard Space Flight Center. *Goddard Laboratory for Atmospheric Sciences, 1979*. Greenbelt, 1979.
- PARKER, R.L. Understanding inverse theory. *Annual Review of the Earth Planetary Sciences*, 5:35-64, 1977.
- PHILLIPS, N.; McMILLIN, M.; GRUBER, A.; WARK, D. An evaluation of early operational temperature soundings from TIROS-N. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 60(10):1188-1197, Oct. 1979.
- RODGERS, C.D. The vertical resolution of remotely sounded temperature profiles with "a priori" statistics. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 33(4):707-709, Apr. 1976a.
- RODGERS, C.D. The limitations of remote sounding. In: SYMPOSIUM ON METEOROLOGICAL OBSERVATIONS FROM SPACE: THEIR CONTRIBUTION TO THE FIRST GARP GLOBAL EXPERIMENT, Philadelphia, 1976. *Proceedings*. Boulden, COSPAR, 1976b, p. 1-6.
- RODGERS, C.D. Statistical principles of inversion theory. In: DEEPAK, A., ed. *Inversion methods in atmospheric remote sounding*, Washigton, D.C., NASA, 1977. p. 117-138. (NASA CP-004).
- SCHLATTER, T.W. An assessment of operational TIROS-N temperature retrievals over the United States. *Monthly Weather Review*, 109(1): 110-119, Jan. 1981.
- SHAW, J.H.; CHAHINE, M.T.; FARMER, C.B.; KAPLAN, L.D.; McCLATCHEY, R. A.; SCHAPER, P.W. Atmospheric and surface properties from spectral radiance observations in the 4.3 - micron region. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 27(5):773-780, Aug. 1970.
- SMITH, W.L. Iterative solution of the radiative transfer equation for the temperature and absorbing gas profile of an atmosphere. *Applied Optics*, 9(9):1993-1999, Sept. 1970.
- SMITH, W.L. Satellite techniques for observing the temperature structure of the atmosphere. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 53(11):1074-1082, Sept. 1972.

- SMITH, W.L.; WOOLF, H.M.; FLEMING, H.E. Retrieval of atmospheric temperature profiles from satellite measurements for dynamical forecasting. *Journal of Applied Meteorology*, 11(1):113-122, Feb. 1972.
- SMITH, W.L.; WOOLF, H.M. The use of eigenvectors of statistical covariance matrices for interpreting satellite sounding radiometer observations. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 33(7):1127-1140, July 1976.
- SMITH, W.L.; WOOLF, H.M.; HAYDEN, C.M.; WARK, D.Q.; McMILLIN, M. The TIROS-N operational vertical sounder. *Bulletin of the American Meteorological Society* 60(10):1177-1187, Oct. 1979.
- SMITH, W.L.; SUOMI, V.E.; MENZEL, W.P.; WOOLF, H.M.; SROMOVSKY, L.A.; REVERCOMB, H.E.; HAYDEN, C.M.; ERICKSON, P.N.; MOSHER, F.R. First sounding results from VAS-D. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 62(2):232-236, Feb. 1981.
- THOMPSON, O.E. Transfer and distortion of atmospheric information in the satellite temperature retrieval problem. In: INTERNATIONAL IAMAP SYMPOSIUM, Hamburg, 1981. *Proceedings*. Paris, ESA, 1981, p. 73-76. (ESA SP-165).
- TWOMEY, S. *Introduction to the mathematics of inversion in remote sensing and indirect measurements*. Amsterdam, Elsevier Scientific, 1977a.
- TWOMEY, S. Some aspects of the inversion problem in remote sensing. In: DEEPAK, A., ed. *Inversion methods in atmospheric remote sounding*. Washington, D.C., NASA, 1977b. (NASA CP-004).
- TWOMEY, S.; HERMAN, B.; RABINOFF, R. An extension to the Chahine method of inverting the radiative transfer equation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 34(7):1085-1090, July 1977.
- WARK, D.Q.; FLEMING, H.E. Indirect measurements of atmospheric temperature profiles from satellites: I. introduction. *Monthly Weather Review*, 94(6):351-362, June 1966.

- WERBOWETZKI, A. Indirect sounding of the atmosphere from NOAA spacecraft - regression after categorization method and results. In: CONFERENCE ON PROBABILITY AND STATISTICS IN ATMOSPHERIC SCIENCES, 4., Tallahassee, 1975. *Preprints*. Boston, AMS, 1975, p. 165-170.
- WESTWATER, E.R.; STRAND, O.N. Statistical information content of radiation measurements used in indirect sensing. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 25(5):750-758, Sept. 1968.
- WOLFSON, N.; JOSEPH, J.H.; MEKLER, Y. Comparative study of inversion techniques. Part I: accuracy and stability. *Journal of Applied Meteorology*, 18(4):543-555, Apr. 1979a.
- WOLFSON, N.; MEKLER, Y.; JOSEPH, J.H. Comparative study of inversion techniques. Part II: resolving power, conservation of normalization, and superposition principles. *Journal of Applied Meteorology*, 18(4):556-561, Apr. 1979b.