

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ELETRÔNICA E SISTEMAS

RICARDO JOSÉ PAIVA DE BRITTO SALGUEIRO

**Alocação de Capacidades em Redes Digitais de Serviços Integrados utilizando
o Processo de Poisson Modulado por Markov**

Este trabalho foi apresentado ao Mestrado em Engenharia Elétrica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal de Pernambuco como um dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: José Augusto Suruagy Monteiro

CO-ORIENTADOR: Ricardo M. Campello de Souza

Recife, março de 1994

*O homem é mortal por seus temores
imortal por seus desejos."*

Pitágoras.

Agradecimentos

Durante este trabalho, desenvolvido no Departamento de Eletrônica e Sistemas (DES) e no Departamento de Informática (DI), tive a oportunidade de conviver com um bom número de pessoas que foram muito importantes na minha formação acadêmica e pessoal.

No DES, dentre outros, destaco os professores Ricardo Campello, Mauro Rodrigues e Hélio Magalhães: o professor Ricardo foi co-orientador deste trabalho; o professor Mauro, esteve presente na banca examinadora e enriqueceu esta dissertação com seus comentários; o professor Hélio, embora não estivesse presente na banca examinadora, leu este trabalho e também contribuiu com suas observações. Sou muito grato a estes professores.

Ainda no DES não podia deixar de agradecer aos meus grandes amigos e colegas de trabalho Sérgio Xavier, Fernanda Alencar e Andréa Tenório: Sérgio foi meu companheiro de sala e no dia-dia esteve sempre me ajudando com seus conselhos e modo prudente de ver as coisas; Fernanda com seu jeito meigo e positivo foi um incentivo constante; e Andréa como secretária do mestrado resolveu sempre com muito empenho tudo que precisei e como amiga esteve sempre presente com seu astral altíssimo.

No DI, convivi com grande número de pessoas e embora fosse integrante de outro departamento pude sempre contar com o carinho e apoio de todos. Dentre estas pessoas destaco principalmente Nadja Lins e Martin Musicante que tiveram uma participação decisiva no suporte necessário para a elaboração desta dissertação. Sem a ajuda deles dificilmente eu conseguiria cumprir os prazos a que me submeti. Ari Frazão, Marcelo Pazos, Mara Silva e Patrícia Porto foram os colegas que convivi mais de perto. O professor José Ricardo Torreão integrou banca examinadora e teceu comentários importantes para a versão final desta dissertação. Agradeço a todos do DI que não hesitaram em colaborar com este trabalho.

Agradeço, em especial, ao professor José Augusto Suruagy pela confiança, paciência e dedicação. Ele durante todo este tempo mostrou ser um exemplo de grande importância em minha formação e que, sem dúvida, vai ser de grande valia no futuro.

Este trabalho foi dedicado a minha família pois ela exerce um papel fundamental no direcionamento e sustentação de meus objetivos e anseios. Assim, agradeço a Dona Eunice, incetivadora maior em minha vida acadêmica, ao Sr. Almir, Moema, Fátima, Flávia, João e Sandra por todo apoio dado. Agradeço também a Edilayne que teve um papel importante na versão final desta dissertação.

Resumo

Em Redes Digitais de Serviços Integrados de Faixa Larga (RDSI-FL) que utilizam o Modo de Transferência Assíncrono (ATM) a alocação de capacidades é feita de modo dinâmico, de acordo com as reais necessidades exigidas pelos serviços. Ganhos estatísticos são obtidos por intermédio da multiplexação de diversos fluxos de tráfego em um mesmo canal, mantendo-se o compromisso com o nível de serviço desejado, expresso em termos da probabilidade de perdas das células ATM (pacotes de comprimento fixo). Esta probabilidade de perdas pode ser obtida através de métodos analíticos ou de simulação. Dentre os métodos analíticos propostos na literatura, encontra-se o Processo de Poisson modulado por Markov (MMPP — *Markov Modulated Poisson Process*). Enquanto que outros métodos produzem resultados apenas para a multiplexação de tráfegos homogêneos, o MMPP é capaz de obter resultados também para fontes heterogêneas.

O objetivo do nosso trabalho é estudar o comportamento do MMPP na caracterização de tráfegos gerados por agregados de fontes ou pela soma de agregados de fontes e na obtenção da alocação de capacidades. Para isto, apresentamos o MMPP, métodos para a obtenção da probabilidade de perda de células em filas MMPP/D/1/K, e comparamos os seus resultados com os obtidos através de simulação e de outros métodos.

Os resultados obtidos para o caso de agregados de tráfego de fontes homogêneas indicam o MMPP como um modelo pessimista, já que apresenta probabilidades de perdas maiores que com outros métodos. Isto pode ser visto como uma vantagem dado que introduz uma margem de segurança na alocação de largura de faixa. Por outro lado, os resultados obtidos para a superposição de diversos agregados de fontes apontam o MMPP como insatisfatório pois para um mesmo número total de fontes modeladas apresenta resultados diferentes para diferentes combinações de somas de agregados. Concluimos, portanto, que o MMPP com o método atual para a obtenção de seus parâmetros, não é adequado para a alocação de capacidades para a superposição de agregados de fontes heterogêneas.

Abstract

Bandwidth allocation in Broadband Integrated Services Digital Networks (BISDN), implemented using the Asynchronous Transfer Mode (ATM) is dynamic, in accordance to the services needs. Statistical gains are obtained by multiplexing traffic flows in the same channel. The quality of service can be expressed by ATM cell loss probability. This probability can be obtained either through analytical methods or simulation. Among the analytical methods proposed in the literature is the Markov Modulated Poisson Process (MMPP). While other methods yield results only for homogeneous traffic, MMPP is able to obtain results for heterogeneous ones, as well.

The aim of our work is to study MMPP behavior in characterizing the generated traffic either from sources aggregates or a sum of sources aggregates and, its usefulness for bandwidth allocation. In order to achieve this goal, we introduce MMPP, together with some methods to obtain cell loss probabilities in MMPP/D/1/K queues, comparing its results with those obtained by simulation and other methods.

The results obtained in the case of aggregate of homogeneous traffic sources show MMPP as a pessimistic model since it achieves higher loss probabilities than other methods. This situation can turn out to be an advantage since it introduces a safety margin in the allocated bandwidth. On the other hand, the results obtained through the superposition of many aggregates of sources characterizes the MMPP as "not so good" since it shows different results for different combinations of aggregated sums with the same number of modeled sources. We concluded that MMPP combined for the method to obtain its parameters that we have at the moment, is not adequate for bandwidth allocation of aggregated of superposition of heterogeneous traffic sources.

Conteúdo

1	Introdução	5
1.1	As Redes Digitais de Serviços Integrados (RDSI)	5
1.1.1	A RDSI-FE	7
1.1.2	A RDSI-FL	8
1.1.3	O Modo de Transferência Assíncrono	9
1.2	O Objetivo da Dissertação	12
1.3	A Organização da Dissertação	12
2	Alocação de Capacidades em RDSI-FL	14
2.1	As Características dos Tráfegos de Faixa Larga	15
2.1.1	Tráfego Constante	17
2.1.2	Tráfego em Rajadas	17
2.1.3	Tráfego Variável	19
2.1.4	Tráfego de Classe Z	19
2.2	O Controle de Congestionamento	19
2.3	O Problema da Alocação de Capacidades	21
2.3.1	A Multiplexação Estatística e a Probabilidade de Perda de Células	22
2.3.2	O Método de Interpolação Logarítmica	24
2.4	Os Métodos para Obtenção da Probabilidade de Perda de Células	25
2.4.1	Simulação	26
2.4.2	Modelos Analíticos	27
3	O Processo de Poisson Modulado por Markov	31
3.1	A Definição do MMPP	32
3.1.1	Um Processo de Poisson Duplamente Estocástico	32

3.1.2	Os Parâmetros do MMPP.	33
3.2	Outras Definições para o MMPP.	35
3.2.1	Um Processo de Chegadas Markoviano.	36
3.2.2	Um Processo de Renovação de Markov.	37
3.2.3	Um Processo de Renovação.	38
3.3	A Caracterização de Tráfegos Agregados.	40
3.3.1	A Obtenção dos Parâmetros do MMPP.	40
3.3.2	A Superposição de MMPP's.	42
3.4	A Aplicação do MMPP à Entrada de uma Fila	45
3.4.1	O Modelo Analítico para fila MMPP/G/1.	45
3.4.2	A Fila MMPP/D/1/K.	50
4	Análise dos Resultados	54
4.1	O MMPP de 2 Estados.	55
4.1.1	O Tráfego de Referência	55
4.1.2	A Validação Através do UAS.	56
4.1.3	A Validação através de Simulação.	58
4.1.4	A Validação através de Outros Resultados.	61
4.2	O MMPP de m Estados.	64
4.2.1	A Caracterização de Tráfegos Heterogêneos através de um MMPP de m estados.	65
4.2.2	Resultados Obtidos com MMPP's de 4 estados.	67
4.2.3	O Comportamento das Cadeias de Markov.	69
4.3	Síntese dos Resultados.	75
5	Considerações Finais	78
5.1	A Relevância e os Procedimentos.	78
5.2	As Contribuições.	80
5.3	Conclusões.	80
5.4	Extensões e Trabalhos Futuros.	81
A	Algoritmo MMPP/G/1	82
B	Valores Obtidos para os Parâmetros do MMPP	86

Lista de Tabelas

2.1	Os serviços oferecidos em faixa larga e seus componentes.15
2.2	As características dos serviços em faixa larga17
4.1	A probabilidade de perda de células para diferentes combinações de agregados de fontes.68
4.2	O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 60 Fontes.73
4.3	O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 80 Fontes.73
4.4	O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 100 Fontes.74
4.5	O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 120 Fontes.75
4.6	O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 140 Fontes.76

Lista de Figuras

1.1	O modo de transferência síncrono (STM).	10
1.2	A célula ATM.	11
1.3	O modo de transferência assíncrono (ATM).	11
2.1	O modelo de Markov para tráfegos em rajadas.	18
2.2	Um multiplexador estatístico.	22
2.3	A alocação de capacidades.	23
2.4	A probabilidade de perda de células em função do número de fontes.	24
2.5	A alocação de capacidades.	24
2.6	A probabilidade de perda de células em função da capacidade alocada.	25
2.7	O intervalo de confiança.	27
2.8	Um MMPP de 2 estados.	29
3.1	O Processo de Poisson com Interrupções (IPP).	39
3.2	A superposição de MMPP's para tráfegos heterogêneos.	44
3.3	A aproximação para o caso finito.	52
4.1	Comparação entre o MMPP - modelo infinito e o UAS.	56
4.2	O erro percentual do logaritmo da probabilidade de perda de células do MMPP - modelo infinito em relação ao UAS - modelo finito.	57
4.3	Comparação entre o MMPP - modelo finito, MMPP - modelo infinito e o UAS.	58
4.4	Comparação entre o MMPP - modelo infinito, Simulação e o UAS.	59
4.5	Comparação entre o MMPP - modelo finito e simulação.	61
4.6	Comparação entre o MMPP - modelo infinito e o resultado extraído de [B- MAW91] [figura 8].	62
4.7	Resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para o caso exibido em [BMAW91, figura 8].	63

4.8	Imprecisões no de nível célula para os resultados obtidos com o MMPP - modelo finito.....	64
4.9	Resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para o caso exibido em [BMAW91, figura 9].	65
4.10	Resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para o caso exibido em [BfM93, figura 2].	66
4.11	Os estados com maiores tempo de permanência e menores taxas de chegadas da cadeia de Markov.	72

- [RG0091b] S. Manthorpe R. Grunenfelder, J. Cosmas e A. Odinma-Okafor. Measurement and ARMA model of video codecs in an ATM environment. Em *13th International Teletraffic Congress*, páginas 981-985, Copenhagen, Denmark, junho 1991.
- [Ryd92a] Tobias Rydén. A note on parameter estimation for multiple state Markov modulated Poisson process. Relatório técnico, University of Lund and Lund Institute of Technology - Department of Mathematical Statistics, Lund, Sweden, dezembro 1992.
- [Ryd92b] Tobias Rydén. Parameter Estimation for Markov modulated Poisson Processes. Relatório técnico, University of Lund and Lund Institute of Technology - Department of Mathematical Statistics, Lund, Sweden, setembro 1992.
- [Ryd93a] Tobias Rydén. Consistent and asymptotically parameter estimates for Markov modulated Poisson processes. Relatório técnico, University of Lund and Lund Institute of Thechnology - Department of Mathematical Statistics, Lund, Sweden, maio 1993.
- [Ryd93b] Tobias Rydén. An EM algorithm for multiple sate MMPP parameter estimation. Relatório técnico, University of Lund and Lund Institute of Technology - Department of Mathematical Statistics, Lund, Sweden, fevereiro 1993.
- [Tan88] Andrew S. Tanenbaum. *Computer Networks*. Prentice-Hall, Inc., 1988.
- [Tuc88] Roger C. F. Tucker. Accurate method for analysis of a packet-speech multiplexing with limited delay. *IEEE Transations on Comunnications*, 36(4):479 - 483, abril 1988.

Capítulo 1

Introdução

*"O hábito de escrever as coisas
é o primeiro passo no sentido de
realizá-las efetivamente".*

Lee Iacoca.

Nesta dissertação estudamos o Processo de Poisson Modulado por Markov como modelo para a obtenção da Alocação de Capacidade em uma Rede Digital de Serviços Integrados de Faixa Larga.

Neste capítulo mostramos o ambiente em que está inserido nosso trabalho, nossos objetivos e a organização dos demais capítulos.

A seção 1.1 é dedicada ao estudo das Redes Digitais de Serviços Integrados (RDSI), onde comentamos sobre as Redes Digitais de Serviços Integrados de Faixa Estreita (RDSI-FE), seção 1.1.1, as Redes Digitais de Serviços Integrados de Faixa Larga (RDSI-FL), seção 1.1.2 e o Modo de Transferência Assíncrono, seção 1.1.3.

Os leitores já familiarizados com estas definições podem partir direto às seções 1.2 e 1.3, onde apresentamos o objetivo e a organização da dissertação, respectivamente.

1.1 As Redes Digitais de Serviços Integrados (RDSI)

O alto índice de crescimento da indústria eletrônica ocorrido neste fim de século, ocasionou uma abrupta evolução nos sistemas de telecomunicações. Equipamentos como telefones, com-

putadores, telex, fac-símile, etc, popularizaram-se e os problemas de custos, manutenção, supervisão e gerência de redes diferentes para suprir tais serviços, vem tornando-se, a cada dia, mais complexos.

A implementação de uma única rede, capaz de fazer fluir os serviços já existentes e dar suporte para novos serviços como videotelefonia, por exemplo, passou a ser imprescindível.

Os serviços oferecidos através das redes telefônicas, redes de telex, redes de comutação por pacotes, satélite e redes privadas devem, portanto, passar a serem oferecidos por uma única rede que permita a integração de toda esta diversidade, mantendo um compromisso da qualidade requerida pelo usuário.

Neste contexto, a Rede Digital de Serviços Integrados (RDSI) surge como uma solução consistente, trazendo como proposta a integração dos serviços de voz, dados e imagens.

A implantação da RDSI não contribui apenas para a solução dos problemas das concessionárias com a distribuição das redes de comunicação, mas também traz a facilidade de permitir ao usuário dispor de um mesmo ponto terminal (tomada de comunicação) para conectar diferentes tipos de equipamentos, tal como ocorre na rede de distribuição de energia elétrica. O usuário poderia, deste modo, decidir se em uma tomada de comunicação qualquer da rede, conectaria um telefone ou um equipamento para videoconferência, por exemplo. Portanto, a implantação da RDSI simplifica tanto a manutenção, supervisão e gerenciamento das redes de comunicação quanto a utilização por parte dos seus assinantes.

A evolução da RDSI deve partir das redes já existentes obedecendo à padronização determinada pelo ITU-T — *International Telecommunication Union - Telecommunication Standardization Sector*, antigo Comitê Consultivo Internacional de Telefonia e Telegrafia (CCITT) [cci88].

De acordo com a banda passante do canal de comunicação, a RDSI pode ser caracterizada como Rede Digital de Serviços Integrados de Faixa Estreita (RDSI-FE) ou como Rede Digital de Serviços Integrados de Faixa Larga (RDSI-FL). A seguir discutimos um pouco sobre a RDSI-FE e a RDSI-FL.

1.1.1 A RDSI-FE

A RDSI-FE, ou simplesmente RDSI, consiste de uma rede telefônica digital projetada para transportar basicamente voz e dados de modo integrado. Dois tipos de acessos, denominados de Básico e Primário foram padronizados pelo ITU-T para esta rede.

O acesso Básico provê ao usuário dois canais de 64 Kbps, chamados de tipo B e um canal de 16 Kbps chamado de tipo D. Os canais do tipo B podem ser utilizados para transportar serviços de voz ou dados em alta velocidade, enquanto que o canal do tipo D é utilizado para sinalização e controle das comunicações nos canais do tipo B ou para transportar dados em baixas taxas de transmissão. Com este tipo de serviço um usuário poderia fazer uma transferência de arquivos ao mesmo tempo em que efetuar uma chamada telefônica, por exemplo.

O acesso 2B+D — denominação também dada ao acesso básico — é apropriado para residências e pequenas empresas, como podemos notar pelo exemplo acima, mas é inapropriado para as grandes empresas que dispõem de centrais telefônicas e uma rede interna de serviços. Para suprir esta deficiência o ITU-T padronizou o acesso Primário.

O acesso Primário foi padronizado nos Estados Unidos e Japão para prover 24 canais de 64 Kbps que resultam numa interface de 1,544 Mbps. Nos demais países, inclusive o Brasil, a padronização estipula uma interface de 2,048 Mbps através de 31 canais de 64 Kbps.

Do mesmo modo que no acesso básico, o acesso primário reserva um dos canais para sinalização e controle das comunicações nos demais. Este canal recebe, também neste caso, a denominação de tipo D enquanto que os outros são também chamados de tipo B. Por consequência, este serviço pode ser denominado de 23B+D ou 30B+D, dependendo do país de referência.

Note que, embora tenham a mesma denominação, o canal de sinalização e controle do serviço primário possui taxa de dados bem mais alta. Isto permite tratar níveis mais altos de tráfegos através de alocações dinâmicas da largura de faixa do canal. Assim podem ser atendidos, por exemplo, serviços como fac-símile de alta velocidade a 128 Kbps, teleconferências a 192 Kbps e transmissões de imagens comprimidas a 384 Kbps [Pan87]. Na alocação dinâmica, sempre que um serviço necessita de mais de 64 Kbps pode utilizar outros canais que estiverem disponíveis. Esta técnica será vista com ênfase na seção 1.3.

O acesso primário permite ainda suporte para outros três canais padronizados pelo ITU-T denominados de canais H. Estes canais transmitem nas taxas de 384 Kbps (H0), 1536 Kbps (H11) e 1920 Kbps (H12). Estas taxas são obtidas através de equivalências como 23B+D com 4H0 ou 3H0+D.

A RDSI acomoda um grande número de aplicações em que há apenas transmissão de voz e dados, porém torna-se bastante limitada quando aparece a necessidade de se transmitir imagens. Veja que, por exemplo, para transmitir uma imagem gráfica de alta resolução de 10^6 bits em um canal de 64 Kbps, um usuário deve esperar cerca de quatro horas [BG92]. O que, de modo geral, pode ser considerado insatisfatório para os novos padrões de exigências.

Para solucionar problemas como o mencionado acima, foi necessário o desenvolvimento de uma rede que transmitisse em uma largura de faixa maior. Desse modo surgiu a RDSI-FL, que é o objeto da seção subsequente.

1.1.2 A RDSI-FL

RDSI-FL é o nome dado para as RDSI de altas velocidades (faixa larga) projetadas para transportar dados, voz e imagens. Estas altas velocidades a longas distâncias são conseguidas através do uso de cabos de fibra óptica que permitem comunicações em frequências bem maiores que os outros tipos de cabos. A denominação faixa larga se refere a redes com taxas de transmissão superiores a 2 Mbps.

A implantação dos cabos de fibra óptica viabiliza o suporte a novos serviços tais como:

- videotelefonia,
- videotexto em faixa larga,
- videoconferência,
- transmissão de dados em alta velocidade,
- distribuição de televisão de alta definição (HDTV),
- distribuição de rádio de alta qualidade,
- biblioteca de vídeos.

Na RDSI-FL serão transportados desde dados de telemetria, que requer baixas taxas de transmissão e chamadas de curta duração, até vídeo de alta definição, que necessita de altas taxas de transmissão e pode ter a duração de várias horas.

Além da flexibilidade em acomodar uma variada gama de serviços, a RDSI-FL traz como proposta o compromisso com a qualidade do serviço oferecido ao usuário. Deste modo, os serviços oferecidos nesta rede devem obedecer a um determinado *Grau De Serviço (GDS)*, que pode ser expresso pela probabilidade de perdas e retardo máximo, que são discutidos no capítulo 2.

Em outras palavras, a RDSI-FL deverá, além de dar suporte aos serviços oferecidos pela RDSI-FE, viabilizar a execução de serviços antes impossíveis e dar suporte para serviços futuros mantendo um excelente compromisso com a qualidade oferecida.

A taxa de transmissão padronizada para esta rede é de 155 Mbps. Destes 155 Mbps, 5 Mbps são utilizados no transporte de informações para operação e manutenção da rede e os 150 Mbps restantes, estão disponíveis ao usuário.

Para efeito de comparação, observe que imagens gráficas de alta resolução de 10⁹ bits, que com a RDSI-FE duravam cerca de quatro horas para serem transmitidas, como foi mencionado na seção 1.1.1, com a RDSI-FL passam a ser transmitidas numa taxa de 1,5 Mbps por um período de apenas 11 minutos [BG92].

Para o sucesso do compromisso entre a velocidade, qualidade e abrangência de serviços propostos pela RDSI-FL, diversas técnicas para esquemas de comutação e multiplexação foram propostas. Dentre elas podemos citar a comutação por circuitos através do Modo de Transferência Síncrono (*Synchronous Transfer Mode — STM*) e a comutação por pacotes através do Modo de Transferência Assíncrono (*Asynchronous Transfer Mode — ATM*) [Tan88] que são enfatizados na seção subsequente.

1.1.3 O Modo de Transferência Assíncrono

O ITU-T escolheu o Modo de Transferência Assíncrono (ATM) como a técnica de multiplexação e comutação padrão para a RDSI-FL. Antes, porém, outras técnicas foram propostas. Dentre estas técnicas o Modo de Transferência Síncrono (STM) recebeu maior destaque e o descrevemos para efeito de comparação.

campo de informação estão contidos os bits de mensagem do usuário e bits de controle.

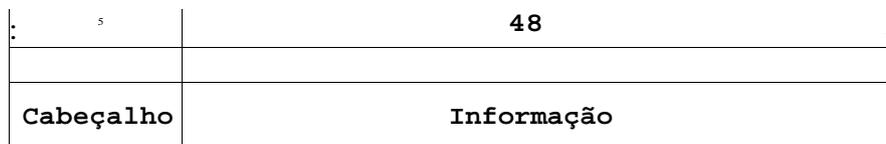


Figura 1.2: A célula ATM

As células são, portanto, unidade compactas que podem ser transmitidas independente e assincronamente. Cada serviço utiliza o número necessário de células para transferir todas as suas informações.

No modo ATM, devido à utilização dos 5 bytes de cabeçalho, a taxa de transmissão disponível ao usuário, que antes era de 150 Mbps (seção 1.1.2), passa a ser de 135 Mbps. Para serviços que utilizam taxas menores são adicionadas células de preenchimento até que se complete a diferença. Deste modo, o ATM permite uma alocação dinâmica da largura de faixa, tornando viável a execução de um número abrangente de serviços.

A figura 1.3 ilustra o ATM destacando sua característica assíncrona. Observe que o tamanho da célula é igual à unidade de tempo (slot). A indicação "slot desocupado" refere-se a uma unidade de tempo em que nenhum canal tem algo a transmitir.

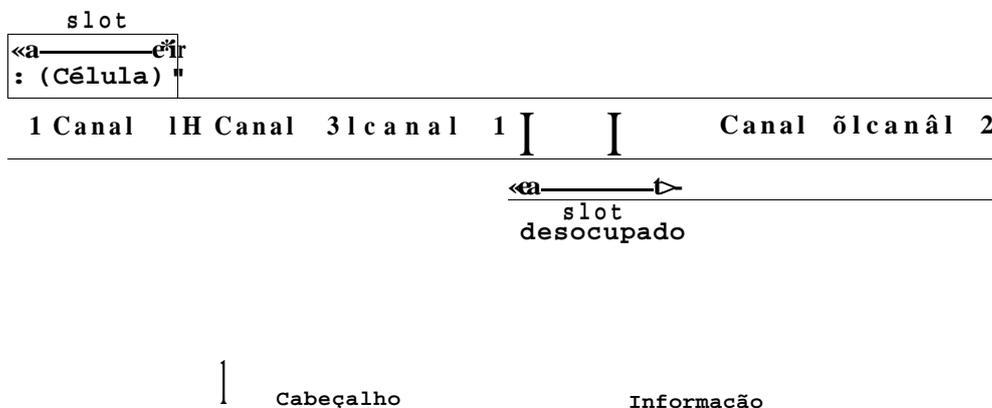


Figura 1.3: O modo de transferência assíncrono (ATM)

Como o transporte do tráfego é feito em células, a largura de faixa só é ocupada quando

realmente há necessidade. Um canal pode, então, utilizar um *slot* que seria destinado a um outro, caso a transmissão fosse síncrona. Como consequência, um número maior de canais podem ser multiplexados, para uma mesma taxa total de transmissão.

