

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL**  
**ESCOLA DE ENGENHARIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

Aline Castello Branco Mancuso

**Uma Investigação do Desempenho de Métodos  
de Combinação de Previsões: Simulada e  
Aplicada**

Porto Alegre

2013

Aline Castello Branco Mancuso

**Uma Investigação do Desempenho de Métodos de Combinação de Previsões:  
Simulada e Aplicada**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção, modalidade Acadêmica, na área de Sistemas de Qualidade.

Orientador: Liane Werner, Dr<sup>a</sup>.

Porto Alegre

2013

Aline Castello Branco Mancuso

**Uma Investigação do Desempenho de Métodos de Combinação de Previsões:  
Simulada e Aplicada**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção na modalidade Acadêmica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

---

**Prof. Liane Werner, Dr<sup>a</sup>.**  
Orientadora PPGEP/UFRGS

---

**Prof. José Luis Duarte Ribeiro, Dr.**  
Coordenador PPGEP/UFRGS

**Banca Examinadora:**

Professor Michel José Anzanello, Dr. (PPGEP/UFRGS)

Professor Cleber Bigsonin, Dr. (DEST/UFRGS)

Professor Marcio Valk, Dr. (DEST/UFRGS)

*Dedico ao meu marido e aos meus pais que  
não mediram esforços para enfrentar os  
obstáculos desta etapa de minha vida.*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus, em primeiro lugar, que me permitiu levantar e lutar. Agradeço a benção de poder acordar e ver o novo dia.

Agradeço à amigos e familiares pelo apoio constante e por não medirem esforços nos momentos mais difíceis. Ao meu marido e aos meus pais, em especial, por enfrentarem conjuntamente os obstáculos de minha trajetória.

Agradeço à empresa de auditorias médicas pela compreensão e colaboração dispensada para que eu pudesse continuar os estudos.

Agradeço aos professores do PPGEF pelas inúmeras contribuições e orientações durante estes dois anos de mestrado. Em especial, à Prof. Liane Werner por permitir a realização deste trabalho.

## RESUMO

A previsão de demanda é uma das principais ferramentas para a eficiência do gerenciamento das organizações, afetando diretamente a lucratividade do negócio. O atual nível competitivo das empresas requer previsões cada vez mais acuradas, sendo estas um diferencial para o sucesso empresarial. Neste contexto, a combinação de previsões se tornou um dos principais métodos empregados no intuito de melhorar a precisão das previsões. Através de uma revisão da literatura sobre as abordagens da combinação de previsões, identificou-se uma carência de estudos comparativos que incorporem modelos de regressão para a combinação de previsões. Assim, o objetivo principal desta dissertação é combinar três previsões individuais (redes neurais, modelos ARIMA e modelos de alisamento exponencial) via média simples, variância mínima e modelos de regressão, comparando as três previsões combinadas com suas previsões individuais. Estas comparações serão avaliadas em duas situações: em séries simuladas (estacionárias) e em uma série de dados reais (não estacionária) de uma empresa que realiza auditorias médicas. As medidas empregadas para a escolha do método mais preciso são MAE, MAPE, RMSE e o coeficiente U de Theil. Os resultados obtidos enfatizam a melhoria das previsões quando estas são combinadas por regressão, tanto para séries convergentes quanto para a série divergente.

**Palavras-chave:** previsões de demanda, combinação de previsões, auditoria médica.

## ABSTRACT

*Forecasting is a key tool for ensuring the efficiency of management in organizations, directly affecting business profitability. The current competitive corporate level requires increasingly accurate predictions. In this context, the combination of forecasts has improved forecast accuracy. Through a literature review on the approaches of combining forecasts, we identified a lack of comparative studies that incorporate regression models for combining forecasts. Thus, the main objective of this dissertation is to combine three individual forecasts (neural networks, ARIMA models and exponential smoothing models) via simple average, minimum variance and regression models, comparing the three combined forecasts with their individual forecasts. These comparisons are evaluated in two situations: in simulated series (converging) and in series of real data (divergent) from a company that performs medical audits. The measures used to identify the best method are MAE, MAPE, RMSE and Theil's U coefficient. Results from combined methods improved the predictions in both convergent and divergent series.*

**Key words:** *demand forecasts, combination of forecasts, medical audit.*

## LISTA DE FIGURAS

### CAPÍTULO II – ARTIGO 1

Figura 1: Combinação de Previsões .....	22
Figura 2: Método Subjetivo de Combinação .....	24
Figura 3: Evolução Temporal das Publicações .....	26
Figura 4: Artigos mapeados no atributo Comparação de Métodos .....	28
Figura 5: Artigos mapeados no atributo Aplicação .....	30
Figura 6: Artigos mapeados no atributo Exploração: modelos subjetivos, redes neurais, estatísticas bayesianas e teorias para a seleção de modelos .....	32
Figura 7: Artigos mapeados no atributo Exploração: ponderação, erros e outros .....	33

### CAPÍTULO III – ARTIGO 2

Figura 1: Modelos de Combinação de Previsões .....	50
Figura 2: Medidas de Acurácia .....	51
Figura 3: Box-plot pra as medidas de acurácia MAE.....	54
Figura 4: Box-plot pra as medidas de acurácia MAPE.....	54
Figura 5: Box-plot pra as medidas de acurácia RMSE.....	55
Figura 6: Box-plot pra as medidas de acurácia U de Theil.....	55
Figura 7: Gráfico de Previsões .....	57

### CAPÍTULO IV – ARTIGO 3

Figura 1: Modelos de Combinação de Previsões .....	67
Figura 2: Histórico da Demanda Mensal .....	69
Figura 3: Histórico da Demanda Anual .....	70
Figura 4: Modelagens Individuais .....	70
Figura 5: Previsões Combinadas .....	71



## LISTA DE TABELAS

### **CAPÍTULO II – ARTIGO 1**

Tabela 1 – Artigos identificados nas Bases de Dados .....	20
Tabela 2 – Número de artigos em relação aos periódicos e ao ano de publicação .....	25
Tabela 3 – Quantidade de publicações por autor .....	34

### **CAPÍTULO III – ARTIGO 2**

Tabela 1 – Análise Descritiva das Medidas de Acurácia.....	53
Tabela 2 – Frequências Percentuais do melhor método .....	56
Tabela 3 – Frequência de séries com concordância entre medidas de acurácia para o modelo de previsão mais acurado .....	56

### **CAPÍTULO IV – ARTIGO 3**

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas .....	68
Tabela 2 – Medidas de Acurácia .....	71

### **CAPÍTULO V – CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Tabela 1 – Ordenação dos melhores métodos relacionados às medidas de acurácia .....	76
---	----

## SUMÁRIO

<b>I.</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>12</b>
1.	Tema e Objetivos.....	13
2.	Justificativa .....	14
3.	Método de Trabalho.....	14
4.	Delimitações do Trabalho .....	15
5.	Estrutura do Trabalho .....	16
<b>II.</b>	<b>ARTIGO 1: UMA REVISÃO DA LITERATURA SOBRE AS ABORDAGENS DA COMBINAÇÃO DE PREVISÕES .....</b>	<b>17</b>
1.	Introdução .....	18
2.	Procedimentos Metodológicos .....	19
	2.1. Questão de Pesquisa.....	19
	2.2. Projeto de Pesquisa .....	19
3.	Combinação de Previsões .....	21
	3.1. Métodos Objetivos de Combinação.....	22
	3.2. Métodos Subjetivos de Combinação.....	23
4.	Artigos Mapeados.....	24
	4.1. Classificação.....	26
	4.1.1. Resumo ou Revisão da Literatura.....	26
	4.1.2. Comparação de Métodos.....	27
	4.1.3. Aplicação .....	29
	4.1.4. Exploração .....	32
	4.2. Análise .....	34
5.	Considerações Finais .....	35
	Referências.....	36
<b>III.</b>	<b>ARTIGO 2: UM ESTUDO COMPARATIVO DE COMBINAÇÕES DE PREVISÕES E SUAS PREVISÕES INDIVIDUAIS POR MEIO DE SÉRIES SIMULADAS .....</b>	<b>45</b>
1.	Introdução .....	46
2.	Técnicas para Previsão de Demanda .....	47
	2.1. Técnicas Individuais de Previsão.....	47
	2.2. Modelos de Combinação de Previsões .....	49
	2.3. Medidas de Acurácia.....	50
3.	Procedimentos Metodológicos .....	51
4.	Resultados e Discussão .....	52

5. Conclusões .....	58
Referências .....	58
<b>IV. ARTIGO 3: ESTUDO DOS MÉTODOS DE PREVISÃO DE DEMANDA APLICADOS EM UMA EMPRESA DE AUDITORIA MÉDICA .....</b>	<b>61</b>
1. Introdução .....	62
2. Previsão de Demanda .....	63
2.1. Métodos de previsão e Medidas de acurácia .....	63
2.2. Previsão de demanda em auditorias médicas.....	65
3. Materiais e Métodos .....	66
3.1. Estudo de Caso: Auditoria Médica .....	66
3.2. Etapas de Pesquisa .....	66
3.2.1. Etapa 1: Realização das modelagens individuais e obtenção das previsões .....	67
3.2.2. Etapa 2: Cálculo das combinações de previsões .....	67
3.2.3. Etapa 3: Comparação das medidas de acurácia .....	68
4. Resultados e Discussão .....	68
4.1. Análise Preliminar dos Dados.....	68
4.2. Análise dos Métodos de Previsão .....	70
5. Conclusões .....	72
Referências .....	73
<b>V. CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>75</b>
1. Discussão dos Resultados .....	75
2. Conclusões .....	76
3. Trabalhos futuros .....	77
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>78</b>

## I. INTRODUÇÃO

As mudanças no mercado estão em constante evolução e as exigências dos clientes cada vez mais complexas. A globalização e o desenvolvimento tecnológico aumentaram consideravelmente a competitividade entre as empresas, tanto no setor de produção de bens quanto no de serviços. Para tanto, as organizações lançam mão do planejamento estratégico como forma de delinear os novos rumos e os futuros caminhos que irão seguir, pois não basta mais saber gerir a organização, é preciso monitorar os fatores que nela influenciam direta e indiretamente (BARBALHO, 1997). Mais especificamente, métodos de previsão de demanda têm sido empregados com o intuito de estimar os fatores que não se têm conhecimento imediato e que influenciam o planejamento estratégico. Segundo Armstrong (1988) e Wang e Chang (2010), a previsão é essencial ao planejamento para o futuro e a tomada de decisões mais racionais. Fogliatto et al. (2005) descreve a previsão de demanda como fundamental para diversas áreas da cadeia industrial, a fim de evitar prejuízos com o desabastecimento ou com a superprodução, por exemplo.

Reconhecer corretamente mudanças emergentes no mercado e prever com máxima precisão o futuro são pré-requisitos fundamentais para o sucesso da organização. A Compaq Computer, por exemplo, tornou-se líder do mercado na década de 80 prevendo corretamente a demanda pela versão portátil do IBM PC. Já Henry Ford fez sucesso no mercado de carros com seu modelo T, prevendo que o consumidor queria um carro simples, de baixo custo, e com manutenção mais fácil do que os automóveis oferecidos nos anos 1900 (MAKRIDAKIS, 1996; KIM e MAUBORGNE, 2004; BROWN et al., 2005). No entanto, “*o sucesso gera o próprio fracasso*”, como afirma Makridakis (1996), a menos que as empresas saibam gerir suas previsões. Ford não previu que os consumidores cansariam do desenho do Modelo T, falha que quase resultou no fim da indústria.

A história mostra a previsão de demanda como um diferencial competitivo por aproximar a empresa do mercado, mas também ressalta a importância de previsões acuradas. Ford poderia ter evitado prejuízos se também tivesse previsto a queda na demanda. Moon et al. (1998) descrevem a importância e a influência da precisão da previsão de demanda nos diversos setores da indústria.

Previsão de demanda é uma estimativa da demanda futura em certas condições (MOON et al., 1998), ou do que irá acontecer em um cenário específico. A acurácia de uma previsão está relacionada à presença de erros sistemáticos, isto é, à exatidão de um método.

As medidas de acurácia, além de identificarem a precisão de um processo, também são critérios de seleção de métodos para previsão. Na literatura é possível encontrar uma gama de estudos que buscam o melhor método para previsão de demanda em termos de acurácia, tais como: Makridakis e Hibon (2000), Hibon e Evgeniou (2005) e Martins e Werner (2012).

Com o intuito de antecipar dados futuros com maior precisão, métodos de integração de previsões vêm ganhando destaque no meio acadêmico. Entre estes, a combinação de previsões oferece vantagens consideráveis (WEBBY e O'CONNOR, 1996). Desde Bates e Granger (1969) diversos estudos vêm mostrando que a previsão combinada é mais acurada que as previsões individuais (NEWBOLD e GRANGER 1974; CLEMEN, 1989; FILDES e MAKRIDAKIS, 1995; STOCK e WATSON, 2004; ANDRAWIS et al., 2011).

Contudo, a questão é: como combinar as previsões? A ideia é simples, incorporar previsões obtidas por diferentes técnicas. Porém, apesar da vasta literatura na área, ainda não há um consenso para o método de combinação que seja mais preciso, sendo este o assunto a ser explorado nesta dissertação.

## 1. TEMA E OBJETIVOS

O tema desta dissertação é a combinação de previsões de demanda, com foco nos métodos de combinação média aritmética, variância mínima e regressão.

O objetivo principal é comparar três métodos quantitativos de combinação, identificando o melhor modelo no que tange à acuracidade. As comparações serão avaliadas em duas situações: em séries simuladas (estacionárias) e em dados reais (não estacionários) de uma empresa de auditorias médicas.

De maneira específica, pretende-se:

- Verificar, por meio de um estudo da literatura, quais as abordagens da combinação de previsões mais estudadas após o levantamento realizado por Clemen (1989), contemplando as diversas áreas do conhecimento;
- Comparar as previsões individuais e combinadas, de forma a avaliar a acurácia de cada método através de dados simulados;
- Averiguar como os modelos comparados no estudo de simulação (séries estacionárias) se comportam frente a uma série de dados reais (não estacionária).

## 2. JUSTIFICATIVA

A crescente disseminação e utilização de computadores, associados à disponibilidade de dados, tem alavancado o rigor estratégico das empresas. Mais especificadamente, a busca por previsões de demanda mais acuradas tem superado antigos obstáculos, tais como: a disponibilidade de dados viabilizou o uso dos métodos quantitativos de previsão, sendo estes simplificados pelo uso de softwares; e o desenvolvimento tecnológico tem facilitado o acesso a métodos de previsão considerados mais complexos.

Com o desenvolvimento, métodos de combinação para previsão de demanda se tornaram relevantes em termos de acurácia (CLEMEN, 1989). Segundo Armstrong (2001), a previsão combinada pode ser melhor que a melhor previsão individual. No entanto, no âmbito da combinação quantitativa de previsões, ainda não há um consenso de que algum modelo de combinação seja superior. Alguns estudos argumentam que nem sempre métodos considerados mais complexos e sofisticados apresentam maior precisão que modelos simples de combinação (STOCK e WATSON, 2004). Makridakis e Winkler (1983) recomendam a combinação de previsões através de média aritmética. Martins e Werner (2012) apresentam a variância mínima como modelo mais acurado. Já Hibon e Evgeniou (2005) sugerem que os melhores métodos individuais e combinados são semelhantes, de modo que a vantagem não está na precisão da combinação.

Contudo, em tais estudos ainda não são consideradas comparações com o método de regressão para combinação. Um modelo estatístico que relaciona uma variável resposta com outras variáveis, denominadas preditoras.

## 3. MÉTODO DE TRABALHO

O método de trabalho desta dissertação é apresentado segundo dois aspectos: tipo de pesquisa e descrição das etapas, técnicas e ferramentas utilizadas para atingir os objetivos estabelecidos. Conforme descrito por Silva e Menezes (2005).

Assim, segundo Silva e Menezes (2005), do ponto de vista de sua natureza, esta pesquisa se caracteriza de forma aplicada, objetivando a aplicação prática. Do ponto de vista da forma de abordagem do problema, considera-se o enfoque quantitativo, com ênfase em análises numéricas. Do ponto de vista de seus objetivos, a pesquisa classifica-se como exploratória, visando um maior conhecimento sobre o assunto estudado.

O desenvolvimento do presente trabalho divide-se em três etapas: pesquisa bibliográfica, investigação exploratória, e aplicação e comparação dos métodos explorados. Na primeira etapa foi realizada uma revisão da literatura sobre as abordagens da combinação de previsões de

demanda. Na segunda etapa foi elaborado e analisado um estudo comparativo com 500 séries simuladas. E, na terceira etapa, a comparação foi estendida para dados de uma empresa de auditoria médica. Os recursos computacionais utilizados para a realização das modelagens dos dados e das análises foram os *softwares* SPSS Statistics 18.0 e R-Project 2.15.0.

A pesquisa bibliográfica (artigo 1) contém o mapeamento dos artigos com a abordagem em combinação de previsões, publicados entre 1989 e 2012 em periódicos nacionais e internacionais. Assim, foram analisadas 174 publicações, descrevendo suas principais características. Após este mapeamento, foram identificadas as abordagens estudadas nos artigos e, em seguida, classificados de acordo com as abordagens identificadas. Com esta classificação, foi possível realizar o trabalho de análise, que envolveu o número de artigos por ano, por periódico e por abordagem. Este artigo foi submetido em língua inglesa para publicação no *Journal of Forecasting*.

Na etapa de investigação exploratória (artigo 2), foram simuladas 500 séries temporais e modeladas por três diferentes técnicas individuais (as modelagens foram realizadas sem tratamento diferenciado): redes neurais (RNA), Box-Jenkins (ARIMA) e alisamento exponencial. Para cada série simulada, as três previsões individuais foram combinadas via média simples, variância mínima e modelos de regressão. A fim de indicar o método mais acurado, os seis modelos (três técnicas individuais e três combinações) foram analisados e comparados em termos das medidas de acurácia MAE (*Mean Absolute Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*) e o coeficiente U de Theil. Este artigo será submetido em língua inglesa para publicação no periódico *Expert Systems with Applications*.

Na etapa de aplicação e comparação dos métodos explorados (artigo 3), os mesmos seis modelos analisados na etapa anterior foram aplicados para a previsão de demanda na área de auditoria médica. No entanto, nesta etapa, deseja-se averiguar a hipótese de que o melhor método (mais acurado) encontrado em Mancuso (2013) para a previsão em séries temporais estacionárias é também o melhor quando aplicado a uma série com tendência (dados reais). Este artigo será submetido para publicação na revista *Produto e Produção*.

#### 4. DELIMITAÇÕES DO TRABALHO

O objetivo dos métodos para previsão de demanda é descobrir o padrão histórico que existe nos dados e projetar esse padrão para o futuro. Entretanto, um dos fatores que podem deteriorar o desempenho da previsão são as mudanças no relacionamento dos dados, visto que os modelos estatísticos assumem que os padrões de relacionamento são constantes (MAKRIDAKIS, 1988). Assim, a acurácia dos processos avaliados está relacionada ao padrão

dos dados. Se o comportamento dos dados for alterado, o nível de precisão das técnicas, conseqüentemente, será afetado.

Em termos da revisão da literatura sobre as abordagens da combinação de previsões, a pesquisa não abordou todos os trabalhos desenvolvidos e publicados nesta área. Delimitando-se aos periódicos registrados no portal da Capes ([www.periodicos.capes.gov.br](http://www.periodicos.capes.gov.br)) que, em seu título ou palavras-chave, mencionassem as palavras “*combining*” AND “*forecast*” ou “*combine*” AND “*forecasting*”. Sendo compilados apenas os estudos publicados a partir de 1989, excluindo-se os trabalhos já contemplados por Clemen (1989).

Outra delimitação do trabalho está na escolha das técnicas individuais de previsão (redes neurais, Box-Jenkins e alisamento exponencial) e dos métodos de combinação (média simples, variância mínima e modelos de regressão). A verificação da eficiência das modelagens e a comparação dos métodos também foram delimitadas a quatro medidas de acurácia: MAE, MAPE, RMSE e coeficiente U de Theil.

## 5. ESTRUTURA DO TRABALHO

A presente dissertação está organizada em formato de artigos científicos. Assim, dividida em seis capítulos, incluindo esta introdução. Este primeiro capítulo apresenta o tema abordado, os objetivos gerais e específicos, a justificativa, a metodologia e as delimitações deste estudo, além da forma como está estruturado.

O capítulo 2 apresenta o artigo 1 intitulado: “Uma Revisão da Literatura sobre as Abordagens da Combinação de Previsões”, no qual é realizada uma revisão da literatura sobre as abordagens da combinação de previsões. O capítulo 3, o artigo 2 intitulado: “Um estudo comparativo de combinações de previsões e suas previsões individuais por meio de séries simuladas”, que aborda um estudo comparativo das medidas de acurácia de previsões individuais e combinadas obtidas em 500 séries simuladas. Por fim, o artigo 3 intitulado: “Estudo dos Métodos de Previsão de Demanda Aplicados em uma Empresa de Auditoria Médica”, apresentado no capítulo 4, traz um estudo semelhante ao desenvolvido no capítulo anterior, porém a comparação é aplicada em dados de uma empresa de auditoria médica.

As considerações finais desta dissertação são abordadas no capítulo 5, por meio de três subseções: discussões a cerca de todo o estudo apresentado; as principais conclusões e sugestões para trabalhos futuros.



## II. ARTIGO 1: UMA REVISÃO DA LITERATURA SOBRE AS ABORDAGENS DA COMBINAÇÃO DE PREVISÕES

ALINE CASTELLO BRANCO MANCUSO  
aline.mancuso@gmail.com

LIANE WERNER  
liane@producao.ufrgs.br

### Resumo

A primeira revisão bibliográfica sobre o assunto combinação de previsões foi realizada por Robert Clemen em 1989. Passados mais de vinte anos, vários outros trabalhos foram publicados com novas teorias e aplicações, porém nenhuma outra revisão semelhante foi realizada. Frente a esta colocação, este trabalho visa uma revisão da literatura sobre as abordagens da combinação de previsões após o levantamento realizado por Clemen (1989), contemplando as diversas áreas do conhecimento. Sendo assim, este trabalho apresenta a classificação e a análise de 174 artigos levantados sobre o assunto, descrevendo suas principais características. Como principais contribuições, ele dispõe de: um resumo da bibliografia atual referente ao tema; uma classificação dos artigos segundo as abordagens; uma subdivisão dos artigos dentro de cada abordagem; análise das classificações e identificação dos métodos mais comuns, de novos métodos, e de pesquisas futuras.

**PALAVRAS - CHAVE:** combinação de previsões, revisão da literatura, previsão.

### Abstract

*The first review of the literature on the subject combination of forecasts is due to Robert Clemen in 1989. Since that, several other papers have been published with new theories and applications, but no similar review was performed. This paper reviews the literature on the approaches of combining forecast after the survey conducted by Clemen (1989), covering various fields of knowledge. For that matter, this paper analyzes 174 articles collected on the subject, describing their main characteristics. As main contributions, this paper brings a summary of current literature on the topic, a classification of articles according to the approaches, a subdivision of items within each approach, analysis of classification and identification of the most common methods, new methods, and future research.*

**KEYWORDS:** *combining forecast; review, forecasting.*

## 1. INTRODUÇÃO

As mudanças no mercado estão em constante evolução, as ações locais dependentes de fenômenos globais e a competição cada vez mais acirrada. Frente a este cenário, a formulação e o planejamento estratégico se tornaram de suma importância para o crescimento e sobrevivência organizacional, tanto no âmbito teórico quanto prático. Atento à nova ordem mundial e às necessidades empresariais, a busca pela otimização da produção com o mínimo de desperdício possível, tornou-se tópico principal de muitos estudos.

As indústrias necessitam de previsões de demanda acuradas, pois qualquer desvio significativo da demanda real pode causar diversos tipos de impactos negativos, principalmente no desempenho econômico da empresa. Além do custo de armazenamento e do risco de obsolescência do produto, alguns setores empresariais como o alimentício, por exemplo, precisam considerar o curto prazo de duração dos produtos perecíveis, dentre as diversas outras variáveis que influenciam no volume e na qualidade da produção. No entanto, é preciso encontrar um ponto de equilíbrio para que o excesso de produtos não se torne desperdício e nem a baixa produtividade se torne motivo de desvantagens (CASAGRANDE e HOSS, 2010).

Devido a essa necessidade das empresas terem um maior controle do nível de estocagem, constituiu-se um mecanismo desenvolvido para unir orçamento e demanda real. A previsão de demanda é um processo para fazer afirmações sobre eventos cujos resultados ainda não foram observados, afinal, o futuro é desconhecido, mas não imprevisível. Sendo assim, o processo de previsão tornou-se uma atividade indispensável no planejamento, na definição da estratégia e na tomada de decisões das empresas.

Inicialmente, o processo de previsão baseava-se em uma única técnica, dentre as diversas opções disponíveis. No entanto, em muitas situações, este único resultado pode não ser suficiente para a tomada de decisões, frente à complexidade do mercado. Objetivando previsões cada vez mais confiáveis e com o menor erro possível, desenvolveu-se um procedimento que permite agregar e ajustar diversas técnicas de previsão, a integração das previsões (WEBBY e O'CONNOR, 1996). Dentre as diferentes estruturas de integração, este estudo restringe-se ao método denominado combinação de previsões, um método que utiliza algum mecanismo objetivo ou subjetivo para compor as previsões e obter uma previsão final (combinada). Segundo Clemen (1989), dentre as diversas maneiras desenvolvidas para realizar combinações de previsões, até aquele momento, os resultados já eram unânimes: a combinação de previsões leva ao aumento da precisão.