A esta técnica de multiplexação assíncrona é dado o nome de *Multiplexação Estatística*.

1.2 O Objetivo da Dissertação

Em Redes Digitais de Serviços Integrados (RDSI-FL) que utilizam o Modo de Transferência Assíncrono (ATM), a alocação de capacidades é feita de modo dinâmico, de acordo com as reais necessidades exigidas por cada serviço. Ganhos estatísticos são obtidos por intermédio da multiplexação de diversas fontes em um mesmo canal. Devido à multiplexação estatística, a capacidade C do canal que deve ser alocada para N fontes com taxa máxima de transmissão (taxa de pico) B , bits/s é menor do que NB_v . Para um dado canal com capacidade C e comprimento de *buffer* K , devemos decidir qual o número de fontes que podem compartilhar este canal mantendo o compromisso de que a probabilidade de perda de células não ultrapasse o valor desejado.

Neste contexto, está inserido o objetivo desta dissertação que pode ser resumido como:

*O estudo de um método que efetue a **Alocação de Capacidades** em um canal que suporte tráfegos heterogêneos, tais como os provenientes de fontes de dados, voz e imagens, típicos em **Redes Digitais de Serviços Integrados de Faixa Larga**, através da implementação de um modelo analítico capaz de obter a probabilidade de perda de células em função do tráfego oferecido, capacidade do canal e comprimento do buffer. O método escolhido obtém esta probabilidade **utilizando o Processo de Poisson Modulado por Markov** como modelo de descrição do processo de chegadas a um multiplexador estatístico.*

1.3 A Organização da Dissertação

Esta dissertação foi estruturada com os demais capítulos obedecendo à seguinte ordem de apresentação:

- **Capítulo 2: Alocação de Capacidades em RDSI-FL**

Neste capítulo é apresentado o problema de alocação de capacidades e discutimos as vantagens na utilização do Processo de Poisson Modulado por Markov como modelo de tráfegos para RDSI-FL.

- **Capítulo 3: O Processo de Poisson Modulado por Markov**

Neste capítulo apresentamos o Processo de Poisson Modulado por Markov. Introduzimos algumas notações matemáticas, porém alguns formalismos foram evitados. Os leitores interessados em mais detalhes devem consultar as referências citadas.

- **Capítulo 4: Análises dos Resultados**

Neste capítulo analisamos e discutimos os resultados obtidos com a implementação do Processo de Poisson Modulado por Markov.

- **Capítulo 5: Considerações Finais**

Neste capítulo apresentamos nossas considerações finais e conclusões sobre a utilização do Processo de Poisson Modulado por Markov na alocação de capacidades em RDSI-FL, e apresentamos algumas sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Alocação de Capacidades em RDSI-FL

"Só vai para a frente quem agrega valor ao que faz".

Victor Fontana.

No capítulo anterior apresentamos e estudamos algumas definições que são utilizadas neste capítulo. Algumas delas são retomadas, enquanto outras consideramos de prévio conhecimento por parte do leitor.

O interesse central deste capítulo, consiste no estudo de meios para obtenção da capacidade que deve ser reservada no canal de comunicação para a execução dos serviços que são solicitados pelos usuários das RDSI-FL, garantindo a qualidade desejada no serviço.

Os serviços suportados pela RDSI-FL foram discutidos no capítulo anterior. Apenas alguns são mencionados na seção 2.1 que dedicamos à apresentação das características dos tráfegos na RDSI-FL utilizando o modo de transferência assíncrono.

Na seção 2.2 descrevemos o problema de congestionamento e seus métodos de controle.

Na seção 2.3 comentamos as vantagens e consequências da multiplexação estatística e a necessidade de possuímos métodos computacionalmente eficazes na obtenção da probabilidade de perda de células. Mostramos ainda que a alocação de capacidades pode ser obtida através da probabilidade de perdas.

2.1 As Características dos Tráfegos de Faixa Larga

Com a implantação das Redes Digitais de Serviços Integrados de Faixa Larga (RDSI-FL), serviços já populares como telefonia, transmissão de imagens, transferência de dados, fac-símile, etc, além dos novos tais como videoconferência, televisão de alta definição (HDTV), etc., poderão ser oferecidos de modo eficiente, através de uma única rede de distribuição, minimizando custos, simplificando o gerenciamento, e facilitando a utilização por parte dos usuários.

A RDSI-FL deverá possuir mecanismos de transporte, comutação e multiplexação que a torne capaz de suportar os mais diversos serviços com requisitos bastantes diversificados.

O transporte das informações na RDSI-FL é efetuado através de cabos de fibra óptica que além de permitir transmissões em taxas superiores a 2 Mbps, dispensam o emprego de alguns mecanismos tradicionais para controle de erros que são imprescindíveis quando lidamos com outros tipos de cabos.

Para resolver os problemas de comutação e multiplexação na RDSI-FL foi adotada pelo ITU-T — *International Telecommunication Union - Telecommunication Standardization Sector* a utilização do Modo de Transferência Assíncrono (*Asynchronous Transfer Mode* — *ATM*) [cci88].

O uso do ATM dá flexibilidade à RDSI-FL viabilizando a execução de toda a gama de serviços que são propostos. Esta pode ser vista pela tabela 2.1 que mostra alguns serviços que podem ser oferecidos e seus respectivos componentes.

SERVIÇOS COMPONENTES	DADO	SEL. DE CAMINHO	TELE-TEXTO	AUDIO	PADRÃO DE VÍDEO	CABEÇALHO DE VÍDEO
Telefonia				X		
Vídeo t elefonia	X			X	X	
TV Convencional	X	X	X	X	X	
HDTV	X	X	X	X	X	X
Biblioteca de vídeo	X	X		X	X	
Rádio de alta qualidade	X			X		
Dado em alta velocidade	X					

Tabela 2.1: Os serviços oferecidos em faixa larga e seus componentes

Cada serviço diferente estabelecido na RDSI-FL origina um diferente tipo de tráfego.

Estes tráfegos podem ser identificados através de alguns parâmetros¹ dentre os quais se situam:

- a taxa de pico (B_p),
- a taxa média (B_m),
- o nível de explosividade (*burstiness* — b),
- o tempo médio de duração do pico (T_p) e
- o tempo de duração de uma chamada.

A taxa de pico é a taxa máxima de transmissão de células. A taxa média é a taxa média de transmissão de uma fonte medida, por exemplo, sobre a duração de uma chamada. O nível de explosividade pode ser definido como a relação entre a taxa de pico e a taxa média, isto é $b = B_p/B_m$ [Mon90]. Por fim, o tempo médio de duração do pico é a duração média do intervalo em que a transmissão ocorre na taxa de pico.

Se duas ou mais fontes possuem os mesmos parâmetros, dizemos que se tratam de fontes homogêneas, caso contrário, dizemos que se tratam de fontes heterogêneas.

A tabela 2.2 mostra os valores característicos da taxa de pico, nível de explosividade e tempo médio de duração do pico para alguns serviços oferecidos na RDSI-FL [GRF89]. Note que a tabela sugere uma certa classificação entre os serviços.

Analisando de um modo mais abrangente, os tráfegos em uma rede ATM podem, de acordo com seus parâmetros, ser classificados em quatro classes:

1. tráfego constante
2. tráfego em rajadas
3. tráfego variável
4. tráfego da classe Z

A seguir comentamos um pouco sobre estas classes de tráfego.

¹A taxa de Pico é o único parâmetro já padronizado pelo ITU-T

SERVIÇOS	TAXA DE PICO	NÍVEL DE EXPLOSIVIDADE	DURAÇÃO DO PICO
Telefonia	64 Kbps	1	100 s
Texto			8 s
Fax			20 s
Tranferência de arquivos			2 s
Recuperação de documentos	64 Kbps	200	250 ms
Dados sob demanda			40 ms
Fax colorido	2 Mbps	1	3 s
Tranferência de arquivos			1 s
Videotelefonia	10 Mbps	5	1 s
Recuperação de vídeo			1 s

Tabela 2.2: As características dos serviços em faixa larga

2.1.1 Tráfego Constante

A transmissão periódica de células na taxa de pico é o que caracteriza esta classe de tráfego. Isto significa dizer que a taxa média é igual à taxa de pico e, portanto, o nível de explosividade é igual a 1. Outra característica do tráfego constante é que o tempo médio de duração do pico é igual ao próprio tempo de duração da chamada.

Na tabela 2.2 encontramos os serviços de Telefonia, Texto, Fax e Transferência de arquivos com nível de explosividade 1. Consequentemente, os tráfegos gerados por estes serviços são classificados como constantes. Vale salientar que no caso de telefonia estamos tratando de tráfego de voz sem supressão de silêncio.

2.1.2 Tráfego em Rajadas

Nesta classe a transmissão é efetuada de forma alternada entre períodos ativos, chamados de períodos de rajadas, e períodos de silêncio. Durante um período de rajada são transmitidas células na taxa de pico, enquanto que em um período de silêncio não há transmissão de células.

Como nos períodos ativos do tráfego em rajadas a transmissão é sempre efetuada na

taxa de pico, o tempo médio de duração do pico (T_p), passa a ser chamado de tempo médio de duração da rajada.

No tráfego em rajadas os períodos ativo e de silêncio são normalmente considerados exponencialmente distribuídos com respectivas médias

$$t_a = T_p \quad \text{e} \quad t_s = T_p(b - 1).$$

Uma cadeia de Markov de tempo contínuo de dois estados com probabilidades de transição

$$o_{\sim a} = \frac{1}{\sigma_a} \quad \text{e} \quad o_{\sim s} = \frac{1}{\sigma_s},$$

pode ser usada para modelar a classe de tráfego em rajadas como mostra a figura 2.1.

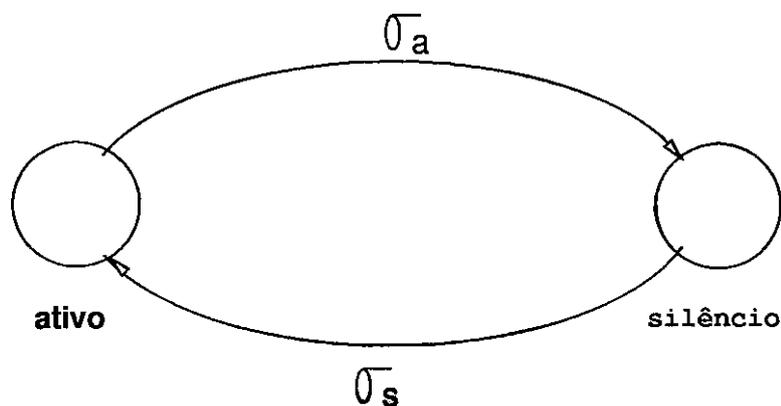


Figura 2.1: O modelo de Markov para tráfegos em rajadas

Um parâmetro que é introduzido na caracterização desta classe de tráfego é o comprimento médio da rajada (L) que pode ser expresso em número de células pela relação

$$L = \frac{T}{p}$$

onde L_c é o comprimento da célula.

Um grande número de serviços exibem tráfegos que podem ser caracterizados como tráfegos em rajadas. Veja, por exemplo, que os tráfegos de dados, imagens e voz com codificação diferencial e detecção de silêncio [Tan88], podem ser assim classificados.

2.1.3 Tráfego Variável

A característica desta classe de tráfego é que a transmissão é feita de modo contínuo com variação nas taxas de transmissão. Tráfegos provenientes de fontes de vídeo, onde apenas é transmitida a modificação de um quadro de imagem em relação ao quadro anterior, podem ser classificados como tráfego variável.

2.1.4 Tráfego de Classe Z

Nesta classe encontram-se os tráfegos em surtos (rajadas) que possuem altas taxas de pico ou longos períodos de duração e que por isto, não conseguem ser multiplexados. A classe Z foi criada para englobar todos os tipos de tráfegos que não podem ser multiplexados [Boy90].

2.2 O Controle de Congestionamento

Como vimos na seção anterior, o ATM propicia o suporte necessário à RDSI-FL na integração dos mais variados serviços que transportam voz, dados e/ou imagens. A eficiência do ATM na integração destes serviços deriva-se primordialmente da possibilidade de utilizarmos dinamicamente o canal e de obtermos ganhos estatísticos na multiplexação.

A alocação de capacidades em RDSI-FL pode ser efetuada de modo dinâmico devido à própria estrutura do ATM que é baseada em comutação por pacotes [Tan88]. Os pacotes possuem comprimento fixo e são denominados de células. As células são transmitidas independente e assincronamente. Cada serviço emite a quantidade de células necessárias para transmitir suas informações.

A dinamicidade nas utilizações faz com que a capacidade do canal seja alocada de acordo com as reais necessidades de cada serviço, evitando desperdícios e permitindo a integração de um número maior de serviços. Baseando-se neste princípio e ainda no fato de que os serviços disponíveis na rede não são todos solicitados ao mesmo tempo é que se situa a idéia da multiplexação estatística (veja as seções 1.1.3 e 2.3 para obter maiores detalhes).

Em contraste a todas as vantagens já citadas, devido à utilização da multiplexação estatística, as redes ATM possibilitam o surgimento de congestionamento. O congestionamento

mento aparece se, em um determinado momento, um dado serviço necessitar de uma certa capacidade do canal, mas, devido à dinamicidade da utilização, não haja disponibilidade.

Mecanismos de controle de congestionamento devem ser implementados para que a qualidade do sistema seja garantida. Podemos dizer que o controle de congestionamento é o preço que deve ser pago para obtermos um melhor aproveitamento da capacidade do canal de comunicação e conseqüentemente uma integração de um número maior de serviços.

Os mecanismos de controle de congestionamento podem ser classificados em:

- controles preventivos e
- controles reativos.

Os mecanismos de controle preventivos, por sua vez, podem ser classificados em três grupos [CP90]:

1. controle de admissão,
2. gerenciamento da memória e da fila e
3. controle de tráfego.

O controle de admissão (CAC — *Connection Admission Control*) verifica se uma nova chamada pode ser admitida ou não, isto é, se a alocação de capacidade solicitada por um determinado serviço, pode ser satisfeita, de modo a garantir o grau de serviço desejado (GDS) para esta estação e para as demais já aceitas pela rede.

O gerenciamento da memória e da fila responsabiliza-se pela ordenação das células a serem processadas. Este gerenciamento deve obedecer a prioridades pré-determinadas.

O controle de tráfego, conhecido também como *policimento*, ou, ainda, UPC/NPC — *Usage/Network Parameter Control*², observa se as fontes geradoras do tráfego estão obedecendo aos parâmetros estabelecidos durante a alocação. Assim, a partir do momento em que um serviço é aceito, em concordância com o controle de admissão, o mecanismo de controle de tráfego passa a policiar estas fontes, monitorando os parâmetros do tráfego tais como taxa de pico, nível de explosividade, etc.

²Denominação dada pelo ITU-T em [rec92].

A técnica de policiamento empregada nas redes ATM consiste em eliminar, ou marcar como células de baixa prioridade, as células que violarem os parâmetros de tráfego especificados durante o estabelecimento da conexão. As células marcadas eliminadas apenas se necessário.

O controle reativo tem a função de aliviar o congestionamento porventura existente. Este tipo de controle, entretanto, é ineficaz em RDSI-FL devido à alta relação entre o atraso de propagação e o tempo de transmissão de uma célula. Deste modo, temos que os controles de congestionamentos preventivos são os mais adequados à RDSI-FL.

2.3 O Problema da Alocação de Capacidades

Pelo que vimos na seção anterior, podemos concluir que os controles preventivos de congestionamentos exercem fundamental importância para o bom desempenho dos serviços oferecidos pela RDSI-FL. O controle de admissão destaca-se primordialmente como o ponto de partida para a eficiência de um controle preventivo.

Para que um controle de admissão funcione de forma eficiente, é imprescindível que a alocação de capacidade seja feita também de forma eficiente, pois se para uma determinada conexão fizermos uma alocação maior do que a necessária, correremos o risco de impossibilitar indevidamente a aceitação de outras conexões.

E na alocação de capacidade que estabelecemos os parâmetros que determinam a qualidade da comunicação que estamos interessados. Assim, estes parâmetros devem ser estabelecidos de modo que a capacidade do canal que deve ser alocada para um determinada conexão obedeça ao Grau De Serviço desejado (GDS) para a mesma.

O GDS pode ser expresso pela probabilidade máxima de perdas de células ou pelo retardo máximo, entre outros. Neste trabalho tomamos a *probabilidade de perda de células* como medida para o GDS.

2.3.1 A Multiplexação Estatística e a Probabilidade de Perda de Células

Na multiplexação estatística procuramos otimizar a utilização do canal partindo do princípio de que uma fonte, ou um grupo de fontes, não transmitem o tempo todo. Exploramos os períodos de silêncio intrínsecos nos tráfegos em rajadas ou mesmo, os períodos em que uma fonte, ou um grupo de fontes, não têm o que transmitir. Com isto, podemos comportar um número maior de fontes no canal, mas, por outro lado, passamos a lidar com uma certa probabilidade de perda de células, isto é, a probabilidade de que não possamos transmitir nem armazenar a célula.

A relação entre a probabilidade de perda de células e a multiplexação estatística pode ser melhor compreendida através da figura 2.2, onde N fontes de S tipos diferentes são multiplexadas em um canal com capacidade W e memória (*buffer*) de comprimento K . Se n_i representa o número de fontes do tipo i então N é dado por

$$\sum_{i=1}^S n_i$$

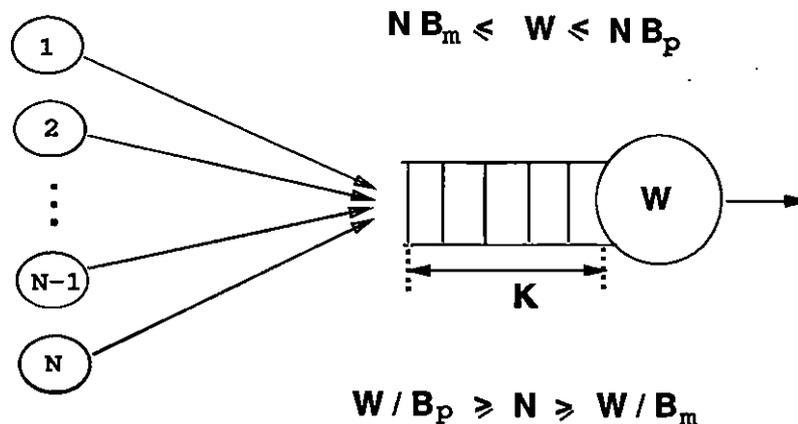
$$N = \sum_{i=1}^S n_i$$


Figura 2.2: Um multiplexador estatístico

O nosso problema é determinar qual o número N de fontes de um dado tipo que podemos multiplexar em um canal de capacidade dada e buffer de tamanho K , ou qual a capacidade W que devemos alocar para um dado número de fontes, e ainda assim satisfazer o GDS (probabilidade de perdas de células) desejado. Em RDSI-FL as probabilidades de perda de células são tipicamente da ordem de 10^{-9} .

No primeiro caso estamos interessados em encontrar um número de fontes (N) que se encontra no intervalo: $W/B_p < N < W/B_m$. Enquanto que, no segundo caso estamos interessados em encontrar a alocação de capacidades (W) que se encontra no intervalo: $N \cdot B_m < W < N \cdot B_p$.

Em termos numéricos podíamos pensar, por exemplo, em N fontes transmitindo em rajadas com comprimento médio $L = 100$ células, taxa média de 1 Mbps e uma taxa de pico de 10 Mbps em um canal com capacidade de 150 Mbps e um multiplexador com um *buffer* de tamanho $K = 35$ células.

Se quiséssemos que por hipótese alguma houvesse perda, ou em outras palavras, que a probabilidade de perda de células fosse nula, teríamos que efetuar a alocação baseada no tráfego de pico e apenas 15 fontes poderiam ser multiplexadas. Em contrapartida, se a nossa intenção é obter ganhos estatísticos com a multiplexação e nossos requisitos de qualidade impõem uma probabilidade de perda de células $\Pi = 10^{-9}$, poderíamos multiplexar até 34 fontes ($N_{max} = 34$). A figura 2.3 ilustra este exemplo.

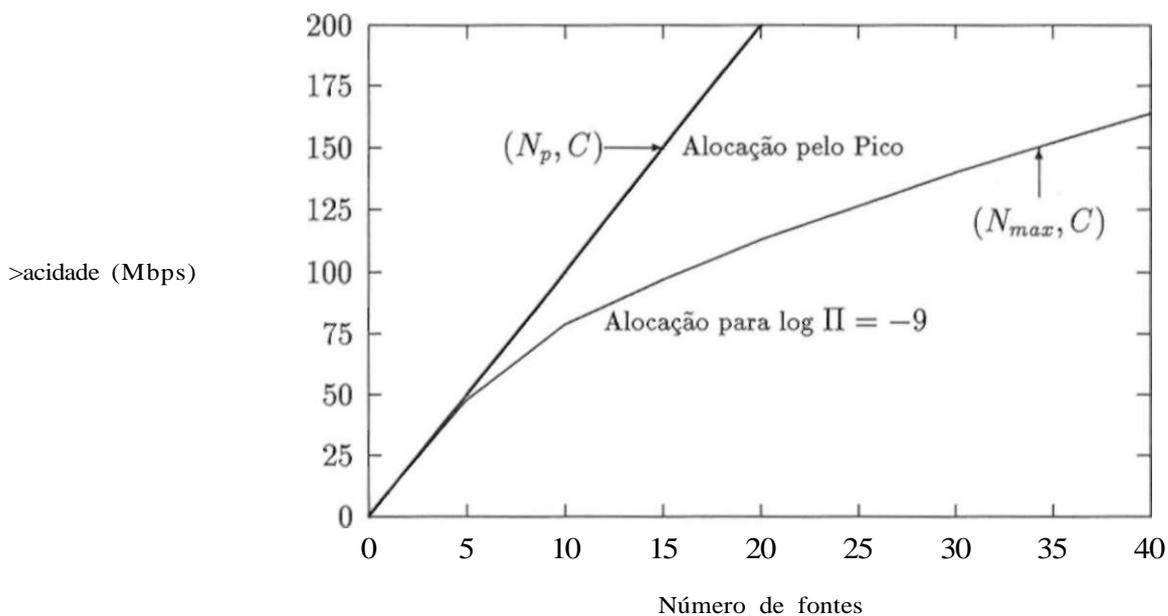


Figura 2.3: A alocação de capacidades

Na figura 2.5 mostramos um gráfico da probabilidade de perdas de células em função do número de fontes para o exemplo supracitado. Note que se estivermos interessados em um GDS que determine uma probabilidade de perda $\Pi = 10^{-9}$, apenas 34 fontes devem ser multiplexadas. Por outro lado, se nosso interesse recair em um GDS para $\Pi = 10^{-5}$ podemos

multiplexar até 60 fontes.

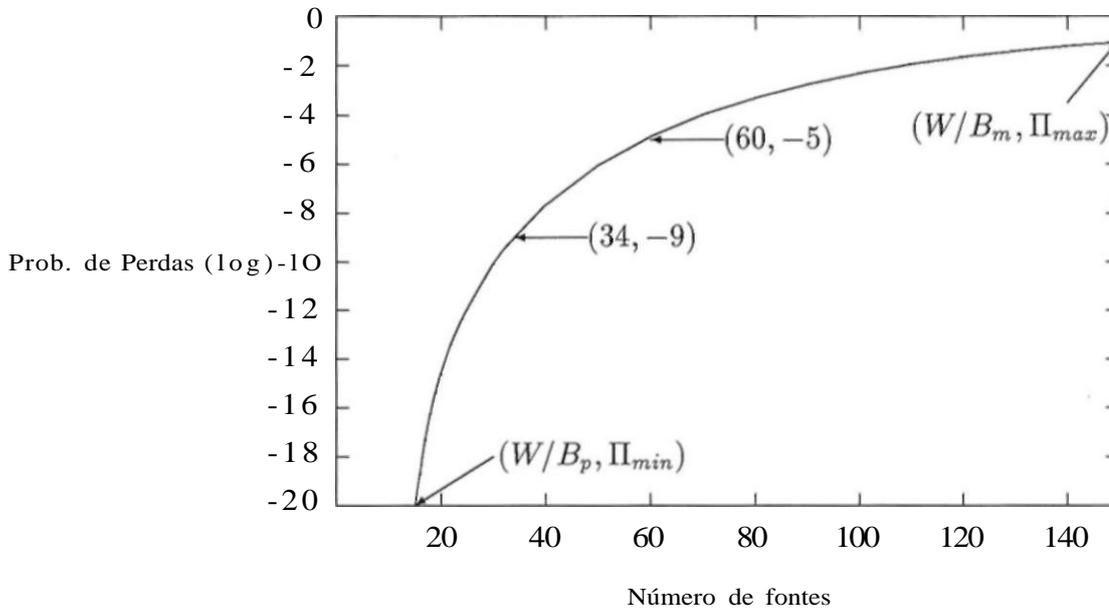


Figura 2.4: A probabilidade de perda de células em função do número de fontes

Figura 2.5: A alocação de capacidades

Na figura 2.6 mostramos um gráfico da probabilidade de perda de células em função da capacidade alocada, para o mesmo exemplo, porém, considerando um conjunto de $N = 30$ fontes ativas. Observe que se a probabilidade de perda de células for da ordem de 10^{-9} , $W = 140$ Mbps devem ser alocados, enquanto que se a probabilidade for da ordem de 10^{-5} , a capacidade alocada deve ser apenas $W = 99$ Mbps.

Na seção 2.4 apresentamos alguns métodos destinados à obtenção de probabilidade de perda de células, dentre os quais destacamos o **Processo de Poisson Modulado por Markov**. Antes porém, mostramos o método utilizado em [MGF91, MGF90, Mon91b] para obtenção do número de fontes que devem ser multiplexadas ou da capacidade que deve ser alocada ao canal.

2.3.2 O Método de Interpolação Logarítmica

Os métodos analíticos ou de simulação (vide seção 2.4) obtêm a probabilidade de perda de células dados um multiplexador específico e um certo número de fontes.

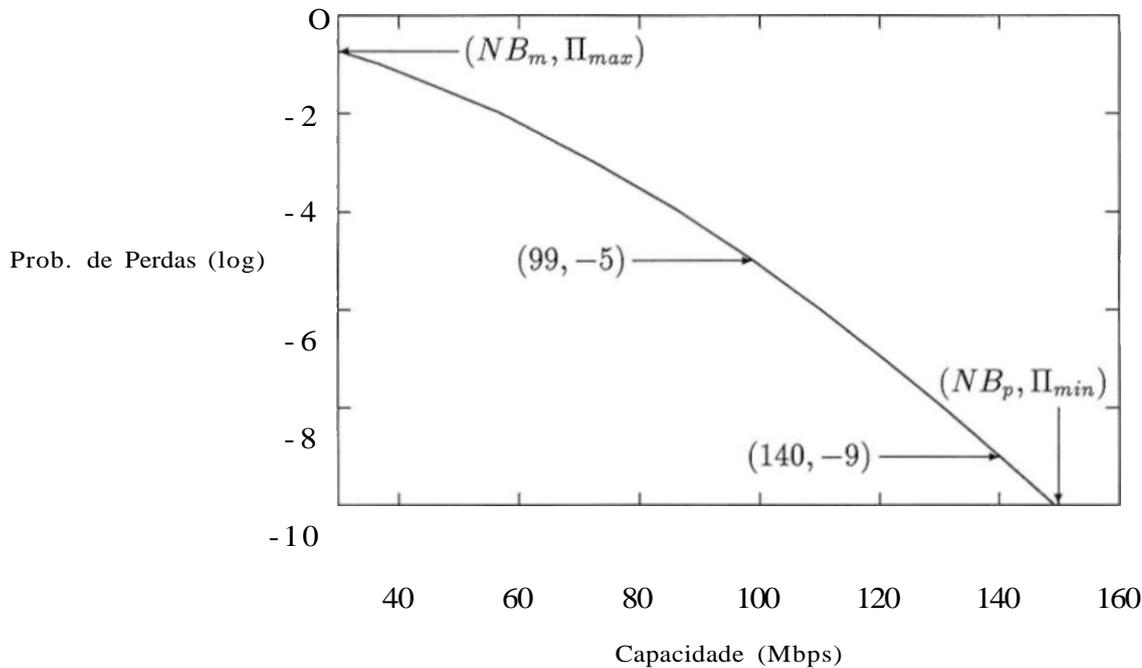


Figura 2.6: A probabilidade de perda de células em função da capacidade alocada

Deste modo, para obtermos a alocação de capacidade para um dado número de fontes ou o máximo número de fontes que podem compartilhar um mesmo multiplexador para um GDS, é necessário recorrer a métodos de tentativas e erros. No primeiro caso fazemos uma alocação tentativa e observamos qual a probabilidade de perda produzida, enquanto que no segundo caso escolhemos (tentativa) um número de fontes e examinamos a probabilidade de perda.

A partir dos resultados obtidos, escolhemos nossos valores (tentativa) para a alocação ou máximo número de fontes e repetimos o processo.

2.4 Os Métodos para Obtenção da Probabilidade de Perda de Células

A probabilidade de perda de células em um multiplexador estatístico tal qual descrito na seção 2.3.1, figura 2.2, pode ser obtida por intermédio de técnicas de modelagem.

Um sistema, de modo geral, pode ser modelado por simulação ou através de modelos analíticos. As características do sistema determinam qual o mais adequado.

Nas seções 2.4.1 e 2.4.2 elucidamos as características requeridas pelo nosso multiple-

xador e comentamos as características que podem ser satisfeitas com o uso de simulações e modelos analíticos, respectivamente.

2.4.1 Simulação

Simulação é sem dúvida a forma mais usual para se modelar um sistema. Todo e qualquer sistema pode ser simulado com o nível de detalhe que desejarmos. Porém, em muitos casos, o uso de simulação torna-se inviável devido ao tempo necessário para chegarmos a uma resposta satisfatória.

Algumas medidas estatísticas tais como média, variância, desvio padrão e intervalo de confiança são utilizadas para avaliar a qualidade de uma simulação, porém as análises dos resultados são mais frequentemente exibidas em termos do intervalo de confiança e da média.

A largura de um intervalo de confiança depende do tempo de simulação decorrido, que, por sua vez, depende do nível de confiança requerido. Quanto maior for o tempo de simulação mais estreito será o intervalo de confiança. Por outro lado, um nível de confiança maior implica em mais tempo de simulação para um mesmo intervalo absoluto de confiança.

As relações entre o intervalo de confiança, tempo de simulação e nível de confiança podem ser melhor entendidas através da figura 2.7 que exemplifica o resultado de uma simulação ilustrando o comportamento do intervalo de confiança ao decorrer do tempo.

Note, pela figura, que à medida que o tempo aumenta o intervalo de confiança é reduzido, aproximando-se da média. O nível de confiança para este exemplo foi de 90%. Isto significa que após 12 horas de simulação, podemos concluir que há nove chances em dez de que a resposta esteja contida no intervalo $[-3,10; -2,90]$.

No exemplo acima se o nível de confiança fosse de 95% ao invés de 90%, seria necessário um tempo maior para obtenção de um intervalo de confiança de mesma largura e neste caso haveria 9,5 chances em dez de que o resultado estivesse inserido neste intervalo.

O nosso multiplexador, apresentado na figura 2.2, pode ser simulado para obtenção da probabilidade de perda de células dentro de um certo nível de confiança pré-especificado. Porém o uso de simulação para obtenção da probabilidade de perda de células em RDSI-FL, que é da ordem de 10^{-9} , é impraticável. O tempo de CPU requerido pelos *hardwares*

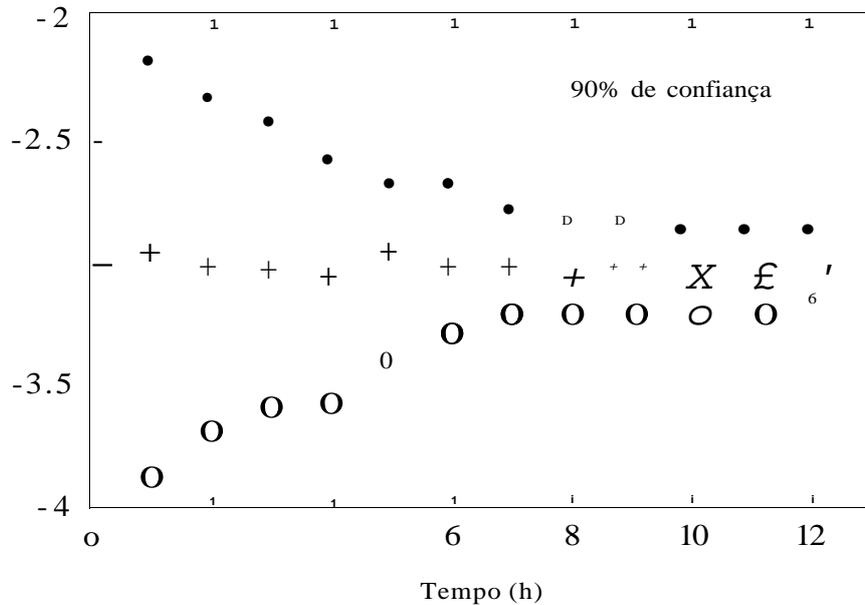


Figura 2.7: O intervalo de confiança

existentes chega a valores exorbitantes.

A implementação de modelos analíticos que apresentem uma boa precisão é imprescindível, mas vale salientar, que a simulação ainda é necessária para validação de resultados analíticos e em casos em que resultados analíticos ainda não estejam disponíveis.

Estudos de formas alternativas para otimização de simuladores vêm sendo desenvolvidos. Entre eles destacamos [Aze93], onde foi desenvolvida uma ferramenta para simulação distribuída [Cav94] e onde se utiliza a teoria dos valores extremos [Ber90] que obtém resultados estimados a partir de simulações curtas. Outra alternativa seria executar a simulação a nível de rajadas (*burst*) e não a nível de células [Mon91a].

2.4.2 Modelos Analíticos

De modo geral, os modelos analíticos propõem a obtenção dos resultados em tempos bem menores que simulação. Porém, sistemas grandes e/ou níveis de detalhes mais apurados, requerem aproximações que nem sempre produzem respostas satisfatórias.

Ao contrário de simulações, que podem ser validadas por si mesmas, através do intervalo de confiança, modelos analíticos precisam de resultados pré-obtidos por meio de medições

no sistema real ou por outros modelos já validados.

Um modelo analítico além de ser capaz de tratar matematicamente as medidas de interesse com aproximações consideradas razoáveis, devem possuir uma estrutura que permita procedimentos computacionais eficazes.

Pesquisadores no mundo inteiro cada vez mais enclinam esforços no sentido de obter novos modelos analíticos e no de prover avanços nos modelos já propostos.

Em redes ATM, tráfegos de voz apresentam forte correlações entre sucessivas chegadas ao multiplexador e a caracterização dos tráfegos de vídeo dependem do algoritmo de codificação utilizado. Em [RD91] é proposta uma abordagem para caracterizações dos tráfegos sem a dependência do algoritmo de codificação.

Para obtermos a probabilidade de perda de células no nosso multiplexador devemos utilizar modelos analíticos que sejam capazes de tratar a heterogeneidade do tráfego ATM, prever as correlações entre as sucessivas chegadas e, ainda, modelar tráfegos de vídeo independentemente do algoritmo de codificação empregado.

Na literatura, encontramos alguns modelos analíticos propostos para caracterização dos tráfegos ATM. Abaixo descrevemos alguns destes modelos:

Processo Determinístico Modulado Geometricamente

O Processo Determinístico Modulado Geometricamente (*Geometrically Modulated Deterministic Process — GMDP*) foi proposto com o objetivo de resolver os problemas para fontes de vídeo, mas, posteriormente, foi mostrado que este modelo não prevê as correlações entre as chegadas [C0091].

Processo Autoregressivo de Médias Móveis

O Processo Autoregressivo de Médias Móveis (*Autoregressive Moving Average Process — ARMA*), proposto para tráfegos provenientes de fontes de vídeo, veio suprir a deficiência do GMDP no tocante à apresentação das correlações [RG0091a, RG0091b].

UAS

No UAS (*Uniform Arrivals and Service*), a taxa de chegada de células ao sistema depende do número de fontes ativas e a taxa de serviço é constante. O tempo de execução deste modelo depende apenas do número de fontes consideradas e não da probabilidade de perdas de células a ser obtida. Este modelo é válido apenas para fontes homogêneas. Porém, no caso de fontes heterogêneas, podemos utilizar os resultados obtidos para fontes homogêneas para cada uma das fontes envolvidas e a partir deles determinar, através de modelos aproximados, quais sejam as combinações de número de fontes de cada tipo que podem ser multiplexadas.

O UAS foi utilizado por alguns autores, [MGF91, Mon91b], e apresentou bons resultados quando comparado com simulação.

Processo de Poisson Modulado por Markov

No Processo de Poisson Modulado por Markov (*Markov Modulated Poisson Process — MMPP*) as chegadas ocorrem segundo um processo de Poisson em que a taxa média de chegadas é uma variável aleatória cujo valor é função do estado de uma cadeia de Markov irreduzível e contínua no tempo. Esta cadeia de Markov modula a taxa média do processo de Poisson, daí o nome de processo de Poisson modulado por Markov. A figura 2.8 mostra uma cadeia de Markov representando um MMPP de dois estados.

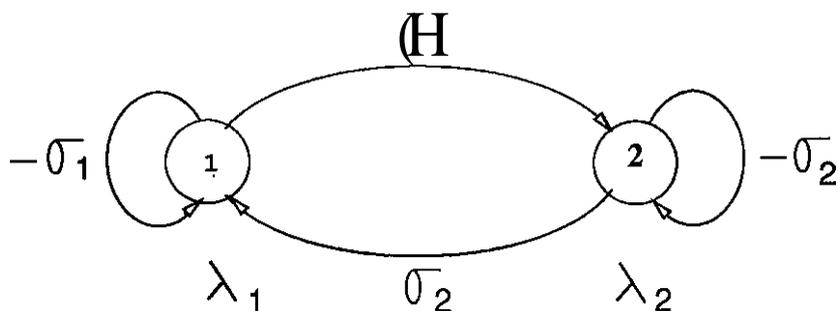


Figura 2.8: Um MMPP de 2 estados

Quando a cadeia de Markov está no estado 1, as chegadas ocorrem segundo um processo de Poisson com taxa λ_1 . Em contrapartida, quando a cadeia de Markov está no estado 2, as chegadas ocorrem segundo um processo de Poisson com taxa λ_2 ; σ_i representa a taxa

média de transição do estado 1 para o estado 2, enquanto que λ_2 representa a taxa média de transição do estado 2 para o estado 1. λ_1 , λ_2 , μ_1 e μ_2 compõem, respectivamente, a matriz de taxas de chegadas (A) e matriz de taxas de transições, que são definidas formalmente no capítulo 3, seção 3.1.

$$Q = \begin{pmatrix} -(\lambda_1 + \mu_1) & \lambda_2 \\ \lambda_1 & -(\lambda_2 + \mu_2) \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad A = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}$$

O MMPP é um modelo que tem recebido muitas atenções nestes últimos anos por incorporar as seguintes vantagens:

- o MMPP é analiticamente tratável;
- exhibe as correlações entre chegadas sucessivas;
- permite a caracterização de tráfegos agregados ou não agregados de fontes homogêneas ou heterogêneas;
- a superposição de dois ou mais MMPP's dá origem a um novo MMPP;
- mesmo que haja um grande aumento na quantidade de fontes o seu nível de complexidade pode ser mantido através de uma combinação das técnicas de superposição de tráfegos agregados para gerar um MMPP e superposição de MMPP's;
- é implementável computacionalmente;
- algoritmos recentes (1991) reduziram bastante a carga computacional exigida (tempo de CPU *versus* memória).

Capítulo 3

O Processo de Poisson Modulado por Markov

"Deus que me desculpe, mas se a luz não fizesse esta curva, Ele estaria errado".

Einstein.

Neste capítulo descrevemos o Processo de Poisson Modulado por Markov (MMPP), já introduzido no capítulo 2, seção 2.4.2. Alguns formalismos matemáticos foram inseridos porém, os leitores mais interessados devem consultar diretamente as referências citadas para maiores detalhes.

Na seção 3.1 definimos o MMPP como um processo de Poisson duplamente estocástico e apresentamos os seus parâmetros.

Na seção 3.2 mostramos que o MMPP pode ser visto como um caso particular de um Processo de Chegada Markoviano (MAP), seção 3.2.1, de um Processo de Renovação de Markov, seção 3.2.2, e de um Processo de Renovação, seção 3.2.3

Na seção 3.3 destacamos um dos maiores trunfos da proposta do MMPP, que é a possibilidade de tratamento de tráfego agregado de fontes que não possuem obrigatoriamente as mesmas características, possibilitando, desta forma, a análise de tráfegos agregados dos tipos voz, dados e imagens necessária na RDSI-FL.

Por fim, na seção 3.4 mostramos o MMPP como um processo de entrada em uma fila

MMPP/G/1 e em uma fila MMPP/D/1/K.

3.1 A Definição do MMPP

3.1.1 Um Processo de Poisson Duplamente Estocástico

O Processo de Poisson Duplamente Estocástico faz parte da classe de Processos de Ponto Estacionários [Kin64]. Um Processo de Ponto numa linha real R é definido por uma sequência $\{x_n; n = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots\}$ de modo que $\dots < X_{-2} < X_{-1} < 0 < X_1 < x_2 \dots$.

Então segue que se:

- a sequência $\{x_n\}$ denotar instantes de ocorrência de um Processo de Poisson Π ,
 - $A(i)$ for um processo estocástico, não negativo, mensurável que representa a taxa de Π
- e

$$\lambda_*(x) = \int_0^x \lambda(t) dt$$

com inversa $X^*(x)$,

então $\Lambda^*(\Pi)$ é a representação de um Processo de Poisson Duplamente Estocástico Π gerado por A .

Em resumo, podemos dizer que o Processo de Poisson Duplamente Estocástico é um Processo de Poisson cuja taxa média é uma variável aleatória.

O Processo de Poisson Modulado por Markov (MMPP) é um Processo de Poisson Duplamente Estocástico em que a taxa de chegadas é dada por $A^[J(i)]$, onde $J(t)$, $t > 0$, é um Processo de Markov irredutível com m estados.*

Um processo de Poisson modulado por Markov pode ser construído através da variação da taxa de chegada de um processo de Poisson de acordo com uma cadeia de Markov de tempo contínuo, irredutível e de m estados. Quando a cadeia está em um estado z , as chegadas ocorrem segundo uma taxa A_z . Portanto, para uma cadeia de Markov de m estados temos um Processo de Poisson com m valores (A_1, \dots, A_m) de taxas de chegada.

3.1.2 Os Parâmetros do MMPP

O MMPP fica completamente definido através dos seguintes parâmetros:

- vetor de taxas de chegada,
- gerador infinitesimal do processo de Markov e
- vetor de probabilidades iniciais do processo de Markov.

Na sequência abaixo, tecemos comentários a respeito de cada um destes parâmetros.

O Vetor de Taxas de Chegadas

Os elementos do vetor de taxas de chegadas são as taxas médias do processo de Poisson relativas a cada estado da cadeia de Markov.

Do vetor de taxas de chegadas origina-se a matriz de taxas de chegadas.

Para um MMPP com uma cadeia de Markov com m estados, a matriz e o vetor de chegadas são definidos como:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_m) \\ \mathbf{A} &= (A_1, A_2, \dots, A_m) \end{aligned} \quad (3.1)$$

O Gerador Infinitesimal do Processo de Markov

Para definição do gerador infinitesimal considere primeiramente um processo de Markov contínuo no tempo com probabilidades de transições dadas por

$$P_{ij}(t) = P\{Y(t) = j | Y(0) = i\}.$$

Considere agora a matriz Q definida pelo limite

$$Q = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\mathbf{P}(t) - \mathbf{I}}{\Delta t}$$

Seus elementos são, conseqüentemente, dados por

$$q_{ij}(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P_{ij}(t, t + \Delta t) - \delta_{ij}}{\Delta t} \quad i, j = 1, 2, \dots, m$$

Como o processo estacionário independe do tempo, podemos fazer $q_{ij} = q_{ij}(t)$ e expressamos a matriz Q como

$$Q = \begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} & \dots & q_{1r} \\ q_{21} & q_{22} & \dots & q_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{m1} & q_{m2} & \dots & q_{mr} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

onde

$$q_{ii} = -\sum_{j \neq i} q_{ij}$$

A esta matriz Q damos o nome de gerador infinitesimal do processo de Markov.

Note que o gerador infinitesimal representa as taxas de transições entre os estados da cadeia de Markov. No decorrer deste trabalho utilizamos frequentemente a denominação matriz de taxas de transições para mencionar o gerador infinitesimal.

O vetor estacionário da cadeia de Markov (\mathbf{q}) é definido, então, como:

$$\mathbf{q}Q = \mathbf{0} \quad \mathbf{q}e = 1, \quad (3.3)$$

onde $e = (1, 1, \dots, 1)^T$ é um vetor coluna de comprimento m .

O vetor de probabilidades iniciais

O vetor de probabilidades iniciais do processo de Markov pode ser escolhido de três modos diferentes através das seguintes versões:

- intervalo estacionário,
- ambiente estacionário e

- tempo estacionário.

Na versão *intervalo estacionário*, o instante inicial $t = 0$ é assumido como um instante de chegada. Temos, deste modo, um MMPP que começa em um instante de chegada "arbitrário". Nesta versão, o vetor de probabilidades iniciais é escolhido como sendo \mathbf{x} , o vetor estacionário de $\mathbf{F}(0)$, que é definido na seção 3.2.2.

Na versão *ambiente estacionário*, o vetor de probabilidades iniciais é escolhido como sendo o vetor estacionário da cadeia de Markov, \mathbf{q} , definido na seção 3.1. O tempo inicial neste caso, não é um instante de chegada, mas é escolhido de tal modo que o ambiente do processo de Markov Q seja estacionário. Com uma notação de sequência de renovação de Markov, definiríamos esta versão como a probabilidade

$$\Pr\{J_0 = j\} = q_j, \quad 1 \leq j \leq m,$$

e a matriz $\mathbf{F}(t)$ como sendo a matriz com elementos

$$\Pr\{X_i < a, \dots, X_n < x_n \mid J_0 = i\}.$$

A versão *tempo estacionário* é equivalente à versão ambiente estacionário, pois, nas duas versões, para todo $n > 1$, a distribuição conjunta das variáveis aleatórias X_1, \dots, X_n, J_n , é dada por

$$\Pr\{X_1 < x_1, \dots, X_n < x_n \mid J_n = j\} = \{qF(x_1), \dots, F(x_n)\}_j$$

para $x_1 > 0, \dots, x_n > 0$ e $1 \leq j \leq m$.

3.2 Outras Definições para o MMPP

Por estar incluso na extensa classe de processos de pontos, o MMPP pode ser tomado sob diferentes pontos de vista e ser enquadrado como caso particular de alguns outros processos. Nesta seção mostramos que, além de um processo de Poisson duplamente estocástico, o MMPP pode ser definido como um processo de chegadas Markoviano (MAP), um processo de renovação de Markov, ou como um processo de renovação.

3.2.1 Um Processo de Chegadas Markoviano

Em [Luc91] é apresentado o Processo de Chegada Markoviano em Lotes (*Batch Markovian Arrival Process* — BMAP). Este processo considera um processo de Poisson em que as chegadas ocorrem em lotes. O processo de Poisson tem taxa A e a probabilidade que o lote tenha tamanho j é $p_j, j > 0$. O número de chegadas no intervalo $(0, t]$ é $N(t)$.

O BMAP é construído considerando o processo de Markov $\{N(t), J(t)\}$ com espaço $\{(i, j): i > 0, 1 < j < m\}$ com gerador infinitesimal

$$Q = \begin{matrix} & D_0 & D_1 & D_2 & D_3 \\ & 0 & D_0 & D_1 & D_2 \\ & 0 & 0 & D_0 & D_1 \\ & 0 & 0 & 0 & D_0 \end{matrix} \quad (3.4)$$

onde $D_k, k > 0$, são matrizes $m \times m$; D_0 tem elementos da diagonal negativos e os demais não negativos. $D_k, k > 1$, possui todos os elementos não negativos; e D , definido por

$$D = \sum_{k=0}^{\infty} D_k$$

é um gerador infinitesimal irredutível. A chegada de um lote de tamanho k corresponde a uma transição do estado (z, j) , para o estado $(i + k, l)$, onde $k > 1, j > 1, l < m$.

O Processo de Chegadas Markoviano (MAP), definido em [LMHN90] é um BMAP em que todas as chegadas correspondem a lotes de tamanho 1. Portanto, $D_j = 0, j > 1$.

Finalmente, podemos definir o MMPP, com gerador infinitesimal Q e matriz de taxas de chegadas $A = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_m)$, como um MAP em que

$$\begin{aligned} D_0 &= Q - A, \\ D_1 &= A. \end{aligned}$$

Note que a Matriz $D_0 = Q - A$ corresponde à diagonal do gerador Q , na equação 3.4. Isto significa que os elementos de $Q - A$ correspondem às taxas de permanência nos estados do processo, ou, em outras palavras, aos períodos em que não ocorrem chegadas.

3.2.2 Um Processo de Renovação de Markov

Uma combinação da teoria de renovação com a teoria de cadeias de Markov possibilitou o surgimento de uma teoria mais abrangente e poderosa que veio a ser conhecida como teoria de renovação de Markov. Em [Ç75] encontra-se um estudo detalhado sobre tal teoria. Aqui nos limitamos à definição do processo de renovação de Markov e à explanação de sua relação com o MMPP.

Seja J_n uma variável aleatória definida para todo $n \in N$, onde N é o conjunto dos números inteiros positivos, que assume valores em um conjunto enumerável E .

Seja X_n uma variável aleatória que assume valores no intervalo $[0, \infty)$ e defina $X_0 = 0$.

O processo estocástico $(J, X) = \{(J_n, X_n), n > 0\}$ é um processo de renovação de Markov com espaço de estado E se

$$\Pr\{J_{n+1} = j, X_{n+1} < x \mid J_n = i, X_n = x\} = \Pr\{J_{n+1} = j, X_{n+1} < x \mid J_n = i\}$$

para todos $n \in N, j \in M$ e $t \in [0, \infty)$.