Clemen (1989) realizou a primeira revisão bibliográfica no assunto combinação de previsões, listando 209 publicações de amplo aspecto. Passados mais de vinte anos, vários outros trabalhos foram publicados com novas teorias e aplicações, porém não se encontrou trabalho similar ao publicado pelo referido autor. Frente a esta colocação, a proposta deste trabalho é realizar uma revisão da literatura sobre as abordagens da combinação de previsões após o levantamento realizado por Clemen (1989), identificando as áreas de exploração e as mais recentes contribuições. A análise desta classificação busca resumir os conhecimentos até então referentes ao tema, sendo uma referência para todos aqueles que desejam combinar previsões.

Este artigo está estruturado em cinco seções, sendo esta introdução a primeira. A seção dois apresenta os procedimentos metodológicos para o desenvolvimento deste artigo. A seção três apresenta um referencial teórico sobre combinação de previsões. A classificação e análise dos artigos mapeados estão apresentadas na seção quatro. E por último, na seção cinco, encontram-se as principais conclusões deste estudo.

## **2. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS**

Revisar a literatura tem como objetivo fazer um levantamento e analisar o que já foi publicado sobre determinado tema, quais as lacunas existentes e onde se encontram os principais entraves teóricos ou metodológicos. Tal levantamento permite um mapeamento do que já foi escrito e quem já escreveu (SILVA e MENEZES, 2001). Por sintetizar estudos primários semelhantes, os estudos secundários servem como apoio à busca direcionada, resumindo o volume de bibliografia.

Desta forma, esta seção apresenta o detalhamento das etapas utilizadas na condução da revisão de literatura. A elaboração do projeto garante a reprodutibilidade da pesquisa, além de permitir comentários, sugestões e críticas ao método usado.

### **2.1. QUESTÃO DE PESQUISA**

A realização da revisão inicia-se com a formulação e definição do problema que delimite o material a ser analisado. Neste trabalho, deseja-se obter informações sobre o estado atual da literatura de combinação de previsões, bem como o seu uso. Para tanto, o referencial teórico deverá elucidar o tema, proporcionando uma melhor definição do assunto pesquisado.

### **2.2. PROJETO DE PESQUISA**

A busca de estudos foi realizada on-line, durante o ano de 2012. Através da exploração das dez áreas do conhecimento registradas no Portal de Periódicos da Capes foram filtradas 83 bases de dados a serem pesquisadas, em periódicos com textos completos. Na consulta aos periódicos destas bases de dados, foram selecionados os artigos que, em seu título ou palavras-chave, mencionassem as palavras “*combining*” AND “*forecast*” ou “*combine*” AND “*forecasting*”. Visto que o objetivo principal deste trabalho é fazer um levantamento dos estudos sobre combinação de previsões, dando continuidade à revisão realizada por Clemen (1989), foram compilados apenas estudos publicados a partir de 1989. A busca resultou em 256 artigos, mas, excluindo-se os trabalhos já contemplados por Clemen (1989) e os estudos focados na combinação de modelos e na inferência sobre combinação (combinação de intervalos e de densidades), considerados fora do escopo da pesquisa, o número de artigos identificados foi reduzido para 174. O total de artigos resultantes da busca, conforme as estratégias utilizadas, para cada base de dados pode ser observada na Tabela 1.

Tabela 1 – Artigos identificados nas Bases de Dados

<b>Base de Dados</b>	<b>Editor</b>	<b>URL</b>	<b>Artigos</b>
ACM Digital Library	Association for Computing Machinery	<a href="http://dl.acm.org">http://dl.acm.org</a>	23
IEEE Xplore	IEEE	<a href="http://ieeexplore.ieee.org">http://ieeexplore.ieee.org</a>	07
Cambridge Journals Online	Cambridge University Press	<a href="http://journals.cambridge.org">http://journals.cambridge.org</a>	02
OECD iLibrary: Periodicals	Organization for Economic Co-operation and Development	<a href="http://www.oecd-ilibrary.org">http://www.oecd-ilibrary.org</a>	01
American Physical Society	American Physical Society	<a href="http://publish.aps.org">http://publish.aps.org</a>	01
SciElo	Bireme	<a href="http://www.scielo.org">http://www.scielo.org</a>	02
AIP Scitation	The American Institute of Physics	<a href="http://scitation.aip.org">http://scitation.aip.org</a>	01
Central Online and Open Access Library	Copernicus Systems + Technology GmbH	<a href="http://sref.org">http://sref.org</a>	01
Academic Search Premier	EBSCO	<a href="http://ebSCOhost.com">http://ebSCOhost.com</a>	03
Social Sciences Full-Text	HW Wilson	<a href="http://hwwilsonweb.com">http://hwwilsonweb.com</a>	02
High Wire: Free Online Full Text Articles	High Wire Press	<a href="http://highwire.stanford.edu">http://highwire.stanford.edu</a>	03
Maney Publishing		<a href="http://ingentaconnect.com">http://ingentaconnect.com</a>	52
Wiley Online Library	Wiley Inter Science	<a href="http://onlinelibrary.wiley.com">http://onlinelibrary.wiley.com</a>	33
Cell Press Collection	Cell Press (Elsevier)	<a href="http://sciencedirect.com">http://sciencedirect.com</a>	44

Após a definição da questão de pesquisa (etapa I) e o mapeamento da bibliografia disponível (etapa II), partiu-se para a identificação das abordagens (etapa III). Seguindo com a

classificação dos artigos em abordagens (etapa IV) e a análise da classificação das abordagens (etapa V).

### **3. COMBINAÇÃO DE PREVISÕES**

Na área de produção de bens, previsão de demanda pode ser entendida como uma função que se preocupa em predizer o consumo de produtos, de maneira que eles possam ser manufaturados adiantadamente e nas quantidades apropriadas para aquisição. Entretanto, esta função pode ser descrita por diversos métodos que vão desde o julgamento, intuição e opinião informal, passando por fatores macro econômicos, até técnicas de previsão baseada em dados históricos.

A grande maioria dos métodos empregados analisa as informações utilizando uma única técnica de previsão e, conseqüentemente, algumas das informações provenientes de outras técnicas acabam sendo desconsideradas (WERNER e RIBEIRO, 2006). Como já mencionado, a complexidade do mercado faz necessário o uso de toda e qualquer informação disponível à previsão, e uma única técnica pode não utilizar de modo eficiente todas estas informações. Desde Bates e Granger (1969) estuda-se o fato de que a previsão pode se tornar mais acurada quando se realiza combinação de técnicas de previsão. Independente do modo como a combinação será obtida, seu resultado visa trazer um aumento da precisão sobre as previsões individuais. Isto porque as técnicas de previsão individuais são procedentes de diferentes abordagens, podendo assim capturar características distintas da série (ARMSTRONG, 2001).

A ideia de combinar previsões é simples, como descrito na Figura 1. Com base em um conjunto de informações, geram-se os modelos de previsões baseados em diferentes técnicas (técnica 1, técnica 2, ... , técnica  $n$ ), obtendo-se  $n$  previsões. Estas previsões são então combinadas, gerando-se uma única previsão final. Armstrong (2001) discute o número de técnicas a serem consideradas na combinação, concluindo que, em relação à eficiência, o adequado seria cinco previsões. O autor baseia sua sugestão no comportamento exponencial dos ganhos da combinação. Na combinação de cinco previsões ganha-se com a redução dos erros; porém, quando são combinadas mais de cinco técnicas, os ganhos são pequenos e menores a cada acréscimo.

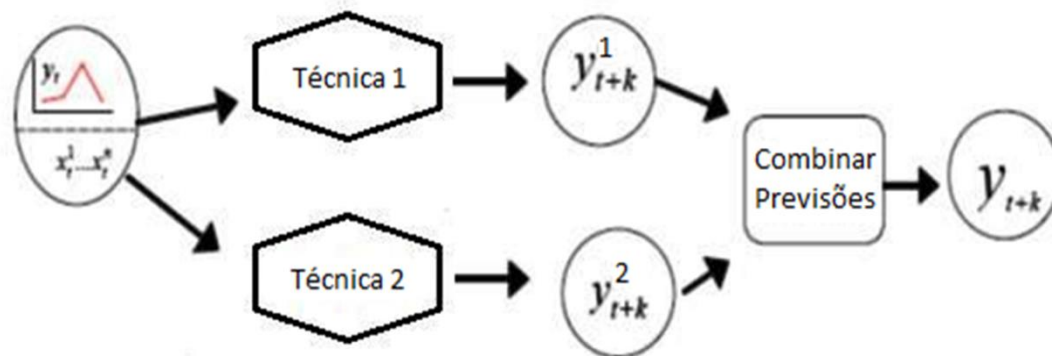


Figura 1: Combinação de Previsões

Fonte: adaptado de WEBBY e O'CONNOR (1996, p. 100).

Contudo, a questão é: Como as técnicas devem ser combinadas? Na literatura, podem-se definir duas abordagens de combinação: uma envolvendo a abordagem objetiva e outro a abordagem subjetiva. A abordagem objetiva representa os métodos que utilizam uma função matemática, de forma que os resultados possam ser repetidos. A abordagem subjetiva inclui os esforços intuitivos para combinar previsões, empregando conhecimento e opinião.

### 3.1. MÉTODOS OBJETIVOS DE COMBINAÇÃO

Os métodos objetivos de combinação tiveram origem com Bates e Granger (1969), considerados os precursores desse assunto. Eles propuseram o método de combinar previsões através de uma combinação linear de duas previsões objetivas não viciadas (ou devidamente corrigidas) considerando um peso  $k$  para a primeira e  $1 - k$  para a segunda, como representado na Equação (1).

$$C = kf_1 + (1 - k)f_2 \quad (1)$$

onde:  $C$  é o valor da combinação,  $f_1$  o valor da previsão um e  $f_2$  o valor da previsão dois.

Posteriormente, outros autores foram aderindo ao método e os estudos foram avançando na área (WINKLER e MAKRIDAKIS, 1983; CLEMEN, 1989; ARMSTRONG, 2001; ZOU e YANG, 2004; CAI et al., 2011). A combinação de previsões foi estendida de duas para  $n$  técnicas combinadas e começaram a ser interpretadas como uma forma estruturada de regressão (NEWBOLD e GRANGER, 1974). A partir de então, diversos autores sugeriram novas considerações e métodos mais sofisticados foram comparados. Entretanto, a média aritmética ainda é um dos métodos mais empregados (MENEZES et al., 2000).

Um exemplo do desempenho da média aritmética comparada a outros métodos de combinação pode ser visto em Marques (2005). O autor considera: a média simples, a média ponderada pelo inverso do erro quadrático médio (equivalente ao método da variância

mínima), a otimização com restrição de pesos e sem constante (que corresponde à estimativa dos pesos pelo método de mínimos quadrados, com restrição de pesos e sem constante) e a otimização sem restrição de pesos e com constante.

Várias formas de combinação de previsões foram desenvolvidas desde a publicação do artigo de Bates e Granger (1969), se estendendo desde a simples média aritmética aos métodos mais sofisticados como redes neurais para combinações não-lineares ou estudos que utilizam análises bayesianas para a combinação de previsões, que em linhas gerais pondera cada previsão com base no valor esperado. Chan et al. (1999) lista alguns trabalhos clássicos neste enfoque. Contudo, na literatura não existe um consenso de que algum método de combinação sofisticado seja superior aos mais simples, como a média das previsões individuais. Assim como Clemen (1989), Werner (2004) enfatiza a combinação via média simples que, embora não tenha pesos ótimos, pode apresentar resultados melhores que os métodos mais sofisticados. Já Martins (2011), por exemplo, disserta sobre o desempenho superior da combinação via variância mínima.

Ainda na abordagem objetiva, para se ter uma ideia do quanto uma previsão é acurada, é necessário uma forma de estimar o quanto se está errando. Paliwal e Kumar (2009) observaram a utilização das medidas MAPE (*Mean Absolute Perceptual Error*), MSE (*Mean Square Error*) e MAE (*Mean Absolute Error*) como principal forma de medir o desempenho das modelagens em diversos estudos. No entanto, variações como a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE – *Root Mean Square Error*) também são comumente empregadas, entre outras.

### 3.2. MÉTODOS SUBJETIVOS DE COMBINAÇÃO

A abordagem subjetiva de combinação ainda é considerada inexplorada, visto que a intuição dificilmente pode ser repetida (WERNER e RIBEIRO, 2006). É normalmente utilizada quando os dados são escassos, como ocorre, por exemplo, no lançamento de um novo produto. Utilizando-se apenas a intuição e o conhecimento adquirido, práticas como o consenso de um grupo, o método *Delphi* e seleção dos melhores especialistas são as mais conhecidas para combinar subjetivamente previsões. Para Armstrong (2001), na maioria das situações, o primeiro passo deveria ser a opinião dos especialistas.

A combinação de modelos (técnicas objetivas) com o julgamento humano (técnicas subjetivas) segue o mesmo princípio de combinação mencionado anteriormente e ilustrado pela Figura 1; porém, este método é melhor visto pela Figura 2. Com base em dados históricos, gera-se o modelo quantitativo e paralelamente realiza-se o julgamento humano, agregando informações contextuais, obtendo-se duas previsões (uma objetiva e outra

subjetiva). Estas previsões são, então, combinadas e com base nas informações contextuais gera-se uma única previsão final (WEBBY e O'CONNOR, 1996 e WERNER, 2005). Werner (2005) comenta algumas publicações baseadas na combinação subjetivas, concluindo que as previsões individuais combinadas são influenciadas pelas características dos previsores e por aspectos do contexto de previsão.

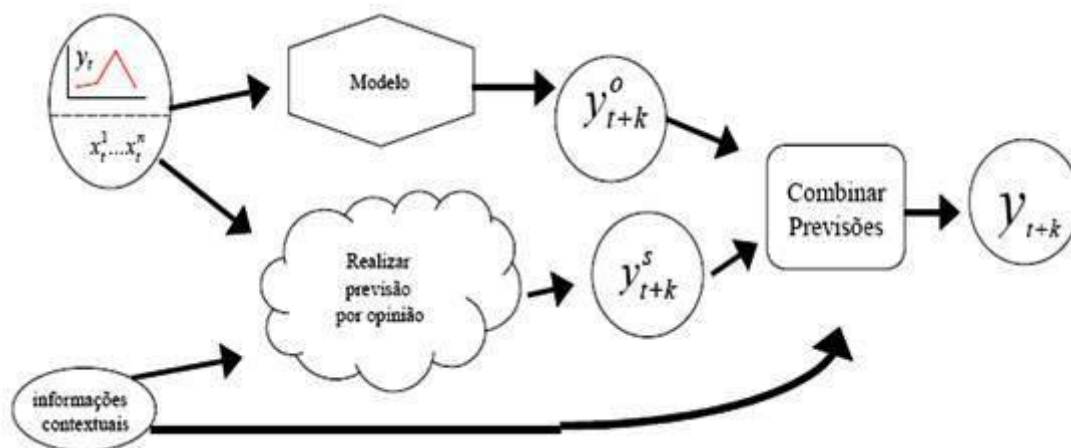


Figura 2: Método Subjetivo de Combinação

Fonte: WEBBY e O'CONNOR (1996, p. 100).

Há muitos estudos sobre combinação de previsões propostos na literatura, como pode ser visto mais adiante no mapeamento. E esta popularidade da combinação deve-se ao fato de que ao invés de tentar escolher a melhor técnica, formula-se o problema perguntando que técnicas poderiam ajudar na melhoria da acurácia (WERNER, 2005 e WERNER e RIBEIRO, 2006). Armstrong (2001) recomenda a combinação de previsões quando não há certeza sobre a situação e sobre qual técnica é mais precisa, podendo assim evitar grandes erros.

#### 4. ARTIGOS MAPEADOS

Em uma análise preliminar à identificação das abordagens, os dados obtidos foram descritos em função do ano de publicação e do periódico. A Tabela 2 apresenta o número de artigos por periódico, sendo a categoria “outros” o grupo de periódicos que apresentaram apenas uma publicação durante todo o período pesquisado.

Na Tabela 2, pode-se observar que os periódicos *International Journal of Forecasting* e *Journal of Forecasting* concentram aproximadamente 37% das publicações referente à combinação de previsões no período considerado. Já a relação anual das publicações pode ser melhor analisada pela Figura 3. Distingue-se, pela Figura 3, uma tendência positiva ao longo dos anos, com destaque para 2007 e 2008, ambos com 14 publicações. No entanto, o ano de 2011 foi o ápice dos trabalhos nesta área, com 23 publicações.



Tabela 2– Número de artigos em relação aos periódicos e ao ano de publicação.

	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	Total (%)
Applied Economics									1									1					1		3 (1,72)
Applied Economics Letters																	1		1						2 (1,15)
Computers and Industrial Engineering									1		1														2 (1,15)
Conferência											1					1		1	4	1	1		2		11 (6,32)
Decision Sciences	1	1																							2 (1,15)
European Journal of Operational Research			1					1			1	1	1		1										6 (3,45)
Expert Systems with Applications											1												2	1	4 (2,30)
Hydrological Processes																								1	2 (1,15)
International Journal of Forecasting	6	1	1	4	1		1	3	1	3	2	1		2	1	2	1	1	2	3		1	7	1	45 (25,86)
International J. of Production Economics																							2		2 (1,15)
J. Computational Statistics & Data Analysis																				1			1		2 (1,15)
Journal Decision Analysis																1							1		2 (1,15)
Journal Management Science		1		1							1							1							4 (2,30)
Journal of Applied Statistics													1				1	1	1						4 (2,30)
Journal of Forecasting				2	2	3	2	1	1								1		1	3	1		2		19 (10,92)
Journal of Hydrology													1											1	2 (1,15)
Journal of the Operational Research Society											1	2													3 (1,72)
Journal of Time Series Analysis																							1	1	2 (1,15)
Management Science							1			1															2 (1,15)
Mathematical and Computer Modeling											1			1											2 (1,15)
Meteorological Applications								1								1									2 (1,15)
Oxford Bulletin of Economics and Statistics																					2			1	3 (1,72)
Technological Forecasting and Social Change																			1				1		2 (1,15)
Tourism Management																			1		1				2 (1,15)
Outros	1	1		1	1		3	1	1	1	3	1	2	1	1	2	3		3	6	3	5	3	1	44 (25,29)
<b>Total (%)</b>	<b>8</b> (4,60)	<b>4</b> (2,30)	<b>2</b> (1,15)	<b>8</b> (4,60)	<b>4</b> (2,30)	<b>3</b> (1,72)	<b>7</b> (4,02)	<b>7</b> (4,02)	<b>5</b> (2,87)	<b>5</b> (2,87)	<b>12</b> (6,90)	<b>5</b> (2,87)	<b>5</b> (2,87)	<b>4</b> (2,30)	<b>3</b> (1,72)	<b>7</b> (4,02)	<b>7</b> (4,02)	<b>5</b> (2,87)	<b>14</b> (8,05)	<b>14</b> (8,05)	<b>10</b> (5,75)	<b>6</b> (3,45)	<b>23</b> (13,22)	<b>6</b> (3,45)	<b>174</b>

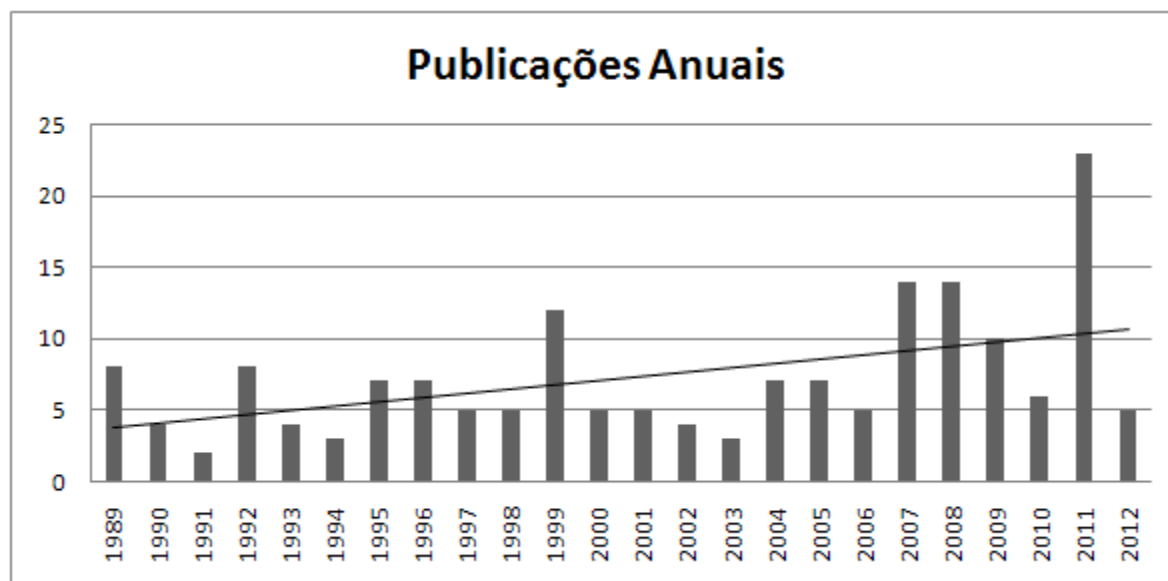


Figura 3: Evolução Temporal das Publicações

Fonte: elaborada pela autora

#### 4.1. CLASSIFICAÇÃO

Em relação às abordagens, foram identificados quatro grandes grupos: resumo ou revisão da literatura; comparação de métodos; aplicação e exploração.

Dos 174 artigos compilados, 80 foram considerados exploratórios, 73 aplicativos, 15 foram selecionados pela comparação de métodos e 6 são resumos ou revisões. Segue aqui a importância de ressaltar que estas classificações são sugestivas. Muitas publicações não possuem uma definição exata entre os atributos, alguns artigos, por exemplo, se utilizam tanto da aplicação como da comparação na discussão dos métodos de combinação. Entretanto, nestes casos, a classificação sugerida foi embasada no teor dos estudos, sendo: resumo ou revisão da literatura os estudos que priorizam a revisão do assunto; comparação de métodos os trabalhos que confrontam métodos; aplicativos os que comparam ou exploram o uso da combinação aplicada a um tema específico; e exploratórios os que se designam à análise teórica.

##### 4.1.1. Resumo ou Revisão da Literatura

Durante o período mapeado, foram encontrados quatro artigos de revisão e dois resumos. Clemen (1989) fornece uma bibliografia comentada da literatura até então, incluindo as contribuições da psicologia, da estatística e de outras áreas do conhecimento, destacando também algumas sugestões para outros estudos. Smith (1997) revisa e discute o desempenho de modelos simples vs. modelos mais complexos. Já no estudo da precisão dos modelos, Menezes et al. (2000) revisam as orientações para o uso da combinação, os autores analisam

dados sobre o desempenho de diferentes métodos de combinar com o objetivo de fornecer orientações práticas com base em três propriedades dos erros de previsão: variância, assimetria e correlação. Mais recentemente, Jorgensen (2007) examina a combinação subjetiva.

Já Armstrong (2006) e Wallis (2011) definem seu trabalho como um resumo. Armstrong (2006) sintetiza os progressos realizados durante os últimos 25 anos no que diz respeito aos métodos para reduzir o erro de previsão. Wallis (2011) retoma alguns dos temas do artigo de Bates e Granger (1969).

#### 4.1.2. Comparação de Métodos

Diversos autores utilizam a comparação de seus resultados com outros no intento de justificar ou sugerir o método proposto. No entanto, esta classe de abordagem relaciona os trabalhos que atribuem um espaço maior à comparação entre técnicas e modelos. Na Figura 4 são identificadas as 15 publicações classificadas neste âmbito (primeira coluna) e os métodos comparados (segunda coluna). As colunas três e quatro distinguem o foco da comparação (contexto explorado), quando definido, e a área de aplicação, quando especificada, respectivamente.

Apesar do teor comparativo dos trabalhos, alguns autores orientam-se em áreas de aplicação. Neste ideal, de comparação e aplicação, percebe-se o destaque abrangente da economia. Na área macroeconômica, mais especificadamente, Walz e Walz (1989) confrontam um método bayesiano de combinação com regressão múltipla. E aplicado às taxas de câmbio, Tsangari (2007) analisa diferentes métodos de combinar previsões e propõem uma metodologia alternativa. Já Jing-Rong (2007) e Jing-Rong (2008) comparam o modelo de combinação de previsões proposto com as previsões individuais e com a combinação de métodos. Em ambos os trabalhos, o autor utiliza previsões de volatilidade do mercado acionário, a diferença segue na interpretação bayesiana da combinação de previsões que o autor sugere em 2008. Também no campo da macroeconomia, porém mais atual, Poncela et al. (2011) comparam o uso de quatro métodos de combinação: componentes principais, modelos de fatores dinâmicos (do inglês *dynamic factor models*), mínimos quadrados parciais e regressão inversa fatiada (do inglês *sliced inverse regression*). Já na área do turismo do Reino Unido para os EUA, Shen et al. (2008) analisam três métodos de combinação: média simples, variância-covariância (o mesmo que variância mínima) e o método do erro quadrático médio de previsão descontado (do inglês *discounted mean square forecast error method*).

	<b>Métodos Comparados</b>	<b>Contexto Explorado</b>	<b>Aplicação</b>
Walz e Walz (1989)	- regressão múltipla - método bayesiano	Método bayesiano	Dados macroeconômicos
Lobo e Nair (1990)	- previsões individuais - métodos objetivos - métodos subjetivos	Ponderação de pesos	Lucros anuais contábeis
Aksu e Gunter (1992)	Quatro métodos de combinação		
Shi et al. (1999)	- previsões individuais - métodos lineares - métodos não lineares	RNA (Redes Neurais Artificiais)	
Taylor e Bunn (1999)	- métodos teóricos - métodos empíricos	Não paramétrico para medidas de precisão	
Goodwin (2000)	Três métodos de integração subjetiva		
Jing-Rong (2002)	- previsões individuais - métodos convencionais - métodos não lineares	FNN (Fuzzy Neural Network)	
Jing-Rong (2007)	- previsões individuais - combinação de previsões - combinação de métodos		Previsões de volatilidade do mercado acionário
Tsangari (2007)	Diversos		Taxas de câmbio
Jing-Rong (2008)	- previsões individuais - combinação de previsões - combinação de métodos	Método bayesiano	Previsões de volatilidade do mercado acionário
Shen et al. (2008)	- previsões individuais - três métodos de combinação		Turismo
Jeong e Kim (2009)	Oito métodos de combinação		
Hsiao e Wan (2011)	Dois métodos de combinação	Senários propensos à ruptura estrutural	
Poncela et al. (2011)	Quatro métodos de combinação		
Martins e Werner (2012)	- previsões individuais - métodos de combinação	Erros correlacionados	Séries industriais

Figura 4: Artigos mapeados no atributo Comparação de Métodos

Fonte: elaborada pela autora

Diversos autores comparam a previsão combinada com as previsões individuais. Além desta comparação, Shi et al. (1999) discutem a utilização de redes neurais artificiais (RNA) em relação aos métodos lineares de combinação e Jing-Rong (2002) compara redes neurais *fuzzy* (FNN) com métodos convencionais. Já aplicado à previsão de lucros anuais contábeis, Lobo e Nair (1990) também comparam a previsão combinada com as previsões individuais e discutem métodos objetivos vs. métodos subjetivos, além disso, analisam uso de pesos iguais vs. desiguais.

E no âmbito da exploração, Aksu e Gunter (1992) comentam a eficiência da média simples, do modelo OLS – *Ordinary Least Squares* (Mínimos Quadrados Ordiniais), ERLS – *Equality Restricted Least Squares* (Mínimos Quadrados Restritos Iguamente) e NRLS – *Non*

*Negative Restricted Least Squares* (Mínimos Quadrados Restritos Não - Negativos). Taylor e Bunn (1999) comparam a capacidade de métodos teóricos, empíricos e uma proposta não paramétrica para medidas de precisão. No campo da subjetividade, Goodwin (2000) compara a exatidão da combinação de previsões com outros dois métodos de integração. Jeong e Kim (2009), a partir de ângulos teóricos, comparam os dois métodos mais populares de combinação, média simples e média ponderada, com outros seis. Os autores também desenvolvem uma diretriz para a escolha do método de combinação usando derivações analíticas.

Num contexto mais atual, alguns autores utilizam a comparação entre métodos como base de exploração. Martins e Werner (2011) visam identificar diferenças na precisão das previsões obtidas com e sem a consideração da correlação entre os erros, comparando as previsões individuais com a combinação por média simples e por variância mínima com e sem correlação. Já Hsiao e Wan (2011) sugerem duas correções para a combinação via média simples, confrontando modelos em cenários propensos à ruptura estrutural.

Inclui-se ainda nesta classe uma competição de previsões extremamente conhecida: a *M-Competition* (MAKRIDAKIS et al., 1982) e suas subsequentes versões, a *M2-Competition* (MAKRIDAKIS et al., 1993) e a *M3-Competition* (MAKRIDAKIS e HIBON., 2000) . A ideia principal dos autores foi realizar uma competição com o maior número de séries e modelos possíveis. Na *M-Competition* foi utilizado um conjunto de 1001 séries temporais, com modelos de interesse na previsão destas séries (24 modelos diferentes). As versões posteriores incluíram novas séries e novos modelos na competição. Entretanto, estas três publicações da série *Competition* não fazem parte do grupo de trabalhos rastreados, pois foge do escopo desta pesquisa. Contudo, abordá-las é imprescindível em qualquer trabalho referencial sobre combinação de previsões.

#### 4.1.3. Aplicação

No critério de aplicação, foram selecionados 73 trabalhos que analisam e/ou utilizam a combinação de previsões como método de previsão para determinada e específica área. A Figura 5 identifica estas áreas e suas respectivas referências.

<b>Área</b>	<b>Referência</b>	<b>Especificação</b>
Economia e Finanças	Spiro (1989)	Macroeconomia / Canadá
	Lobo (1991)	Lucro empresarial
	Collopy e Armstrong (1992)	Séries econômicas e demográficas
	Klein e Park (1993)	EUA
	Menezes e Bunn (1993)	Inflação anual / UK
	Macdonald e Marsh (1994)	Taxas de câmbio
	Volkov e Gladkov (1995)	Taxas de câmbio
	Donaldson e Kamstra (1996)	Volatilidade do mercado acionário
	Shen (1996)	Macroeconomia / Taiwan
	Lubecke et al. (1998)	Volatilidade da taxa de câmbio
	Hu e Tsoukalas (1999)	Sistema monetário Europeu (EMS)
	Leung et al. (2001)	Negociação financeira / análise de investimento
	Dreger e Schumacher (2005)	Indicadores econômicos / Alemanha
	Greer (2005)	Taxas de juros
	Ramnath et al. (2005)	Fluxo de caixa
	Terregrossa (2005)	
	Poncela e Senra (2006)	Inflação / EUA
	Moreno e López (2007)	Crescimento econômico / Espanha
	Hollauer et al. (2008)	Previsão para o PIB industrial brasileiro
	Wang e Nie (2008)	Índices / Shangai
	Wang e Nie (2008b)	Índices / Shangai
	Rapach et al. (2009)	
	Drechsel e Scheufele (2011)	Indicadores de produção industrial / Alemanha
	Bjornland et al. (2012)	Inflação / Noruega
	Gmez et al. (2012)	Inflação dos alimentos / Colômbia
	Moreno e López (2011)	Macroeconomia / Espanha
Demanda Industrial	Gardner (1993)	Fracasso de componentes em sistemas de computador
	Thomas (1996)	Setor de serviços
	Chan et al. (1999a)	Controle de estoque / banco Hong Kong
	Chan et al. (1999b)	Gerenciamento de estoque bancário
	Strijbosch et al. (2000)	Controle de estoque para peças de reposição
	Taylor et al. (2000)	Setor de energia elétrica
	Cox e Popken (2002)	Telecomunicações
	Caiado (2010)	Consumo de água / Espanha
	Lin et al. (2010)	Telecomunicações / tecnologia 3G

Figura 5: Artigos mapeados no atributo Aplicação

Fonte: elaborada pela autora

Área	Referência	Especificação
Mercado eleitoral	Berg et al. (2008)	
	Jones (2008)	Eleições presidenciais / EUA
Meteorologia	Garand e Grassotti (1995)	Taxa de chuva
	Brown e Murphy (1996)	Temperatura da superfície da estrada
	Xiong et al. (2001)	Precipitação e escoamento
	Klopper e Landman (2004)	Serviço Meteorológico Sul Africano (SAWS)
	Metzger et al. (2004)	El Niño - Oscilação Sul (ENOS)
	Doblas-Reyes et al. (2005)	Sistema DEMETER ensemble
	Lucio et al. (2007)	Índice de precipitação (SPI)
	Nielsen et al. (2007)	Energia eólica
	Bezerra et al. (2008)	Combinação e Correção de Previsões Climáticas
	Zhang et al. (2009)	Processos hidrológicos / bacias
	Sumi et al. (2011)	Índice de precipitação
	He et al. (2012)	Processos hidrológicos
Setor Comercial	McIntyre et al. (1993)	Varejistas e promoções
	Gong et al. (2011)	Decisões comerciais / volume de comercio
	Mukhopadhyay et al. (2011)	Compartilhamento de informações
	Zhu et al. (2011)	Compartilhamento de informações
Setor Empresarial	Mahmoud (1989)	Questões gerenciais
	Öller (1990)	Ciclo de negócios / percentuais
	Kamstra et al. (2001)	Classificação de títulos de serviços
	Jiang e Yuan (2007)	Credito pessoal
	Yufang e Minghui (2007)	Credito pessoal
	Rapach e Strauss (2008)	Taxa desemprego / EUA
	Rapach e Strauss (2012)	Mercado de trabalho
Turismo	Wong et al. (2007)	Procura turística
	Coshall (2009)	Procura turística
	Chen (2011)	Procura turística / Taiwan
Outros	Perry e Euler (1990)	Situações onde o tempo é um recurso escasso
	White et al. (1992)	Eventos competitivos
	Meade e Islam (1998)	Previsão tecnológica
	Cho e Wüthrich (1999)	Informações disponíveis no <i>World Wide Web</i>
	Host et al. (2007)	Experimentos laboratoriais
	Stathopoulos et al. (2008)	Tráfego urbano
	Spann e Skiera (2009)	Mercado de apostas
	Zhang et al. (2010)	Montanhas semiáridas
	Christodoulos et al. (2011)	Propagação de uma inovação bem sucedida
	Green e Armstrong (2011)	Decisões em situações de conflito

Figura 5: Artigos mapeados no atributo Aplicação (continuação)

Fonte: elaborada pela autora

Conforme a Figura 5, neste atributo é significativa a quantidade de trabalhos na área da economia, com 26 publicações, sendo a área meteorológica a segunda mais cotada, com 12 publicações.

Assim como no atributo anterior, trabalhos aplicados não são necessariamente exclusivos. Muitos autores se utilizam de comparações e se dedicam a uma exploração. Dentre as referências identificadas como aplicação, destacam-se Xiong et al. (2001), Dreger e Schumacher (2005) e Rapach e Strauss (2008) num critério de comparações. Menezes e Bunn (1993), Volkov e Gladkov (1995), Terregrossa (2005), Moreno e López (2007), Moreno e López (2011) e Christodoulos et al. (2011), se distinguem pelo teor exploratório da aplicação. Destaca-se ainda Lubecke et al. (1998), na exploração de redes neurais.

#### 4.1.4. Exploração

A maior parte dos artigos mapeados identifica um caráter exploratório. Nesta classe os autores preocupam-se em estudar e analisar diversos e diferentes critérios da combinação de previsões. Os 80 artigos selecionados neste atributo foram classificados em dois quadros (Figura 6 e Figura 7), conforme o foco de exploração.

<b>Foco de exploração</b>		
<b>Subjetividade</b>	Hogarth (1989)	Harries et al. (2004)
	McNees (1992)	Harvey e Harries (2004)
	Sanders e Ritzman (1995)	Winkler e Clemen (2004)
	Maines (1996)	Richard e Soll (2006)
	Vokurka et al. (1996)	Franses (2011)
	Kamstra e Kennedy (1998)	Franses e Legerstee (2011)
	Fischer e Harvey (1999)	Wang (2011)
	Zhou et al. (1999)	
<b>Redes Neurais</b>	Aussem e Murtagh (1997)	Szupiluk et al. (2006)
	Fromm et al. (1998)	Shi (2009)
	Donaldson e Kamstra (1999)	Aladag et al. (2010)
	Jing-Rong (2000)	Ranjan e Gneiting (2010)
	Magalhaes et al. (2004)	Wichard (2011)
<b>Métodos Bayesianos</b>	Palm e Zellner (1992)	Félix e Rodríguez (2008)
	Tibiletti (1994)	Cai et al. (2012)
	Faria e Souza (1995)	
<b>Seleção de modelo</b>	Clemen et al. (1995)	Costantini e Kunst (2011)
	Zou e Yang (2004)	Franses (2011b)
	Costantini e Pappalardo (2010)	

Figura 6: Artigos mapeados no atributo Exploração: modelos subjetivos, redes neurais, estatísticas bayesianas e teorias para a seleção de modelos.

Fonte: elaborada pela autora



		<b>Foco de exploração</b>
<b>Ponderação</b>	Gunter (1992)	Propriedades teóricas
	Winkler e Clemen (1992)	Instabilidade dos pesos
	Chandrasekharan et al. (1994)	Pesos e matriz de covariância
	Mostaghimi (1996)	Sensibilidade dos pesos
	Chan et al. (2003)	Pesos variáveis
	Tang (2003)	Matriz ideal
	Elliott e Timmermann (2005)	Mudança de regime
	Liang et al. (2006)	Combinação linear
	Fan e Deng (2007)	Erro de previsão para adquirir pesos variáveis
	Kim (2008)	Auto-regressão generalizada
	Smith e Wallis (2009)	Erro de amostras finitas na estimativa do peso combinando
	Kolassa (2011)	Pesos AIC ( <i>Akaike Information Criteria</i> )
<b>Erros</b>	Batchelor e Dua (1995)	Variância do erro esperado
	Liu et al. (1998)	Distribuição dos erros
	Lam et al. (2001)	Abordagens para minimizar o erro
	Wenzel (2001)	Medidas alternativas para comparar
	Tang (2002)	Limites de erro da previsão combinada ideal (OCF)
	Riedel (2009)	Abordagem <i>pooling</i>
<b>Outros</b>	Schmittlein et al. (1990)	Método Winkler para combinação
	Ridley (1995)	Previsões <i>Antithetic</i>
	Gunter e Aksu (1997)	Mínimos quadrados limitados desigualmente
	Ridley (1997)	Pesos para combinação de previsões <i>Antithetic</i>
	Gardner (1999)	Previsão baseada em regras vs. suavização exp. para tendência amortecida
	Ridley (1999)	Previsões <i>Antithetic</i>
	He e Xu (2005)	Métodos auto-organizados ( <i>self-organizing</i> )
	Preminger et al. (2007)	Modelo de regressão <i>switching</i> estendido
	Jose e Winkler (2008)	Média <i>Trimmed</i> e <i>Winsorized</i>
	Clark e McCracken (2009)	Combinação de previsões de modelos aninhados
	Clements e Harvey (2011)	Previsões de probabilidades
	Hiernaux (2011)	Métodos de subespaço
	Armstrong (1989)	Regras para combinar
	Ringuest e Tang (1989)	Discussão das condições de combinação de Makridakis et al. (1982)
	Winkler (1989)	Formas e regras de combinar
	Reeves e Lawrence (1991)	Precisão e direção da mudança
	Miller et al. (1992)	Efeitos da não estacionariedade
	Holden e Thompson (1997)	Previsões abrangentes ( <i>encompassing</i> ) e testes de eficiência
	Johnston et al. (1999)	Séries sazonais
	Terui e Dijk (2002)	Séries temporais não lineares
	Fang (2003)	Testes abrangentes de previsão
	Armstrong (2007)	Testes de significância
	Wang e Lan (2007)	Análise de cenários e modelo de substituição tecnológica
Amendola e Storti (2008)	Combinação de previsões de volatilidade	
Sancetta (2009)	Dados heterogêneos dependentes	
Hyndman et al. (2011)	Previsão hierárquica	
Theodosiou (2011)	Processo de decomposição STL	

Figura 7: Artigos mapeados no atributo Exploração: ponderação, erros e outros.

Fonte: elaborada pela autora

A Figura 6 identifica os estudos que exploram modelos subjetivos, redes neurais, estatísticas bayesianas e teorias para a seleção de modelos. Na Figura 7 foram listados os trabalhos que focam a ponderação das previsões combinadas, os erros de previsão e outros diversos âmbitos.

Visualizando a Figura 6 percebe-se a abrangência dos métodos subjetivos em relação aos demais, apesar do viés que estes podem introduzir (Werner, 2005). O estudo referente à seleção de modelos e o uso de redes neurais também tiveram um grande avanço durante a última década. Porém, a utilização de métodos bayesianos na combinação de previsões ainda é escassa. Na Figura 7, identifica-se uma crescente preocupação com a ponderação das previsões e com a acurácia dos modelos. Na categoria “outros”, ainda na Figura 7, a exploração é ampla, os estudos abordam diferentes tópicos da combinação, repetindo-se algumas vezes o contexto de previsões antitéticas.

#### 4.2. ANÁLISE

Além das abordagens, segue o interesse de analisar os dados coletados em função dos autores. A Tabela 3 relaciona o número de publicações de cada autor, considerando todas as autorias de um mesmo trabalho.

Tabela 3 – Quantidade de publicações por autor.

<b>Autor</b>	<b>nº</b>	<b>Autor</b>	<b>nº</b>	<b>Autor</b>	<b>nº</b>
Winkler, R. L.	6	Chan, C. K.	3	Ridley, D.	3
Clemen, R. T.	5	Franses, P. H.	3	Shi, Y.	3
Armstrong, J. S.	5	Gunter, S. I.	3	Strauss, J. K.	3
Bunn, D. W.	4	Harvey, N.	3	Taylor, J. W.	3
Kamstra, M.	4	Kingsman, B. G.	3	Wong, H.	3
Jing-Rong, D.	4	Menezes, L. M.	3	Zhou, Z.	3
		Rapach, D. E.	3		

Como pode ser visto na Tabela 3, não há muitos trabalhos publicados por um mesmo autor. Dos 321 autores registrados, R. L. Winkler lidera o *ranking* com seis publicações, seguido por R. T. Clemen e J. S. Armstrong com cinco publicações. Dos demais autores, não contemplados na Tabela 3, 29 apresentaram duas publicações e 273 apenas uma.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A realização de previsões tornou-se uma importante atividade no mercado atual. Independente do modo em que a previsão é obtida, seu resultado intervém na tomada de decisões. Para tanto, a combinação de previsões surgiu como uma forma de reunir as informações disponíveis e aumentar a precisão da previsão final. Entretanto, existem diversos métodos para combinar previsões. Este trabalho apresentou uma revisão da literatura sobre as abordagens da combinação de previsões. Objetivando dar continuidade a revisão proposta por Clemen (1989), foram levantados 174 artigos publicados entre 1989 e 2012.

Em análise geral, identificou-se o ano de 2011 como o auge das publicações dos métodos de combinação, estando os anos de 2007 e 2008 em segundo lugar nas contribuições. Durante o período levantado destacou-se ainda Robert L. Winkler com o maior número de publicações no assunto.

No âmbito aplicado, a combinação de previsões já é um método amplamente difundido nos mais diversos ramos do conhecimento. Destes, a economia destacou-se como a área que mais investiu no estudo do tema. Já no enfoque exploratório, a previsão combinada ainda é um método em fase de crescimento, a literatura comprova o constante desenvolvimento de novas técnicas e o exaustivo aprimoramento de modelos já conhecidos. Dentre as novas técnicas pôde-se verificar que, além dos modelos de redes neurais artificiais, diferentes e variadas conjecturas são propostas para a combinação, conjuntamente com especulações sobre a ponderação das previsões e suas medidas de acurácia. Destaca-se ainda a escassa literatura sobre o uso de métodos bayesianos na combinação de previsões, indicando-se estes em pesquisas futuras.

Já no âmbito da comparação, muitos trabalhos ainda confrontam as previsões combinadas com as previsões individuais, certificando-se da acurácia dos modelos. Porém, os trabalhos dedicados à revisão do assunto ainda são poucos.

Assim sendo, a principal contribuição do presente artigo segue na classificação e subdivisão das publicações em abordagens, identificando-se as áreas de exploração e as mais recentes contribuições. Enfim, este trabalho fica como uma referência para todos aqueles que desejam combinar previsões.

## REFERÊNCIAS

- AKSU, C.; GUNTER, S. I. An empirical analysis of the accuracy of SA, OLS, ERLS and NRLS combination forecasts. **International Journal of Forecasting**, v.8, 1992, p. 27-43.
- ALADAG, C.; EGRIOGLU, E.; YOLCU, U. Forecast Combination by Using Artificial Neural Networks. **Neural Processing Letters**, v. 32, 2010, p. 269-276.
- AMENDOLA, A.; STORTI G. A GMM procedure for combining volatility forecasts. **Journal Computational Statistics & Data Analysis**, v. 52, 2008, p. 3047-3060.
- ARMSTRONG, J. S. Combining forecasts: The end of the beginning or the beginning of the end? **International Journal of Forecasting**, v.5, 1989, p. 585-588.
- ARMSTRONG, J. S. **Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners**. Kluwer Academic Publishers. 2001.
- ARMSTRONG, J. S. Findings from evidence-based forecasting: Methods for reducing forecast error. **International Journal of Forecasting**, v.22, 2006, p. 583-598.
- ARMSTRONG, J. S. Significance tests harm progress in forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.23, 2007, p. 321-327.
- AUSSEM, A.; MURTAGH, F. Combining Neural Network Forecasts on Wavelet-transformed Time Series. **Connection Science**, v.9, 1997, p. 113-122.
- BATCHELOR, R.; DUA, P. Forecaster Diversity and the Benefits of Combining Forecasts. **Management Science**, v.41, 1995, p. 68-75.
- BATES, J. M.; GRANGER, C. W. J. The Combining of Forecasts. **Operational Research Quarterly**, v.20, 1969, p. 451-468.
- BERG, J. E.; NELSON, F. D.; RIETZ, T. A. Prediction market accuracy in the long run. **International Journal of Forecasting**, v.24, 2008, p. 285-300.
- BEZERRA, A. C. N.; PEZZI, L. P.; KAYANO, M. T. Esquema Estatístico de Combinação e Correção de Previsões Climáticas – ECCOCLIM. **Rev. Bras. Meteorologia**, v.23, 2008, p. 347-359.
- BJORNLAND, H. C.; GERDRUP, K.; JORE, A. S.; SMITH, C.; THORSRUD, L. A. Does Forecast Combination Improve Norges Bank Inflation Forecast? **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 74, 2012, p. 163-179.
- BROWN, B. G.; MURPHY, A. H. Improving forecasting performance by combining forecasts: The example of road-surface temperature forecasts. **Meteorological Applications**, v.3, 1996, p. 257-265.
- CAI, Y.; STANDER, J.; DAVIES, N. A new Bayesian approach to quantile autoregressive time series model estimation and forecasting. **Journal of Time Series Analysis**, v. 33, 2012, p. 684-698.
- CAIADO, J. Performance of Combined Double Seasonal Univariate Time Series Models for Forecasting Water Demand. **Journal of Hydrologic Engineering**, v.15, 2010, p. 215-222.
- CASAGRANDE, L. F.; HOSS, O. Métodos de Forecasting Conjugado com um Método Qualitativo e um Método com a Média das Previsões Quantitativas e Qualitativas. **CAP – Accounting and Management**, v. 4, 2010, p. 94-100.
- CHAN, C. K.; KINGSMAN, B. G.; WONG, H. A comparison of unconstrained and constrained OLS for the combination of demand forecasts: A case study of the ordering and stocking of bank printed forms. **Annals of Operations Research**, v.87, 1999, p. 129-140.
- CHAN, C. K.; KINGSMAN, B. G.; WONG, H. The value of combining forecasts in inventory management - a case study in banking. **European Journal of Operational Research**, v. 117, 1999b, p. 199-210.
- CHAN, C. K.; KINGSMAN, B. G.; WONG, H. Determining when to update the weights in combined forecasts for product demand--an application of the CUSUM technique. **European Journal of Operational Research**, v. 153, 2003, p.757-768.
- CHANDRASEKHARAN, R.; MORIARTY, M. M.; WRIGHT, G. P. Testing for unreliable estimators and insignificant forecasts in combined forecasts. **Journal of Forecasting**, v. 13, 1994, p. 611-624.