Assumindo que o processo (J, X) é homogêneo no tempo, então segue-se que para quaisquer $i, j \in E, t \in [0, \infty)$

$$\Pr\{J_{n+1} = j, X_{n+1} < x \mid J_n = i\} = F_{ij}(x)$$

A função matricial $F(x) = \{F_{ij}(x)\}$ é chamada de matriz de probabilidades de transição do processo de renovação de Markov.

Como mostrado em [Ç75], a variável aleatória X_{n+1} representa o tempo de permanência no estado J_n . Se X_n assume valor um para qualquer n , então temos um caso especial, bem conhecido, que é a cadeia de Markov de tempo discreto. Por outro lado, se X_n for exponencialmente distribuído, temos, então um caso também especial e bem conhecido que é a cadeia de Markov contínua no tempo. Outro caso especial e bem conhecido existe quando o espaço de estados E consiste de um único ponto. Neste caso, a sequência de renovação de Markov corresponde ao processo de renovação.

Após estas definições, considere, então, duas chegadas consecutivas em um MMPP. Suponha que a primeira chegada ocorreu quando a cadeia de Markov Q se encontrava no estado i , que houve um tempo de permanência neste estado, que a segunda chegada ocorreu

no estado j e que entre estes dois instantes de chegadas nenhum outro evento aconteceu. Deste modo, a distribuição de tempo entre estas chegadas depende apenas de i e j e não é necessariamente exponencial.

De modo mais geral, temos que a distribuição de tempo entre a $(k - 1)$ -ésima e a k -ésima chegadas depende do estado de Q na $(k - 1)$ -ésima e na k -ésima chegadas e não é obrigatoriamente exponencial, ou seja, o MMPP pode ser formalizado como um processo de renovação de Markov.

Admita, agora, que no instante $t = 0$ houve uma chegada seguida por diversas outras. Se fizermos $X_0 = 0$ e denotarmos por X_n o tempo entre a $(n - 1)$ -ésima e a n -ésima chegadas, segue que a sequência (J_n, X_n) , $n > 0$ é uma sequência de renovação de Markov com matriz de probabilidades de transições dada por

$$\begin{aligned} F(x) &= \int_0^x du A \\ &= e^{Qx} \int_0^x (A - Q)^{-1} A \\ &= \{I - e^{(Q-A)x} - (A - Q)^{-1} A \\ &= \{I - e^{(Q-A)x}\} F(0,0), \end{aligned} \quad (3.5)$$

onde os elementos $F_{ij}(x)$ são as probabilidades condicionais $\Pr\{J_k = j, X_k < x \mid J_{k-1} = i\}$ para $k > 2$. Se o instante inicial não corresponder a um instante de chegada as probabilidades $\Pr\{J_1 = j, X_1 < x \mid J_0 = i\}$ precisam ser definidas separadamente [FMH93].

A equação 3.5 é demonstrada em [Neu89, teorema 5.3.2]

A matriz $F(0,0) = (A - Q)^{-1} A$ é uma matriz estocástica e pode ser visto ainda em [Neu89] que o seu vetor estacionário é dado por:

$$\mathbf{1}^T = (qA)^{-1} qA. \quad (3.6)$$

3.2.3 Um Processo de Renovação

Conforme vimos na seção 3.2.2, o processo de renovação é um caso particular do processo de renovação de Markov no qual o espaço de estados consiste de um único ponto. Então,

para caracterizar um MMPP como um processo de renovação, uma condição, que podemos chamar de suficiente, embora não necessária, é que as chegadas ocorram em apenas um estado.

As condições que determinam que um MMPP é um processo de renovação de Markov são que:

- as taxas de chegadas assumam valores $\lambda > 0$ e 0 alternadamente e
- os intervalos entre chegadas sejam exponencialmente distribuídos, quando $\lambda > 0$.

Um caso especial em que um MMPP é um processo de renovação é o Processo de Poisson com Interrupções (*Interrupted Poisson Process — IPP*). O IPP é equivalente a um MMPP com dois estados em que uma das taxas de chegadas é nula. O gerador infinitesimal e a matriz de taxas de chegadas são portanto, dados por

$$A = \begin{matrix} -\sigma_1 & \lambda \\ \lambda & -\sigma_2 \end{matrix} \quad A = \begin{matrix} \lambda & 0 \\ 0 & 0 \end{matrix}$$

O tráfego de voz caracteriza-se por períodos alternados de silêncio e surtos de voz. Para modelar este tipo de tráfego, um IPP pode ser construído tal que um estado, chamado de ON, represente o período de surtos de voz e outro estado, chamado de OFF, represente o período de silêncio. Na figura 3.1 as chegadas ocorrem no estado ON segundo um processo de Poisson com taxa λ e os períodos ON e OFF são exponencialmente distribuídos com médias $1/\sigma_1$ e $1/\sigma_2$, respectivamente.

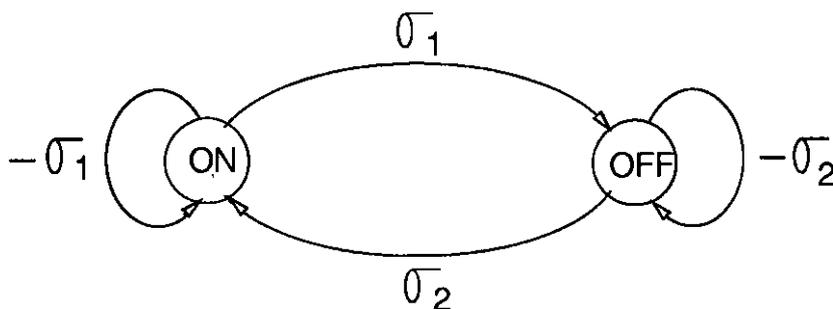


Figura 3.1: O Processo de Poisson com Interrupções (IPP)

3.3 A Caracterização de Tráfegos Agregados

Como dissemos anteriormente, um dos principais fatores que nos levam a considerar o MMPP como o processo de caracterização do tráfego de entrada em sistemas de comunicações é o fato de que tráfegos agregados de voz, dados e imagens podem ser tratados.

Nesta seção mostramos como os parâmetros do MMPP podem ser obtidos de modo a representar um agregado de fontes homogêneas ou heterogêneas e como um número n de MMPP's podem ser superpostos para gerar um novo MMPP. Fazemos notar que a superposição de fontes e superposição de MMPP's podem ser combinadas para gerar um MMPP que represente um tipo de tráfego desejado.

3.3.1 A Obtenção dos Parâmetros do MMPP

O primeiro grande passo para a utilização do MMPP como modelo analítico capaz de caracterizar tráfego de voz e dados foi dado por Heffes e Lucantoni [HL86]. Eles verificaram que se um processo de voz é aproximado por um processo de renovação, com pacotes de voz espaçados deterministicamente durante um período de surto de voz seguido por um período de silêncio exponencialmente distribuído, então, o processo de superposição é um processo de *não renovação* complexo com solução exata impraticável.

A solução encontrada foi adotar o MMPP como modelo aproximado para o processo de chegadas agregadas. Uma vantagem clara vista nessa caracterização, foi que uma vez determinados os parâmetros do processo, estes podiam ser reutilizados como entradas em outro sistemas.

Baseando-se no princípio de que o número de chegadas em um intervalo $(0, t)$, para n fontes superpostas é dado por

$$N(0, t) = \sum_{i=1}^n \hat{E}J_{V_i}(0, t) ,$$

onde $N_i(0, t)$ é o número de chegadas no intervalo $(0, t)$ proveniente da fonte i , Heffes e Lucantoni, para obter os parâmetros do MMPP relativos ao tráfego de voz, combinaram (superpuseram) as características estatísticas abaixo descritas:

1. a taxa média de chegada;

2. a relação média-variância do número de chegadas no intervalo $(0, \hat{\lambda}_i)$;
3. o limite tendendo ao infinito da relação média-variância do número de chegadas;
4. o terceiro momento do número de chegadas em $(0, \hat{\lambda}_i)$.

Obtidos os parâmetros do MMPP para as fontes de voz superpostas, faltava incorporar o fluxo de dados ao modelo. Para isto, primeiro foi considerado que o fluxo de dados seguia a distribuição de Poisson. Depois, eles notaram que a superposição de um processo de Poisson de taxa λ a um MMPP de dois estados com parâmetros $\lambda_1, \lambda_2, \mu_1, \mu_2$ é novamente um MMPP de dois estados com parâmetros $\lambda + \lambda_1, \lambda_2 + \lambda, \mu_1, \mu_2$.

Embora este artigo [HL86] mostre resultados satisfatórios quando comparado com simulação, pode, de certa forma, ser considerado ultrapassado, pois não só novas evoluções no algoritmo para resolução de uma fila MMPP/G/1 foram conseguidas [Ram88, Neu89, LMHN90, Luc91, FMH93], mas outras formas para obtenção dos parâmetros do MMPP foram desenvolvidas [MH87, BMAW91, Ryd92b, Ryd92a, Ryd93b, Ryd93a]. Dentre estas apenas as apresentadas em [Ryd92a, Ryd93b] são generalizadas para o MMPP de m estados.

Em [BMAW91] os parâmetros de um MMPP de 2 estados são obtidos a partir de dados do tráfego, tais como taxa de pico, taxa média, comprimento médio da rajada, capacidade do canal, etc. Neste artigo, Baiocchi *et al* ([BMAW91]), assumiram um conjunto de N fontes em rajadas, homogêneas, representadas por uma cadeia de nascimento e morte de N estados. A cada estado é associado o número de fontes ativas. Assim, o estado j corresponde a j fontes ativas.

Na cadeia de nascimento e morte foi determinado o estado M , correspondente ao número máximo de fontes ativas $N_{max} = W/B_p$, onde W é a capacidade do canal e B_p a taxa de pico, que não ocasiona perda. Posteriormente, foi criado um processo de Markov M com estados $\{M, M+1, \dots, N\}$ e o estado M considerado absorvente. A este processo de Markov foi feita uma analogia a uma cadeia de Markov de dois estados com um dos estados representando a situação em que o número de fontes ativas supera a capacidade do canal assumindo a alocação de pico, enquanto que o outro representa o caso em que o número de fontes ativas está abaixo. Através da análise da função de sobrevivência do processo M até o tempo de absorção e do número de células geradas neste período eles desenvolveram um procedimento para obtenção das taxas de transição entre os dois estados e as taxas de

chegadas.

A implementação do modelo descrito acima [BMAW91] nos foi cedida gentilmente pelos autores. Assim, como no escopo dos nossos trabalhos estão contidos apenas o estudo da aplicação do MMPP a uma fila com as características inerentes a RDSI-FL e não o estudo de métodos para estimativa dos parâmetros do MMPP, optamos pela sua utilização.

3.3.2 A Superposição de MMPP's

A superposição de MMPP's resulta em um novo MMPP. Os parâmetros deste novo MMPP, i.e., a matriz de taxas de chegadas A e o gerador infinitesimal Q , são determinados pela soma de Kronecker dos MMPP's superpostos.

A soma de Kronecker, simbolizada por \otimes , é definida como sendo

$$A \otimes B = (A \otimes I_n) + (I_a \otimes B),$$

onde \otimes simboliza o produto de Kronecker e I_a e I_b são matrizes identidade de mesma ordem que as matrizes A e B , respectivamente.

O produto de Kronecker, por sua vez, é definido como sendo

$$C \otimes D = \begin{pmatrix} c_{11}D & c_{12}D & \dots & c_{1m}D \\ c_{21}D & c_{22}D & \dots & c_{2m}D \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{n1}D & c_{n2}D & \dots & c_{nm}D \end{pmatrix}$$

Após o exposto, podemos, então, definir a equação do gerador Q e da matriz de taxas A do MMPP resultante da superposição de n MMPP's que apresentam geradores individuais Q_i e matrizes de taxa A_i como sendo

$$Q = Q_1 \otimes 0 \oplus Q_2 \otimes 0 \oplus \dots \oplus 0 \otimes Q_n, \quad (3.7)$$

$$A = A_1 \otimes 0 \oplus A_2 \otimes 0 \oplus \dots \oplus 0 \otimes A_n. \quad (3.8)$$

Como já deve ter sido notado, há um acréscimo na dimensão da matriz resultante. Isto reflete-se num cuidado que devemos tomar ao caracterizarmos o tráfego de um sistema através de MMPP's superpostos, pois é possível chegarmos a matrizes de tamanhos inviáveis, computacionalmente falando. Para atenuar este problema podemos optar por combinação

de técnicas de superposição de fontes para gerar um MMPP e a superposição de MMPP's propriamente dita.

Se Q_i e A_i são matrizes de dimensão m o acréscimo na dimensão da matriz é expresso pela seguinte relação:

$$m \quad i=1$$

onde m é a dimensão das matrizes superpostas Q e A .

EXEMPLO: para elucidar o cálculo da soma de Kronecker na obtenção do MMPP resultante de superposições, considere dois MMPP's, tipos A e B , onde as matrizes de taxas de transição são dadas por Q_A e Q_B , respectivamente, conforme definidas abaixo:

$$Q_A = \begin{matrix} -CAI & CAI \\ 0\sim A2 & -0\sim A2 \end{matrix} \quad \begin{matrix} -0\sim B1 & \&B1 \\ \&B2 & -0\sim B2 \end{matrix}$$

O cálculo do MMPP resultante seria dado, então, por

$$Q_A \otimes Q_B = \begin{matrix} -aAI & 0 & aAI & 0 \\ 0 & -0\sim AI & 0 & aAI \\ 0\sim A2 & 0 & 0\sim A2 & 0 \\ 0 & (TA2 & 0 & -(JA2 J \end{matrix} + \begin{matrix} -0\sim B1 & \&B1 & 0 & 0 \\ \&B2 & -0\sim B2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0\sim B1 & 0\sim B1 \\ 0 & 0 & 0\sim B2 & -0\sim B2 J \end{matrix}$$

$$\begin{matrix} \{CAI + 0\sim I\} & 0\sim B1 & CAI & 0 \\ 0\sim B2 & -\{0\sim AI + 0B2\} & 0 & CAI \\ \&A2 & 0 & (0\sim A2 + CBI) & CBI \\ 0 & 0\sim A2 & CB2 & -(CA2 + CB2) \end{matrix}$$

Podemos verificar que as matrizes Q_A e Q_B , que são matrizes de dimensão 2, superpostas geraram uma matriz de dimensão 4. A figura 3.2 ilustra este exemplo. Na parte superior temos dois MMPP's de dois estados representando os tráfegos A e B e na parte inferior um MMPP de quatro estado resultante da soma de Kronecker dos MMPP's dos tipos A e B.

A superposição de MMPP's idênticos de dois estados

Quando a superposição envolve apenas MMPP's de dois estados que possuem os mesmos parâmetros, a complexidade é bastante reduzida.

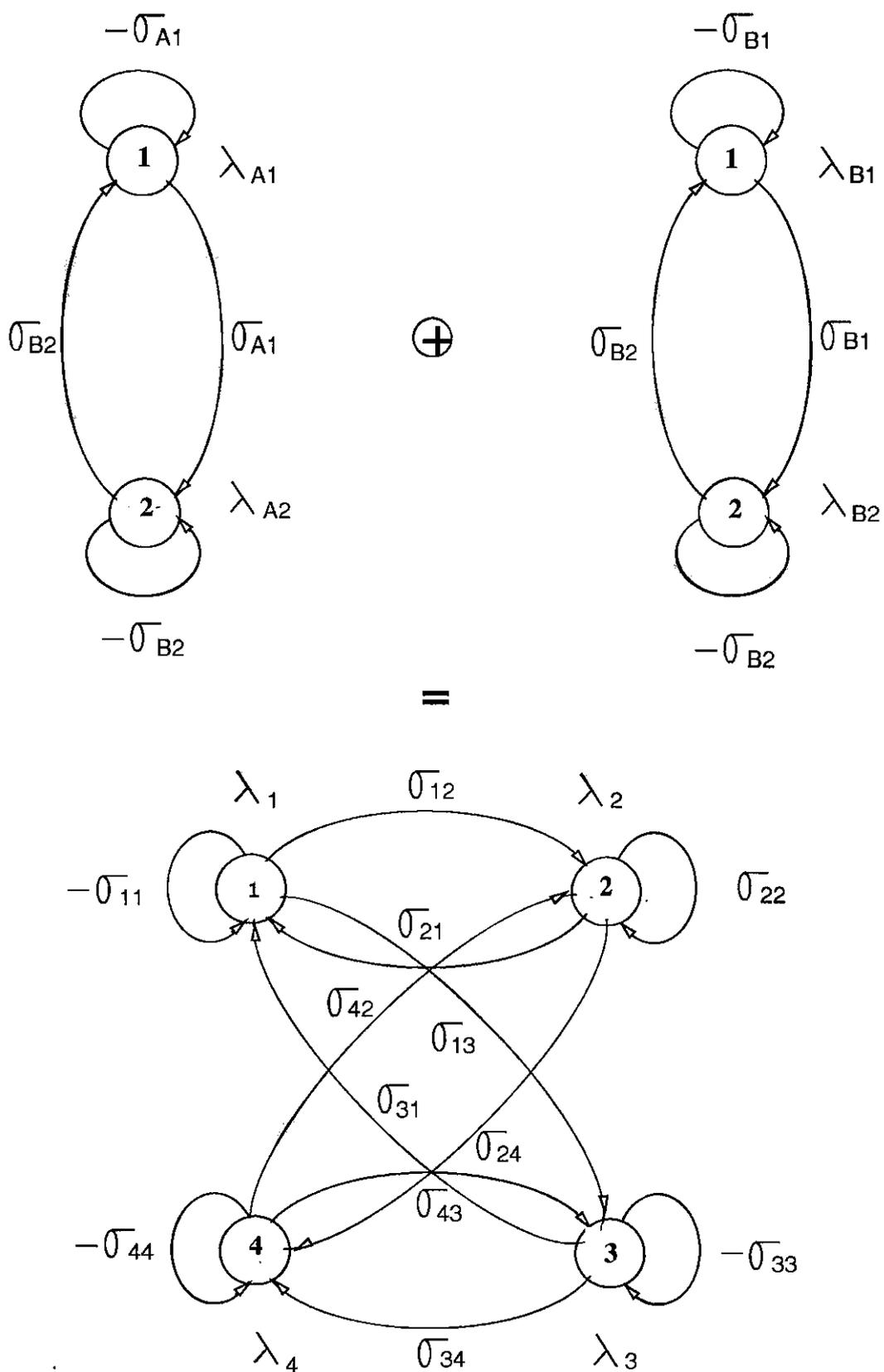


Figura 3.2: A superposição de MMPP's para tráfegos heterogêneos

Seja Q_n e A_n , respectivamente, o gerador infinitesimal e a matriz de taxas de chegadas do MMPP resultante da superposição de n processos idênticos que apresentam geradores Q e matrizes de taxas de chegadas A , tal que

$$A = \begin{pmatrix} -\lambda & \lambda \\ \lambda & -\lambda \end{pmatrix} \quad A_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 0 \\ 0 & A_i \end{pmatrix}$$

então

$$\begin{aligned} (Q_n)_{t,t-1} &= -\lambda, & 0 < i < n \\ (Q_n)_{i,i+1} &= \lambda, & i < n \\ &0, & \text{caso contrário,} \end{aligned}$$

$$A_n = \text{diag} \{ \lambda, \dots, \lambda, \dots, \lambda \} \quad (3.9)$$

Pelo que foi exposto, pode ser visto que o acréscimo na dimensão da matriz passa, neste caso, a ser de apenas uma unidade a cada superposição. Se compararmos com o caso geral, onde devemos aplicar a soma de Kronecker, notamos que esta particularidade viabiliza a superposição para um número consideravelmente maior de MMPP's. A dimensão das matrizes Q_n e A_n podem ser representadas por

$$\dim(Q_n) = \dim(A_n) = n + 1.$$

3.4 A Aplicação do MMPP à Entrada de uma Fila

Nas seções 3.1 e 3.2 definimos o MMPP e na seção 3.3 mostramos como os parâmetros MMPP podem ser obtidos e superpostos.

Nesta seção estamos interessados na modelagem de uma fila na qual o processo de chegada é descrito por um MMPP. Admitimos que a matriz de taxas de transição e a matriz de taxas de chegadas foram previamente obtidas e estudamos analiticamente o comportamento de uma fila infinita, seção 3.4.1, e uma fila finita, seção 3.4.2.

3.4.1 O Modelo Analítico para fila MMPP/G/1

Utilizamos a denominação "fila MMPP/G/1" para a uma fila que represente um sistema que possui apenas 1 servidor com distribuição de tempo de serviço geral e com o processo

de chegada descrito por um MMPP.

Na seção 3.3.1 comentamos o trabalho publicado por Heffes e Lucantoni [HL86] que, além de tratar de superposições de tráfegos agregados de voz e dados, faz a análise de uma fila MMPP/G/1. Anteriormente, Lucantoni e Ramaswami [LR85] desenvolveram um algoritmo para resolver equações matriciais não lineares aplicadas a uma fila PH/G/1, onde PH simboliza uma distribuição de probabilidade do tipo fase (*phase - PH*) [Neu81]. Este algoritmo também poderia ser aplicado a uma fila MMPP/G/1. Depois, novos resultados para a fila MMPP/G/1 foram conseguidos por Ramaswami [Ram88], Neuts [Neu89], Lucantoni, Meier e Neuts [LMHN90] e, finalmente, Lucantoni [Luc91]. Fischer e Meier [FMH93] fizeram uma coletânea destes últimos resultados e aqui, neste nosso trabalho, nos limitamos a definições e breves exposições de valores de interesses essenciais ao entendimento do algoritmo para a obtenção da distribuição do comprimento de uma fila MMPP/G/1, ou ao cálculo das probabilidades de perdas (de células) para uma fila MMPP/D/1/K. O leitor interessado em mais detalhes deve consultar [FMH93], ou examinar diretamente as demais referências supracitadas.

A Matriz de Probabilidades de Transição

O processo de renovação de Markov embutido, obtido considerando o comprimento da fila e o estado do MMPP, possui uma matriz de probabilidades de transição do tipo M/G/1. Em [Neu89] é feito um estudo detalhado da estrutura estocástica de tais matrizes.

A matriz de probabilidades de transição é dada por

$$\mathbf{P}(\ast) = \begin{array}{ccc} B_0(x) & \mathbf{B}_i(\mathbf{w}) & B_i(x) \\ \tilde{A}_n(x) & Mx & M(x) \\ 0 & \tilde{A}_n(x) & -\mathbf{M}\mathbf{s} \\ 0 & 0 & \mathbf{A}_n(\mathbf{z}) \end{array} \quad x > 0, \quad (3.10)$$

onde para $n > 0$, $\tilde{A}_n(x)$ e $B_n(x)$ são matrizes $m \times m$.

Os elementos de $A_n(x)$ são definidos como a probabilidade condicional de que, dada uma partida no instante $t = 0$, que deixou pelo menos um usuário no sistema e o processo de chegadas no estado \mathbf{z} , a próxima partida ocorra em um instante $t < x$ com o processo de chegada no estado \mathbf{j} , e que durante este serviço tenham havido n chegadas.

Pela definição da matriz $\tilde{A}_n(a:)$, verificamos que no intervalo entre a primeira partida e a próxima há a ocorrência de n chegadas. Se denotarmos por N_i o número de chegadas em $(0, i]$ e J_t o estado do processo de Markov no instante t , podemos definir a função de contagem $\mathbf{P}(n, i)$ por

$$\mathbf{P}_{i,j}(n, t) = \Pr\{N_i = n, J_i = j | N_0 = 0, J_0 = i\}.$$

Assim, se $H(i)$ representa a distribuição de probabilidades do tempo de serviço do sistema, a matriz $\tilde{A}_n(x)$ pode ser expressa como

$$\tilde{A}_n(a>) = \int_0^\infty \mathbf{P}(n, i) dHM, \quad n > 0, x > 0. \quad (3.11)$$

A matriz $\mathbf{P}(n, t)$ satisfaz a equação de Chapman Kolmogorov de modo que

$$\begin{aligned} \mathbf{P}'(n, t) &= \mathbf{P}(n, i)(\mathbf{Q} - \mathbf{A}) + \mathbf{P}(n-1, t)\mathbf{A}, \\ \mathbf{P}(0, 0) &= \mathbf{I}. \end{aligned}$$

Aplicando a matriz geratriz de função $P^*(z, t) = S^{-1} L_0 - P'(t) S^{-1}$ temos que

$$\begin{aligned} \mathbf{P}'^*(z, t) &= \mathbf{P}^*(z, t)(\mathbf{Q} - \mathbf{X}) + z\mathbf{P}'(z, t)\mathbf{A}, \\ \mathbf{P}(0, 0) &= \mathbf{I}, \end{aligned}$$

ou, agrupando os $\mathbf{P}^*(z, t)$,

$$\begin{aligned} [\mathbf{P}^*(z, t)]' &= [(\mathbf{Q} - \mathbf{X}) + z\mathbf{A}] \mathbf{P}^*(z, t), \\ \mathbf{P}(0, 0) &= \mathbf{I}. \end{aligned}$$

A solução deste sistema é dada pela matriz exponencial

$$\mathbf{P}^*(z, t) = e^{[(\mathbf{Q} - \mathbf{X}) + z\mathbf{A}]t}. \quad (3.12)$$

Utilizando as transformadas de Laplace-Stieltjes¹ e transformadas z definimos as matrizes

$$\begin{aligned} A_n(s) &= \int_0^\infty e^{-st} dA_n(a>), \\ A(z, s) &= \sum_{n=0}^{\infty} J_2^n(z) z^n e^{-st}. \end{aligned}$$

¹A transformada de Laplace-Stieltjes é a transformada de Laplace onde, no lugar de se usar a integral de Riemann, utiliza-se a integral de Stieltjes.