- CHEN, K. Y. Combining linear and nonlinear model in forecasting tourism demand. **Expert Systems with Applications**, v. 38, 2011, p. 10368-10376.
- CHO, V.; WÜTHRICH, B. Combining Forecasts from Multiple Textual Data Sources. **Methodologies for Knowledge Discovery and Data Mining**, v. 1574, 1999, p. 174-179.
- CHRISTODOULOS, C.; MICHALAKELIS, C.; VAROUTAS, D. On the combination of exponential smoothing and diffusion forecasts: An application to broadband diffusion in the OECD area. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 78, 2011, p.163-170.
- CLARK, T. E.; MCCracken, M. W. Combining Forecasts from Nested Models†. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 71, 2009, p. 303-329.
- CLEMEN, R. T. Combining forecasts: A review and annotated bibliography. **International Journal of Forecasting**, v. 5, 1989, p. 559-583.
- CLEMEN, R. T.; MURPHY, A. H.; WINKLER, R. L. Screening probability forecasts: contrasts between choosing and combining. **International Journal of Forecasting**, v. 11, 1995, p. 133-145.
- CLEMENTS, M. P.; HARVEY, D. I. Combining probability forecasts. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 208-223.
- COLLOPY, F.; ARMSTRONG, J. S. Rule-based forecasting: development and validation of an expert systems approach to combining time series extrapolations. **Journal Management Science**, v. 38, 1992, p. 1394-1414.
- COSHALL, J. T. Combining volatility and smoothing forecasts of UK demand for international tourism. **Tourism Management**, v. 30, 2009, p. 495-511.
- COSTANTINI, M.; PAPPALARDO, C. A hierarchical procedure for the combination of forecasts. **International Journal of Forecasting**, v. 26, 2010, p. 725-743.
- COSTANTINI, M.; KUNST, R. M. Combining forecasts based on multiple encompassing tests in a macroeconomic core system. **Journal of Forecasting**, v. 30, 2011, p. 579-596.
- COX, L. A. Jr.; POPKEN, D. A. A hybrid system-identification method for forecasting telecommunications product demands. **International Journal of Forecasting**, v. 18, 2002, p. 647-671.
- DOBLAS-REYES, F. J.; HAGEDORN, R.; PALMER, T. N. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting – II: Calibration and combination. **Tellus A**, v. 57, 2005, p. 234-252.
- DONALDSON, R. G.; KAMSTRA, M. Forecast combining with neural networks. **Journal of Forecasting**, v. 15, 1996, p. 49-61.
- DONALDSON, R. G.; KAMSTRA, M. Neural network forecast combining with interaction effects. **Journal of the Franklin Institute**, v. 336, 1999, p. 227-236.
- DRECHSEL, K.; SCHEUFELE, R. The performance of short-term forecasts of the German economy before and during the 2008/2009 recession. **International Journal of Forecasting**, v.28, 2012, p. 428-445.
- DREGER, C.; SCHUMACHER, C. Out-of-sample Performance of Leading Indicators for the German Business Cycle: Single vs. Combined Forecasts. **Journal of Business Cycle Measurement and Analysis**, v. 2005, 2005, p.71-87.
- ELLIOTT, G.; TIMMERMANN, A. Optimal Forecast Combination Under Regime Switching. **International Economic Review**, v. 46, 2005, p. 1081-1102.
- FAN, W. G.; DENG, F. Variable Weight Combining Forecasts Based on Forecasting Error. **International Conference on Control and Automation**, v.5, 2007, p.1610-1613.
- FANG, Y. Forecasting combination and encompassing tests. **International Journal of Forecasting**, v. 19, 2003, p. 87-94.
- FARIA, A. E.; SOUZA, R. C. A re-evaluation of the quasi-bayes approach to the linear combination of forecasts. **Journal of Forecasting**, v. 14, 1995, p. 533-542.
- FÉLIX, J. A.; RODRÍGUEZ, F. F. Improving moving average trading rules with boosting and statistical learning methods. **Journal of Forecasting**, v. 27, 2008, p. 433-449.
- FISCHER, I.; HARVEY, N. Combining forecasts: What information do judges need to outperform the simple average? **International Journal of Forecasting**, v. 15, 1999, p. 227-246.

- FRANSES, P. H. Averaging Model Forecasts and Expert Forecasts: Why Does It Work? **Journal Interfaces**, v. 41, 2011, p. 177-181.
- FRANSES, P. H. Model selection for forecast combination. **Applied Economics**, v. 43, 2011b, p. 1721-1727.
- FRANSES, P. H.; LEGERSTEE, R. Combining SKU-level sales forecasts from models and experts. **Expert Systems with Applications**, v. 38, 2011, p. 2365-2370.
- FROMM, J.; FEI, H.; FIORDALISO, A. A nonlinear forecasts combination method based on Takagi-Sugeno fuzzy systems. **International Journal of Forecasting**, v. 14, 1998, p. 367-379.
- GARAND, L.; GRASSOTTI, C. Toward an objective analysis of rainfall rate combining observations and short-term forecast model estimates. **Journal of Applied Meteorology**, v. 34, 1995, p. 1962-77.
- GARDNER, E. S. Jr. Forecasting the failure of component parts in computer systems: A case study. **International Journal of Forecasting**, v. 9, 1993, p. 245-253.
- GARDNER, E. S. Jr. Note: Rule-Based Forecasting Vs. Damped-Trend Exponential Smoothing. **Journal Management Science**, v. 45, 1999, p. 1169-1176.
- GMEZ, M. I.; GONZALEZ, E. R.; MELO, L. F. Forecasting Food Inflation in Developing Countries with Inflation Targeting Regimes. **American Journal of Agricultural Economics**, v. 94, 2012, p. 153-173.
- GONG, K.; LIU, M.; FANG, Y.; ZHANG, X. A Hybrid Model of Rough Sets and Shannon Entropy for Building a Foreign Trade Forecasting System. **Computational Sciences and Optimization**, 2011, p. 7-11.
- GOODWIN, P. Correct or combine? Mechanically integrating judgmental forecasts with statistical methods. **International Journal of Forecasting**, v. 16, 2000, p. 261-275.
- GREEN, K. C.; ARMSTRONG, J. S. Role thinking: Standing in other people's shoes to forecast decisions in conflicts. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 69-80.
- GREER, M. Combination forecasting for directional accuracy: An application to survey interest rate forecasts. **Journal of Applied Statistics**, v. 32, 2005, p. 607-615.
- GUNTER, S. I. Nonnegativity restricted least squares combinations. **International Journal of Forecasting**, v. 8, 1992, p. 45-59.
- GUNTER, S. I.; AKSU, C. The usefulness of heuristic N(E)RLS algorithms for combining forecasts. **Journal of Forecasting**, v. 16, 1997, p. 439-462.
- HARRIES, C.; YANIV, I.; HARVEY, N. Combining advice: the weight of a dissenting opinion in the consensus. **Journal of Behavioral Decision Making**, v. 17, 2004, p. 333-348.
- HARVEY, N.; HARRIES, C. Effects of judges' forecasting on their later combination of forecasts for the same outcomes. **International Journal of Forecasting**, v. 20, 2004, p. 391-409.
- HE, C.; XU, X. Combination of forecasts using self-organizing algorithms. **Journal of Forecasting**, v. 24, 2005, p. 269-278.
- HE, Z.; ZHAO, W.; LIU, H. Comparing the performance of empirical black-box models for river flow forecasting in the Heihe River Basin, Northwestern China. *Hydrological Processes* (in press), 2012.
- HIERNAUX, A. G. Forecasting linear dynamical systems using subspace methods. *Journal of Time Series Analysis*, v. 32, 2011, p. 462-468.
- HOGARTH, R. M. On combining diagnostic 'forecasts': Thoughts and some evidence. **International Journal of Forecasting**, v. 5, 1989, p. 593-597.
- HOLDEN, K.; THOMPSON, J. Combining forecasts, encompassing and the properties of UK macroeconomic forecasts. **Applied Economics**, v. 29, 1997, p. 1447-1458.
- HOLLAUER, G.; ISSLER, J. V.; NOTINI, H. H. Prevendo o crescimento da produção industrial usando um número limitado de combinações de previsões. **Economia Aplicada**, v. 12, 2008, p. 177-198.
- HOST, O.; LAHAV, O.; ABDALLA, F. B.; EITEL, K. Forecasting neutrino masses from combining KATRIN and the CMB observations: Frequentist and Bayesian analyses. **Physical Review**, 2007, D76: 113005.
- HSIAO, C.; WAN, S. K. Comparison of forecasting methods with an application to predicting excess equity premium. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 81, 2011, p. 1235-1246.

- HU, M. Y.; TSOUKALAS, C. Combining conditional volatility forecasts using neural networks: an application to the EMS exchange rates. **Journal of International Financial Markets**, v. 9, 1999, p. 407-422.
- HYNDMAN, R. J.; AHMED, R. A.; ATHANASOPOULOS, G.; SHANG, H. L. Optimal combination forecasts for hierarchical time series. **Journal Computational Statistics & Data Analysis**, v. 55, 2011, p. 2579-2589.
- JEONG, D.; KIM, Y. Combining single-value stream flow forecasts – A review and guidelines for selecting techniques. **Journal of Hydrology**, v. 377, 2009, p. 284-299.
- JIANG, M.; YUAN, X. Personal Credit Scoring Model of Non-linear Combining Forecast Based on GP. **Third International Conference on Natural Computation**, v. 4, 2007, p. 408-414.
- JING-RONG, D. Research on the method of nonlinear combining forecasts based on fuzzy-neural systems. **Third World Congress on Intelligent Control and Automation**, v. 2, 2000, p. 899-903.
- JING-RONG, D. A nonlinear combining forecast method based on fuzzy neural network. **International Conference on Machine Learning and Cybernetics**, v. 4, 2002, p. 2160-2164.
- JING-RONG, D. Combining Stock Market Volatility Forecasts Using an EWMA Technique. **International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCom)**, 2007, p. 5277-5280.
- JING-RONG, D. Combining Stock Market Volatility Forecasts Using a Bayesian Technique. **International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCom)**, 2008, p. 1-5.
- JOHNSTON, F. R.; BOYLAN, J. E.; SHALE, E.; MEADOWS, M. A robust forecasting system, based on the combination of two simple moving averages. **Journal of the Operational Research Society**, v. 50, 1999, p. 1199-1204.
- JONES, R. J. Jr. The state of presidential election forecasting: The 2004 experience. **International Journal of Forecasting**, v. 24, 2008, p. 310-321.
- JORGENSEN, M. Forecasting of software development work effort: Evidence on expert judgement and formal models. **International Journal of Forecasting**, v. 23, 2007, p. 449-462.
- JOSE, V. R. R.; WINKLER, R. L. Simple robust averages of forecasts: Some empirical results. **International Journal of Forecasting**, v. 24, 2008, p. 163-169.
- KAMSTRA, M.; KENNEDY, P. Combining qualitative forecasts using logit. **International Journal of Forecasting**, v. 14, 1998, p. 83-93.
- KAMSTRA, M.; KENNEDY, P.; SUAN, T. K. Combining Bond Rating Forecasts Using Logit. **Financial Review**, v. 36, 2001, p. 75-96.
- KIM, J. R. K. Combining forecasts using optimal combination weight and generalized autoregression†. **Journal of Forecasting**, v. 27, 2008, p. 419-432.
- KLEIN, L. R.; PARK, J. Y. Economic forecasting at high-frequency intervals. **Journal of Forecasting**, v. 12, 1993, p. 301-319.
- KLOPPER, E.; LANDMAN, W. A simple approach for combining seasonal forecasts for southern Africa. **Meteorological Applications**, v. 10, 2004, p. 319-327.
- KOLASSA, S. Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 238-251.
- LAM, K. F.; MUI, H. W.; YUEN, H. K. A note on minimizing absolute percentage error in combined forecasts. **Computers and Operations Research**, v. 28, 2001, p. 1141-1147.
- LARRICK, R. P.; SOLL, J. B. Intuitions About Combining Opinions: Misappreciation of the Averaging Principle. **Journal Management Science**, v. 52, 2006, p. 111-127.
- LEUNG, M. T.; DAOUK, H.; CHEN, A. Using investment portfolio return to combine forecasts: A multi objective approach. **European Journal of Operational Research**, v. 134, 2001, p. 84-102.
- LIANG, K. Y.; LEE, J. C.; SHAO, K. S. H. On the Distribution of the Inverted Linear Compound of Dependent F-Variates and its Application to the Combination of Forecasts. **Journal of Applied Statistics**, v. 33, 2006, p. 961-973.
- LIN, C. C.; TANG, Y. H.; SHYU, J. Z.; LI, Y. M. Combining forecasts for technology forecasting and decision making. **Journal of Technology Management in China**, v. 5, 2010, p. 69-83.

- LIU, J.; KRENZ, D. C.; GALVEZ, A. F.; LUMEN, B. O.; MENEZES, L. M.; BUNN, D. W. The persistence of specification problems in the distribution of combined forecast errors. **International Journal of Forecasting**, v. 14, 1998, p. 415-426.
- LOBO, G. J.; NAIR, R. D. Combining Judgmental and Statistical Forecasts: An Application to Earnings Forecasts. **Decision Sciences**, v. 21, 1990, p. 446-460.
- LOBO, G. J. Alternative methods of combining security analysts' and statistical forecasts of annual corporate earnings. **International Journal of Forecasting**, v. 7, 1991, p. 57-63.
- LUBECKE, T. H.; NAM, K. D.; MARKLAND, R. E.; KWOK, C. C. Y. Combining foreign exchange rate forecasts using neural networks. **Global Finance Journal**, v. 9, 1998, p. 5-27.
- LUCIO, P. S.; SANTOS, L. A.; SILVA, F. D.; BALBINO, H. T.; FERREIRA, D. B.; SALVADOR, M. A. Combining stochastic forecasts of attributes based on the Standardized Precipitation Index transformation design. *Geophysical Research Abstracts*, v. 9, 2007, p. 10266.
- MACDONALD, R.; MARSH, I. W. Combining exchange rate forecasts: What is the optimal consensus measure? **Journal of Forecasting**, v. 13, 1994, p. 313-332.
- MAGALHAES, M. H.; BALLINI, R.; MOLCK, P.; GOMIDE, F. Combining forecasts for natural stream flow prediction. **Annual Meeting of the Fuzzy Information**, v. 1, 2004, p. 390-394.
- MAHMOUD, E. Combining forecasts: Some managerial issues. **International Journal of Forecasting**, v. 5, 1989, p. 599-600.
- MAINES, L. A. An experimental examination of subjective forecast combination. **International Journal of Forecasting**, v. 12, 1996, p. 1178-1195.
- MAKRIDAKIS, S.; ANDERSON, A.; CARBONE, R.; FILDES, R.; HIBON, M.; LEWANDOSKI, R.; NEWTON, J.; PARZEN, E.; WINKLER, R. The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition. **Journal of Forecasting**, v. 1, 1982, p. 111-153.
- MAKRIDAKIS, S.; CHATFIELD, C.; HIBON, M.; LAWRENCE, M.; MILLS, T.; ORD, K.; SIMMONS, L. F. The M2-Competition: a real-time judgmentally based forecasting study. **International Journal of Forecasting**, v. 9, 1993, p. 5-22.
- MAKRIDAKIS, S.; HIBON, M. The M3-Competition: results, conclusions and implications. **International Journal of Forecasting**, v. 16, 2000, p. 451-476.
- MARQUES, E. B. Combinação de Previsões de Índices de Preços. Dissertação (mestrado), Escola de Pós-Graduação em Economia, Fundação Getúlio Vargas. Rio de Janeiro, 2005.
- MARTINS, V. L. M. Comparação de combinação de previsões correlacionadas e não correlacionadas com as suas previsões individuais: um estudo com séries industriais. Dissertação (mestrado), Escola de Engenharia, UFRGS, 2011.
- MARTINS, V. L. M.; WERNER, L. Forecast combination in industrial series: A comparison between individual forecasts and its combinations with and without correlated errors. **Expert Systems with Applications**, v. 39, 2012, p. 11479-11486.
- MCINTYRE, S. H.; ACHABAL, D. D.; MILLER, C. M. Applying case-based reasoning to forecasting retail sales. **Journal of Retailing**, v. 69, 1993, p. 372-398.
- MCNEES, S. K. The uses and abuses of 'consensus' forecasts. **Journal of Forecasting**, v. 11, 1992, p. 703-710.
- MEADE, N.; ISLAM, T. Technological Forecasting - Model Selection, Model Stability, and Combining Models. **Management Science**, v. 44, 1998, p. 1115-1130.
- MENEZES, L. M.; BUNN, D. W. Diagnostic tracking and model specification in combined forecasts of U.K. inflation. **Journal of Forecasting**, v. 12, 1993, p. 559-572.
- MENEZES, L. M.; BUNN, D. W.; TAYLOR, J. W. 2000. Review of guidelines for the use of combined forecasts. **European Journal of Operational Research**, v. 120: 190-204.
- METZGER, S.; LATIF, M.; FRAEDRICH, K. Combining ENSO Forecasts: A Feasibility Study. **Monthly Weather Review**, v. 132, 2004, p. 456-72.
- MILLER, C. M.; CLEMEN, R. T.; WINKLER, R. L. The effect of nonstationarity on combined forecasts. **International Journal of Forecasting**, v. 7, 1992, p. 515-529.



- MORENO, B.; LÓPEZ, A. J. Combining economic forecasts through information measures. **Applied Economics Letters**, v. 14, 2007, p. 899-903.
- MORENO, B.; LÓPEZ, A. J. Combining Economic Forecasts by Using a Maximum Entropy Econometric Approach. **Journal of Forecasting** (in press), 2011.
- MOSTAGHIMI, M. Combining ranked mean value forecasts. **European Journal of Operational Research**, v. 94, 1996, p. 505-516.
- MUKHOPADHYAY, S. K.; YUE, X.; ZHU, X. A Stackelberg model of pricing of complementary goods under information asymmetry. **International Journal of Production Economics**, v. 134, 2011, p. 424-433.
- NEWBOLD, P.; GRANGER, C. W. J. Experience with Forecasting Univariate Time Series and the Combination of Forecasts. **Journal of Royal Statistical Society (A)**, v. 137, 1974, p. 131-165.
- NIELSEN, H. A.; NIELSEN, T. S.; MADSEN, H.; PINDADO, M. J. S. I.; MARTI, I.; Optimal combination of wind power forecasts. **Wind Energy**, v. 10, 2007, p. 471-482.
- ÖLLER, L. E. Forecasting the business cycle using survey data. **International Journal of Forecasting**, v. 6, 1990, p. 453-461.
- PALM, F. C.; ZELLNER, A. To combine or not to combine? Issues of combining forecasts. **Journal of Forecasting**, v. 11, 1992, p. 687-701.
- PERRY, C.; EULER, T. Cost-effective forecasting: Lessons my computer programs never taught me. **Omega**, v. 18, 1990, p. 241-246.
- PALIWAL, M.; KUMAR, U. A Neural networks and statistical techniques: A review of applications. **Expert Systems with Applications**, v. 36, 2009, p. 2-17.
- PONCELA, P.; SENRA, E. A two factor model to combine US inflation forecasts. **Applied Economics**, v. 38, 2006, p. 2191-2197.
- PONCELA, P.; RODRÍGUEZ, J.; MANGAS, R. S.; SENRA, E. Forecast combination through dimension reduction techniques. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 224-237.
- PREMINGER, A.; ZION, U. B.; WETTSTEIN, D. The extended switching regression model: allowing for multiple latent state variables. **Journal of Forecasting**, v. 26, 2007, p. 457-473.
- RAMNATH, S.; ROCK, S.; SHANE, P. Value Line and I/B/E/S earnings forecasts. **International Journal of Forecasting**, v. 21, 2005, p. 185-198.
- RANJAN, R.; GNEITING, T. Combining probability forecasts. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 72, 2010, p. 71-91.
- RAPACH, D. E.; STRAUSS, J. K. Forecasting US employment growth using forecast combining methods. **Journal of Forecasting**, v. 27, 2008, p. 75-93.
- RAPACH, D. E.; STRAUSS, J. K.; ZHOU, G. Out-of-Sample Equity Premium Prediction: Combination Forecasts and Links to the Real Economy. **Review of Financial Studies**, v. 23, 2009, p. 821-862.
- RAPACH, D. E.; STRAUSS, J. K. Forecasting US state-level employment growth: An amalgamation approach. **International Journal of Forecasting**, v. 28, 2012, p. 315-327.
- REEVES, G. R.; LAWRENCE, K. D. Combining forecasts given different types of objectives. **European Journal of Operational Research**, v. 51, 1991, p. 65-72.
- RIDLEY, D. Combining Global Antithetic Forecasts. **International Transactions in Operational Research**, v. 2, 1995, p. 387-398.
- RIDLEY, D. Optimal weights for combining antithetic forecasts. **Computers and Industrial Engineering**, v. 32, 1997, p. 371-381.
- RIDLEY, D. Combining heteroscedastic antithetic forecasts. **Computers and Industrial Engineering**, v. 36, 1999, p. 227-230.
- RIEDEL, S. Pooling for Combination of Multilevel Forecasts. **Transactions on Knowledge and Data Engineering**, v. 21, 2009, p. 1753-66.
- RINGUEST, J. L.; TANG, K. An empirical comparison of five procedures for combining (or selecting) forecasts. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 23, 1989, p. 217-225.

- SANCETTA, A. Recursive Forecast Combination for Dependent Heterogeneous Data. **Econometric Theory**, v. 26, 2009, p. 598-631.
- SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Bringing judgment into combination forecasts. **Journal of Operations Management**, v. 13, 1995, p. 311-321.
- SCHMITTLEIN, D. C.; KIM, J.; MORRISON, D. G. Combining forecasts: operational adjustments to theoretically optimal rules. **Journal Management Science**, v. 36, 1990, p. 1044-1056.
- SHEN, C. H. Forecasting macroeconomic variables using data of different periodicities. **International Journal of Forecasting**, v. 12, 1996, p. 269-282.
- SHEN, S.; LI, G.; SONG, H. An Assessment of Combining Tourism Demand Forecasts over Different Time Horizons. **Journal of Travel Research**, v. 47, 2008, p. 197-207.
- SHI, S. M.; XU, L. D.; LIU, B. Improving the accuracy of nonlinear combined forecasting using neural networks. **Expert Systems with Applications**, v. 16, 1999, p. 49-54.
- SHI, S. Y. Study on the Technique and Error Analysis of Nonlinear Combining Forecasts Based Fuzzy System. **International Conference on Electronic Computer Technology**, 2009, p. 385-387.
- SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação. Laboratório de Ensino à Distância da UFSC / PPGE: 3ª Ed, 2001.
- SMITH, S. K. Further thoughts on simplicity and complexity in population projection models. **International Journal of Forecasting**, v. 13, 1997, p. 557-565.
- SMITH, J.; WALLIS, K. F. A Simple Explanation of the Forecast Combination Puzzle. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 71, 2009, p. 331-355.
- SPANN, M.; SKIERA, B. Sports forecasting: a comparison of the forecast accuracy of prediction markets, betting odds and tipsters. **Journal of Forecasting**, v. 28, 2009, p. 55-72.
- SPIRO, P. S. Improving a group forecast by removing the conservative bias in its components. **International Journal of Forecasting**, v. 5, 1989, p. 127-131.
- STATHOPOULOS, A.; DIMITRIOU, L.; TSEKERIS, T. Fuzzy Modeling Approach for Combined Forecasting of Urban Traffic Flow. **Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering**, v. 23, 2008, p. 521-535.
- STRIJBOSCH, L. W. G.; HEUTS, R. M. J.; SCHOOT, E. H. M. A combined forecast - inventory control procedure for spare parts. **Journal of the Operational Research Society**, v. 51, 2000, p. 1184-1192.
- SUMI, S. M.; ZAMAN, F.; HIROSE, H. A novel hybrid forecast model with weighted forecast combination with application to daily rainfall forecast of Fukuoka city. ACIIDS'11 Proceedings of the Third international conference on Intelligent information and database systems, 2011, p. 262-271.
- SZUPLUK, R.; WOJEWNIK, P.; ZABKOWSKI, T. Combining forecasts with blind signal separation methods in electric load prediction framework. 24th IASTED international conference on Artificial intelligence and applications table of contents, 2006, p. 439-444.
- TANG, X.; ZHOU, Z.; SHI, Y. The error bounds of combined forecasting. **Mathematical and Computer Modeling**, v. 36, 2002, p. 997-1005.
- TANG, X.; ZHOU, Z.; SHI, Y. The variable weighted functions of combined forecasting. **Computers and Mathematics with Applications**, v. 45, 2003, p. 723-730.
- TAYLOR, J. W.; BUNN, D. W. Investigating Improvements in the Accuracy of Prediction Intervals for Combinations of Forecasts: A Simulation Study. **International Journal of Forecasting**, v. 15, 1999, p. 325-339.
- TAYLOR, J. W.; MAJITHIA, S.; JAMES, W. Using combined forecasts with changing weights for electricity demand profiling. **Journal of the Operational Research Society**, v. 51, 2000, p. 72-82.
- TERREGROSSA, S. J. On the efficacy of constraints on the linear combination forecast model. **Applied Economics Letters**, v. 12, 2005, p. 19-28.
- TERUI, N.; DIJK, H. K. Combined forecasts from linear and nonlinear time series models. **International Journal of Forecasting**, v. 18, 2002, p. 421-438.
- THEODOSIOU, M. Forecasting monthly and quarterly time series using STL decomposition. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 1178-1195.