Aplicando as transformadas e a equação 3.12 na equação 3.11 temos

$$A(z,s) = \int_0^{\infty} e^{-s t} e^{-z t} P^{-H^*} dH(t). \quad (3.13)$$

Definindo a matriz $\mathbf{A} = \mathbf{A}(1,0)$ temos que

$$\mathbf{A} = \int_0^{\infty} e^{-t} dH(t), \quad (3.14)$$

onde A_{ij} é a probabilidade condicional de que dado que o serviço começou com o MMPP no estado z , termine no estado j .

A matriz \mathbf{A} é estocástica e o vetor estacionário definido em 3.3 também satisfaz a condição

$$\mathbf{q}\mathbf{A} = \mathbf{0} \quad \text{e} \quad \mathbf{q}\mathbf{e} = 1, \quad (3.15)$$

Os elementos de $B_n(x)$ são definidos como a probabilidade de que dada uma partida no instante $t = 0$, que deixou o sistema vazio e o processo de chegadas no estado z , a próxima partida ocorra em um instante $t < x$ com o processo de chegadas no estado i , deixando n usuários no sistema.

Conforme mostrado em [Neu89, Luc91, FMH93] a seguinte relação é obedecida

$$\begin{aligned} B_n &= (\mathbf{A} - \mathbf{Q})^{-1} \mathbf{A} \mathbf{A}_n, \quad \text{ou} \\ B_n &= \mathbf{U} \mathbf{A}_n \end{aligned} \quad (3.16)$$

onde

$$\begin{aligned} B_n(s) &= \int_0^{\infty} e^{-s t} dB_n(t), \\ B_n &= B_n(0) \quad \text{e} \end{aligned}$$

os elementos de $\mathbf{U} = (\mathbf{A} - \mathbf{Q})^{-1} \mathbf{A}$ denotam a probabilidade condicional de que dado o fim de um período em que o servidor estava ocioso, o processo de chegadas sai do estado i para o estado j .

A distribuição do comprimento da fila no instante de partida

Através da cadeia de Markov embutida nos instantes de partidas podemos obter o comprimento da fila nos instantes de partida. Se denotarmos, desta vez, a matriz de probabilidades de transição para esta cadeia como

$$\begin{matrix}
 & \mathbf{B}_0 & \mathbf{B}_1 & \mathbf{B}_2 & \dots & \mathbf{B}_{K-2} & \mathbf{B}_{K-1} \\
 \mathbf{A}_0 & \mathbf{A}_1 & \mathbf{A}_2 & \dots & \mathbf{A}_{K-2} & \mathbf{A}_{K-1} & \mathbf{A}_K \\
 p & - & 0 & \mathbf{A}_0 & \mathbf{A}_1 & \dots & \mathbf{A}_{K-3} \\
 & 0 & 0 & 0 & \dots & \mathbf{A}_0 &
 \end{matrix} \quad (3.17)$$

podemos definir o vetor $x = (x_0, X_1, \dots)$ como vetor estacionário de P, tal que

$$xP = 0 \quad \text{e} \quad xe = 1,$$

e o seguinte sistema de equações pode ser obtido

$$X_i = \sum_{v=1}^{K-i} X_{i+v} A_{i+v-v} \quad i > 0, \quad (3.18)$$

onde os elementos $\langle T_{ij} \rangle$ são a probabilidade que uma partida ocorra deixando o sistema anteriormente com i usuários e o MMPP no estado j .

O vetor X_i é representado por

$$X_i = (\#i, 15 \ X_{i,2} \ \dots \ X_{i,m})'$$

Apresentamos no apêndice A o algoritmo, desenvolvido por Ramaswami [Ram88], utilizado para determinar os vetores X_i . Uma condição inicial deste algoritmo é o cálculo do vetor x_0 . Antes, porém, faz-se necessário o cálculo da matriz G que é definida de tal modo que os elementos $G_{<j} <j$ sejam a probabilidade que um período ocupado comece com o MMPP no estado i e termine com o MMPP no estado j . Pode ser mostrado que a matriz G é a raiz da equação

$$G = \int_0^{\infty} e^{-xAG} dx \quad (3.19)$$

O vetor estacionário da matriz G satisfaz às seguintes equações

$$gG = g, \quad ege = 1.$$

O vetor x_0 pode agora ser definido [LMHN90] por

$$x_0 = \frac{1}{g(A - Q)}, \quad (3.20)$$

onde

$$*tot = Pt A,$$

$p = hXtot$ é a intensidade de tráfego, e,

h é o tempo médio de serviço.

A distribuição do tamanho do sistema em um instante arbitrário

A distribuição do tamanho do sistema em um instante arbitrário é obtida através do comprimento da fila nos instantes de partida. Definindo Y_i como a probabilidade de que, em um instante qualquer, haja i usuários no sistema e o MMPP esteja no estado j ; e o vetor

$$Y_i = (Y_{i,1}, Y_{i,2}, \dots, Y_{i,m}),$$

podemos mostrar que

$$Y_i = (Y_{i-1} - M X_i - X_i) (A - Q)^{-1}. \quad (3.21)$$

O vetor y_0 é dado por

$$Y_0 = (1 - P)g \quad (3.22)$$

e a distribuição de probabilidade incondicional do tamanho do sistema em um instante arbitrário pode, finalmente, ser expressa por

$$P_i = y_i e. \quad (3.23)$$

3.4.2 A Fila MMPP/D/1/K

Nesta seção mostramos como obter a probabilidade de perdas de células em um multiplexador estatístico modelado por uma fila de tamanho K e tempo de serviço determinístico, cujo processo de entrada é descrito por um MMPP.

Inicialmente consideramos uma fila infinita, tal qual discutida na seção 3.4.1, e introduzimos uma aproximação para o caso finito. Posteriormente, apresentamos o método exposto em [BÍTVI92, BÍTVI93].

Em nosso trabalho apresentamos resultados (capítulo 4) obtidos a partir de implementações para os dois casos.

A Aproximação da Fila MMPP/D/1/K pela Fila MMPP/D/1

Na seção 3.4.1 mostramos que a distribuição de probabilidade incondicional do tamanho do sistema pode ser obtida pelas equações 3.21, 3.22 e 3.23.

Como p_i representa a probabilidade incondicional de existir i usuários no sistema, se cada usuário representar uma célula, podemos aproximar a probabilidade de perda de células (II) em uma fila MMPP/D/1/K por

$$p_n = 1 - \sum_{i=0}^{n-1} p_i \quad (3.24)$$

Esta aproximação corresponde à probabilidade de bloqueio definida em [Blo89].

A figura 3.3 ilustra graficamente a região aonde ocorrem as perdas. Note que a região hachuriada pode ser expressa pela equação 3.24.

A equação 3.24 nos leva a maiores imprecisões à medida que aumentam o número de células que chegam ao sistema, pois p_n decresce com o aumento de i e, como pode ser facilmente visto, quanto menor for $\sum_{i=0}^{n-1} p_i$ maior será o erro introduzido pela aproximação.

Como consequência, podemos esperar que a implementação desta aproximação dê bons resultados apenas para obtenção de baixas probabilidade de perdas pequenas. Como em RDSI-FL estamos interessados justamente em trabalhar com baixas probabilidade de perda esta aproximação pode ser considerada, a princípio, satisfatória.

A Fila Finita

Em [BÍM93] é apresentado um método exato para análise de uma fila MMPP/D/1/K. Com este método, os erros decorrentes de aproximações como os da subseção anterior são elimina-

\mathbf{T}

\mathbf{K}

\mathbf{V}^*

Figura 3.3: A aproximação para o caso finito

dos.

O método consiste numa manipulação no sistema de equações lineares $\mathbf{ir} = \mathbf{7rP}$, onde $\mathbf{7T}$ é o vetor composto por

$$\mathbf{7T} = [\mathbf{7r}(0), \dots, \mathbf{7r}(K-1)].$$

O j -ésimo elemento de $\mathbf{7r}(z)$ é a probabilidade limite embutida nos instantes em que há i usuários no sistema e o processo de chegadas se encontra no estado j .

Reescrevendo a equação 3.17 como

$$\mathbf{P} = \begin{matrix} \mathbf{U} \mathbf{A}_0 & \mathbf{U} \mathbf{A}_1 & \mathbf{U} \mathbf{A}_2 & \dots & \mathbf{U} \mathbf{A}_{K-2} & \mathbf{E} \mathbf{I} \mathbf{K} - \mathbf{I} \mathbf{U} \mathbf{A} \gg \\ \mathbf{A}_0 & \mathbf{A}_1 & \mathbf{A}_2 & \dots & \mathbf{A}_{K-2} & \mathbf{E} \mathbf{S} \mathbf{L} \mathbf{K} - \mathbf{1} \mathbf{A}_s \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_0 & \mathbf{A}_1 & \dots & \mathbf{A}_{K-3} & \mathbf{E} \mathbf{I} \mathbf{L} \mathbf{K} - \mathbf{2} \mathbf{A}_s \\ & & & & \mathbf{A}_0 & \mathbf{A} - \mathbf{A}_0 \end{matrix}$$

pode-se deduzir o seguinte sistema de equações:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}(1) &= \mathbf{T}(0)(\mathbf{I} - \mathbf{U} \mathbf{A}_0) \mathbf{A}_0^{-1} \\ \mathbf{T}(z+1) &= \mathbf{ir}(z) - \mathbf{7r}(0) \mathbf{U} \mathbf{A}_i \sum_{v=1}^z \mathbf{A}_{<v+i} \mathbf{A}_0^v, \quad z = 1, \dots, K-1, \end{aligned}$$

que pode ser escrito como

$$= \mathbf{7r}(0)C_i, \quad i=0,1, \quad (3.25)$$

Da equação 3.25 deriva-se as duas equações abaixo:

$$\mathbf{T}(0) \sum_{i=0}^{K-1} C_i + (\mathbf{I} - \mathbf{U}) \mathbf{A} (\mathbf{I} - \mathbf{A} + \mathbf{eq})^{-1} = \mathbf{q} \quad (3.26)$$

$$\mathbf{A}^{i-1}, \quad i > 1 \quad (3.27)$$

A sequência da equação 3.27 é inicializada por

$$C_0 = (\mathbf{I} - \mathbf{U} \mathbf{A}_0) \mathbf{A}_0^{-1}.$$

A matriz resultante das operações delimitadas pelos colchetes na equação 3.26 é não singular pois o vetor estacionário da distribuição de probabilidades da cadeia de Markov embutida de uma fila finita sempre existe e é único.

O algoritmo para obtenção da probabilidade de perda de células em uma fila MMPP/D/1/K é, dado então por

1. Calcule as matrizes C_i para $i = 1, \dots, K-1$ de acordo com a equação 3.27 e faça $C_0 = \mathbf{I}$;
2. Compute o vetor $\mathbf{7r}(0)$ através da equação 3.26.
3. Finalmente, obtenha a probabilidade de perda de células (II) através da equação

$$n = 1 - \{h q A e\}^{-1} [1 + \mathbf{T}(0) (\mathbf{A} - \mathbf{Q})^{-1} h^e] \quad *. \quad (3.28)$$

No capítulo seguinte, apresentamos e discutimos os resultados obtidos com este algoritmo.

Capítulo 4

Análise dos Resultados

"Quanto menos se aposta, mais se perde quando se ganha".

Walter Winchell.

Neste capítulo analisamos o comportamento da fila MMPP/D/1/K, para efeito de alocação de capacidades, através da implementações de dois algoritmos. O primeiro, que denominamos MMPP - modelo infinito, corresponde à aproximação da probabilidade de perda a partir da distribuição para o comprimento de uma fila infinita MMPP/D/1 obtido através da implementação do algoritmo contido no apêndice A, para serviço determinístico. O segundo, que chamamos de MMPP - modelo finito, refere-se ao modelo apresentado em [BfM92, BfM93] que analisa o estado estacionário de uma fila MMPP/G/1/K. Estes dois algoritmos foram discutidos no capítulo 3, seção 3.4.2.

Para validação do modelo e de nossas implementações, utilizamos como referências o modelo UAS, a simulação do MMPP e os resultados publicados em [BMAW91] e [BfM93].

O UAS foi utilizado e validado através de simulação para fontes em rajadas em [MGF91, Mon91b]. Aqui, no nosso trabalho, utilizamos tanto o modelo para filas finitas apresentado em [Tuc88], que corresponde ao modelo já validado, como o modelo para filas infinitas introduzido em [AMS82], utilizando-se a mesma aproximação para a obtenção da probabilidade de perda para filas finitas adotado para o MMPP - modelo infinito.

Em nossas simulações utilizamos a linguagem de simulação smpl para obter a probabilidade de perda em uma fila MMPP/D/1/K. Em [Mac87] é feita uma descrição detalhada

desta linguagem.

Em [BMAW91, BfM93] é considerado o mesmo multiplexador por nós adotado na obtenção da probabilidade de perda de células. E de lá que extraímos o método de obtenção dos parâmetros do MMPP [BMAW91] e o algoritmo para implementação do MMPP - modelo infinito [BfM93]. Porém, todos os resultados apresentados por eles são restritos ao MMPP com 2 estados.

Este capítulo está dividido em duas seções. Na primeira (seção 4.1), mostramos e comentamos os resultados para o caso de tráfegos descritos por um MMPP de 2 estados, enquanto que a segunda (seção 4.2), dedicamos aos casos de tráfegos representados por um MMPP de m estados ($m > 2$).

4.1 O MMPP de 2 Estados

Os resultados apresentados nesta seção foram obtidos extraindo-se os valores dos parâmetros do MMPP diretamente de outros trabalhos publicados, ou através de uma transcrição para linguagem C da implementação feita pelos autores do método apresentado em [BMAW91] na linguagem MATLAB¹.

Para facilitar o manuseio dos valores dos parâmetros do tráfego de entrada do multiplexador e, conseqüentemente, a percepção por parte do leitor, definimos inicialmente, na seção 4.1.1, um tráfego que tomamos como referência. Nas subseções seguintes utilizamos este tráfego para a comparação entre os resultados obtidos com o MMPP e os provenientes do UAS, simulação e os apresentados em outros trabalhos.

4.1.1 O Tráfego de Referência

Para a avaliação da probabilidade de perda de células em um multiplexador estatístico, consideramos como referência um tráfego homogêneo em rajadas com as seguintes características:

- taxa de pico $B_p = 10$ Mbps,
- taxa média $B_m = 1$ Mbps,

¹MATLAB é um ambiente de programação com linguagem própria que oferece facilidades para operações com matrizes.

- nível de explosividade $b = 10$,
- capacidade do canal $W = 150$ Mbps,
- comprimento médio da rajada $L = 100$ células e
- comprimento da célula $L_c = 424$ bits.

Nas demais seções, consideramos algumas modificações nos valores destes parâmetros do tráfego. Porém, nestes casos, indicamos e especificamos os parâmetros alterados.

4.1.2 A Validação Através do UAS

Na figura 4.1 plotamos a probabilidade de perda de células em função do número de fontes para o tráfego de referência em um multiplexador com fila de tamanho $K=35$ células, para os resultados provenientes do MMPP - modelo infinito, UAS - modelo infinito e UAS - modelo finito.

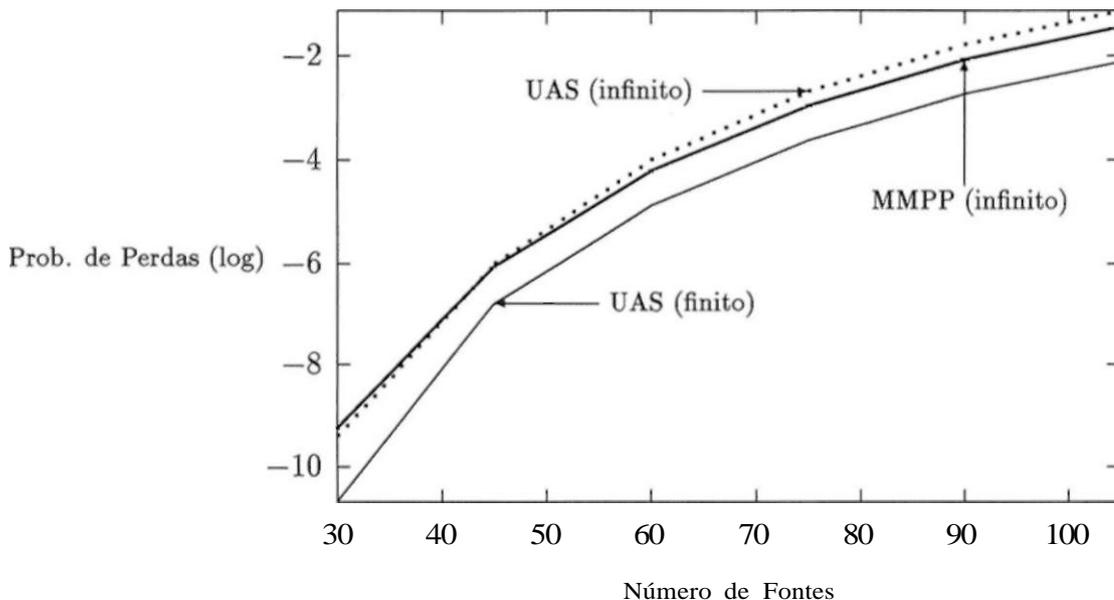


Figura 4.1: Comparação entre o MMPP - modelo infinito e o UAS

Podemos observar que com o MMPP - modelo infinito e com o UAS - modelo infinito obtemos probabilidades de perda de células superiores às obtidas com o UAS - modelo finito

e sobretudo que na região de baixas perda, o MMPP - modelo infinito apresenta resultados semelhantes ao do UAS - modelo infinito.

A semelhança dos resultados apresentados pelo MMPP - modelo infinito e UAS - modelo infinito na região de número pequeno de fontes ativas é decorrente do fato de que utilizamos a mesma aproximação a partir da distribuição do comprimento de um fila infinita para a obtenção da probabilidade de perda de células.

Como o UAS - modelo finito é a nossa referência devido à sua conformidade com a simulação de fontes em rajadas, podemos considerar que o MMPP - modelo infinito é pessimista, pois prevê maiores perdas. Isto, como comentamos em [dBSM93], pode ser visto como uma vantagem pois introduz uma margem de segurança na alocação de capacidades.

Na figura 4.2 mostramos graficamente o erro percentual do logaritmo da probabilidade de perda de células do MMPP - modelo infinito em relação ao UAS - modelo finito em função do número de fontes ativas para o caso da figura 4.1.

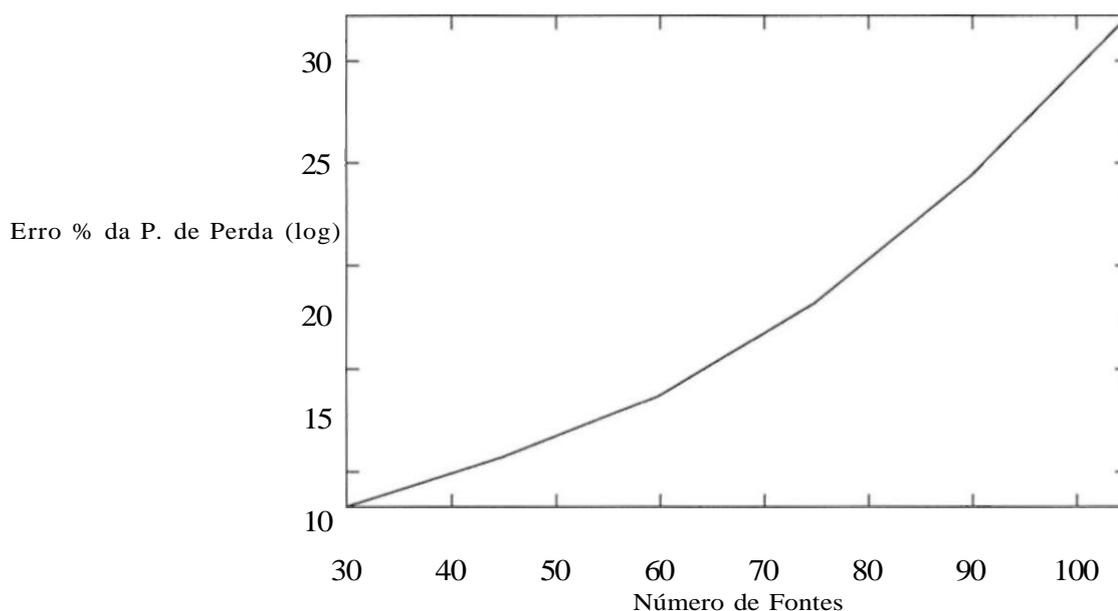


Figura 4.2: O erro percentual do logaritmo da probabilidade de perda de células do MMPP - modelo infinito em relação ao UAS - modelo finito

Note que para poucas fontes ativas e, conseqüentemente, baixas probabilidade de perda, o erro percentual é reduzido. Isto deve-se ao fato de que com menos fontes ativas há um menor crescimento da fila e, portanto, uma melhor aproximação da fila finita a partir da

infinita.

A aplicação do MMPP - modelo infinito em RDSI-FL, onde estamos interessados em probabilidades de perda da ordem de 10^{-9} , implica em superestimar o logaritmo da probabilidade de perda de células em um pouco menos de 10%.

Finalmente na figura 4.3 mostramos as curvas para a probabilidade de perda de células em função do número de fontes ativas para o MMPP - modelo finito, MMPP - modelo infinito e o UAS - modelo finito.

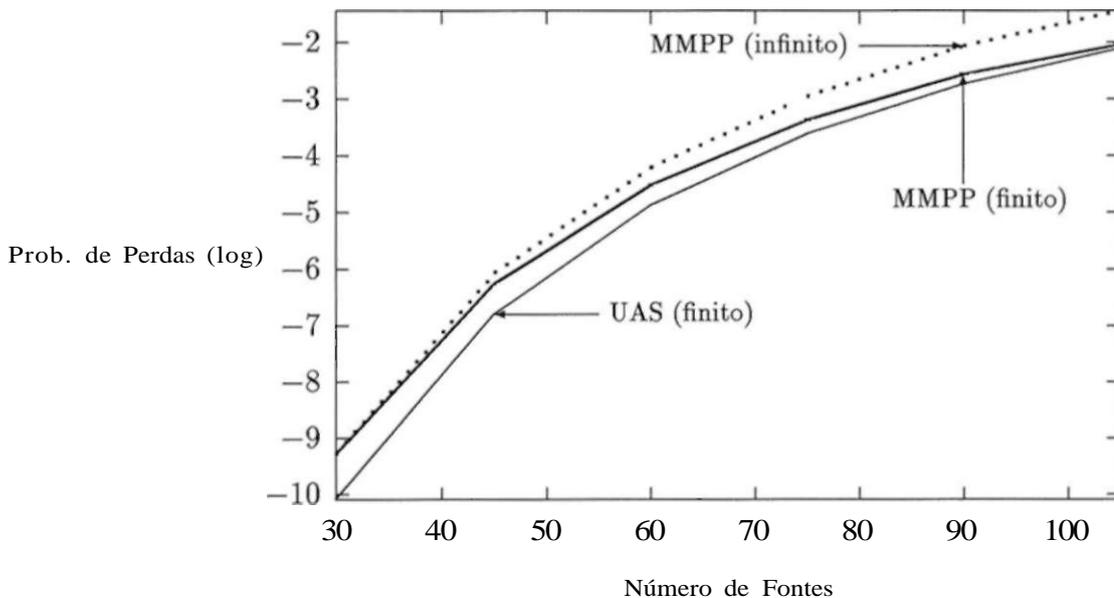


Figura 4.3: Comparação entre o MMPP - modelo finito, MMPP - modelo infinito e o UAS

Veja que para cargas baixas, o MMPP - modelo infinito e o MMPP - modelo finito apresentaram resultados semelhantes e que para cargas altas, como já era esperado, o MMPP - modelo finito apresentou resultados bem melhores. Note que a característica de pessimismo ainda foi mantida.

4.1.3 A Validação através de Simulação

Na figura 4.4 o MMPP - modelo infinito é comparado com a simulação do modelo MMPP e com o UAS.