- THOMAS, R. J. Estimating demand for services: issues in combining sales forecasts. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 3, 1996, p. 241-250.
- TIBILETTI, L. A non-linear combination of experts' forecasts: A Bayesian approach. **Journal of Forecasting**, v. 13, 1994, p. 21-27.
- TSANGARI, H. An Alternative Methodology for Combining Different Forecasting Models. **Journal of Applied Statistics**, v. 34, 2007, p. 403-421.
- VOLKOV, V. Y.; GLADKOV, Y. U. M. Reconfigurable combined forecasts in a non-stationary inflationary environment. **Journal of Forecasting**, v. 14, 1995, p. 395-403.
- VOKURKA, R. J.; FLORES, B. E.; PEARCE, S. L. Automatic feature identification graphical support in rule-based forecasting: a comparison. **International Journal of Forecasting**, v. 12, 1996, p. 495-512.
- WALLIS, K. COMBINING FORECASTS - forty years later. **Applied Financial Economics**, v. 21, 2011, p. 33-41.
- WALZ, D. B.; WALZ, D. P. Combining Forecasts: Multiple Regression versus a Bayesian Approach†. **Decision Sciences**, v. 20, 1989, p. 77-89.
- WANG, M. Y.; LAN, W. T. Combined forecast process: Combining scenario analysis with the technological substitution model. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 74, 2007, p. 357-378.
- WANG, W.; NIE, S. The Performance Evaluation and Choice of Combining Forecast Method. **Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application**, v. 1, 2008, p. 838-842.
- WANG, W.; NIE, S. The Performance of Several Combining Forecasts for Stock Index. *International Seminar on Future Information Technology and Management Engineering*, 2008b, p. 450-455.
- WANG, G.; KULKARNI, S. R.; POOR, H. V.; OSHERSON, D. N. Aggregating Large Sets of Probabilistic Forecasts by Weighted Coherent Adjustment. **Journal Decision Analysis**, v. 8, 2011, p. 128-144.
- WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgment and Statistical Time Series Forecasting: a Review of the Literature. **International Journal of Forecasting**, v. 12, 1996, p. 91-118.
- WENZEL, T. Hits-and-misses for the evaluation and combination of forecasts. **Journal of Applied Statistics**, v. 28, 2001, p. 759-773.
- WERNER, L. Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação de previsões e do ajuste baseado na opinião. Tese (doutorado), Escola de Engenharia, UFRGS, 2005.
- WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Modelo Composto para prever demanda através da integração de previsões. *Produção (São Paulo)*, v. 16, 2006, p. 493-509.
- WHITE, E. M.; DATTERO, R.; FLORES, B. Combining vector forecasts to predict thoroughbred horse race outcomes. **International Journal of Forecasting**, v. 8, 1992, p. 595-611.
- WICHARD, J. D. Forecasting the NN5 time series with hybrid models. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 700-707.
- WINKLER, R. L. Combining forecasts: A philosophical basis and some current issues. **International Journal of Forecasting**, v. 5, 1989, p. 605-609.
- WINKLER, R. L.; CLEMEN, R. T. Sensitivity of weights in combining forecasts. **Operations Research**, v. 40, 1992, p. 609-614.
- WINKLER, R. L.; CLEMEN, R. T. Multiple Experts vs. Multiple Methods: Combining Correlation Assessments. **Journal Decision Analysis**, v. 1, 2004, p. 167-176.
- WINKLER, R. L.; MAKRIDAKIS, S. The Combination of Forecasts. **Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)**, v. 146, 1983, p.150-157.
- WONG, K. K. F.; SONG, H.; WITT, S. F.; WU, D. C. Tourism forecasting: To combine or not to combine? **Tourism Management**, v. 28, 2007, p. 1068-1078.
- XIONG, L.; SHAMSELDIN, A. Y.; O'CONNOR, K. M. A non-linear combination of the forecasts of rainfall-runoff models by the first-order Takagi-Sugeno fuzzy system. **Journal of Hydrology**, v. 25, 2001, p. 196-217.
- YUFANG, C.; MINGHUI, J. Combining Forecasts of Personal Credit Scoring Based on RBF Neural Network. **Control Conference (Chinese)**, 2007, p. 250 – 252.

ZHANG, L.; ZHAO, W.; HE, Z.; LIU, H. Application of the Takagi - Sugeno fuzzy system for combination forecasting of river flow in semiarid mountain regions. **Hydrological Processes**, v. 23, 2009, p. 1430-1436.

ZHANG, X.; LEI, Y.; CAO, Q. V. Compatibility of Stand Basal Area Predictions Based on Forecast Combination. **Forest Science**, v. 56, 2010, p. 552-557.

ZHOU, Z.; SHI, Y.; HAO, X. An MC2 Linear Programming Approach to Combined Forecasting. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 29, 1999, p. 97-103.

ZHU, X.; MUKHOPADHYAY, S. K.; YUE, X. Role of forecast effort on supply chain profitability under various information sharing scenarios. **International Journal of Production Economics** , v. 129, 2011, p. 284-291.

ZOU, H.; YANG, Y. Combining time series models for forecasting. **Journal of Forecasting**, v.20, 2004, p. 69-84.

### III. ARTIGO 2: UM ESTUDO COMPARATIVO DE COMBINAÇÕES DE PREVISÕES E SUAS PREVISÕES INDIVIDUAIS POR MEIO DE SÉRIES SIMULADAS

ALINE CASTELLO BRANCO MANCUSO  
aline.mancuso@gmail.com

LIANE WERNER  
liane@producao.ufrgs.br

#### Resumo

Ao longo dos anos, foram publicados diversos estudos que comparam as previsões individuais com a combinação de previsões. A fim de indicar o método de combinação mais acurado, métodos como a média simples e a variância mínima são constantemente confrontados com as técnicas de previsões individuais. No entanto, não há unanimidade nas conclusões. Além disso, modelos como a combinação por regressão são pouco contemplados. Sendo assim, este trabalho apresenta um estudo comparativo destes três modelos de combinação e suas previsões individuais. Baseado em dados simulados, é avaliada a acurácia das técnicas de redes neurais artificiais (RNA), dos modelos de Box-Jenkins (ARIMA) e dos modelos de alisamento exponencial, calculando-se as previsões combinadas através da média simples, da variância mínima e de modelos de regressão. As medidas empregadas para a escolha do método mais preciso são MAE (erro absoluto médio), MAPE (erro percentual absoluto médio), RMSE (raiz do erro médio quadrático) e o coeficiente U de Theil. Como principal contribuição, destaca-se a preeminência das técnicas de RNA e a acurácia da combinação por modelos de regressão.

**PALAVRAS-CHAVE:** previsão, combinação de previsões, medidas de acurácia.

#### Abstract

*Over the years, several studies comparing the individual forecasts with the combination of forecasts were published. In order to give the most accurate method, models as simple average and minimum variance are constantly confronted with the individual forecasts. However, there is no unanimity in the conclusions. Moreover, models such as the combination by regression are not contemplated. Therefore, this paper presents a comparative study of these three combination and their individual forecasts. Based on simulated data, it evaluates the accuracy of the techniques of artificial neural networks (ANN), Box-Jenkins (ARIMA) and exponential smoothing, calculating the forecasts combined by simple averaging, minimum variance and regression models. The measures used to choose the most accurate method are MAE (mean absolute error), MAPE (mean absolute percentage error), RMSE (root mean square error) and Theil's inequality coefficient (U). As main contribution, we highlight the preeminence of the techniques of ANN and the accuracy of the combination of forecasts by regression models.*

**KEYWORDS:** forecasting, combined forecasts, measures of accuracy.

## 1. INTRODUÇÃO

A fim de reduzir custos e aumentar a qualidade dos produtos, diversas técnicas aplicadas à gestão da produção vêm sendo desenvolvidas e aprimoradas. Dentre as diferentes variáveis do planejamento e controle da produção, destaca-se o conhecimento prévio da demanda futura do mercado, que afeta diretamente o sucesso empresarial (WANG e CHANG, 2010). No entanto, a realização de previsões é um processo que envolve incertezas; no intuito de minimizar essa incerteza, existe uma gama variada de técnicas de previsão e de modelos que incorporam estas diferentes previsões, método este, conhecido como combinação de previsões (MARTINS e WERNER, 2012). Desde Bates e Granger (1969) técnicas de combinação vêm sendo exaustivamente comparadas. Já é possível listar diversos autores que concluíram que a combinação de previsões é mais acurada que o melhor modelo individual (BATES e GRANGER, 1969; CLEMEN, 1989; TAYLOR e BUNN, 1999; PONCELA et al., 2011; MARTINS e WERNER, 2012). Entretanto, não basta apenas combinar, é preciso saber quais técnicas utilizar e como combiná-las (WERNER, 2005).

Em suma, a combinação de previsões consiste em utilizar diferentes previsões de forma combinada, qualitativa ou quantitativamente. Sendo assim, é preciso selecionar as melhores técnicas de previsão e, para tanto, se faz necessário investigar quais técnicas apresentam melhor acurácia. Na última década as técnicas não lineares de previsão ganharam destaque nas mais diversas áreas do conhecimento, mais especificadamente, a previsão por Redes Neurais Artificiais (RNA) foi muito comparada com outras previsões individuais. No entanto, são poucos os estudos que comparam estas com técnicas de combinação (MANCUSO, 2013).

O objetivo deste artigo é contribuir no estudo da comparação de previsões individuais e combinadas, de forma a avaliar a acurácia de cada método através de dados simulados. Utilizando softwares estatísticos, este estudo analisa técnicas de redes neurais artificiais, Box-Jenkins (ARIMA) e Alisamento Exponencial (AE); pois, além da popularidade, estes métodos foram escolhidos pela sua capacidade de reconhecer padrões e regularidades em séries de tempo. As previsões combinadas foram calculadas através da média simples, variância mínima e da análise de regressão. Como o presente trabalho propõe um estudo comparativo da acurácia de diferentes técnicas de previsão, a comparação será realizada diretamente com medidas de acurácia. As métricas utilizadas correspondem ao erro absoluto médio (MAE), erro percentual médio absoluto (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE) e o coeficiente U de Theil.

Este artigo está estruturado em cinco seções, sendo esta introdução a primeira. A seção dois apresenta um breve referencial teórico sobre as técnicas e os modelos utilizados. A seção três apresenta os procedimentos metodológicos de simulação. Os resultados das comparações são apresentados e discutidos na seção quatro. E, por último, na seção cinco encontram-se as principais conclusões deste estudo.

## **2. TÉCNICAS PARA PREVISÃO DE DEMANDA**

As previsões de demanda desempenham um importante papel no mercado mundial. O atual dimensionamento do comércio exige cada vez mais do gerenciamento empresarial, tornando-se vital a previsão de demanda. Para tanto, buscam-se previsões mais acuradas, visto os prejuízos que uma previsão mal formulada pode ocasionar; por exemplo, perda de oportunidades para a empresa, quando esta produz uma demanda inferior a real ou a alta produção pode gerar maiores custos de estocagens e depreciação dos produtos. As previsões devem ser feitas de maneira a avaliar as projeções de crescimento, tanto quanto decréscimos que podem ocorrer em períodos recessivos da economia. Neste propósito surgiram as previsões combinadas, embasadas no provimento de uma previsão superior à melhor previsão individual disponível.

O método consiste em combinar diferentes técnicas, visando melhor aproveitar as informações provenientes das diversas previsões individuais, pois as previsões podem ser afetadas por diversos fatores, deste modo, cada técnica pode oferecer uma contribuição diferenciada quanto à informação detectada (CLEMEN, 1989; FOGLIATTO et al., 2005). Logo, um número maior de informações poderá ser considerado através da combinação.

A combinação pode ser realizada utilizando modelos qualitativos, quantitativos ou ambos. Neste trabalho serão analisados modelos quantitativos de previsão, os quais se baseiam em séries temporais. Nesta seção serão abordadas, em subseções distintas, três técnicas de previsão individual, três métodos de combinação de previsões e as medidas de acurácia a serem utilizadas no estudo.

### **2.1. TÉCNICAS INDIVIDUAIS DE PREVISÃO**

Uma característica importante das séries temporais é que as observações vizinhas são, em geral, dependentes. Portanto, um modo simples de se estudar o comportamento destas séries é a partir da análise e da modelagem destas dependências. Neste trabalho, três técnicas de previsão individual serão consideradas: ARIMA, Alisamento Exponencial e RNA. Dentre os motivos das técnicas ARIMA e Alisamento Exponencial serem aqui explicitadas está o fato

de serem simples, de baixo custo e adequados para realizar previsões (MAKRIDAKIS et al., 1998; MARTÍNEZ e ZAMPROGNO, 2003; MORETTIN e TOLOI, 2006;). Ademais, optou-se pela técnica de redes neurais por apresentarem vantagens sobre as técnicas tradicionais (CALÔBA et al., 2002; GUAN et al., 2004; TURE e KURT, 2006; PALIWAL e KUMAR, 2009;).

Os modelos mais populares para previsão de séries temporais são os *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA), propostos por Box e Jenkins (CHEN e WANG, 2007; XU et al., 2010). Os modelos ARIMA se baseiam na teoria da modelagem estatística, onde um algoritmo é utilizado para buscar um modelo acurado que apresente o menor número de parâmetros possível, um modelo parcimonioso (LU e ABOURIZK, 2009). São modelos matemáticos que visam capturar o comportamento da série por meio da correlação entre valores passados (WERNER, 2005). Estes modelos resultam da combinação de três componentes: auto-regressivo (AR), de Integração (I) e o de Médias Móveis (MA). O algoritmo de Box-Jenkins auxilia na escolha do melhor modelo baseado nos gráficos da função de autocorrelação e da função de autocorrelação parcial; porém, a identificação deste melhor modelo exige experiência e subjetividade do analista (LU e ABOURIZK, 2009), pois uma mesma série de dados pode apresentar diferentes modelos. Entretanto, comparada com outras técnicas, esta metodologia ainda se sobressai quanto à facilidade de uso e, principalmente, à acurácia dos modelos. A desvantagem desses modelos é que eles são lineares, e a relação entre as variáveis é não linear para a maioria dos problemas reais. Mais detalhes sobre esta técnica podem ser vistos em Makridakis et al. (1998).

Alisamento Exponencial ou Volatilidade Exponencialmente Ponderada (*Exponentially Weighted Volatility*) é uma técnica que busca valorizar as ocorrências mais recentes. Segundo Taylor (2003), a popularidade da técnica se deve à sua robustez e praticidade nas aplicações em que um grande número de séries deve ser modelado. Dentre as técnicas disponíveis de suavização exponencial, destacam-se o alisamento exponencial simples, o alisamento exponencial duplo, o modelo linear de Holt (para as séries que apresentam o componente de tendência) e o modelo de Holt-Winters (quando a série apresentar tanto o componente de tendência quanto o componente sazonal). Assumindo que os valores extremos da série são flutuações aleatórias, o propósito destas técnicas é identificar um padrão básico (MORETTIN E TOLOI, 2006). Mais detalhes sobre métodos de alisamento podem ser vistos em Hyndman et al. (2008).

As Redes Neurais Artificiais (RNA), propostas por McCullock e Pitts em 1943, são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático baseado na estrutura neural



do cérebro humano, que adquire conhecimento através da experiência. Segundo Khashei e Bijari (2010), as RNA são um dos mais precisos modelos de previsão. A maioria destes modelos possui alguma regra de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. A forma como os neurônios são organizados em uma rede neural está associada ao tipo de problema e é fator importante para a definição dos algoritmos de aprendizado utilizados. Segundo Gupta e Rao (1994) as arquiteturas de redes neurais existentes podem ser classificadas em: *feedforward* (diretas) ou *feedback* (recorrentes). As Redes Neurais Artificiais podem ser vistas como um método de regressão não linear, flexivelmente utilizadas como um método paramétrico, semi ou não paramétrico. A principal vantagem destas técnicas está na capacidade de modelar séries complexas, sem assumir um conhecimento prévio sobre o processo de geração de dados; além disto, são valiosas quando a função de relação entre a entrada e a saída não é conhecida (HAYKIN, 2001).

A rede a ser utilizada neste trabalho será do tipo *feedforward*, por ser bastante conhecida e experimentada. Em redes deste tipo os neurônios são dispostos em camadas, usualmente duas camadas ativas. A respeito do número de camadas intermediárias (escondidas), segundo Fernandes et al. (1996), este número é escolhido usando o bom senso: se a camada for muito grande, a rede estará memorizando os padrões e com isso perdendo a capacidade de generalização; porém, se a camada for muito pequena, a rede executará mais iterações para atingir a precisão desejada. Quando a RNA memoriza certo conjunto de dados ela vai apresentar pequenos erros de previsão para o período amostral, mas grandes erros para previsões fora da amostra. Ainda segundo o autor, “*a rede que melhor generaliza os dados é a menor rede apta a realizar o treinamento dos dados*”.

## 2.2. MODELOS DE COMBINAÇÃO DE PREVISÕES

Os modelos de combinação utilizados neste estudo partem do método proposto por Bates e Granger (1969). Eles propuseram o método de combinar previsões através de uma combinação linear de duas previsões objetivas não viciadas (ou devidamente corrigidas), conforme a equação (1).

$$C = k\hat{y}_1 + (1 - k)\hat{y}_2 \quad (1)$$

onde: C é o valor da combinação,  $\hat{y}_1$  o valor da previsão 1 e  $\hat{y}_2$  o valor da previsão 2, considerando um peso k para a primeira e (1 - k) para a segunda. Uma escolha lógica para k é atribuir um peso maior à previsão que possuir os menores erros e, neste ideal, os autores propuseram cinco maneiras para o cálculo dos pesos (WERNER, 2005).

Posteriormente, outros autores (NEWBOLD e GRANGER, 1974; WINKLER e MAKRIDAKIS, 1983; CLEMEN, 1989; ARMSTRONG, 2001; ZOU e YANG, 2004; CAI et al., 2011) aderiram ao método e os estudos foram avançando na área. A combinação de previsões foi estendida de duas para  $n$  técnicas combinadas e começou a ser interpretada como uma forma estruturada de regressão (NEWBOLD e GRANGER, 1974). A Figura 1 apresenta os três modelos para combinação de previsões considerados neste trabalho.

<b>Modelo</b>	<b>Fórmula</b>
Média Simples	$C_i = \sum_{p=1}^P \hat{y}_{pi} / P$
Variância Mínima	$C_i = \sum_{p=1}^P k_p \hat{y}_{pi}$
Regressão	$C_i = \alpha + \sum_{p=1}^P \beta_{pi} \hat{y}_{pi} + \varepsilon_i$

Figura 1: Modelos de Combinação de Previsões

Fonte: elaborada pela autora

Na Figura 1,  $C_i$  é a previsão combinada para o período  $i$ , com  $i = 1, 2, 3, \dots, N$  e  $N$  o total de períodos (observações),  $\hat{y}_{pi}$  é o valor da previsão  $p$  para o período  $i$ , tal que  $p = 1, 2, \dots, P$  e  $P$  o número de previsões (técnicas) a serem combinadas.  $k_p$  (peso da previsão  $p$ ) é deduzido pela equação 2, desenvolvida a partir da proposta de Bates e Granger (1969) para o cálculo dos pesos. Para a técnica de combinação por regressão,  $\alpha$  e  $\beta_{pi}$  são os coeficientes angular e linear, respectivamente, estimados assumindo que  $C_i$  são os dados observados para a variável e as predições das técnicas individuais.  $\varepsilon_i$  é o erro aleatório (ruído) para o período  $i$ , supondo erros não correlacionados e que  $\varepsilon_i$  tem distribuição normal com média zero e variância constante.

$$k_p = \left( \sum_{i=1}^N e_{pi}^2 \right)^{-1} / \sum_{p=1}^P \left( \sum_{i=1}^N e_{pi}^2 \right)^{-1} \quad (2)$$

onde  $e_{pi} = (y_i - \hat{y}_{pi})$  é o erro da previsão  $p$  para o período  $i$ .

Dentre as propostas de Bates e Granger (1969), para o cálculo dos pesos, a equação (2) foi selecionada como a mais acurada, assim como as conclusões obtidas no estudo realizado por Newbold e Granger (1974).

### 2.3. MEDIDAS DE ACURÁCIA

A escolha do modelo ou técnica de previsão depende, entre outros critérios, do grau de acurácia desejado. Em problemas de previsão de séries temporais, uma importante tarefa é a de quantificar a qualidade da predição obtida. Para que se possa ter ideia do quanto uma técnica de previsão é acurada, é necessário estimar o quanto se está errando. Isso permite comparar diversas estruturas de modelos. A Figura 2 apresenta as quatro medidas de acurácia

a serem utilizadas: MAE (*Mean Absolute Error*), MAPE (*Mean Absolute Perceptual Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*) e o coeficiente U de Theil.

Sigla	Fórmula
MAE	$\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N  y_i - \hat{y}_i $
MAPE	$\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N  (y_i - \hat{y}_i)/y_i  \cdot 100$
RMSE	$\sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$
U de Theil	$\sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} / \left[ \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (y_i)^2} + \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i)^2} \right]$

Figura 2: Medidas de Acurácia

Fonte: elaborada pela autora

Na Figura 2,  $y_i$  é o valor real do período  $i$ ,  $\hat{y}_i$  é a previsão para o período  $i$ , tal que  $i = 1, 2, \dots, N$ . A medida MAPE é a mais usada e serve para comparar previsores (ARMSTRONG e COLLOPY, 1992). Entretanto, a medida RMSE, que penaliza mais os erros maiores, permite avaliar a qualidade de um previsor em relação aos dados. Já para dados onde a componente determinística é dominante, a estatística U de Theil é mais indicada. O coeficiente U de Theil analisa a qualidade de uma previsão com valores entre zero e um, sendo que, quanto mais próximo de um, maior a desigualdade e mais próximo de zero significa que o erro do modelo é menor que da previsão ingênua, ou seja, indica que uma previsão é melhor que a previsão trivial (Spencer, 1993). Uma comparação das medidas de acurácia pode ser encontrada em Fair (1986) e em Hyndman e Koehler (2006).

### 3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Esta seção visa apresentar a metodologia utilizada na análise dos dados, estruturada em cinco etapas. O objetivo desta metodologia segue em simular séries temporais estacionárias para comparar a acurácia das técnicas e métodos referenciados anteriormente, buscando quais destes apresentam um melhor desempenho para a previsão.

A primeira etapa consiste na geração dos dados. Serão geradas 500 séries temporais com 200 períodos de tempo (observações). Para tanto, no programa r-Project versão 2.15.0 (disponível gratuitamente em [www.r-project.org](http://www.r-project.org)), será utilizado o comando “ts” para criar séries temporais através do somatório dos comandos “rpois”, “rbinom” e “rnorm” que geram variáveis aleatórias com distribuição de Poisson, Binomial e Normal, respectivamente.

A modelagem das séries será realizada na segunda etapa. Para cada uma das séries simuladas no estudo, serão realizadas as três modelagens individuais propostas com 180

períodos (treino), reservando-se as últimas 20 observações para os testes de acurácia. Os modelos ARIMA e AE serão ajustados com o software SPSS Statistics 18.0, o qual estima de forma automática os melhores modelos. Já o ajuste RNA será realizado no *r-Project* com o *package neuralnet*, que contém as funções necessárias para a obtenção de redes neurais (GÜNTHER e FRITSCH, 2010). Estas funções de redes neurais exigem que o parâmetro *hidden* (número de neurônios intermédios) seja definido pelo usuário. Idealmente, este parâmetro deveria ser escolhido conforme o comportamento de cada série, através de uma seleção de modelos, onde se testariam diversos valores, escolhendo-se a rede que apresentasse o melhor valor num conjunto de validação. Contudo, considerado as 500 séries simuladas, este procedimento exigiria elevados recursos computacionais. Assim, dentro do âmbito deste trabalho, foram definidos quatro neurônios intermédios. Cruz e Cortez (2009) sustentam que este número de neurônios permite criar redes de reduzida dimensão e que, por isso, são menos propícias ao fenômeno de sobre-ajustamento (perda de capacidade de generalização).

Após a modelagem das séries e o cálculo de suas respectivas previsões individuais, para os próximos 20 períodos (teste), inicia-se a etapa três, onde serão combinadas as previsões utilizando os três métodos de combinação listados na Figura 1, sendo  $N = 20$  e  $P = 3$ . Os modelos serão desenvolvidos no *r-Project*. Para obter o método de combinação por regressão linear será utilizada a função “lm” do pacote *stats*.

Com as últimas 20 observações reservadas (valores simulados) e suas respectivas previsões (valores obtidos nas modelagens), serão calculados os erros de previsão para os seis métodos. Com base nestes erros de previsão, procede-se à etapa quatro, onde serão calculadas as medidas de acurácia para cada uma das três técnicas e das três combinações.

Tendo como referência a comparação direta das medidas de acurácia, as métricas de comparação usadas correspondem ao erro absoluto médio (MAE), a média dos erros percentuais absolutos (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), e o coeficiente U de Theil, conforme a Figura 2. Por fim, na quinta etapa, tendo como base os critérios de comparação medidos na etapa anterior, verifica-se qual o método mais acurado.

#### **4. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Para cada uma das 500 séries foram obtidas as previsões de seis diferentes formas: três previsões individuais e três combinações das previsões, conforme especificado anteriormente. Cada uma destas foi avaliada quanto a sua acurácia por quatro medidas distintas: MAE, MAPE, RMSE e U de Theil. Uma análise descritiva destas medidas foi realizada para cada método de previsão, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Análise Descritiva das Medidas de Acurácia

			<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>	<b>RMSE</b>	<b>U de Theil</b>
<b>Previsões Individuais</b>	<b>RNA</b>	Mínimo	2,51	10,88	3,14	0,0689
		Média	4,13	21,59	5,10	0,1158
		Variância	0,50	31,79	0,65	0,0003
		Máximo	6,07	45,54	7,06	0,1666
	<b>ARIMA</b>	Mínimo	2,42	11,14	2,94	0,0701
		Média	4,14	21,77	5,10	0,1159
		Variância	0,48	32,59	0,65	0,0003
		Máximo	6,07	46,33	7,35	0,1689
	<b>Alisamento Exponencial (AE)</b>	Mínimo	2,50	10,82	2,98	0,0661
		Média	4,24	22,27	5,23	0,1188
		Variância	0,53	34,54	0,72	0,0004
		Máximo	6,52	42,38	7,74	0,1765
<b>Combinação de Previsões</b>	<b>Média Simples</b>	Mínimo	2,29	10,90	2,93	0,0703
		Média	4,10	21,56	5,05	0,1149
		Variância	0,48	32,30	0,64	0,0003
		Máximo	5,90	43,25	7,02	0,1595
	<b>Variância Mínima</b>	Mínimo	2,25	10,92	2,91	0,0695
		Média	4,08	21,47	5,03	0,1144
		Variância	0,48	32,11	0,64	0,0003
		Máximo	5,90	42,99	6,94	0,1587
	<b>Regressão</b>	Mínimo	1,96	8,91	2,44	0,0530
		Média	3,74	19,55	4,62	0,1050
		Variância	0,47	24,17	0,65	0,0004
		Máximo	5,75	41,62	6,76	0,1607

Focando primeiramente as técnicas de previsões individuais (RNA, ARIMA e Alisamento Exponencial) na Tabela 1, percebe-se que os três modelos foram semelhantes, sendo a técnica RNA mais acurado em média, assim como em Ming Shi et al. (1999). O modelo de Alisamento Exponencial (AE) obteve as maiores medidas, sendo o terceiro em acurácia, mas apenas em termos decimais.

Entre os modelos de combinação (Média Simples, Variância Mínima e por Regressão), a análise por regressão apresentou as menores médias para as medidas, sendo a média simples a menos acurada das combinações. No entanto, de modo geral, a combinação via média simples é mais acurada que as técnicas individuais; ou seja, apresentou menores resultados, sendo suas previsões melhores que as piores previsões individuais, em média, assim como descrito por Jeong e Kim (2009). De modo geral, não houve divergências entre as medidas, a combinação por regressão apresentou a menor média para as quatro medidas de acurácia entre os seis modelos.

Em questão da variabilidade, pode-se melhor visualizar os resultados pelas Figuras 3, 4, 5 e 6, nestas figuras encontram-se os gráficos box-plot para o erro absoluto médio (MAE), o erro percentual médio absoluto (MAPE), a raiz do erro médio quadrático (RMSE) e o coeficiente U de Theil, respectivamente, para os seis modelos comparados.

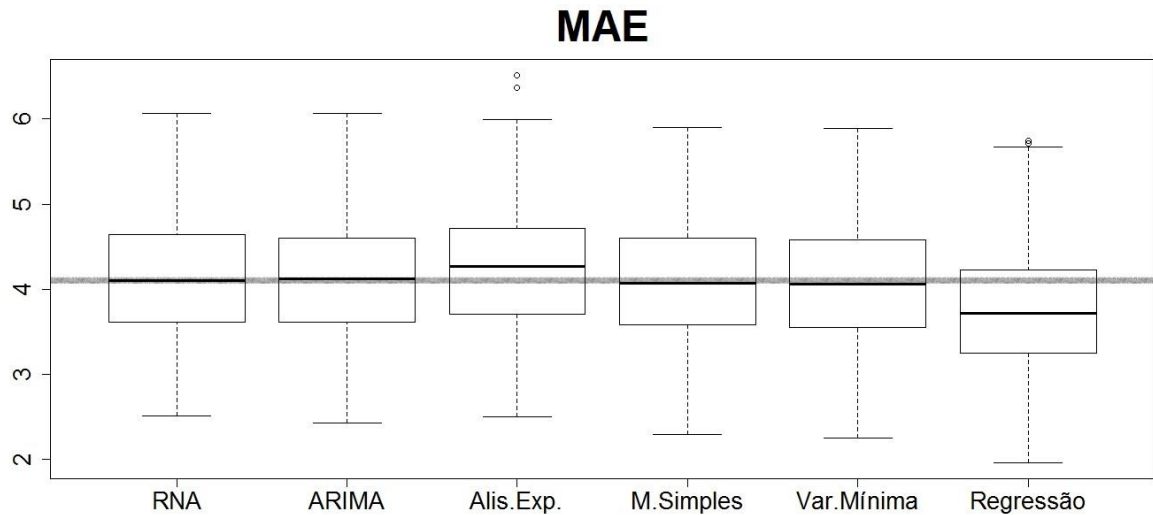


Figura 3: Box-plot para as medidas de acurácia MAE

Fonte: elaborada pela autora

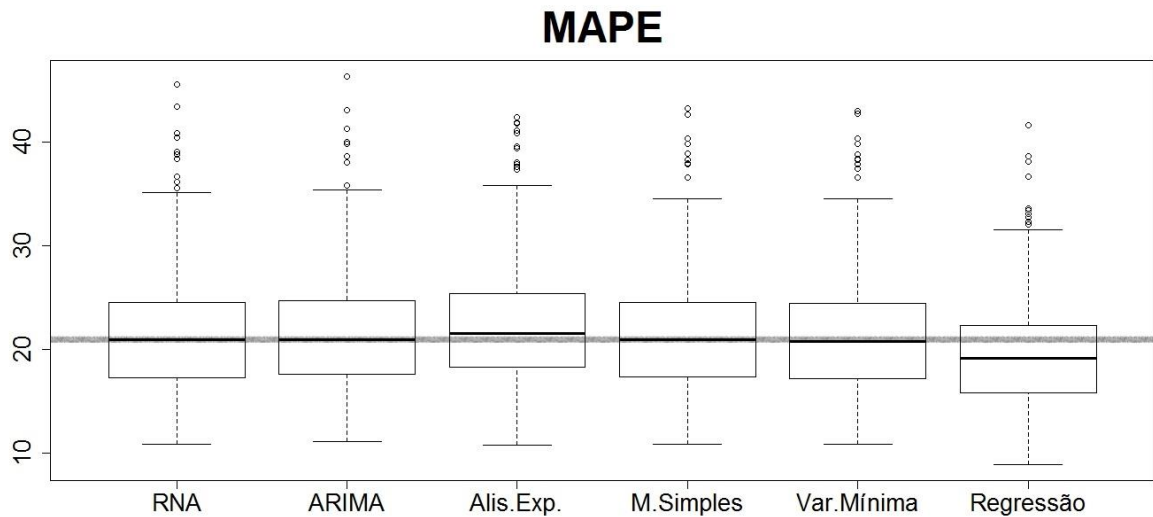


Figura 4: Box-plot para as medidas de acurácia MAPE

Fonte: elaborada pela autora

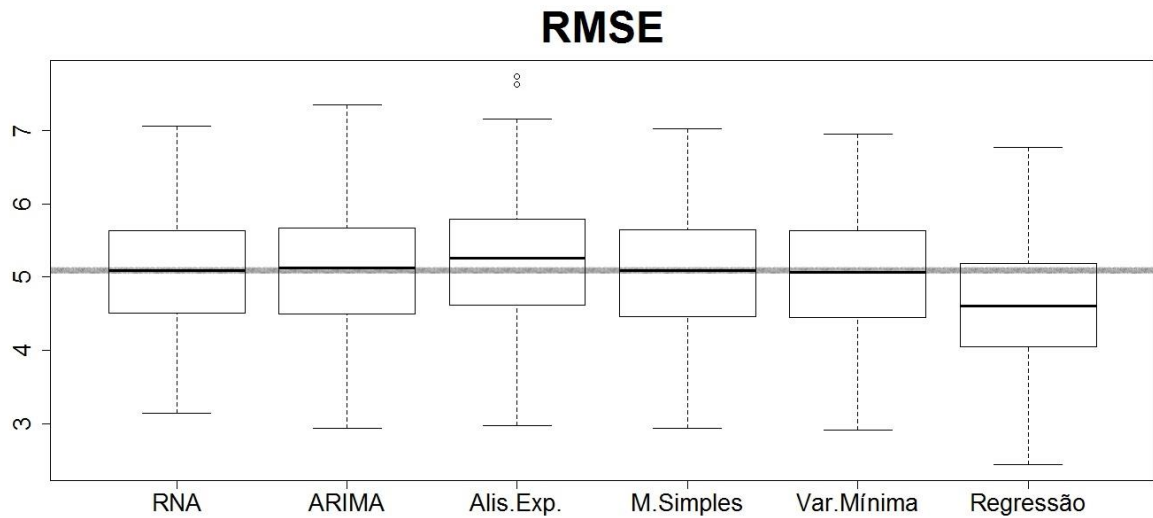


Figura 5: Box-plot para as medidas de acurácia RMSE

Fonte: elaborada pela autora

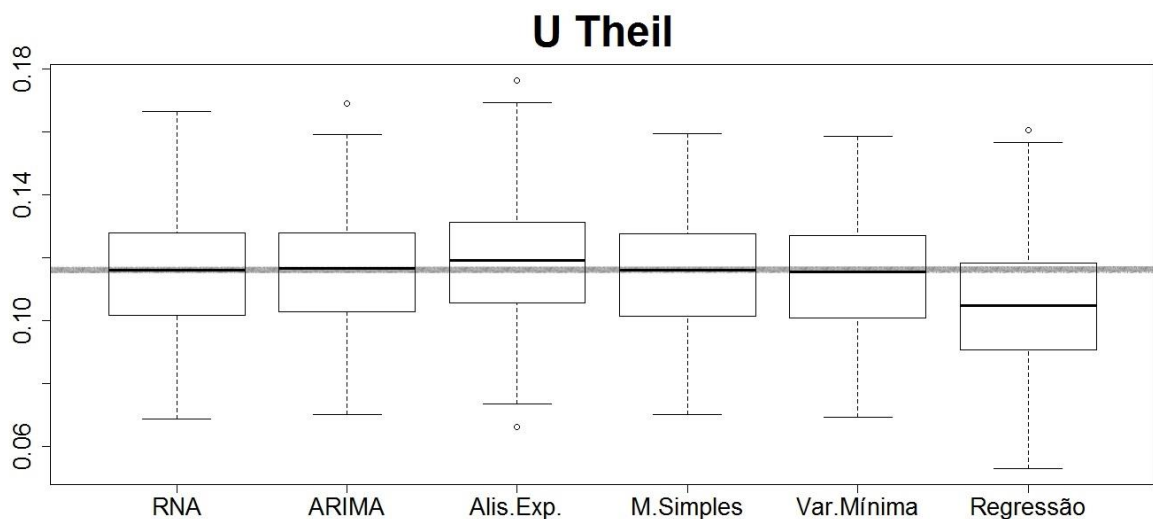


Figura 6: Box-plot para as medidas de acurácia U de Theil

Fonte: elaborada pela autora

Na análise gráfica das Figuras 3, 4, 5 e 6 é possível verificar os resultados tomados pela Tabela 1: as técnicas de previsões individuais apresentaram comportamento semelhante nos quatro gráficos; e a combinação via regressão destacou-se perante os demais modelos. Nas quatro figuras é possível visualizar o potencial da análise de regressão para a combinação das previsões. Observa-se, ainda, que, apesar de menos acurados, os modelos ARIMA apresentaram menor variabilidade. De modo geral, referente às diferentes medidas de acurácia, a análise gráfica sugere um comportamento padrão dos métodos entre as quatro medidas, não havendo discordância entre os resultados.

Todavia, o interesse segue, de forma pontual, na previsão mais acurada para as séries de dados. Buscando-se qual método realiza a melhor previsão, por medida de acurácia, o método por regressão foi o que apresentou os melhores resultados. A Tabela 2 apresenta as frequências percentuais do melhor método para as quatro medidas. Tais frequências foram obtidas considerando o número de vezes em que cada método possui a menor medida de acurácia, enfatizando os resultados anteriormente encontrados.

Tabela 2 – Frequências Percentuais do melhor método

	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>	<b>RMSE</b>	<b>U de Theil</b>
<b>RNA</b>	8%	11%	0%	3%
<b>ARIMA</b>	5%	5%	0%	2%
<b>Alisamento Exponencial</b>	5%	7%	0%	2%
<b>Média Simples</b>	2%	3%	0%	1%
<b>Variância Mínima</b>	3%	3%	0%	2%
<b>Regressão</b>	78%	70%	100%	90%

Na Tabela 2, a combinação por regressão apresentou as maiores frequências, indicando este método como o mais acurado nas quatro medidas, assim como nos resultados anteriores. No entanto, na análise pontual, é possível destacar as redes neurais em segundo lugar, quando as medidas são MAE e MAPE, destacando-se em aproximadamente 8% e 11% das séries, respectivamente. Estas conclusões também podem ser observadas pela Tabela 3 que conta a frequência de séries em que houve concordância entre 4, 3 e em apenas 2 das medidas de acurácia, para cada classe de modelo.

Tabela 3 – Frequência de séries com concordância entre medidas de acurácia para o modelo de previsão mais acurado.

	<b>4 medidas</b>	<b>3 medidas</b>	<b>2 medidas</b>
<b>RNA</b>	0	0	22
<b>ARIMA</b>	0	0	9
<b>Alisamento Exponencial</b>	0	0	14
<b>Média Simples</b>	0	0	5
<b>Variância Mínima</b>	0	0	8
<b>Regressão</b>	283	130	83

Na Tabela 3 observa-se que, das 500 séries estudadas, 283 (56,6%) apresentaram o modelo de regressão como o mais acurado nas quatro medidas de acurácia consideradas. Outras 130 séries (26%) também registraram a análise de regressão para a previsão mais acurada, porém apenas em três das medidas. Quando o critério é o mais acurado em duas das



medidas, 141 séries (28,2%) apresentaram esta condição, sendo, novamente, a técnica de RNA a segunda mais cotada.

Para uma melhor interpretação, foram projetados graficamente os modelos de previsões. A Figura 7 apresenta as seis modelagens para o período de teste (20 últimas observações) da primeira série simulada, assim como seus valores reais (pontos).

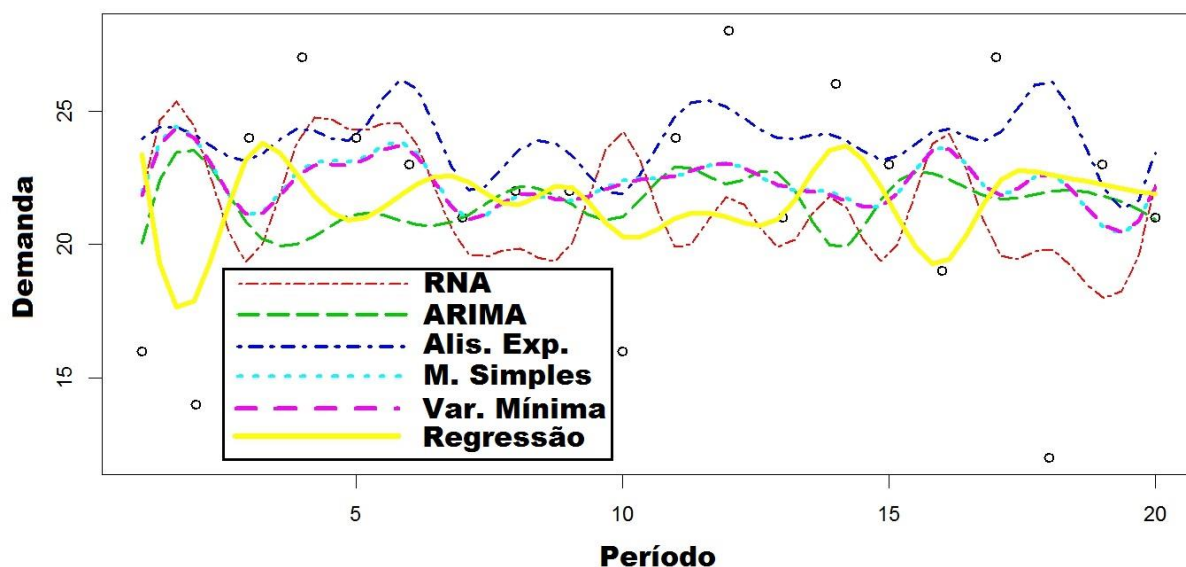


Figura 7: Gráfico de Previsões

Fonte: elaborada pela autora

Na Figura 7 é possível visualizar a qualidade de previsão para cada modelo na primeira série, destacando-se aqueles que acompanham as flutuações da série. Em relação às previsões individuais, como já constatado em diversos estudos, verifica-se que as técnicas ARIMA e alisamento exponencial têm menor poder de captar o comportamento da série que a modelagem via RNA (CALÔBA et al., 2002; GUAN et al., 2004; TURE e KURT, 2006; PALIWAL e KUMAR, 2009). A combinação por média simples e, em menores escalas, o modelo de variância mínima, conseqüentemente, sofrem a influência destas técnicas de menor poder de previsão (sobrepostas na Figura 7). Neste ponto, a combinação via regressão se distingue pela forma em que considera (pondera) as previsões individuais, vide Figura 1.

Para alguns profissionais, a acurácia da previsão RNA, confrontada com as combinações variância mínima e média simples, pode retomar a discussão de qual método empregar. Para tanto, deve-se considerar que, embora as combinações nem sempre sejam superiores às melhores previsões individuais, a pior combinação sempre apresentará melhor desempenho do que a pior técnica de previsão individual.

## 5. CONCLUSÕES

Foram simuladas 500 séries temporais com 200 elementos cada, sendo 180 para treino e 20 para teste. Estas foram, então, modeladas em três técnicas de previsão individual: ARIMA, alisamento exponencial e RNA. Na sequência, foram obtidas as combinações utilizando os modelos de média aritmética, de variância mínima e de regressão. Com vista a analisar o desempenho em termos de acurácia, foram utilizadas quatro medidas: MAE, MAPE, RMSE e U de Theil; realizando-se um comparativo para indicar o melhor método.

Os resultados obtidos revelaram que as previsões mais acuradas são obtidas por meio da combinação por regressão, observando-se um consenso entre as quatro medidas de acurácia para 56,6% das séries simuladas. Em segundo lugar, destacaram-se as previsões individuais realizadas via RNA, superando os demais modelos de combinação.

Entretanto, apesar da importância da escolha de qual método de previsão utilizar, a questão segue em quais técnicas ajustar em um modelo de combinação de previsões. Como levantado por Werner (2005), a popularidade da combinação se deve ao fato de que, ao invés de tentar escolher a melhor técnica, formula-se o problema perguntando que técnicas poderiam ajudar na melhoria da acurácia; visto que, uma técnica pouco qualificada pode prejudicar a previsão combinada. Por isso, destaca-se a importância da escolha das técnicas ajustadas.

Contudo, a combinação por regressão, apesar de não ser um método popular, destaca-se pelo potencial apresentado neste trabalho. Assim como a preeminência das RNA frente às demais técnicas de previsões individuais. Os resultados aqui apresentados servem como um indicativo para a consideração destes modelos nos conjuntos de validação dos métodos de previsão. Deixando-se como sugestão para futuros trabalhos o estudo destes métodos em séries estacionárias geradas com passeio aleatório e em séries reais que contemplem outros comportamentos.

## REFERÊNCIAS

- ARMSTRONG, J. S.; COLLOPY, F. Error Measures for Generalizing About Forecasting Methods: Empirical Comparisons. **International Journal of Forecasting**, v.8, 1992, p. 69-80.
- ARMSTRONG, J. S. **Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners**. Kluwer Academic Publishers, 2001.
- BATES, J. M.; GRANGER, C. W. J. The Combining of Forecasts. **Operational Research Quarterly**, v. 20, 1969, p.451-468.
- CAI, Y.; STANDER, J.; DAVIES, N. A new Bayesian approach to quantile autoregressive time series model estimation and forecasting. **Journal of Time Series Analysis**, v. 33, 2011, p. 684-698.

- CALÔBA, G. M.; CALÔBA, L. P.; SALIBY, E. Cooperação entre Redes Neurais Artificiais e técnicas 'clássicas' para previsão de demanda de uma série de vendas de cerveja na Austrália. **Pesquisa Operacional**, v.22, 2002, p.345-358.
- CHEN, K. Y.; WANG, C. H. A hybrid SARIMA and support vector machines in forecasting the production values of the machinery industry in Taiwan. **Expert Systems with Applications**, v.32, 2007, p. 254-264.
- CLEMEN, R. T. Combining forecasts: A review and annotated bibliography. **International Journal of Forecasting**, v. 5, 1989, p. 559-583.
- CRUZ, A. J. R.; CORTEZ, P. Data Mining via Redes Neurais Artificiais e Máquinas de Vetores de Suporte. **Tékhnê**, v.12, 2009, p. 99-118.
- FAIR, R. C. Evaluating the predictive accuracy of models. In: GRILICHES, Z.; INTRILIGATOR, M. D. **Handbook of Econometrics**, Elsevier Science Publishers, v. 3, cap. 33, 1986,p. 1980-1995.
- FERNANDES, L. G. L.; PORTUGAL, M. S.; NAVAU, P. O. A. Previsão de Séries de Tempo: Redes Neurais Artificiais e Modelos Estruturais. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 26, 1996, p. 253-276.
- FOGLIATTO, F. S.; RIBEIRO, J. L. D.; WERNER, L. ; LEMOS, F. O.; BRUM, M. P. Previsão de demanda por energia elétrica Método e aplicação. **Revista Produção Online**, v. 5, 2005, p. 1-12.
- GUAN, P.; HUANG, D.; ZHOU, B. Forecasting model for the incidence of hepatitis A based on artificial neural network. **World Journal of Gastroenterology**, v.10, 2004,p. 3579–3582.
- GÜNTHER, F.; FRITSCH, S. Neuralnet: Training of Neural Networks. **The R Journal**, v. 2/1, 2010, p. 30-38.
- GUPTA, M. M.; RAO, D. H. On the principles of fuzzy neural networks. **Fuzzy Sets and Systems**, v.61, 1994, p. 1-18.
- HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. **International Journal of Forecasting**, v.22, 2006, p. 679-688.
- HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B.; ORD, J. K.; SNYDER, R. D. Forecasting with exponential smoothing: The State Space Approach. **Springer Series in Statistics**, 2008.
- HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 2ª ed, 2001.
- JEONG, D. I.; KIM, Y. Combining single-value stream flow forecasts: A review and guide lines for selecting techniques. **Journal of Hydrology**, v. 377, 2009, p. 284-299.
- KHASHEI, M.; BIJARI, M. A artificial neural network (p,d,q) model for time series forecasting. **Expert Systems with Applications**, v.37, 2010, p. 479-489.
- LU, Y.; ABOURIZK, S. M. Automated Box-Jenkins forecasting modeling. **Automation in Construction**, v. 18, 2009, p. 547-558.
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. **Forecasting: Methods and Applications**. New York: John Wiley & Sons, 3 ed. 1998.
- MANCUSO, A. C. B. **Uma investigação do desempenho de métodos de Combinação de Previsões: simulado e aplicado**. Dissertação (mestrado). PPGEP, UFRGS. Porto Alegre, 2013.
- MARTÍNEZ, R. O.; ZAMPROGNO, B. Comparação de algumas técnicas de previsão em análise de séries temporais. **Revista Colombiana de Estadística**, v.26, 2003, p. 129-157.
- MARTINS, V. L. M.; WERNER, L. Forecast combination in industrial series: A comparison between individual forecasts and its combinations with and without correlated errors. **Expert Systems with Applications**, v. 39, 2012, p. 11479-11486.
- MING SHI, S.; DA XU, L.; LIU. B. Improving the accuracy of nonlinear combined forecasting using neural networks. **Expert Systems with Applications**, v.16, 1999, p. 49-54.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2ªed, 2006.
- NEWBOLD, P.; GRANGER, C. W. J. Experience with forecasting univariate time series and the combination of forecasts. **Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)**, v. 137, 1974, p. 131-165.
- PALIWAL, M.; KUMAR, U. A Neural networks and statistical techniques: A review of applications. **Expert Systems with Applications**, v. 36, 2009, p. 2-17.

- PONCELA P.; RODRÍGUEZ J.; MANGAS, R. S.; SENRA, E. Forecast combination through dimension reduction techniques. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 224-237.
- SPENCER, D. E. Developing a Bayesian vector autoregression forecasting model. **International Journal of Forecasting**, v. 9, 1993, p. 407-421.
- TAYLOR, J. W.; BUNN, D. W. Investigating Improvements in the Accuracy of Prediction Intervals for Combinations of Forecasts: A Simulation Study. **International Journal of Forecasting**, v. 15, 1999, p. 325-339.
- TAYLOR, J. W. Exponential smoothing with a damped multiplicative trend. **International Journal of Forecasting**, v.19, 2003, p. 715-725.
- TURE, M.; KURT, I. Comparison of four different time series methods to forecast hepatitis A virus infection. **Expert Systems with Applications**, v. 31, 2006, p. 41-46.
- WANG, F. E.; CHANG, K. Adaptive neuro-fuzzy inference system for combined forecasts in a panel manufacturer. **Expert Systems with Applications**, v.37, 2010, p. 8119–8126.
- WERNER, L. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação de previsões e do ajuste baseado na opinião**. Tese (doutorado), 166f. PPGEP, UFRGS. Porto Alegre, 2005.
- WINKLER, R. L.; MAKRIDAKIS, S. The Combination of Forecasts. **Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)**, v. 146, 1983, p.150-157.
- XU, X.; QU, Y.; HUA, Z. Forecasting demand of commodities after natural disasters. **Expert Systems with Applications**, v.37, 2010, 4313–4317.
- ZOU, H.; YANG, Y. Combining time series models for forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.20, 2004, p.69-84.