Os resultados de simulação foram obtidos considerando um intervalo com um nível de

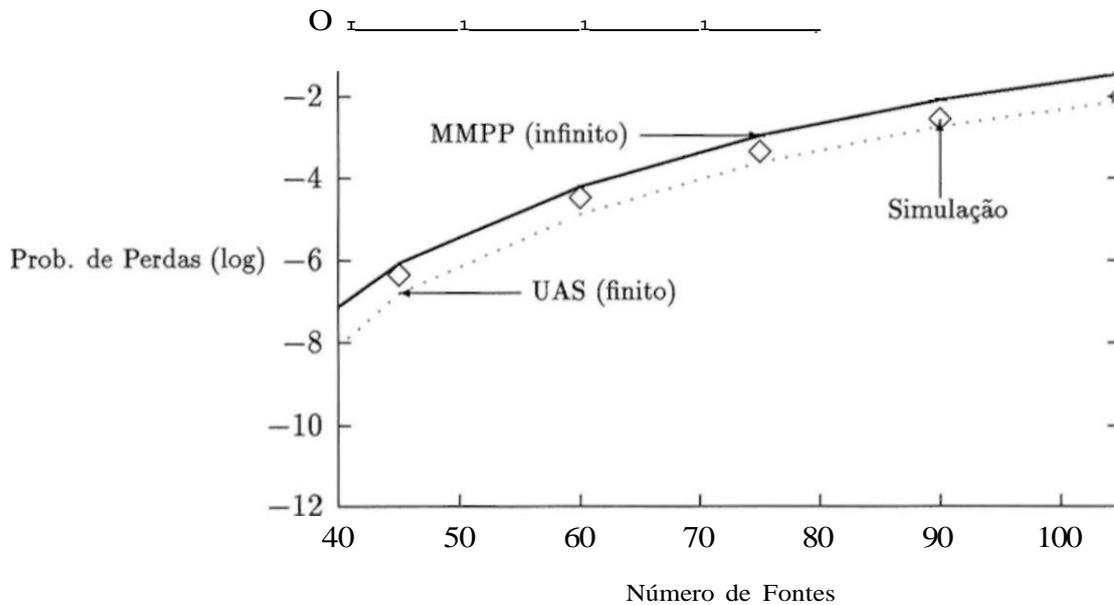


Figura 4.4: Comparação entre o MMPP - modelo infinito, Simulação e o UAS

confiança de 95%. Perceba, pela figura, que foram exibidos resultados apenas para agregados com mais de 45 fontes, que correspondem a probabilidades maiores que 10^{-6} . No capítulo 2, seção 2.4.1, comentamos que o uso de simulação para obtenção de probabilidades de perda de células da ordem de 10^{-9} era impraticável devido ao exorbitante tempo de CPU requerido.

Para efeito de constatação considere, então, um agregado de 30 fontes ativas do nosso tráfego de referência. Utilizando o método descrito em [BMAW91], as matrizes de taxas de transição e taxas de chegadas do MMPP para este caso correspondem, respectivamente, a:

$$\begin{matrix}
 \hat{A} \sim \begin{bmatrix} -2.405746 \times 10^3 & 2.405746 \times 10^3 & 1 \\ 3.369364 \times 10^{-6} & -3.369364 \times 10^{-6} & 0 \end{bmatrix} \\
 Q = \begin{bmatrix} 4.214078 \times 10^5 & 0 \\ 0 & 7.075472 \times 10^4 \end{bmatrix}
 \end{matrix}$$

onde Q é dado em s^{-1} e A em células/s.

Isto significa que, em média, o MMPP permanece apenas 0,4 ms no estado 1 por visita, com as chegadas ocorrendo numa taxa média de 179 Mbps, enquanto que permanece em média cerca de 82 horas e meia por visita ao estado 2 com as chegadas acontecendo numa taxa média de 30 Mbps.

Como a capacidade do canal é $W = 150$ Mbps, em geral, as perdas só ocorrem quando o MMPP se encontrar no estado 1. No estado 2, a taxa de chegadas corresponde exatamente à taxa média total

$$B\% = NB_m = 30 \text{ Mbps.}$$

Deste modo, como prevíamos, a simulação, para apresentar resultados confiáveis teria que ser executada por um período extremamente longo, para que o MMPP fizesse algumas visitas ao estado 1.

Agora, para efeito de comparação, observe que para 45 fontes ativas os parâmetros do MMPP são dados por

$$Q = \begin{bmatrix} -1.764656 \times 10^3 & 1.764656 \times 10^3 & 1 \\ 2.275138 \times 10^{-3} & -2.275138 \times 10^{-3} & 0 \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 4.374845 \times 10^5 & 0 \\ 0 & 1.061316 \times 10^5 \end{bmatrix}$$

onde Q é dado em s^{-1} e A em células/s.

O que equivale a dizer que, em média, o MMPP permanece 0,6 ms no estado 1 por visita, com as chegadas ocorrendo numa taxa de 185 Mbps, enquanto que permanece cerca de 440 s por visita no estado 2, com as chegadas acontecendo numa taxa de 45 Mbps.

Apesar do tempo de permanência no estado 2 ser relativamente bem maior que o do estado 1, pode ser considerado irrisório quando comparado a algumas horas de CPU na simulação. Assim, para agregados com mais de 45 fontes é possível obter resultados consistentes com simulação e, conseqüentemente, validar modelos analíticos.

Na figura 4.4, pode ser visto que com o acréscimo do número de fontes ativas, a simulação do MMPP afasta-se do MMPP - modelo infinito e aproxima-se do UAS - modelo finito. Isto decorre do fato da simulação estar isenta da aproximação adotada no MMPP - modelo infinito, pois as perdas são contadas diretamente em uma fila de tamanho K . Assim, na região de baixas perdas o MMPP - modelo infinito e a simulação do MMPP apresentam resultados próximos, enquanto que na região de maiores perdas os resultados da simulação convergem para os do UAS - modelo finito.

A figura 4.5 mostra novamente os resultados obtidos com o MMPP - modelo finito,

porém desta vez, comparando-os com os provenientes de simulação. Como pode ser observado os resultados obtidos por simulação validam os resultados obtidos com o MMPP - modelo finito.

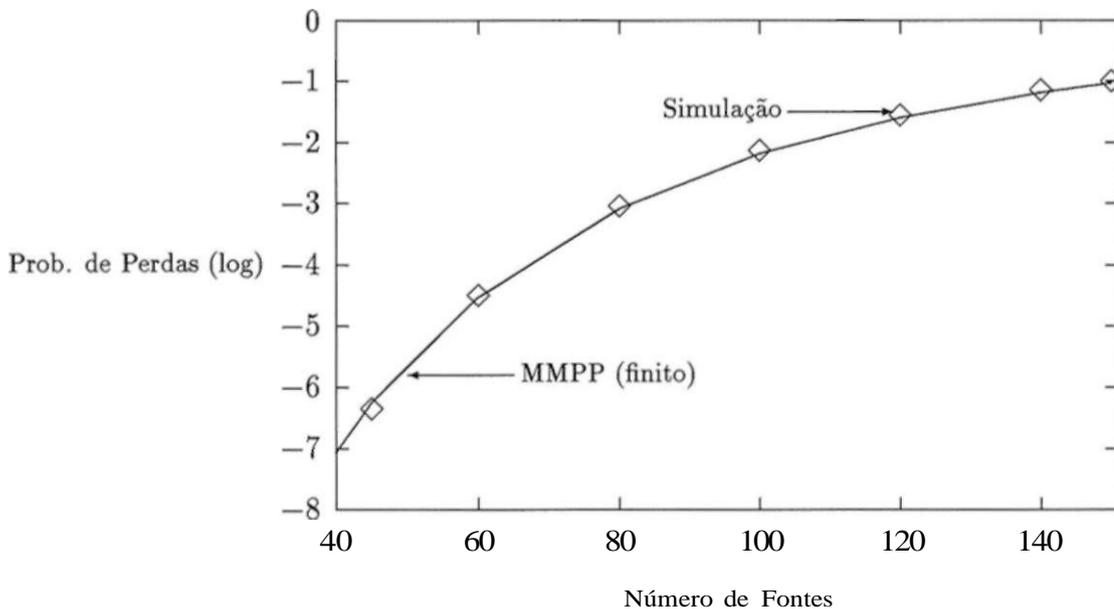


Figura 4.5: Comparação entre o MMPP - modelo finito e simulação.

4.1.4 A Validação através de Outros Resultados

Na figura 4.6 modificamos o comprimento médio da rajada para $L = 300$ células e comparamos os resultados obtidos por intermédio do MMPP - modelo infinito, para a probabilidade de perda de células em função do tamanho do *buffer*, com os apresentados em [BMAW91, figura 8], indicados como limite superior, para uma carga média oferecida (A_o) de 0,2.

A carga média normalizada oferecida ao multiplexador é definida como a relação entre a taxa média total gerada pelas N fontes e a capacidade do canal, ou, em notação matemática

$$A_o = N \cdot \lambda \cdot L \quad (4.1)$$

Para o exemplo em questão $A_o = 0,2$ corresponde a

$$N = A_o \frac{W}{B_p} = 0,2 \frac{150 \times 10^6}{1 \times 10^6} = 30 \text{ fontes ativas.}$$

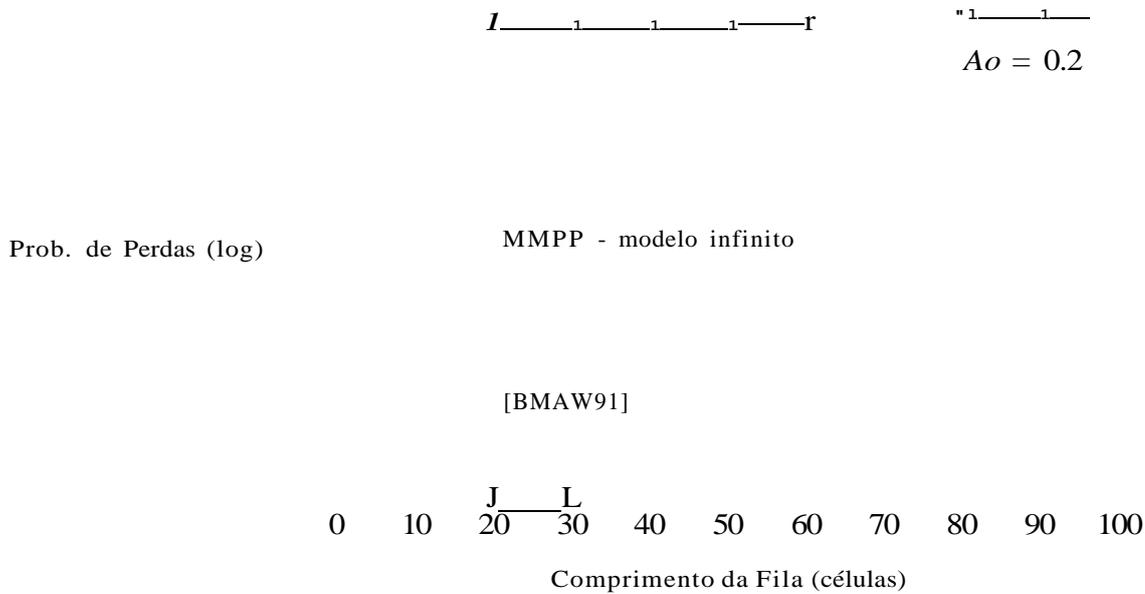


Figura 4.6: Comparação entre o MMPP - modelo infinito e o resultado extraído de [BMAW91] [figura 8]

Observe na figura 4.6, que os gráficos do MMPP - modelo infinito e do [BMAW91] são caracterizados pela presença de duas regiões com taxas de decaimento diferentes. A primeira, que vai até $K=12$ células, é dominada pela perdas a nível de célula, enquanto que a segunda, é dominada pelas perdas a nível de rajada [cci91].

No nível de célula as perdas são decorrentes de chegadas simultâneas de células que ocorrem com taxa menor que a capacidade do canal e no nível de rajada, as perdas acontecem quando a taxa de chegadas supera a capacidade do canal.

Pela figura, podemos ver que na região correspondente a perdas a nível de rajadas, os resultados obtidos com o MMPP - modelo infinito são bem mais próximos dos apresentados em [BMAW91] que na região de perdas a nível de célula.

O MMPP - modelo infinito mostra-se, então, como um modelo válido para baixas cargas e comprimento de *buffers* que impliquem na ocorrência de perdas apenas no nível de rajada.

Na figura 4.7 plotamos a probabilidade de perda de células em função do comprimento do *buffer*, obtida por intermédio do MMPP - modelo finito para $A_o = 0,2$ e $A_o = 0,7$ para o mesmo tráfego considerado na figura 4.6.

4.1 O MMPP de 2 Estados

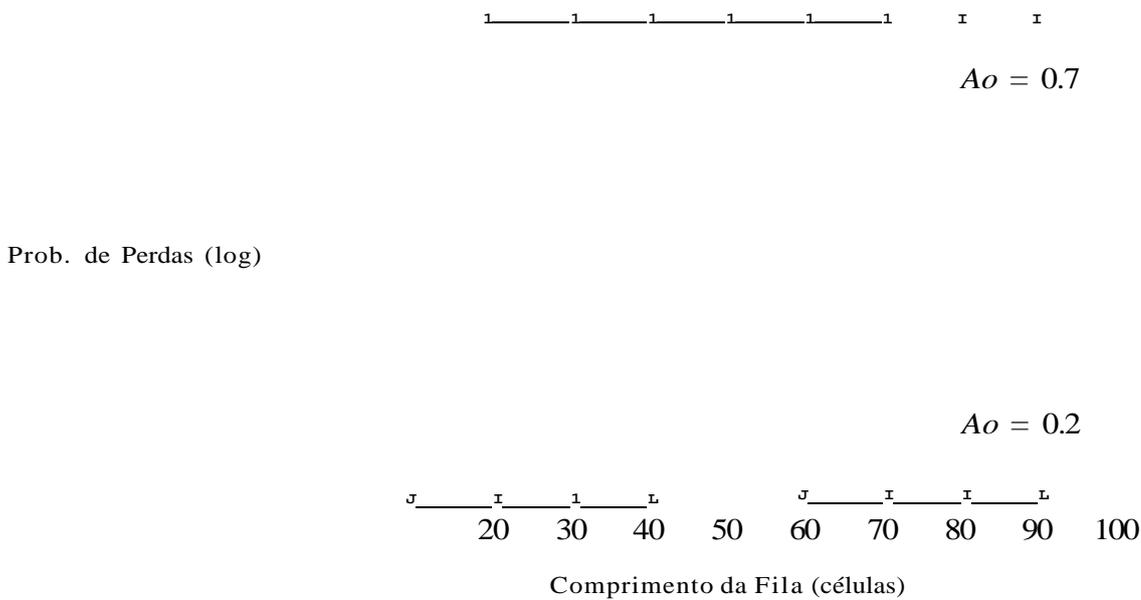


Figura 4.7: Resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para o caso exibido em [BMAW91, figura 8]

Os resultados obtidos com o MMPP - modelo finito são validados pelos exibidos em [BMAW91], porém, também com restrições quanto a imprecisões no nível de célula. Na figura 4.8 destacamos estas imprecisões mostrando apenas a região de suas ocorrências para $A_0 = 0,7$.

Na figura 4.9 consideramos o multiplexador analisado em [BMAW91, figura 9]. Este multiplexador consiste de um canal de 1,536 Mbps de capacidade com tráfego gerado pela superposição de fontes de voz, caracterizados por uma taxa de pico de 32 Kbps, taxa média de 11,24 Kbps e comprimento médio da rajada de 1.408 bytes.

De acordo com este gráfico e o indicado em [BMAW91, figura 9] como limite superior, podemos considerar válidos os resultados obtidos com o MMPP - modelo finito.

Em [BfM93] é mostrado na figura 2, um gráfico da probabilidade de perda de células em função do tamanho da fila para um MMPP com parâmetros:

$$Q \sim \begin{bmatrix} -8,4733 \times 10^{-4} & 8,4733 \times 10^{-4} & 1 \\ 5,0201 \times 10^{-6} & -5,0201 \times 10^{-6} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1,0722 & 0 & 1 \\ 0 & 0,48976 & 0 \end{bmatrix}$$

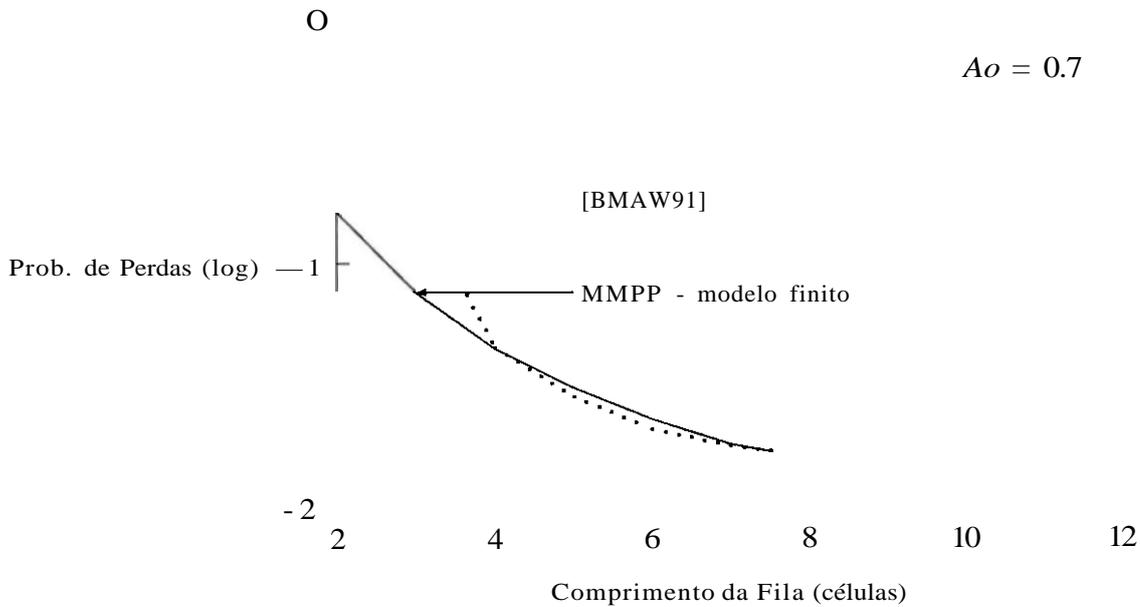


Figura 4.8: Imprecisões no de nível célula para os resultados obtidos com o MMPP - modelo finito

Os valores de Q e A foram, neste caso, normalizados pelo tempo de transmissão de uma célula

$$w = \frac{424}{150 \times 10^6} = 2,827 \times 10^{-6} \text{s.}$$

Na figura 4.10 mostramos os resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para este caso e, como pode ser visto, os resultados são semelhantes aos contidos em [BfM93, figura 2]. Desta forma, mais uma vez, podemos dizer que os resultados estão validados.

4.2 O MMPP de m Estados

A principal motivação do nosso trabalho é estudar a adequabilidade do uso do MMPP para a obtenção da probabilidade de perda de células para tráfegos heterogêneos e, consequentemente, para a alocação de capacidades para uma mistura de tráfegos heterogêneos. No

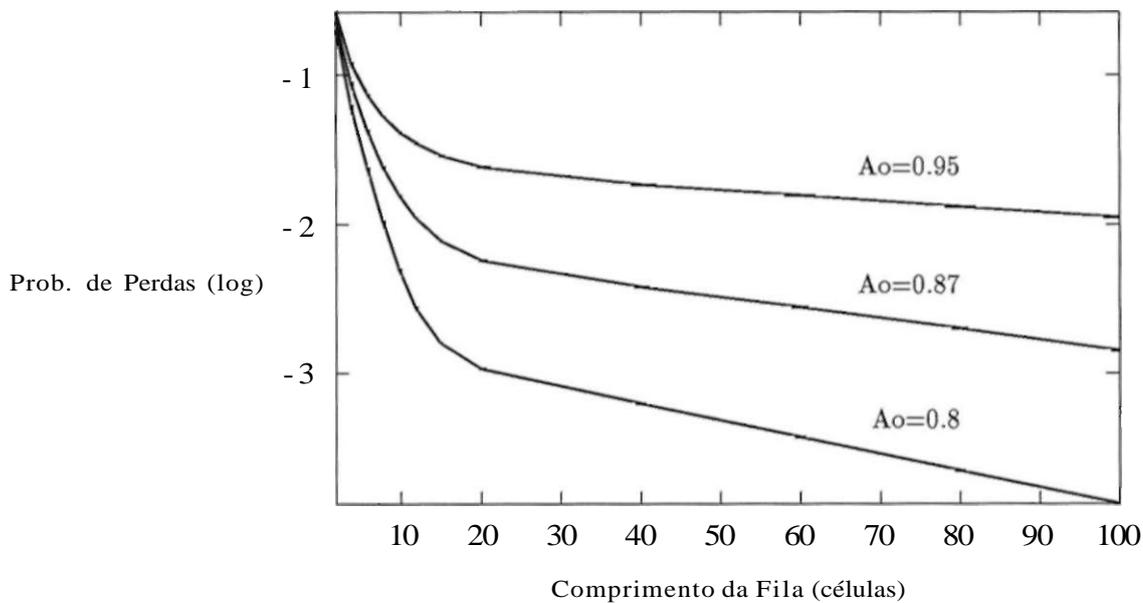


Figura 4.9: Resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para o caso exibido em [BMAW91, figura 9]

entanto, como mencionamos na seção 3.3.1, o método que utilizamos para obtenção dos parâmetros do MMPP é restrito a MMPP de 2 estados e fontes homogêneas.

Na subseção 4.2.1 mostramos como um MMPP de m estados pode representar agregados de fontes heterogêneas. Na subseção 4.2.2 apresentamos alguns resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para tráfegos modelados por MMPP's de 4 estados. Por fim, na subseção 4.2.3, estudamos o comportamento das cadeias de Markov para os casos mostrados com o objetivo de obtermos uma melhor compreensão dos resultados.

4.2.1 A Caracterização de Tráfegos Heterogêneos através de um MMPP de m estados

A estratégia que adotamos para poder representar tráfegos heterogêneos a partir de um método de obtenção dos parâmetros do MMPP limitado a fontes homogêneas, foi modelar um tráfego representado pela superposição de diversos tipos de agregados de fontes, onde cada agregado representa uma superposição de fontes homogêneas, tal qual descrito em [BMAW91]. Após a representação de cada agregado por MMPP's distintos, efetuamos a soma de Kronecker (vide seção 3.3.2), passando assim, a termos um MMPP correspondente

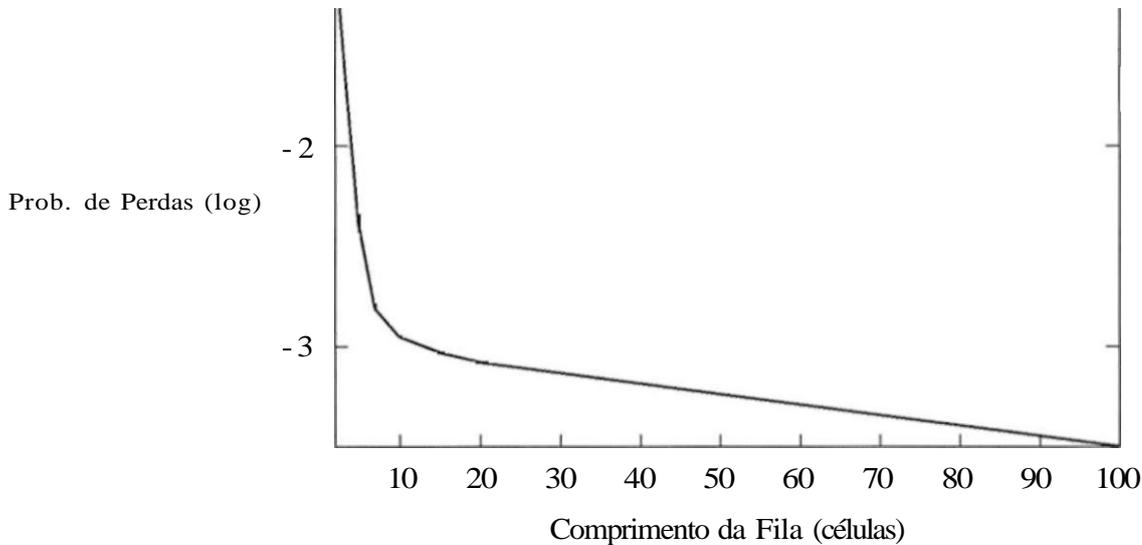


Figura 4.10: Resultados obtidos com o MMPP - modelo finito para o caso exibido em [BÍM93, figura 2]

a um tráfego heterogêneo.

Como o número de estados da cadeia de Markov após a soma de Kronecker é dado por $m = n + i$, obtemos assim MMPPs de m estados, com $m > 2$, com a finalidade de caracterizar tráfegos heterogêneos.

A figura 3.2, no capítulo 3, seção 3.3.1, ilustra um exemplo da soma de Kronecker de dois MMPP's de 2 estados. Um MMPP representa um agregado de fontes homogêneas do tipo A e outro MMPP representa um agregado de fontes homogêneas do tipo B. Efetuando-se a soma de Kronecker dos dois MMPP's obtemos um MMPP de 4 estados que corresponde ao agregado das fontes heterogêneas de tipo A e de tipo B.

Para a validação dos nossos resultados para um agregado de tráfegos heterogêneos representados por um MMPP de m estados, dispomos apenas de simulação, pois, como já dissemos, o UAS é um modelo para fontes homogêneas.

Uma forma alternativa de avaliar a qualidade dos resultados de um MMPP de m estados é comparar seus resultados para casos homogêneos com resultados obtidos com o MMPP de 2 estados e UAS. Se os resultados destas comparações não forem satisfatórios, o MMPP de m estados com parâmetros obtidos através de soma de Kronecker poderá também ser

considerado como inválido para casos heterogêneos.

Na seção 4.1 pudemos verificar que a simulação do modelo MMPP não é eficiente para baixas cargas oferecidas ao multiplexador. Assim sendo, analisamos apenas os casos de perdas altas.