**IV. ARTIGO 3: ESTUDO DOS MÉTODOS DE PREVISÃO DE DEMANDA APLICADOS EM UMA EMPRESA DE AUDITORIA MÉDICA**

**ALINE CASTELLO BRANCO MANCUSO**  
aline.mancuso@gmail.com

**LIANE WERNER**  
liane@producao.ufrgs.br

**RESUMO**

A previsão de demanda é um dos principais fatores para a eficiência do gerenciamento das organizações, afetando diretamente a lucratividade do negócio. Quanto maior a acurácia da previsão de demanda melhor será o desempenho empresarial. Neste ideal, métodos de combinação de previsões e suas previsões individuais vêm sendo constantemente comparados. Aplicado aos dados de demanda dos serviços na área de auditoria médica, o objetivo principal deste trabalho é averiguar como as técnicas de previsões individuais: redes neurais artificiais (RNA), Box-Jenkins (ARIMA) e alisamento exponencial; e os modelos de combinação: média simples, variância mínima e regressão; comparados no estudo de simulação (séries estacionárias) de Mancuso (2013), se comportam frente a uma série de dados reais (não-estacionárias). Os resultados foram similares aos do estudo por simulação de Mancuso (2013), a combinação por regressão obteve as previsões mais acuradas.

**PALAVRAS-CHAVE:** previsão de demanda, combinação de previsões, auditoria médica.

**ABSTRACT**

*Demand forecasting is a major factor for the efficiency of the management of organizations, directly affecting business profitability. The higher accuracy of the prediction, the better the business performance. In this context, methods of combining individual forecasts and their forecasts have been constantly compared. This paper is concerned with the demand of services in the area of medical audit; its main objective is to ascertain how individual forecasts techniques (artificial neural networks (ANN), Box-Jenkins (ARIMA) and exponential smoothing), and combined methods (simple average (arithmetic mean), minimum variance and regression) behave against a series of real data (non-stationary). The results were similar to the study by simulation Mancuso (2013), presenting the forecasting from combined regression as the most accurate method.*

**KEYWORDS:** demand forecasting, combined forecast, medical audit.

## 1. INTRODUÇÃO

A competição empresarial cresceu significativamente nas últimas décadas. Muitas empresas, se não todas, precisam lidar com novos e crescentes critérios para concorrer e garantir a própria sobrevivência. Neste contexto, a previsão de demanda se tornou um dos principais fatores na gestão das empresas, revelando-se uma alternativa estratégica para enfrentar as oscilações da demanda e, assim, evitar prejuízos.

A previsão de demanda é, portanto, fundamental para o planejamento da demanda e, por extensão, para a cadeia produtiva (WANG e CHANG, 2010). No entanto, esta alternativa estratégica não é exclusiva das indústrias, empresas prestadoras de serviços também exigem organização e planejamento. Em setores que possuem grande rotatividade e flexibilidade de serviços, com “*lead times*” variados, exige-se uma habilidade dinâmica de resposta. O negócio que possui estas características necessita de um elevado nível de precisão na previsão de demanda, para evitar o desbalanceamento dos recursos (tanto humanos como de equipamentos) e, conseqüentemente, os gastos desnecessários, além de buscar um atendimento eficaz aos clientes.

Este é o caso da área de auditoria médica, onde a previsão de demanda é um desafio. Empresas desta área necessitam de uma ação gerencial voltada à segurança das operadoras de saúde associadas, garantindo 100% dos serviços solicitados. Para tanto, a previsão de demanda é um recurso essencial ao seu gerenciamento. Contudo, os dados históricos disponíveis para a previsão nesta área da saúde apresentam tendência, sazonalidade e fatores não controláveis (fatores naturais). Busca-se, então, como alternativa para o gerenciamento eficiente, a utilização de modelos estocásticos de previsão de séries temporais.

Neste sentido, o presente trabalho busca verificar como as técnicas de previsões individuais e os métodos de combinação de previsões, comparados no estudo de simulação de Mancuso (2013), se comportam quando aplicados a uma série real. A diferença segue no comportamento dos dados, a simulação avalia séries estacionárias, enquanto uma série real não apresenta estacionariedade. Aplicado aos dados de demanda dos serviços na área de auditoria médica, são comparadas, em termos de acurácia, as seguintes técnicas de previsão: redes neurais artificiais (RNA), alisamento exponencial (AE), Box-Jenkins (ARIMA) e combinações. Calculando-se as previsões combinadas obtidas por meio da média simples, da variância mínima e por regressão. Assim como em Mancuso (2013), as medidas empregadas para a escolha do método mais preciso são MAE, MAPE, RMSE e o coeficiente U de Theil.

Este artigo está estruturado em cinco seções, sendo esta introdução a primeira. A seção dois contextualiza alguns métodos de previsão de demanda. A seção três descreve os dados utilizados e os procedimentos metodológicos desenvolvidos. Os resultados e discussões estão apresentados na seção quatro. E por último, na seção cinco, encontram-se as principais conclusões deste estudo.

## **2. PREVISÃO DE DEMANDA**

Realizar previsões é necessário, pois as organizações operam em uma atmosfera de incerteza. As decisões afetam o futuro da organização, porém devem ser tomadas com base nas informações do presente. Uma suposição ponderada sobre o futuro se torna mais valiosa do que uma suposição não ponderada. Além do mais, a previsão de demanda desempenha um importante papel em diversas áreas da organização como, por exemplo, na área de recursos humanos, planejando o nível da força de trabalho, e no setor financeiro, planejando o uso de recursos (FOGLIATTO et al., 2005).

Contudo, a questão segue em que tipo de previsão (modelo) utilizar. Dado um conjunto de dados históricos disponíveis, percebem-se na literatura diversos critérios a considerar na seleção dos métodos, entre eles o padrão dos dados existentes e o grau de acurácia desejado. Visto que, busca-se uma avaliação dos melhores métodos para previsão, aplicados em uma série real, o presente referencial teórico será subdividido em duas partes: (i) métodos de previsão e medidas de acurácia e (ii) previsão de demanda em auditorias médicas.

### **2.1. MÉTODOS DE PREVISÃO E MEDIDAS DE ACURÁCIA**

A previsão pode ser definida como um processo quantitativo ou qualitativo para a determinação de dados futuros. Dentre os métodos quantitativos, dois tipos básicos de modelos são usados: modelos de séries temporais (foco deste estudo) e modelos causais. Conforme Kerkkänen et al. (2009), existem pelo menos 70 diferentes técnicas para previsão de séries temporais. Entende-se por série temporal uma sequência de observações históricas sobre uma variável de interesse.

Em séries temporais, a metodologia Box-Jenkins é uma das mais conhecidas e utilizadas para previsões (CHEN e WANG, 2007; XU et al., 2010). Segundo Chen e Wang (2007) a vantagem desta técnica é sua flexibilidade, outros autores apontam o fato de serem simples e de baixo custo (MAKRIDAKIS et al., 1998; MARTÍNEZ e ZAMPROGNO, 2003; MORETTIN e TOLOI, 2006). Já para Armstrong e Brodie (1999) o alisamento exponencial é o método mais popular e com o melhor custo/benefício entre as técnicas de séries temporais.

Taylor (2003) também valoriza o alisamento exponencial por sua robustez e praticidade nas aplicações em que um grande número de séries é considerado. No entanto, estes métodos sofrem a limitação de serem técnicas lineares, isto é, inadequadas para muitos problemas do mundo real. Neste ponto, Zhang (2003) sugere que as RNA podem ser uma alternativa promissora aos tradicionais métodos lineares por sua capacidade de modelação não-linear.

Todavia, desde Bates e Granger (1969) as técnicas de previsões deixaram de ser estudadas apenas de forma individual. Diversos métodos de combinação de previsões foram ganhando destaque por seu desempenho. No entanto, ainda não há um consenso de que algum método seja superior aos demais.

A média simples é um dos métodos mais conhecidos para combinação de previsões (CLEMEN, 1989; MENEZES et al., 2000). Para diversos autores este método é muitas vezes preferível à combinação ponderada (FIGLEWSKI E URICH, 1983; JEONG E KIM, 2009; HSIAO E WAN, 2011). Stock e Watson (2004) já definem o desempenho da média simples como um enigma da combinação de previsões. Jeong e Kim (2009) comparam teórica e empiricamente a média simples e a média ponderada e Menezes et al. (2000) discutem o desempenho da média aritmética em algumas situações específicas.

Superando o desempenho da média aritmética, Martins e Werner (2012) apontam a combinação de previsões pelo método da variância mínima como mais acurado. Mas, além dos métodos considerados usuais, a literatura apresenta uma grande variedade de estudos com outros enfoques. Poncela et al. (2011), por exemplo, propõem a utilização de técnicas de redução da dimensão, apontando a previsão de mínimos quadrados parciais (PLS), de regressão por componentes principais e de análise fatorial como superiores aos modelos usuais. Wang e Chang (2010) destacam a combinação por redes neurais (*fuzzy neural networks*). Já Hsiao e Wan (2011) apresentam um enfoque Bayesiano como superior ao clássico. Contudo, ainda no enfoque clássico, além da combinação via variância mínima, ajustes por regressão também têm ganhado destaque pelo potencial apresentado em termos de acurácia (WEATHERFORD e KIMES, 2003; CHEN, 2011; MANCUSO, 2013).

Diversos estudos que comparam o desempenho de diferentes combinações concluem que nem sempre os métodos mais sofisticados são superiores aos mais simples (STOCK e WATSON, 2004; KONING et al., 2005). Contudo, uma conclusão é unânime: a precisão das previsões pode ser substancialmente melhorada através da combinação de previsões individuais (CLEMEN, 1989). Segundo Hibon e Evgeniou (2005), a vantagem da combinação está na seleção de diferentes técnicas ao invés de escolher uma única previsão, além do melhor desempenho.



Em suma, a intenção é uma maior eficiência do sistema de previsão de demanda, reduzindo a incerteza e os erros. Assim, quanto maior for o grau de precisão associado às previsões melhor será o desempenho da organização. Para tanto, são utilizadas medidas de acurácia como indicadores dessa imprecisão e, também, como critério para seleção de métodos. A maioria das técnicas de previsão é fundamentada em minimizar a soma de quadrados ou de valores absolutos dos erros de previsão, e esta é uma maneira de medir a acurácia dos modelos. Entretanto, existem várias formas de medir a acurácia, dentre elas: o valor médio dos erros absolutos (MAE - *Mean Absolute Error*), o valor médio dos erros absolutos percentuais (MAPE - *Mean Absolute Perceptual Error*), a raiz do erro médio quadrático (RMSE - *Root Mean Squared Error*) e o coeficiente U de Theil.

As medidas relativas, baseadas em percentuais, independem de escala (ordem de grandeza dos dados), enquanto as medidas absolutas se caracterizam por serem dependentes da escala. Neste primeiro grupo, o MAPE é a medida mais utilizada nos estudos com comparação de métodos (ARMSTRONG e COLLOPY, 1992). No segundo grupo, o RMSE tem sido considerado um dos mais populares para comparação de métodos, porém criticado por ser mais sensível à *outliers* do que o MAE (ARMSTRONG e COLLOPY, 1992; HYNDMAN e KOEHLER, 2006). Hyndman e Koehler (2006) indicam a medida MAE quando todas as séries estão na mesma escala, pois sua compreensão é mais simples. Para Theil e Scholes (1967), a avaliação das previsões está frequentemente condicionada à heterogeneidade dos dados subjacentes, sendo algumas observações mais fáceis de prever que outras. Para tanto, Henri Theil propôs o coeficiente de desigualdade U.

## 2.2. PREVISÃO DE DEMANDA EM AUDITORIAS MÉDICAS

A auditoria em serviços de saúde é um tema dos mais relevantes às instituições de saúde, porquanto essencial à manutenção da própria “saúde financeira” de tais organizações (PAES e MAIA, 2005). Para tanto, no momento em que a saúde no Brasil apresentou um quadro onde os serviços públicos não tinham como atender às demandas da população e o acesso ao setor privado se tornou cada vez mais restrito, empresas foram criadas e desenvolvidas com foco na gestão destas organizações.

De acordo com a Agência Nacional de Saúde (ANS), a auditoria médica abrange um conjunto de atividades que consiste na revisão, perícia, intervenção ou exame de contas de serviços ou procedimentos realizados por organizações prestadoras de serviços de saúde. Para garantir a eficiência da prestação dos serviços de saúde, a auditoria médica é realizada com o objetivo de sinalizar as situações de não conformidade, tornando possível a intervenção no

processo, além de se certificar sobre o cumprimento dos procedimentos padrões das rotinas (NASCIMENTO, 2010).

Contudo, empresas deste nicho de mercado necessitam de uma ação gerencial voltada à garantir a segurança das operadoras de saúde associadas. Assim, a previsão de demanda é um recurso fundamental ao seu gerenciamento.

### **3. MATERIAIS E MÉTODOS**

De forma aplicada a dados quantitativos reais de uma empresa de auditoria na área da saúde, esta pesquisa se caracteriza como exploratória e descritiva: explora o uso dos métodos de previsão em uma série temporal não estacionária, procurando descrever o conjunto de dados com máxima precisão possível, descobrindo suas relações e conexões, sua natureza e características, sem manipulá-los. Definindo-se um estudo de caso, por ser um procedimento de pesquisa em um contexto local (GIL, 2002; LAKATOS e MARCONI, 2010).

A análise dos dados e dos métodos foi realizada com os softwares R-Project versão 2.15.0. Esta seção descreve o estudo de caso considerado e a metodologia empregada, detalhando os passos básicos para a realização da análise comparativa dos métodos de previsão (técnicas e combinações).

#### **3.1. ESTUDO DE CASO: AUDITORIA MÉDICA**

Este estudo de caso está fundamentado nos dados disponibilizados por uma empresa de auditorias e consultorias na área da saúde, sendo estes transformados matematicamente devido a questões de sigilo. Trata-se de uma empresa de pequeno porte que atualmente conta com aproximadamente 30 operadoras de saúde associadas. Assim, a demanda da empresa é estabelecida pelo total mensal de solicitações efetuadas no sistema.

#### **3.2. ETAPAS DE PESQUISA**

A fase inicial deste estudo contempla a seleção dos dados históricos das solicitações médicas registradas pela empresa, ou seja, a quantidade de auditorias e/ou consultorias prestadas (demanda real); assim como sua análise descritiva. Tais dados serão obtidos diretamente da fonte oficial, compreendendo o período de setembro de 2006 a maio de 2012, resultando em 69 observações mensais, sendo 57 para modelagem (treino) e as últimas 12 observações para o teste de previsões. Após a análise preliminar dos dados, serão realizadas as três etapas descritas a seguir.

### 3.2.1. Etapa 1: Realização das modelagens individuais e obtenção das previsões

Optou-se pelas técnicas tradicionais e de inteligência artificial dentre as diversas técnicas quantitativas de previsão baseadas em séries temporais. Por tradicional se definiu as técnicas de alisamento exponencial e de Box-Jenkins, pois ambas são amplamente difundidas (ARMSTRONG e BRODIE, 1999; MORETTIN e TOLOI, 2006; CHEN e WANG, 2007; XU et al., 2010). Segundo Abdel-Aal e Al-Garni (1997), os modelos Box-Jenkins são largamente utilizados tanto na medicina como na engenharia (WERNER e RIBEIRO, 2003). Dentro da inteligência artificial, optou-se pela previsão baseada em redes neurais artificiais, pois esta técnica tem apresentado um crescimento em suas aplicações e mostrado vantagens sobre as técnicas tradicionais (CALÔBA et al., 2002; PALIWAL e KUMAR, 2009; MARTINS, 2011; MANCUSO, 2013).

Para o processo de definição dos parâmetros dos modelos será utilizada a opção de escolha automática, disponibilizada pelo programa computacional. Os critérios relacionados ao processo de escolha dos modelos e dos parâmetros visam minimizar as medidas de erro.

### 3.2.2. Etapa 2: Cálculo das combinações de previsões

Com as 12 previsões individuais, para o período de teste, das três técnicas selecionadas na etapa anterior, serão calculadas as previsões combinadas. Para tanto, considerar-se-á o grupo de modelos de combinação listados na Figura 1.

Modelo	Fórmula
Média Simples	$C_i = \sum_{p=1}^3 \hat{y}_{pi} / 3$
Variância Mínima	$C_i = \sum_{p=1}^3 k_p \hat{y}_{pi}$ onde $k_p = (\sum_{i=1}^{69} e_{pi}^2)^{-1} / \sum_{p=1}^3 (\sum_{i=1}^{69} e_{pi}^2)^{-1}$
Regressão	$C_i = \alpha + \sum_{p=1}^3 \beta_{pi} \hat{y}_{pi} + \varepsilon_i$

Figura 1: Modelos de Combinação de Previsões

Fonte: elaborada pela autora

onde  $C_i$  é a previsão combinada para o período  $i$ , com  $i = 1, 2, 3, \dots, 12$  (total de observações);  $\hat{y}_{pi}$  é o valor da previsão  $p$  para o período  $i$ , tal que  $p = \text{RNA (1), ARIMA (2) e Alisamento Exponencial (3)}$ ; e, no modelo de regressão,  $\alpha$  e  $\beta_{pi}$  são os coeficientes angular e linear, respectivamente, com  $\varepsilon_i$  o erro aleatório (ruído) para o período  $i$ . Supondo erros não correlacionados e  $\varepsilon_i$  com distribuição normal, média zero e variância constante. Sendo que  $k_p$  (peso da previsão  $p$ ) é deduzido pela equação desenvolvida a partir da proposta de Betes e Granger (1969) para o cálculo dos pesos, onde  $e_{pi} = (y_i - \hat{y}_{pi})$  é o erro da previsão  $p$  para o período  $i$ .

### 3.2.3. Etapa 3: Comparação das medidas de acurácia

Os métodos de previsão (individuais e combinações) serão avaliados conforme o desempenho das medidas de acurácia: MAE, MAPE, RMSE e U de Theil, assim como em Mancuso (2013).

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Como resultado desta pesquisa, descreve-se primeiramente o comportamento dos dados modelados. Seguindo-se, então, com a análise comparativa dos seis modelos validados.

### 4.1. ANÁLISE PRELIMINAR DOS DADOS

Para uma análise preliminar dos dados, primeiramente buscou-se identificar qual tipo de comportamento de série de dados esta demanda se identificava. Assim, a análise exploratória dos dados permite investigar relações e estruturas comportamentais do conjunto de observações coletadas. A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas efetuadas.

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	Total
<b>Mínimo</b>	01	04	03	188	233	337	83	01
<b>Máximo</b>	11	56	303	704	903	1.035	647	1.035
<b>Média</b>	05	24	136	451	654	731	446	380
<b>Mediana</b>	04	19	130	486	657	772	603	337
<b>Desvio padrão</b>	04	16	132	154	185	245	248	321
<b>Curtose</b>	2,65	0,15	-2,25	0,25	1,20	-1,01	-1,16	-1,20
<b>Assimetria</b>	1,50	1,05	0,08	-0,48	-0,92	-0,55	-0,96	0,29
<b>Total</b>	30	293	2.008	5.802	8.222	7.990	1.855	26.200

Ao analisar a Tabela 1 é necessário atentar para o fato de que o conjunto de dados tem o seu início no mês de setembro de 2006 e seu término no mês de maio de 2012. Percebe-se, entretanto, um crescimento na demanda histórica entre 2008 e 2010, assim como o aumento da variabilidade nos anos subsequentes, 2011 e 2012. Esta estrutura comportamental da série é melhor reconhecida pelo gráfico da Figura 2.

Ainda na Tabela 1, os valores para curtose e assimetria encontrados para esta série variam entre negativos e positivos. A curtose, por ser uma medida que caracteriza o “achatamento” da curva da função de distribuição, quando negativa indica um pico mais tênue, um corpo mais grosso e uma cauda mais fina que a distribuição normal; e um valor positivo costuma indicar um pico mais agudo, um corpo mais fino e uma cauda mais grossa. Já a assimetria negativa representa a cauda esquerda da função maior que a do lado direito; e um valor positivo indica a cauda direita maior que a do lado esquerdo. Logo, apenas no ano

de 2008 os dados apresentam ser simétricos (assimetria  $< 0,15$ ), sendo que nos anos de 2006 e 2007, os dados apresentaram uma forte assimetria ( $>1,0$ ). Referente à curtose, considerando que a curva normal (Gaussiana) tem curtose igual a zero, os dados de 2008, 2011 e 2012 representam uma curva platicúrtica (mais achatada na sua parte superior), 2006 e 2010 (leptocúrtica) e 2007 e 2009 (mesocúrtica).

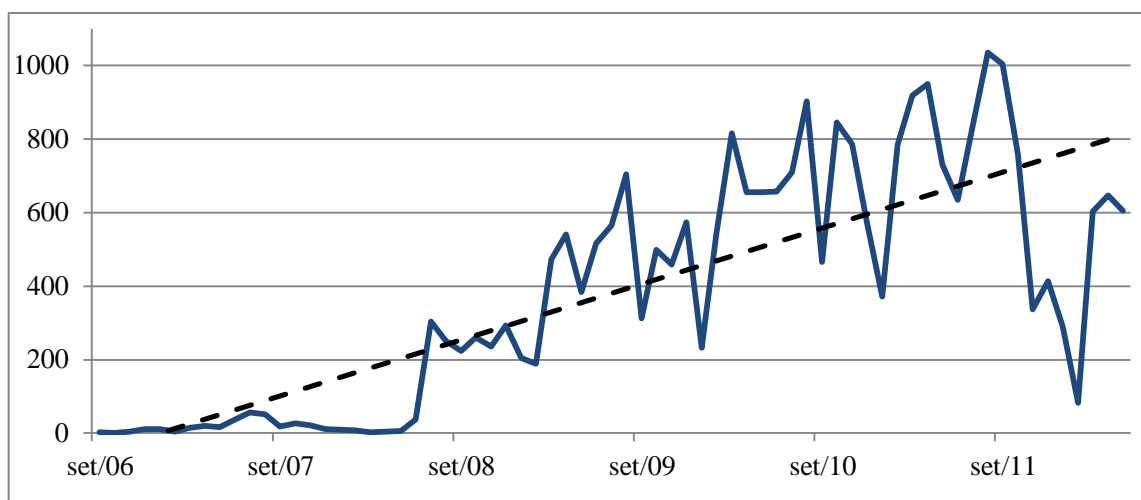


Figura 2: Histórico da Demanda Mensal

Fonte: elaborada pela autora

A Figura 2 apresenta o gráfico dos dados históricos coletados da demanda. Este gráfico demonstra a relação dos valores demandados em função do período de observação, possibilitando o estudo do comportamento e das principais características da série. Assim, é possível observar que a série apresenta tendência positiva, indicada pela linha tracejada e confirmada ao se observar a média anual da demanda na Tabela 1, que cresce ao longo dos anos. Porém, destaca-se uma queda na demanda em 2012. Sugere-se também o comportamento sazonal dos dados, que atinge altas quantidades nos meses de março/abril e julho/agosto caindo imediatamente em setembro/outubro, atingindo os níveis mais baixos em janeiro. Esta regularidade dos dados pode ser analisada pelo gráfico da Figura 3.

Analisando a Figura 3, sugere-se uma sazonalidade dos dados, destacada pelo padrão de demanda relacionado aos meses. O teste de Fisher para verificar a existência de periodicidade na série confirma esta suspeita, com p-valor  $< 0,001$  a série apresenta sazonalidade. Datas comemorativas (ex. ano novo) e férias são exemplos de fatores que podem interferir na demanda do setor médico. Assim, descreve-se a série em estudo como não estacionária e sazonal.

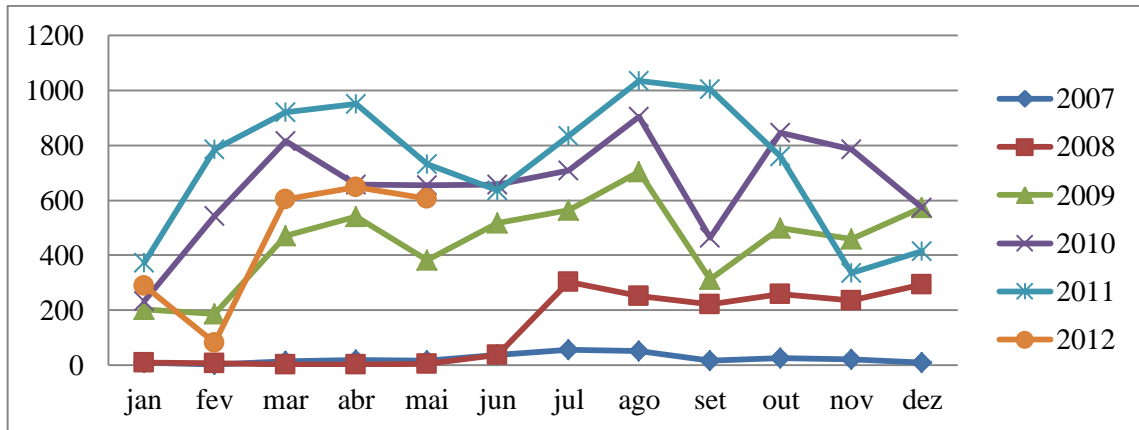


Figura 3: Histórico da Demanda Anual

Fonte: elaborada pela autora

#### 4.2. ANÁLISE DOS MÉTODOS DE PREVISÃO

Com a realização da análise exploratória dos dados, verificou-se a estrutura comportamental da série em estudo, fundamentando-se, assim, para a modelagem da série. A Figura 4 representa as três técnicas de previsões individuais modeladas e selecionadas a partir de um conjunto de validação.