Outro fator que limita nosso estudo em tráfegos que resultem em perdas altas é que o método de obtenção dos parâmetros do MMPP, considera uma cadeia de Markov com 2 estados, onde um representa a situação de sobrecarga e o outro representa a situação em que a taxa de chegadas é inferior à capacidade do canal. Como consequência, para obtermos os parâmetros do MMPP, temos que considerar um número de fontes ativas, tal, que ocasione perdas e, portanto, tráfegos representados pela soma de Kronecker são relativos a no mínimo o dobro do número de fontes ativas que acarretam perdas.

Para o nosso tráfego de referência (seção 4.1.1), por exemplo, em que a capacidade do canal é 150 Mbps e a taxa de pico é 10 Mbps um número $N > 15$ de fontes ativas deve ser considerado.

Na próxima subseção comparamos os resultados obtidos para agregados de 60, 80, 100, 120 e 140 fontes para o tráfego de referência, com as respectivas combinações de 20 @ 40, 30 @ 30, 20 @ 60, 30 @ 50, 20 @ 80, 30 @ 70, 20 @ 100, 30 @ 90, 20 @ 120 e 30 @ 110. No apêndice B apresentamos os parâmetros do MMPP para estes casos.

4.2.2 Resultados Obtidos com MMPP's de 4 estados

Na tabela 4.1 exibimos os valores obtidos para as probabilidades de perda de células considerando o nosso tráfego de referência, descrito na seção 4.1.1, para combinações de somas de Kronecker de agregados de 60, 80, 100, 120 e 140 fontes.

Nas simulações, consideramos também a aplicação de dois MMPP's de 2 estados à entrada do multiplexador. Nestes casos utilizamos o símbolo "+" para a representar a soma dos efeitos dos dois MMPP's.

Pela tabela vemos que:

1. Os MMPP's de 4 estados resultantes da soma de Kronecker apresentam probabilidades de perdas menores que as do MMPP de 2 estados e do UAS, tanto analiticamente como

NUMERO DE FONTES	UAS (modelo finito)	MMPP (modelo finito)	SIMULAÇÃO	
			(interv. de confiança)	
60	-4,88	-4,52	-4,54	-4,48]
20 ©40	—	-6,93	-5,42	-4,97]
20 + 40	—	—	-5,10	-5,06]
30 ©30	—	-8,75	-5,32	-5,05]
30 + 30	—	—	-5,13	-4,88]
80	-3,30	-3,08	-3,08	-3,04]
20 ©60	—	-4,41	-4,45	-4,36]
20 + 60	—	—	-4,44	-4,35]
30 ©50	—	-5,21	-5,39	-4,85]
30 + 50	—	—	-5,15	-4,81]
100	-2,30	-2,18	-2,18	-2,16]
20 ©80	—	-2,99	-2,98	-2,98]
20 + 80	—	—	-2,98	-2,97]
30 ©70	—	-3,06	-3,58	-3,55]
30 + 70	—	—	-3,59	-3,53]
120	-1,56	-1,59	-1,59	-1,56]
20 ©100	—	-2,09	-2,09	-2,08]
20 + 100	—	—	-2,09	-2,06]
30 ©90	—	-2,50	-2,46	-2,44]
30 + 90	—	—	-2,46	-2,44]
140	-1,21	-1,18	-1,18	-1,16]
20 ©120	—	-1,50	-1,50	-1,49]
20 + 120	—	—	-1,49	-1,49]
30 ©110	—	-1,72	-1,71	-1,70]
30 + 110	—	—	-1,72	-1,72]

Tabela 4.1: A probabilidade de perda de células para diferentes combinações de agregados de fontes.

através de simulação.

2. Os resultados provenientes de simulações de um MMPP de 4 estados resultantes da soma de Kronecker apresentam resultados equivalentes aos provenientes de simulações de dois MMPP's de 2 estados.
3. Para os casos de superposição, a maioria dos resultados da simulação do MMPP e do MMPP - modelo finito, são equivalentes.
4. Em geral, tanto analiticamente como por simulação os resultados obtidos diferem para diferentes combinações da soma de Kronecker.

Embora, de acordo com o item 1, para o MMPP de 4 estados resultante da soma de Kronecker os resultados obtidos para a probabilidade de perda de células sejam inferiores aos obtidos com o MMPP de 2 estados, podemos perceber pelo item 2, que a soma de Kronecker está de fato representando na íntegra a superposição dos aglomerados de fontes. Isto, de certa forma, pode ser ratificado pelo cálculo da carga média real oferecida ao multiplexador, que, no caso analítico, é dada por

$$A_o = \mathbf{qA}, \quad (4.2)$$

onde \mathbf{q} é o vetor estacionário da cadeia de Markov, e no caso de simulação, pela contagem do número de células geradas.

Em todos os casos exibidos na tabela 4.1, tanto analiticamente como com simulação, obtivemos os mesmos valores para a carga média real e carga média esperada pela equação 4.1.

Os fatos mencionados nos itens 3 e 4 sugerem uma investigação no comportamento da cadeia de Markov e uma verificação nas taxas de chegadas de células ao multiplexador. Na subseção seguinte, abordamos esta questão.

4.2.3 O Comportamento das Cadeias de Markov

Devido ao método utilizado para obtenção dos parâmetros, as cadeias de Markov do MMPP de 2 estados, têm, a característica de permanecer mais tempo no estado 2, aonde as chegadas

ocorrem na taxa média e conseqüentemente não há perdas, e menos tempo no estado 1, aonde o número de fontes ativas supera o número máximo de fontes que poderiam ser suportadas pelo multiplexador.

Quanto maior for o número de fontes submetidas ao multiplexador, maior será a probabilidade do número de fontes ativas exceder o número máximo que não provoca enfileiramento no multiplexador. Assim, a cadeia de Markov, aumenta o número de visitas ao estado 1 e, conseqüentemente, diminui o tempo de permanência no estado 2, à medida que consideramos um número maior de fontes.

Em nosso tráfego de referência, por exemplo, onde o estado de sobrecarga corresponde à situação em que mais de 15 fontes estão ativas, para um agregado de 30 fontes, a probabilidade de menos de 15 fontes estarem ativas é maior do que com um agregado de 60 fontes. Portanto o tempo de permanência no estado 2 para um agregado de 30 fontes é maior do que para um agregado de 60 fontes.

Com o MMPP de 2 estados temos apenas duas taxas médias de chegadas, que se alternam de acordo com o tempo de permanência nos estados, para representar o comportamento de todo o sistema, enquanto que com o MMPP de 4 estados o comportamento do sistema é descrito em mais detalhes, já que temos a alternância de quatro taxas médias de chegadas. Porém, no caso da soma de Kronecker os 4 estados reproduzem exatamente o comportamento descrito pelos MMPP's de 2 estados envolvidos e, portanto, não acrescentam nenhum nível de detalhe.

Observe que para a superposição $30 \otimes 30$, o MMPP de 4 estados deve reproduzir o comportamento dos dois agregados de 30 fontes na entrada do multiplexador. Assim, os estados do MMPP de 4 estados devem corresponder às situações em que:

1. Os dois agregados estão no estado 1.
2. O primeiro agregado está no estado 1 e o outro no estado 2.
3. O primeiro agregado está no estado 2 e o outro no estado 1.
4. Os dois agregados estão no estado 2.

Como a cadeia de Markov permanece mais tempo no estado 2 para os agregados de 30 fontes do que para o agregado de 60 fontes, é de se esperar que com a superposição $30 \otimes 30$

a cadeia permaneça no estado 4 por um período maior do que com o agregado de 60 fontes. Com isto, o MMPP de 4 estados passa mais tempo com as chegadas ocorrendo na taxa média do que o MMPP de 2 estados. Deste modo, para que a soma de Kronecker represente de fato a superposição dos agregados, é necessário que as taxas de chegadas nos demais estados, sejam suficientemente altas para compensar este maior tempo no estado aonde não ocorre perdas.

Na figura 4.11 mostramos uma cadeia de Markov de 2 estados e outra de 4 estados, proveniente de uma soma de Kronecker. Em nossa simbologia quanto mais escura a região *hachuriada*, maior é o tempo de permanência no estado e menor a taxa média de chegadas.

Nas tabelas 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 e 4.6, resumimos o comportamento da cadeia de Markov para combinações dos agregados de 60, 80, 100, 120 e 140 fontes, através do estudo do tempo de permanência, dado por $1/\alpha$, onde α é uma taxa de permanência nos estados exibidas no apêndice B, e a taxa média de chegadas em cada um dos estados das cadeias de Markov.

Observe na tabela 4.2, que o tempo médio de permanência nos estados de sobrecarga (1,2,3), praticamente permanecem inalterados, enquanto que o tempo de permanência no estado 4 com a superposição 30 0 30 é sessenta vezes maior que com a superposição 20 0 40. Portanto, o MMPP permanece relativamente por muito menos tempo nos estados em que ocorrem perdas com a superposição 30 0 30 do que com a superposição 20 0 40. Como consequência, como pode ser visto na tabela 4.1, a probabilidade de perda de células obtida com 30 0 30 é bem menor do que com 20 0 40.

O largo intervalo de confiança para a simulação do MMPP e a não coerência com os resultados analíticos mostrados na tabela 4.1 para estes casos, são também decorrentes do longo período que o MMPP permanece no estado 4. Tal qual explicamos anteriormente, em casos como este, seriam necessários simulações com tempo de CPU impraticáveis.

Com agregados de 80 fontes, como mostra a tabela 4.2, mais uma vez, o tempo de permanência nos estados de sobrecarga permanecem inalterados, enquanto que o tempo de permanência no estado 4 com a superposição 30 0 50 é cerca de dez vezes maior do que com a superposição 20 0 60. Com isto, a probabilidade de perda de células obtida com a superposição 30 0 50 é, pela mesmas razões anteriores, menor do que com a superposição 20 0 60.

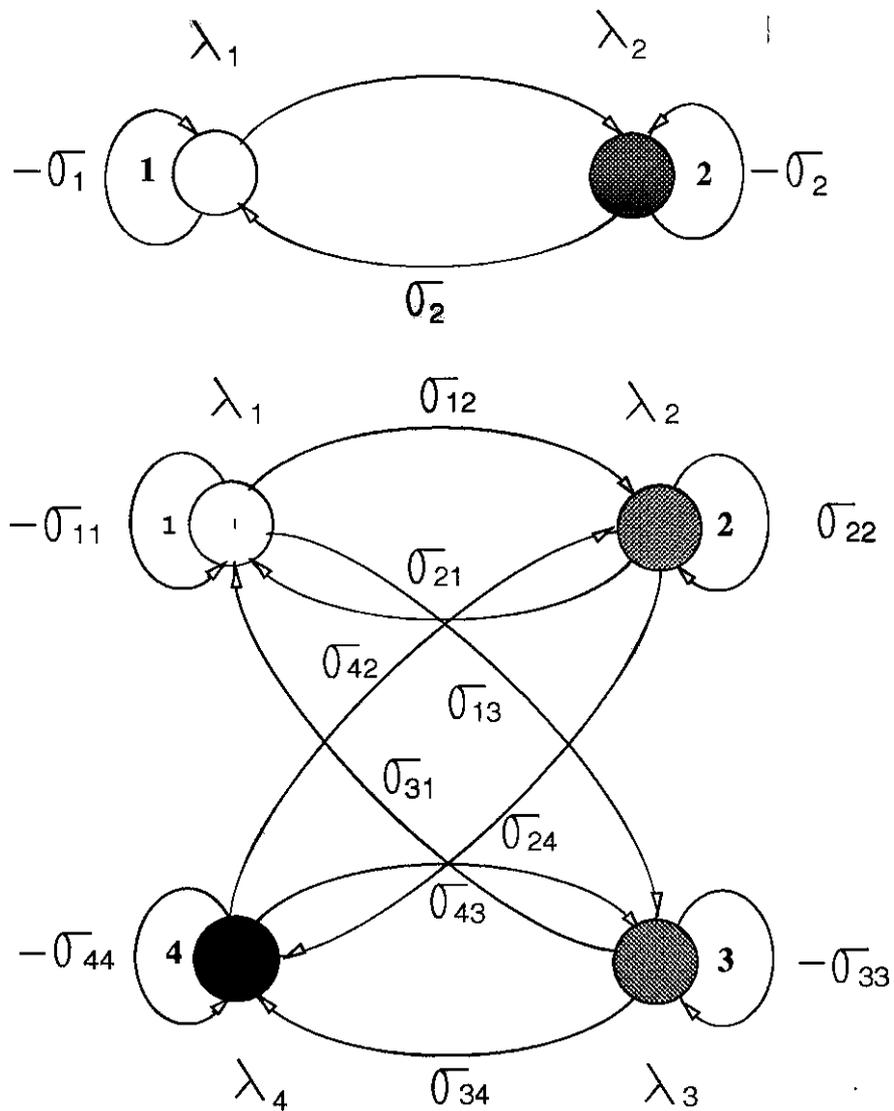


Figura 4.11: Os estados com maiores tempo de permanência e menores taxas de chegadas da cadeia de Markov

COMBINAÇÕES DE FONTES	ESTADOS	TEMPO DE PERMANÊNCIA	TAXA MEDIA DE CHEGADAS
60	1	0,7 m s	190,4 Mbps
	2	11 s	60,0 Mbps
20 © 40	1	0,2 m s	353 Mbps
	2	0,3 m s	210 Mbps
	3	0,5 m s	203 Mbps
	4	41 min	60 Mbps
30 © 30	1	0,2 m s	357 Mbps
	2	0,4 m s	208 Mbps
	3	0,4 m s	208 Mbps
	4	41 h	60 Mbps

Tabela 4.2: O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 60 Fontes.

Note na tabela 4.1, que as simulações para os casos 20 © 60 e 20 + 60, apresentaram os mesmos resultados do modelo analítico com um intervalo de confiança relativamente estreito. Já a simulação da superposição 30 © 50, apresenta um intervalo de confiança no qual está inserido o resultado obtido analiticamente, porém com uma largura não muito estreita. O motivo disto, mais uma vez, é o maior tempo de permanência no estado 4, para a superposição 30 © 50.

COMBINAÇÕES DE FONTES	ESTADOS	TEMPO DE PERMANÊNCIA	TAXA MEDIA DE CHEGADAS
80	1	1,0 m s	195,9 Mbps
	2	559,6 ms	79,8 Mbps
20 © 60	1	0,2 m s	360 Mbps
	2	0,3 m s	230 Mbps
	3	0,7 m s	210 Mbps
	4	11 s	80 Mbps
30 © 50	1	0,2 m s	360 Mbps
	2	0,4 m s	229 Mbps
	3	0,6 m s	217 Mbps
	4	104 s	80 Mbps

Tabela 4.3: O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 80 Fontes.

Veja na tabela 4.4, que para os agregados de 100 fontes os tempos de permanência no

estado em que a taxa de chegadas é igual à taxa média é bastante inferior do que com os agregados de 60 e 80 fontes, mostrados, respectivamente, nas tabelas 4.2 e 4.3. Como consequência os resultados da simulação e do modelo analítico exibidos na tabela 4.1 coincidem. Porém, como o tempo de permanência no estado 4, para a superposição 30 © 70, também é neste caso, bastante superior que com a superposição 20 © 80, a probabilidade de perda de células obtida com a superposição 30 © 70, é menor do que com 20 © 80.

COMBINAÇÕES DE FONTES	ESTADOS	TEMPO DE PERMANÊNCIA	TAXA MEDIA DE CHEGADAS
100	1	1,5 m s	201,1 Mbps
	2	95,9 m s	98,4 Mbps
20 ©80	1	0,2 m s	366 Mbps
	2	0,3 m s	250 Mbps
	3	1 m s	216 Mbps
	4	560 m s	100 Mbps
30 ©70	1	0,3 m s	332 Mbps
	2	0,4 m s	249 Mbps
	3	0,9 m s	223 Mbps
	4	2 s	100 Mbps

Tabela 4.4: O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 100 Fontes.

Pode ser visto na tabela 4.5, que, mais uma vez, as diferenças entre os valores obtidos para a probabilidade de perda de células, exibidos na tabela 4.1, para agregados de 120 fontes, é consequência do fato da cadeia de Markov passar cada vez mais tempo no estado 4. Note que a diferença entre os tempos de permanência no estado 4 para as duas combinações mostradas é bem menor do nos outros casos. Como decorrência, as probabilidades de perda apresentadas na tabela 4.1 para os agregados de 120 fontes são bem mais próximas.

Finalmente, na tabela 4.6 são mostrados os tempos de permanência para agregados de 140 fontes e observamos as mesmas características que implicam nas diferenças expostas na tabela 4.1.

De modo geral, podemos notar que;

1. O tempo de permanência nos estados de sobrecarga para os casos de superposição é relativamente o mesmo para o caso do MMPP de dois estados. Por outro lado, o

COMBINAÇÕES DE FONTES	ESTADOS	TEMPO DE PERMANÊNCIA	TAXA MEDIA DE CHEGADAS
120	1	2 m s	206 Mbps
	2	33 m s	114 Mbps
20 0 100	1	0,3 m s	371 Mbps
	2	0,3 m s	268 Mbps
	3	1,5 m s	221 Mbps
	4	96 m s	118 Mbps
30 ©90	1	0,3 m s	377 Mbps
	2	0,4 m s	269 Mbps
	3	1,2 m s	228 Mbps
	A	208 m s	119 Mbps

Tabela 4.5: O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 120 Fontes.

tempo de permanência no estado em que a taxa de chegadas é igual à média para as superposições é bem maior que com o MMPP de dois estados. Como consequência a probabilidade de perda de células obtidas para as superposições são menores.

2. Quando as diferenças entre os tempos de permanência no estado em que a taxa de chegadas corresponde à taxa média são maiores, as diferenças entre os resultados apresentados pelas diversas combinações da soma de Kronecker para agregados de fontes são aumentadas.

Como vimos, para que estas imprecisões não ocorressem seria necessário que as taxas de chegadas nos demais estados fossem maiores o suficiente, para que nos curtos períodos de visitas a estes estados, acontecessem mais perdas. Portanto, com a utilização do método de obtenção dos parâmetros do MMPP apresentado em [BMAW91] e da soma de Kronecker para representar a superposição de agregados de fontes, o MMPP não apresenta bons resultados.

4.3 Síntese dos Resultados

Na seção 4.1 apresentamos os resultados obtidos com nossas implementações para alguns casos do MMPP de 2 estados. Na seção 4.2 mostramos como representar tráfegos heterogêneos através de um MMPP de m estados, resultante da soma de Kronecker, e exibimos resultados

COMBINAÇÕES DE FONTES	ESTADOS	TEMPO DE PERMANÊNCIA	TAXA MEDIA DE CHEGADAS
140	1	3 m s	212 Mbps
	2	17 m s	127 Mbps
20 ©80	1	0,2 m s	365,7 Mbps
	2	0,3 m s	249,6 Mbps
	3	1,0 m s	215,9 Mbps
	4	560,0 m s	99,8 Mbps
30 ©70	1	0,3 m s	331,9 Mbps
	2	0,4 m s	248,6 Mbps
	3	0,9 m s	223,2 Mbps
	4	2,0 s	99,94 Mbps

Tabela 4.6: O tempo médio de permanência e a taxa média de chegadas para agregados de 140 Fontes.

obtidos para o MMPP de 4 estados considerando o tráfego de referência, descrito na seção 4.1.1. Nesta seção fazemos uma síntese destes resultados. Portanto, de acordo com nossos resultados, temos que:

- As comparações feitas nas figuras 4.1 e 4.3 mostram que o MMPP - modelo infinito e o MMPP - modelo finito com 2 estados apresentam resultados equivalentes para probabilidades de perda de células inferiores a 10^{-7} , porém seus resultados, principalmente com probabilidades de perda baixas, são maiores que os obtidos com o UAS. Como o UAS é um modelo validado pela simulação de tráfego em rajadas, destacamos a característica de pessimismo no MMPP com parâmetros obtidos de acordo com o método exposto em [BMAW91].
- Os resultados exibidos na figura 4.5 validam o MMPP - modelo finito com 2 estados através de simulações.
- As comparações efetuadas nas figuras 4.6, 4.7 e 4.8 validam o MMPP - modelo infinito e o MMPP - modelo finito com 2 estados, com restrições apenas, quanto a imprecisões que ocorrem na região correspondente a perdas a nível de células, através de outros resultados encontrados na literatura.
- Com as figuras 4.9 e 4.10 obtivemos resultados para o MMPP - modelo finito com 2 estados semelhantes aos exibidos respectivamente em [BMAW91] e [BfM93], validando-

o novamente.

- De acordo com as tabelas 4.1, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 e 4.6 percebemos que o tempo de permanência no estado e a taxa média de chegadas diferem para as diferentes combinações de agregados de fontes, com parâmetros obtidos pela soma de Kronecker, bem como, para o agregado equivalente representado pelo MMPP de 2 estados. Estas diferenças não são compensadas pelas taxas de chegadas nos demais estados. Assim, com o método de obtenção que utilizamos não obtemos bons resultados para superposição de agregados de fontes através da soma de Kronecker.

Capítulo 5

Considerações Finais

"Consenso é a ausência de princípios e a presença das conveniências".

Margaret Thatcher.

Neste capítulo apresentamos nossas considerações finais sobre este trabalho. Para tal, na seção 5.1 comentamos acerca da relevância e os procedimentos adotados; na seção 5.2 mostramos quais as contribuições que puderam ser dadas; na seção 5.3 apresentamos as conclusões que puderam ser obtidas com a elaboração desta dissertação; e, finalmente, na seção 5.4 indicamos nossas sugestões para trabalhos futuros.

5.1 A Relevância e os Procedimentos

Em Redes Digitais de Serviços Integrados (RDSI-FL) que utiliza o Modo de Transferência Assíncrono (ATM) a alocação de capacidades é feita de modo dinâmico, de acordo com as reais necessidades exigidas pelos serviços. Ganhos estatísticos são obtidos por intermédio da multiplexação de diversas fontes de tráfego em um mesmo canal, mantendo-se o compromisso com o nível de serviço desejado, expresso em termos da probabilidade de perdas das células ATM.

Neste trabalho estudamos o Processo de Poisson Modulado por Markov (MMPP) para obtenção da probabilidade de perda de célula no multiplexador estatístico representado pela fila MMPP/D/1/K.

A grande vantagem na utilização do MMPP para obtenção da probabilidade de perdas para efeito de alocação de capacidades em RDSI-FL, é a possibilidade de obtenção de resultados para multiplexação de fontes homogêneas e heterogêneas, através da representação do agregado de fontes por um MMPP, ou através da superposição de MMPP's.

O tráfego gerado por um agregado de fontes é descrito pelos seus parâmetros, matriz de taxa de chegadas e matriz de taxas de transição da cadeia de Markov.

Na literatura, encontramos alguns trabalhos, tais como [HL86, MH87, BMAW91, Ryd92b, Ryd92a, Ryd93b, Ryd93a], que apresentam e estudam métodos para obtenção dos parâmetros do MMPP. Dentre estes destacamos os apresentados em [Ryd93b, Ryd93a], pois são generalizados para o MMPP de m estados e o apresentado em [BMAW91], que corresponde ao método que utilizamos.

A escolha do método contido em [BMAW91] foi, principalmente, devida à cessão por parte dos autores de suas implementações feita em MATLAB. Como no escopo de nossos trabalhos estão inseridos apenas o estudo da aplicação do MMPP a uma fila com as características inerentes à RDSI-FL e não o estudo de métodos para estimativa dos parâmetros do MMPP, optamos por sua transcrição para a linguagem C.

Outro motivo para escolha do método apresentado em [BMAW91], é que ele considera como entrada os mesmos parâmetros das fontes que os considerados em [Mon90] para o modelo UAS. Como a implementação deste modelo já nos era disponível, a utilização deste método nos facilitaria as comparações.

O grande problema na utilização deste método de obtenção dos parâmetros do MMPP é sua limitação a fontes homogêneas e MMPP de 2 estados.

A estratégia que adotamos para poder representar tráfegos heterogêneos a partir de um método de obtenção dos parâmetros do MMPP limitado a fontes homogêneas, foi direcionar nossos estudos na modelagem de um tráfego representado pela superposição de diversos tipos de agregados de fontes, onde cada agregado representa uma superposição de fontes homogêneas, tal qual descrito em [BMAW91]. Após a representação de cada agregado por MMPP's distintos, efetuamos a soma de Kronecker (vide seção 3.3.2), passando assim, a termos um MMPP correspondente a um tráfego heterogêneo.

Para efetivação deste trabalho, inicialmente implementamos o MMPP - modelo infinito

de acordo com o algoritmo mostrado no apêndice A. Posteriormente, em busca de maiores precisões em nossos resultados, implementamos o MMPP - modelo finito, descrito no capítulo 3, seção 3.4.2.

Na seção subsequente listamos as contribuições que deixamos para o estudo de métodos para alocação de capacidades em RDSI-FL, através do desenvolvimento de algumas ferramentas.

5.2 As Contribuições

Com a elaboração desta dissertação, algumas contribuições foram deixadas, tais como:

- Transcrição do método de obtenção dos parâmetros contido em [BMAW91] para linguagem C.
- Implementação do algoritmo mostrado no apêndice A para obtenção da distribuição do tamanho do sistema para a fila infinita MMPP/G/1.
- Implementação do algoritmo apresentado em [BfM93] para obtenção da probabilidade de perda de células em uma fila MMPP/G/1/K.
- Implementação de um simulador para o MMPP. Este simulador foi inserido no simulador desenvolvido para obter os resultados mostrados em [Mon90]. Desta forma passamos a ter um simulador para tráfegos em rajadas, dados, imagens e tráfegos representados por um MMPP.
- Estudo da adequabilidade do MMPP para representar a superposição de tráfegos por intermédio da soma de Kronecker

5.3 Conclusões

Com as implementações do MMPP - modelo infinito, do MMPP - modelo finito e do simulador do MMPP, com parâmetros determinados pelo método exposto em [BMAW91], os resultados obtidos para o caso de agregados de fontes homogêneas indicam o MMPP como um modelo pessimista, já que apresenta probabilidades de perdas maiores que com

outros métodos. Isto pode ser visto como uma vantagem dado que introduz uma margem de segurança na alocação de largura de faixa. Por outro lado, os resultados obtidos para a superposição de diversos agregados de fontes apontam o MMPP como insatisfatório pois para um mesmo número total de fontes modeladas apresenta resultados diferentes para diferentes combinações de somas de agregados. Concluimos, portanto, que o MMPP com o método atual para a obtenção de seus parâmetros, não é adequado para a alocação de capacidades para a superposição de agregados de fontes heterogêneas.

5.4 Extensões e Trabalhos Futuros

Como extensões a esta dissertação, a título de trabalhos futuros, podem ser executados os seguintes trabalhos:

- **Estudos e Implementações de Outros Métodos para Obtenção dos Parâmetros do MMPP**

Em [Ryd93b] e [Ryd93a] são apresentados algoritmos que estimam os parâmetros do MMPP. Estes algoritmos são evoluções aos apresentados em [HL86, MH87, Ryd92b, Ryd92a]. Como extensão ao trabalho aqui desenvolvido, indicamos a implementação destes algoritmos, para podermos avaliar o comportamento do MMPP - modelo finito na alocação de capacidades, com os parâmetros do MMPP sendo obtidos por outro método.

- **Implementação de Outros Modelos para Fontes Heterogêneas**

O Método de Escoamento de Fluxo Estocástico, exposto em [Kos86, Mit88, BBMS92b, BBMS92a], também modela tráfego para fontes heterogêneas. Carvalheira (vide [Car94]) está desenvolvendo a implementação deste modelo para estudar a alocação de capacidades em redes ATM.

Apêndice A

Algoritmo MMPP/G/1

Neste Apêndice reproduzimos o algoritmo apresentado em [FMH93] para uma fila infinita com a distribuição do tempo de serviço generalizada e o MMPP como processo de entrada.

1. Compute a matriz G;

Defina

$$G_0 = 0, \quad H_{0,*} = I, \quad f_c = 0, 1, 2, \dots,$$

$$0 = \max_i [(A - Q)_{i,-}],$$

$$f_n = \sum_{j=0}^n r_j \cdot \frac{L_{k}(x)}{n!}, \quad n = 0, 1, \dots, n^*,$$

onde n^* é escolhido tal que $\sum_{k=0}^n L_k > 1 - \epsilon$? $\epsilon < C \cdot 1$

Se o serviço é determinístico, o f_n é dado por:

$$f_n = \frac{c^n}{n!} \cdot \frac{1}{\tau} \quad \setminus 7$$

$$= e$$

e seu cálculo pode ser efetuado através da equação recursiva abaixo

$$\gamma_n = \gamma_{n-1} \frac{\lambda}{n}, \quad n > 0.$$

Caso o serviço siga a distribuição de Erlang, ou alguns dos seus casos particulares, tal como a distribuição exponencial, o γ_n é dado por:

$$\gamma_n = \frac{\lambda^n \cdot e^{-\lambda} \cdot \frac{\lambda^{n-k}}{(k-1)!}}{n!} \quad \text{à } x$$

$$n! \cdot \frac{\lambda^{n-k}}{(k-1)!} \cdot e^{-\lambda} \cdot x^{n+k-1}$$

$$n!(k-1)! \cdot (e^{-\lambda})^{n+k}$$

e pode ser obtido pela equação recursiva

$$\gamma_0 = \lambda^n / (n + 1) - 1$$

$$\gamma_n = \lambda \cdot \frac{\gamma_{n-1}}{n} + \lambda \cdot \frac{\gamma_{n-2}}{n-1}, \quad n > 0.$$

Após estas definições segue a equação recursiva abaixo

$$H_{n+1} = (I + A^{-1} \cdot (A - A_{(n)})) \cdot H_n \cdot \mathbf{1}, \quad n = 0, 1, \dots, n^*$$

$$G_{n+1} = \sum_{n=0}^{\infty} \gamma_n \cdot H_n \cdot \mathbf{1}$$

O critério para o término da recursão é

$$G_{n+1} - G_n < \epsilon, \quad \epsilon < 1.$$

Faça $G = G^{\wedge} + i$.

2. Compute o vetor estacionário g que satisfaça

$$g \cdot G = g, \quad g \cdot \mathbf{e} = 1.$$

3. Compute o vetor x,

$$x_{(n)} = \frac{1}{A_{(n)}} \cdot 2 \cdot g \cdot (A - Q).$$

4. Compute a distribuição do tamanho do sistema nos instantes de partida

Neste passo é que se situam as mais recentes evoluções que tornaram mais eficiente a implementação computacional do MMPP. Ramaswami em [Ram88] desenvolveu o algoritmo para o cálculo do vetor \mathbf{x}_r , Neuts em [Neu89] sumarizou estes procedimentos, e Lucantoni em [Luc91] simplificou os cálculos das matrizes \mathbf{A}_n .

A partir da equação 3.18 é possível chegar, como pode ser visto em [Ram88] e em [Neu89, teorema 3.2.5] na fórmula

$$\mathbf{i} \cdot \mathbf{i}$$

onde as matrizes \mathbf{A}^* e \mathbf{B}^* são definidas como

$$\tilde{\mathbf{A}}_{jk} = \sum_{i=k}^{\infty} \tilde{\mathbf{A}}_{i,j} \mathbf{Q}^{i-k}, \quad \mathbf{S}^{\wedge j} \tilde{\mathbf{A}}_{i,a}^{\wedge}, \quad k > 0. \quad (\text{A.2})$$

Uma observação importante é que quando $i \rightarrow \infty$, $\tilde{\mathbf{A}}_{i,j} \rightarrow 0$ e $\mathbf{B}_i \rightarrow 0$.

As matrizes $\tilde{\mathbf{A}}^*$ e \mathbf{B}^* podem ser calculadas escolhendo-se um índice máximo k suficientemente grande tal que

$$\mathbf{A}_k = 0 \quad \text{e} \quad \mathbf{B}^* = 0,$$

e utilizando as fórmulas inversas recursivas

$$\mathbf{A}_k = \mathbf{A}_k + \mathbf{A}_{k+1} \quad \mathbf{B}_k = \mathbf{B}_k + \mathbf{B}_{k+1}.$$

A equação abaixo pode ser usada para verificar se o índice máximo foi bem escolhido:

$$\mathbf{G} = \mathbf{A}_0 + \tilde{\mathbf{A}} \mathbf{G} \quad (\text{A.3})$$

O algoritmo abaixo descreve o procedimento utilizado para obtenção das matrizes \mathbf{A}_n

$$\mathbf{A}_n = \sum_{i=n}^{\infty} \mathbf{K}_{i,n} \mathbf{Q}^{i-n}, \quad n > 0, \quad (\text{A.4})$$

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{<0} &= \mathbf{I}, \\ \mathbf{K}_{>0} &= 0, & n > 1, \\ \mathbf{K}_{0,n} &= \mathbf{K}_0^{\wedge i} \mathbf{e}^{-\wedge \mathbf{Q} - \mathbf{A} \mathbf{j} + \mathbf{r} i}, & i > 0 \\ \mathbf{K}_{\{,n\}} &= \mathbf{K}^{\wedge i} \mathbf{e}^{-\mathbf{H} \mathbf{Q} - \mathbf{A} \mathbf{j} + \mathbf{l} \mathbf{J}} + \mathbf{K} \mathbf{f} \mathbf{c} i^{\wedge} \mathbf{e}^{\wedge} \mathbf{A}, & n > v > 1, \\ &= 0, & n < 0, \quad n < v. \end{aligned}$$

Na implementação da matriz a equação A.4 deve ser truncada em um índice N que seja suficientemente grande. Para uma boa escolha pode-se optar por uma das duas formas apresentadas a seguir que resultar no menor valor para N :

(a) N é escolhido tal que

$$\sum_{n=0}^N \gamma_n > 1 - \epsilon, \quad \text{com } \epsilon < 10^{-8};$$

(b) ou N é escolhido tal que

$$\max_{0 \leq i < N} \gamma_i < \epsilon.$$

Note que em (a) o N corresponde ao n^* já utilizado para a obtenção da matriz \mathbf{G} . Enquanto que em (b) estamos nos baseando no princípio de que a matriz $\mathbf{A} = \mathbf{Y}^T \mathbf{M} = \mathbf{0}$ é estocástica.

5. **Compute o vetor \mathbf{y}_0 .**

$$\mathbf{y}_0 = (\mathbf{I} - \mathbf{p})\mathbf{s}.$$

6. **Obtenha a distribuição do comprimento da fila em um tempo arbitrário de acordo com a equação ??**

$$\mathbf{y}_t = (\mathbf{y}^0 \mathbf{A} - \lambda(\mathbf{x} \mathbf{I} - \mathbf{KJ}) (\mathbf{A} - \mathbf{Q})^{-1}).$$

$$\begin{array}{r}
 \text{A } 30070 \text{ —} \\
 \begin{array}{r}
 !,428157 \times IO^5 \\
 0 \quad 4,921625 \times IO^5 \\
 0 \\
 0
 \end{array}
 \begin{array}{r}
 o \\
 o \\
 0 \\
 0
 \end{array}
 \begin{array}{r}
 0 \\
 o \\
 4,921625 \times IO^5 \\
 0
 \end{array}
 \begin{array}{r}
 0 \\
 0 \\
 o \\
 1,415094 \times IO^5 \text{ J}
 \end{array}
 \end{array}$$

Agregados de 80 Fuentes

$$\begin{array}{r}
 \text{Qso} = \begin{array}{r} -9,474109 \times IO^2 \quad 9,474109 \times IO^2 \\ 1,786785 \quad -1,786785 \end{array} \\
 \\
 \text{Aso} = \begin{array}{r} 4,620016 \times IO^5 \quad O \\ O \quad 1,881637 \times IO^5 \end{array} \\
 \\
 \text{Q } 20060 \begin{array}{r} -4,498383 \times IO^3 \quad 3,156701 \times IO^3 \quad 1,341682 \times IO^3 \quad O \\ 5,438039 \times IO^{''10} \quad 1,341682 \times IO^3 \quad O \quad 1,341682 \times IO^3 \\ 9,198379 \times IO^{''2} \quad O \quad -3,156701 \times IO^3 \quad 3,156701 \times IO^3 \\ O \quad 9,198379 \times IO^{''2} \quad 5,438039 \times IO^{''10} \quad 9,198379 \times IO^{''2} \end{array} \\
 \\
 \text{^20040} \begin{array}{r} 8,494683 \times IO^5 \quad O \quad O \quad O \\ O \quad 4,961558 \times IO^5 \quad O \quad O \\ O \quad O \quad 5,419706 \times IO^5 \quad 0 \\ O \quad O \quad O \quad 1,886581 \times IO^5 \end{array} \\
 \\
 \text{Q } 30050 \begin{array}{r} -4,012613 \times IO^3 \quad 1,606867 \times IO^3 \quad 2,405745 \times IO^3 \quad o \\ 9,590722 \times IO^{''3} \quad -2,406241 \times IO^3 \quad O \quad 2,405745 \times IO^3 \\ 3,369363 \times IO^{''6} \quad O \quad -1,606867 \times IO^3 \quad 1,606867 \times IO^3 \\ O \quad 3,369363 \times IO^{''6} \quad 9,590722 \times IO^{''3} \quad 9,590722 \times IO^{''3} \end{array} \\
 \\
 \text{A } 30050 \begin{array}{r} 8,630119 \times IO^5 \quad O \quad O \\ O \quad 5,393304 \times IO^5 \quad O \\ O \quad O \quad 5,123588 \times IO^5 \\ O \quad O \quad O \quad 1,886773 \times IO^5 . \end{array}
 \end{array}$$

Agregados de 100 Fuentes

$$\begin{array}{r}
 \text{Qioo} - \begin{array}{r} \bullet 6,694916 \times IO^2 \quad 6,694916 \times IO^2 \\ 1,042845 \times IO^1 \quad -1,042845 \times IO^1 \end{array} \\
 \\
 \text{Aioo} — \begin{array}{r} 4,742495 \times IO^5 \quad O \\ O \quad 2,321355 \times IO^5 \end{array} \\
 \\
 \text{Q } 20080 \begin{array}{r} -4,104112 \times IO^3 \quad 9,474109 \times IO^2 \quad 3,156701 \times IO^3 \quad O \\ 1,786785 \quad -3,158488 \times IO^3 \quad O \quad 3,156701 \times IO^3 \\ 5,438039 \times IO^{''10} \quad O \quad -9,474109 \times IO^2 \quad 9,474109 \times IO^2 \\ O \quad 5,438039 \times IO^{''10} \quad 1,786785 \quad -1,786785 \text{ J} \end{array}
 \end{array}$$

	8,624840 x IO ⁵	0	0	0
A ₂₀₀₈₀ —	0	5,886460 x IO ⁵	0	0
	0	0	5,091714 x IO ⁵	0
	0	0	0	2,353335 x IO ⁵
Q ₃₀₀₇₀	-3,531958 x IO ³	1,126213 x IO ³	2,405745 x IO ³	0
	4,951860 x IO ^{"1}	-2,406241 x IO ³	0	2,405745 x IO ³
	3,369363 x IO ^{"6}	0	-1,126213 x IO ³	1,126213 x IO ³
	0	3,369363 x IO ^{"6}	4,951860 x IO ^{"1}	-4,951860 x IO ^{"1}
A ₃₀₀₇₀ —	8,770869 x IO ¹	0	0	0
	0	5,863744 x IO ⁰	0	0
	0	0	5,264338 x IO ¹	0
	0	0	0	2,357212 x IO ⁵

Agregados de 120 Fontes

$$\begin{aligned}
 & -4,677341 \times IO^2 & 4,677341 \times IO^2 \\
 & 3,069563 \times IO^1 & -3,069563 \times IO^1 \\
 & 4,867159 \times IO^5 & 0 \\
 & 0 & 2,696509 \times IO^5
 \end{aligned}$$

Q ₂₀₀₁₀₀	-3,826193 x IO ³	6,694916 x IO ²	3,156701 x IO ³	0
	1,042845 x IO ²	-3,167129 x IO ³	0	3,156701 x IO ³
	5,438039 x IO ^{"10}	0	-6,694916 x IO ²	6,694916 x IO ²
	0	5,438039 x IO ^{"10}	1,042845 x IO ²	1,042845 x IO ²
A ₂₀₀₁₀₀ —	8,747318 x IO ⁵	0	0	0
	0	6,326178 x IO ⁵	0	0
	0	0	5,214193 x IO ⁵	0
	0	0	0	2,793053 x IO ⁵
Q ₃₀₀₉₀	-3,202785 x IO ³	7,970397 x IO ²	2,405745 x IO ³	0
	4,816685	-2,406241 x IO ³	0	2,405745 x IO ³
	3,369363 x IO ^{"6}	0	-7,970397 x IO ²	7,970397 x IO ²
	0	3,369363 x IO ^{"6}	4,816685	-4,816685 J
A ₃₀₀₉₀ —	8,895551 x IO ⁵	0	0	0
	0	6,321256 x IO ⁵	0	0
	0	0	5,389020 x IO ⁵	0
	0	0	0	2,814725 x IO ⁵

Agregados de 140 Fuentes

	Q140	—	$\bullet 3,200993 \times IO^2$	$3,200993 \times IO^2$		
			$5,992799 \times IO^1$	$-5,992799 \times IO^1$		
	A140	—	$5,000660 \times IO^5$	0		
			0	$2,983847 \times IO^5$		
	Q 200120		$-3,624435 \times IO^3$	$4,677341 \times IO^2$	$3,156701 \times IO^3$	O
			$3,069563 \times IO^1$	$-3,187397 \times IO^3$	O	$3,156701 \times IO^3$
			$5,438039 \times IO^{10}$	O	$-4,677341 \times IO^2$	$4,677341 \times IO^2$
			O	$5,438039 \times IO^{10}$	$3,069563 \times IO^1$	$-3,069563 \times IO^1$ J
	A 200120	—	$8,871982 \times IO^5$	O	O	O
			O	$6,701333 \times IO^5$	O	O
			O	O	$5,338857 \times IO^5$	O
			O	o	O	$3,168208 \times IO^5$ J
	Q 300110		$-2,966478 \times IO^3$	$5,607321 \times IO^2$	$2,405745 \times IO^3$	O
			$1,909050 \times IO^1$	$-2,406241 \times IO^3$	O	$2,405745 \times IO^3$
			$3,369363 \times IO^{16}$	O	$-5,607321 \times IO^2$	$5,607321 \times IO^2$
			O	$3,369363 \times IO^{16}$	$1,909050 \times IO^1$	$1,909050 \times IO^1$.
	A 300110		$9,018184 \times IO^5$	O	O	O
			O	$6,733185 \times IO^5$	O	O
			O	O	$5,511652 \times IO^1$	O
			O	o	O	$3,226653 \times IO^5$ J

Referências Bibliográficas

- [AMS82] D. Anick, D. Mitra, e M. M. Sondhi. Stochastic theory of data-handling system with multiple sources. *Bell System tech.*, 68(8):1871 - 1894, 1982.
- [Aze93] Cláudia Maria Ribeiro Azevedo. D-smpl: Uma Linguagem de Simulação Distribuída para Transputers. Tese de Mestrado, Departamento de Informática, UFPE, junho 1993.
- [BBMS92a] A. Baiocchi, N. Bléfari-Melazzi, e F. Salvatore. On the significant parameters for the characterization of the cell loss behaviour in ATM multiplexing. Em *ICC 92*, páginas 682-688, Chicago, USA, junho 1992. IEEE.
- [BBMS92b] A. Baiocchi, N. Bléfari-Melazzi, e F. Salvatore. Stochastic fluid analysis of an ATM multiplexer loaded with heterogeneous ON-OFF sources: an effective approach. Em *INFOCOM' 92*, páginas 405-414, Florence, Italy, maio 1992. IEEE.
- [Ber90] Ignacio Berberana. Application of extreme value theory to the analysis of a network simulation. Em Ben Pinkowski, editor, *23rd Annual Simulation Symposium*, páginas 105-121, Nashville, TN, abril 1990. IEEE.
- [BfM92] Andrea Baiocchi e Nicola Bléfari Mellazi. Efficient Method for Steady-State Analysis of the MMPP/G/1 Queue. Relatório técnico, INFOCOM Dept. - University "La Sapienza", Roma - Italy, 1992.
- [BÍTV93] Andrea Baiocchi e Bléfari Melazzi. Steady-State Analysis of the MMPP/G/1/K Queue. *IEEE Transactions on Communications*, 41(4):531-534, abril 1993.
- [BG92] Dimitri Bertsekas e Robert Gallager. *DATA NETWORKS*. Prentice-Hall International, Inc, 2- edição, 1992.

- [Blo89] C. Blondia. The N/G/1 Finite Capacity Queue. *Communication Statistic - Stochastic Models*, 5(2):273-294, 1989.
- [BMAW91] A. Baiocchi, N. Melazzi, A. Roveri, e R. Winkler. Modeling issues on an ATM Multiplexer within a Bursty Traffic Environment. *IEEE - INFOCOM 91*, 1991.
- [Boy90] P. Boyer. A Congestion Control for the ATM. Em *Proc. International Teletraffic Symposium*, Morristown, NJ, outubro 1990.
- [Car94] Roberta Carvalheira. Estudos de alocação de capacidades em redes ATM utilizando métodos de escoamento de fluxo estocásticos. Tese de Mestrado, Departamento de Informática, UFPE, 1994. Tese a ser defendida.
- [Cav94] João Valberto Costa Cavalcante. Otimização de simulação de eventos raros com o uso da teoria dos valores extremos. Tese de Mestrado, Departamento de Informática, UFPE, 1994. Tese a ser defendida.
- [Ç75] E. Çinlar. *Introduction to Stochastic Process*. Englewood Cliffs, NJ, 1975.
- [cci88] *CCITT Recomendação 1.121 Broadband aspects of ISDN*, Melbourne, 1988.
- [cci91] *Buffer sizing and traffic descriptor*, Geneva, junho 1991. CCITT.
- [C0091] J. Cosmas e A. Odinma-Okafor. Characterization of variable rate video codecs in ATM to a geometrically modulated deterministic process model. Em *13th International Teletraffic Congress*, páginas 773-780, Copenhagen, Denmark, junho 1991.
- [CP90] C. A. Cooper e K. I. Park. Toward a broadband congestion control strategy. *IEEE Network Magazine*, 4(3):18 - 23, maio 1990.
- [dBSM93] Ricardo J. P. de B. Salgueiro e José A. S. Monteiro. Avaliação da Probabilidade de Perda de Células em Redes ATM utilizando o Processo de Poisson Modulado por Markov. 11 * *SBRC*, páginas 587-606, maio 93.
- [FMH93] Wolfgang Fischer e Kathleen Meier-Hellstern. The Markov-modulated Poisson process (MMPP) cookbook. *Performance Evaluation*, (18):149-171, setembro 1993.

G. Gallassi, G. Rigolio, e L. Fratta. ATM: Bandwith assignment and bandwidth enforcement polices. Em *Anais do GLOBECOM'89*, volume 3, páginas 1788 - 1793, Dalas, Texas, novembro 1989.

Harry Heffes e David M. Lucantoni. A Markov modulated characterization of packetized voice and data traffic and related statistical multiplexer performance. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, SAC - 4(6):856 - 868, setembro 1986.

J. F. C. Kingman. On double stochastic Poisson process. *Royal Camb. Phil. Soc.*, 60:923-960, janeiro 1964.

L. Kosten. Liquid Models for a Type of Information Buffer Problems. *Delft Progress Report*, 11:71-86, 1986.

David M. Lucantoni, Kathleen S. Meier-Hellstern, e Marcel F. Neuts. A single server queue with server vacation and a class of non-renewal arrival processes. *Journal of Applied Probability*, páginas 676 - 705, setembro 1990.

David M. Lucantoni e V. Ramaswami. Efficient algorithms for solving the non-linear matrix equations arising in phase type queues. *Stochastic Models*, 1:29 - 51, 1985.

David M. Lucantoni. New result on the single server queue with a batch markovian arrival process. *Stochastic Models*, 7(1):1 - 46, janeiro 1991.

M. H. MacDougall. *Simulating computer systems techniques and tools*. Computer Systems Series, The MIT Press, 1987.

J. A. S. Monteiro, M. Geria, e L. Fratta. Statistical multiplexing in ATM networks. *Fourth International Conference on Data Communication System and their Performance*, páginas 148 -162, junho 1990.

José Augusto Suruagy Monteiro, Mario Geria, e Luigi Fratta. Statistical multiplexing in ATM networks. *Performance Evaluation*, 12:157 - 167, 1991.

Kathleen S. Meier-Hellstern. A fitting algorithm for Markov-modulated Poisson processes having two rates. *European Journal of Operational Research*, 29:370-377, 1987. North-Holland.

- [Mit88] Debasis Mitra. Stochastic Theory of a Fluid Model of Producers and Consumers Coupled by a Buffer. *Adv. Appl. Prob.*, 20:646-676, 1988.
- [Mon90] José Augusto Suruagy Monteiro. *Bandwidth Allocation in Broadband Integrated Services Digital Networks*. Tese de PhD, University of California, Los Angeles, Los Angeles, CA, 1990.
- [Mon91a] José Augusto Suruagy Monteiro. ATM congestion control review. Relatório técnico, Departamento de Informática - UFPE, julho 1991.
- [Mon91b] José Augusto Suruagy Monteiro. Alocação de Capacidades e Controle de Tráfego em Redes MTA. Em *Anais do 9º SBRC*, páginas 446 - 447, 1991.
- [Neu81] Marcel F. Neuts. *Matrix-Geometric Solutions in Stochastic Models*. The John Hopkins University Press, 1981.
- [Neu89] Marcel F. Neuts. *Structured Stochastic Matrices of M/G/I Type and their Application*. New York, 1989.
- [Pan87] Sushil N. Pandhi. The universal data connection. *IEEE Spectrum*, 24(7):31 - 37, julho 1987.
- [Ram88] V. Ramaswami. Stable Recursion for the Steady Vector for Markov chains of M/G/1 type. *Stochastic Models*, 4:183 - 188, 1988.
- [RD91] R. M Rodriguez-Dagnino. Prediction of bit rate sequences of encoded video signals. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 9(3):305—314, abril 1991.
- [rec92] *CCITT Recommendation 1.371 - Traffic Control and Congestion Control in B-ISDN*. Geneva, junho 1992.
- [RG0091a] S. Manthorpe R. Grunenfelder, J. Cosmas e A. Odinma-Okafor. Characterization of video codecs as autoregressive moving average process and related queueing system performance. *Journal on Selected Areas in Communications*, 9(3):284-293, abril 1991.