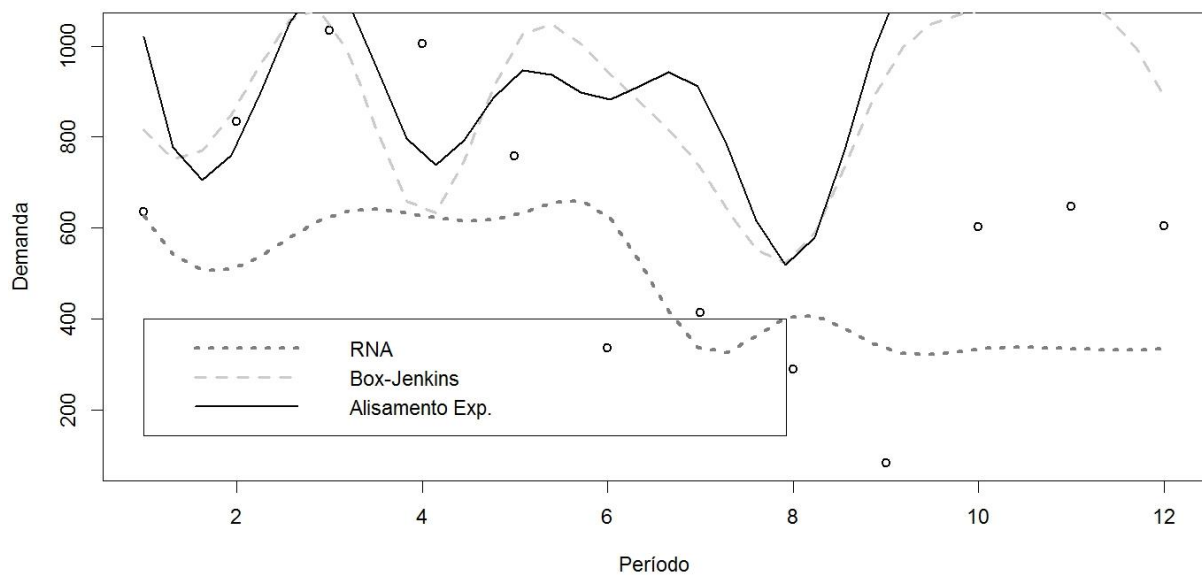


Figura 4: Modelagens Individuais

Fonte: elaborada pela autora

Como verificado anteriormente, a série apresenta tendência e sazonalidade; logo, pela metodologia de Box-Jenkins, conclui-se que o processo SARIMA  $(0, 1, 1) \times (0, 1, 0)_{12}$  foi o mais adequado pelos critérios AIC. Para a técnica de alisamento exponencial o modelo multiplicativo de Holt-Winters foi o que melhor se ajustou. Já o modelo baseado nas redes neurais artificiais está representado por uma rede *feedforward* (direta) com quatro neurônios

na camada intermediária. Para esta técnica em particular, enfrentaram-se dificuldades, visto a divergência dos dados e o tamanho amostral (57 observações). Dos diversos modelos testados, obteve-se a convergência apenas com a alteração do parâmetro *stepmax*, no *r-project*, sendo este expressivamente aumentado.

Na sequência foram ajustadas as previsões combinadas. A Figura 5 ilustra as três técnicas combinadas tendo como base os modelos descritos anteriormente.

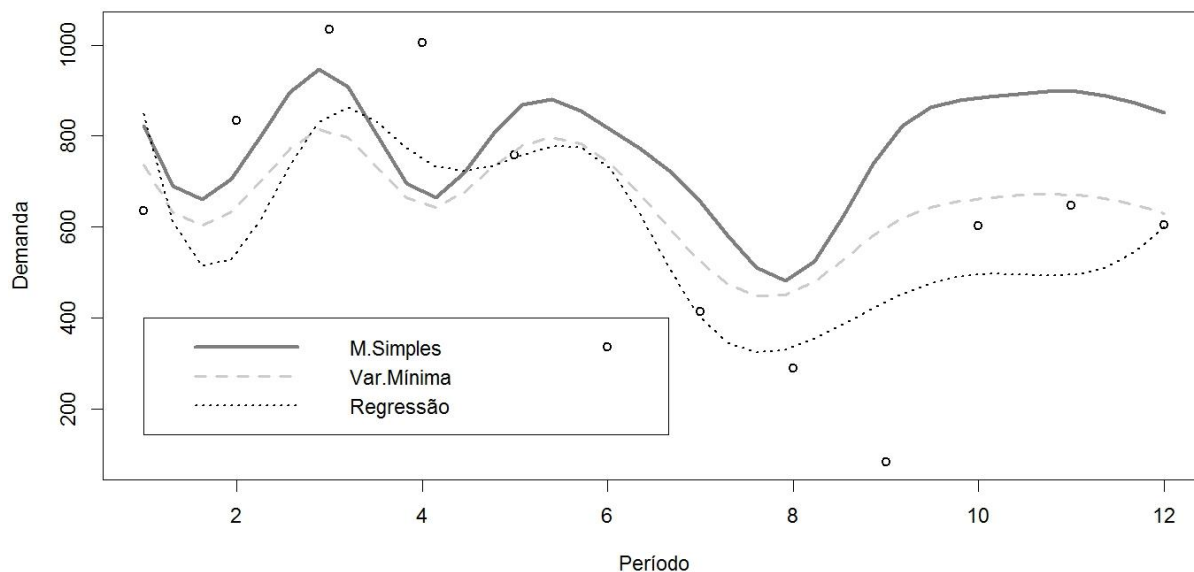


Figura 5: Previsões Combinadas

Fonte: elaborada pela autora

Observando a Figura 5, percebe-se uma suavização nas combinações, sendo as combinações por regressão e variância mínima similares em seu comportamento. Contudo, apenas a Tabela 2 permite uma real noção da acurácia dos modelos.

Tabela 2 – Medidas de Acurácia

	MAE	MAPE	RMSE	U de Theil
<b>RNA</b>	236,20	60,03	264,36	0,23
<b>ARIMA</b>	343,06	139,90	411,01	0,26
<b>Alis. Exp.</b>	432,96	166,08	509,86	0,30
<b>Média Simples</b>	268,52	111,31	316,15	0,22
<b>Var. Mínima</b>	182,47	78,69	242,00	0,18
<b>Regressão</b>	169,07	59,96	214,55	0,17

Conforme a Tabela 2, a menor média absoluta dos erros (MAE) foi obtida pela combinação via Regressão, seguida pela combinação por Variância Mínima. A raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE) e o coeficiente de desigualdade U de Theil também obtiveram melhores resultados para a combinação via Regressão, seguida pela combinação

via Variância Mínima. Já a média percentual dos erros (MAPE) destaca o modelo de redes neurais como o segundo melhor, sendo muito semelhante à combinação por regressão. No entanto, é importante notar que o índice MAPE penaliza mais os erros de previsões de pequenas demandas do que os erros de grandes demandas.

Contudo, verifica-se a superioridade dos métodos de combinação, em termos precisão, comparados às previsões individuais. As combinações via variância mínima e por regressão apresentaram maiores acurácias que as previsões individuais, sendo a média simples a menos acurada das três e superada pela técnica RNA. No entanto, a combinação via média simples é mais acurada que as técnicas ARIMA e AE, ou seja, não apresentou menores resultados que as redes neurais, mas sua previsão é melhor que as piores previsões individuais, assim como descrito por Jeong e Kim (2009),.. Assim como em Mancuso (2013), a combinação por regressão foi o método mais preciso. Destacando-se, assim, a superioridade da combinação por regressão frente à dados não estacionários. No entanto, a modelagem RNA apresentou melhores medidas de acurácia do que na simulação de Mancuso (2013).

## 5. CONCLUSÕES

Aplicado aos dados de uma empresa da área de auditoria médica foi verificado como três técnicas de previsões individuais e três modelos de combinação de previsões se comportam frente a uma série de dados reais (não estacionários); visto que, os mesmos métodos foram comparados no estudo de simulação (séries estacionárias) de Mancuso (2013). Neste contexto, a hipótese sugerida foi a de que o método constatado como mais acurado para as séries simuladas seria o mesmo para uma série real. Foram avaliadas três técnicas de previsões individuais: ARIMA, alisamento exponencial e redes neurais artificiais; e três modelos de combinação de previsões: média simples (aritmética), variância mínima e regressão.

Baseando-se em quatro medidas de acurácia: MAE, MAPE, RMSE e U de Theil; o processo de regressão para combinação de previsões foi o mais cotado, precedido pela combinação via variância mínima. Constatando-se, então, a equivalência dos melhores métodos de previsões para séries estacionárias. No entanto, o modelo RNA demonstrou superioridade em relação às demais técnicas de previsão individuais. A respeito do modelo RNA, destaca-se que esta é uma técnica para séries não lineares, ao contrário dos demais métodos.

Ainda no conjunto de validação, observou-se uma resistência dos modelos no acompanhamento das flutuações da série, selecionando-se os mais acurados. No entanto, estas



dificuldades são devidas ao número de períodos observados; visto que as observações foram divididas em treinamento e teste.

Contudo, novamente a metodologia de combinação das previsões individuais destaca-se perante as demais técnicas. O indicativo dos resultados deste estudo é, claramente, que a combinação de previsões pelo método de regressão não deve ser ignorado pelos previsores. Em suma, ainda que os ganhos da combinação sejam limitados, os riscos associados ao se incorporar previsões de diferentes fontes a um modelo parecem ser baixos frente aos ganhos em absorver informações complementares, desde que tratadas de forma adequada.

## REFERÊNCIAS

- ABDEL-AAL, R. E.; AL-GARNI, A. Z. Forecasting Monthly Electric Energy Consumption in Eastern Saudi Arabia Using Univariate Time-Series Analysis. **Energy**, v. 22, 1997, p. 1059-1069.
- ARMSTRONG, J. S.; BRODIE, R. J. Forecasting for Marketing. In: HOOLEY, G. J.; HUSSEY, M. K. **Quantitative Methods in Marketing**. 2. ed., London: International Thompson Business Press, 1999.
- ARMSTRONG, J. S.; COLLOPY, F. Error Measures for Generalizing About Forecasting Methods: Empirical Comparisons. **International Journal of Forecasting**, v.8, n. 1, p. 69-80. Jun, 1992
- BATES, J. M.; GRANGER, C. W. J. The Combining of Forecasts. **Operational Research Quarterly**, v. 20, n. 4, p. 451-468. Nottingham, 1969.
- CALÔBA, G. M.; CALÔBA, L. P.; SALIBY, E. Cooperação entre Redes Neurais Artificiais e técnicas 'clássicas' para previsão de demanda de uma série de vendas de cerveja na Austrália. **Pesquisa Operacional**, v. 22, 2002, p. 345-358.
- CHEN, K. Y. Combining linear and nonlinear model in forecasting tourism demand. **Expert Systems with Applications**, v. 38, 2011, p. 10368-10376.
- CHEN, K. Y.; WANG, C. H. A hybrid SARIMA and support vector machines in forecasting the production values of the machinery industry in Taiwan. **Expert Systems with Applications**, v.32, 2007, p. 254-264.
- CLEMEN, R. T. Combining forecasts: A review and annotated bibliography. **International Journal of Forecasting**, v. 5, 1989, p. 559-583.
- FIGLEWSKI, S.; URICH, T. Optimal Aggregation of Money Supply Forecasts: Accuracy, Profitability and Market Efficiency. **The Journal of Finance**, v.38, 1983, p. 695-710.
- FOGLIATTO, F. S.; RIBEIRO, J. L. D.; WERNER, L.; LEMOS, F. O.; BRUN, M. P. Previsão de demanda por energia elétrica: método e aplicação. **Anais do XXV Encontro Nac. de Eng. de Produção (ENEGEP)**, ABEPRO: Porto Alegre, 2005, p. 3100-3107.
- GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 4 ed. 2002.
- HIBON, M.; EVGENIOU, T. To Combine or not to combine: selecting among forecasts and their combinations. **International Journal of Forecasting**, v.21, 2005, p. 15-24.
- HSIAO, C.; WAN, S. K. Comparison of forecasting methods with an application to predicting excess equity premium. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 81, 2011, p. 1235-1246.
- HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. **International Journal of Forecasting**, v. 22, 2006, p. 679-688.
- JEONG, D.; KIM, Y. Combining single-value stream flow forecasts: A review and guidelines for selecting techniques. **Journal of Hydrology**, v.377, 2009, p. 284-299.
- KERKKÄNEN, A.; KORPELA, J.; HUISKONEN, J. Demand forecasting errors in industrial context: Measurement and impacts. **Int. J. Production Economics**, v. 118, p. 43-48. 2009.

- KONING, A. J.; FRANCES, P. H.; HIBON, M.; STEKLER, H. O. The M3 competition: Statistical tests of the results. **International Journal of Forecasting**, v.21, 2005, p. 397-409.
- LAKATOS, E. M. MARCONI, M. A. **Fundamentos de Metodologia Científica**. São Paulo: Atlas, 7 ed. 2010
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. **Forecasting: Methods and Applications**. New York: John Wiley & Sons, 3 ed. 1998.
- MANCUSO, A. C. B. **Uma investigação do desempenho de métodos de Combinação de Previsões: simulado e aplicado**. Dissertação (mestrado), PPGE, UFRGS. Porto Alegre, 2013.
- MARTÍNEZ, R. O.; ZAMPROGNO, B. Comparação de algumas técnicas de previsão em análise de séries temporais. **Revista Colombiana de Estadística**, v.26, 2003, p. 129-157.
- MARTINS, V. L. M. **Comparações de combinação de previsões correlacionadas e não correlacionadas com as suas previsões individuais: um estudo com séries industriais**. Dissertação (mestrado), 100f. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFRGS. Porto Alegre, 2011.
- MARTINS V. L. M, WERNER L. Forecast combination in industrial series: A comparison between individual forecasts and its combinations with and without correlated errors. **Expert Systems with Applications**, v. 39, 2012, p. 11479-11486.
- MENEZES, L. M.; BUN, D. W.; TAYLOR, J. W. Review of guidelines for the use of combined forecasts. **European Journal of Operational Research**, v.120, 2000, p. 190-204.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2ª ed, 2006.
- NASCIMENTO, F. M. S. **A auditoria médica como referência para melhoria da qualidade da prestação dos serviços de saúde**. Dissertação (mestrado), 30f. Pós-Graduação em Gestão de Planos de Saúde, Universidade Anhanguera / Uniderp. Belém, 2010.
- PAES, P. P. L.; MAIA, J. R. **Manual de Auditoria de Contas Médicas**. Ministério da Defesa, Exército Brasileiro, 4ª região militar / 4ª divisão de exército. Hospital Geral de Juiz de Fora, 2005.
- PALIWAL, M.; KUMAR, U. A Neural networks and statistical techniques: A review of applications. **Expert Systems with Applications**, v. 36, p. 2-17. 2009.
- PONCELA P.; RODRÍGUEZ J.; MANGAS RS, SENRA E. Forecast combination through dimension reduction techniques. **International Journal of Forecasting**, v. 27, 2011, p. 224-237.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set. **Journal of Forecasting**, v.23, 2004, p. 405-430.
- TAYLOR, J. W. Exponential smoothing with a damped multiplicative trend. **International Journal of Forecasting**, v.19, 2003, p. 715-725.
- THEIL, H.; SCHOLLES, M. Forecasting Evaluation Based on a Multiplicative Decomposition of Mean Square Errors. **Econometrica**, v. 35, n. 1, p. 70-88. Jan, 1967.
- WANG, F. E.; CHANG, K. Adaptive neuro-fuzzy inference system for combined forecasts in a panel manufacturer. **Expert Systems with Applications**, v.37, 2010, p. 8119-8126.
- WEATHERFORD, L. R.; KIMES, S. E. A comparison of forecasting methods for hotel revenue management. **International Journal of Forecasting**, v.19, 2003, p. 401-415.
- WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de Demanda: Uma aplicação dos Modelos Box-Jenkins na área de Assistência Técnica de Computadores Pessoais. **Gestão & Produção**, v. 10, 2003, p. 47-67.
- Xu, X.; Qi, Y.; Hua, Z. Forecasting demand of commodities after natural disasters. **Expert Systems with Applications**, v.37, 2010, 4313-4317.
- ZHANG, G. P. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. **Neurocomputing**, v.50, 2003, p. 159-175.

## V. CONSIDERAÇÕES FINAIS

### 1. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A revisão bibliográfica apresentada no capítulo 2 (artigo 1) descreve a importância da combinação de previsões no meio acadêmico. Evidencia, também, os principais procedimentos adotados na área. Em termos das abordagens identificadas, confirma-se a Comparação de Métodos como metodologia para a verificação da eficiência das modelagens.

Assim, ciente do potencial dos modelos de regressão para combinação de previsões, os capítulos 3 e 4 (artigo 2 e 3) apresentam um estudo comparativo entre os principais modelos de combinação detectados na pesquisa bibliográfica (média aritmética e variância mínima) e a combinação via regressão. Conforme o objetivo principal desta dissertação - identificar dentre estes o melhor modelo em termos de acurácia- esta comparação foi realizada através de uma análise descritiva das medidas de acurácia propostas (MAE, MAPE, RMSE e coeficiente U de Theil).

O capítulo 3 (artigo 2) compara a eficiência das modelagens em 500 séries simuladas, sendo estas estacionárias. Já o capítulo 4 (artigo 3) compara a eficiência das modelagens para uma série de dados reais (não estacionários), onde há sazonalidade, tendência e comportamento variante no tempo, isto é, há presença de fatores não controláveis (fatores naturais). Em ambos os estudos as modelagens foram igualmente realizadas, obtendo-se as previsões individuais por Redes Neurais Artificiais (RNA), Box-Jenkins (ARIMA) e Alisamento Exponencial, para cada série analisada. A Tabela 1 ordena os métodos (técnicas individuais e modelos de combinação) conforme o melhor desempenho para as quatro medidas de acurácia nos dois estudos.

A primeira parte da Tabela 1 ordena os métodos que se apresentaram superiores na maioria das séries simuladas. Ou seja, para as medidas MAE e MAPE o método RNA foi o segundo mais cotado em termos de acurácia (o melhor em 132 séries); na medida MAE o Alisamento Exponencial e a Variância Mínima foram igualmente cotados (superiores em seis das 500 séries); e para a medida RMSE e o coeficiente U de Theil o modelo de Regressão foi superior nas 500 séries simuladas. A segunda parte da Tabela 1 ordena os métodos, em termos de acurácia, para a série de dados estudada no segundo artigo.

Os resultados obtidos, apresentados na Tabela 1, enfatizam a melhoria das previsões quando estas são combinadas via regressão, tanto para séries convergentes (estacionárias) quanto para a série divergente (não estacionárias) nas quatro medidas de acurácia. No entanto, o segundo melhor modelo difere nos dois estudos. A combinação via variância mínima é a

segunda mais acurada para a série divergente (em três das quatro medidas) e a previsão individual RNA é a segunda melhor em séries convergentes. Observa-se também o baixo desempenho da combinação via média simples.

Tabela 1 - Ordenação dos melhores métodos relacionados às medidas de acurácia.

	Artigo 2 (séries estacionárias)			
	MAE	MAPE	RMSE	U de Theil
Redes Neurais (RNA)	2 (39)	2 (57)	(000)	2 (17)
Box-Jenkins (ARIMA)	4 (23)	4 (25)	(000)	3 (11)
Alisamento Exponencial	3 (24)	3 (34)	(000)	4 (10)
Média Simples	6 (12)	6 (15)	(000)	6 (4)
Variância Mínima	5 (13)	5 (17)	(000)	5 (9)
Regressão	1 (389)	1 (352)	1 (500)	1 (449)
	Artigo 3 (série não estacionária)			
	MAE	MAPE	RMSE	U de Theil
Redes Neurais (RNA)	3	2	3	4
Box-Jenkins (ARIMA)	5	5	5	5
Alisamento Exponencial	6	6	6	6
Média Simples	4	4	4	3
Variância Mínima	2	3	2	2
Regressão	1	1	1	1

## 2. CONCLUSÕES

A previsão de demanda é um fator fundamental no gerenciamento empresarial, tornando-se vital em muitas situações. O atual nível competitivo das empresas requer previsões cada vez mais acuradas, sendo estas um diferencial para o sucesso empresarial. Para tanto, a combinação de previsões ganhou destaque em termos de acurácia.

Buscando a melhoria das previsões, a combinação de demanda ganhou destaque no meio acadêmico, como foi constatado na revisão da literatura do tema (artigo 1). Das quatro abordagens identificadas, estudos de Exploração do tema foram os mais cotados, caracterizando uma área ainda em desenvolvimento. No entanto, em termos de Aplicação, a combinação de previsões já é um método amplamente difundido, estando presente em diversas áreas do conhecimento.

Na literatura se distingue, ainda, a Comparação de Métodos como uma das quatro abordagens estudadas. Entretanto, assim como o Resumo ou Revisão da Literatura, este é um campo pouco explorado. Ainda assim, evidencia-se uma tendência à comparação das técnicas individuais com a combinação via média aritmética e variância mínima, isto é, há uma carência de estudos que considerem, ainda, modelos de regressão para a combinação de

previsões. Neste ideal, os artigos 2 e 3, expostos nos capítulos 3 e 4, consideram os três métodos de combinação supracitados, assim como três técnicas individuais (RNA, ARIMA e alisamento exponencial), em um estudo comparativo. A comparação foi realizada em quatro medidas de acurácia: MAE, MAPE, RMSE e U de Theil.

O artigo 2, baseado em 500 séries simuladas, identifica a combinação via regressão como o método mais acurado para previsão em séries estacionárias. Sendo a previsão individual via redes neurais (RNA) a segunda melhor em termos de acurácia.

O artigo 3, aplicado aos dados históricos de uma empresa de auditorias médicas (caracterizando uma série com tendência), também identifica a combinação via regressão como método superior aos demais. Sendo a combinação via variância mínima a segunda melhor em termos de acurácia. Neste estudo, a média percentual dos erros absolutos (MAPE) demonstrou-se mais sensível à flutuação dos erros.

Assim, os resultados obtidos confirmaram a hipótese de que o melhor método, mais acurado, em séries convergentes (estacionárias) é também o melhor para série divergente (não estacionárias). No entanto, o segundo melhor método depende do comportamento dos dados. Estes resultados servem como um indicativo para a consideração do modelo de regressão nos conjuntos de validação dos métodos de previsão. Ressalta-se aqui o fato de que estas conclusões são baseadas na análise de 500 séries convergentes e apenas uma série divergente.

### 3. TRABALHOS FUTUROS

As análises apresentadas nesta dissertação, assim como seus resultados, possibilitam a abordagem de outros questionamentos que poderão ser tema de pesquisas futuras. Sugere-se a adoção de outras técnicas individuais de previsão e comparação de outros modelos para combinação de previsões. Assim como estudos de séries que contemplam diferentes padrões de comportamento dos dados.

Sugere-se, também, uma maior exploração da combinação por regressão e de seu potencial, assim como sua aplicação em outras séries reais. Em relação às técnicas de redes neurais artificiais, um ponto a ser mais bem estudado é a volatilidade da precisão das previsões, averiguadas aqui quando comparadas as séries simuladas à série real.

Outra questão a ser pesquisada é a popularidade da média aritmética. As conclusões desta dissertação não relacionam a média simples como um dos modelos mais acurados; no entanto, este ainda é um método amplamente adotado. Sugere-se um estudo comparativo que considere o custo-benefício da aplicação dos modelos em cenários reais. Valendo-se da relação entre acurácia e facilidade / praticidade de implementação.

## REFERÊNCIAS

- ANDRAWIS, R. R.; ATIYA, A. F.; EL-SHISHINY, H. Combination of long term and short term forecasts, with application to tourism demand forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.27, 2011, p. 870-886.
- ARMSTRONG, J. S. Research Needs in Forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.4, 1988, p. 449-465.
- ARMSTRONG, J. S. **Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners**. Kluwer Academic Publishers, 2001.
- BARBALHO, C. R. S. Planejamento Estratégico: uma análise metodológica. **Informação e Informação**, v. 2, 1997, p. 29-44.
- BATES, J. M.; GRANGER, C. W. J. The Combination of Forecasts. **Operational Research Quarterly**, v.20, 1969, p. 451-468.
- BROWN, S.; LAMMING, R.; BESSANT, J.; JONES, P. **Strategic Operations Management**. Butterworth Heinemann, 2 ed, 2005.
- CLEMEN, R. T. Combining forecasts: A review and annotated bibliography. **International Journal of Forecasting**, v.5, 1989, p. 559-583.
- FILDES, R.; MAKRIDAKIS, S. The Impact of Empirical Accuracy Studies On Time Series Analysis and Forecasting. **International Statistical Review**, v.63, 1995, p. 289-308.
- FOGLIATTO, F. S.; RIBEIRO, J. L. D.; WERNER, L. ; LEMOS, F. O.; BRUM, M. P. Previsão de demanda por energia elétrica Método e aplicação. **Revista Produção Online**, v. 5, 2005, p. 1-12.
- HIBON, M.; EVGENIOU, T. To combine or not to combine: selecting among forecasts and their combinations. **International Journal of Forecasting**, v.21, 2005, p. 15-24.
- KIM, W. C.; MAUBORGNE, R. Blue Ocean Strategy: How to Create Uncontested Market Space and Make the Competition Irrelevant. **Harvard Business Review**, v. 82, 2004, p. 71-80.
- MAKRIDAKIS, S. Metaforecasting: Ways of Improving Forecasting Accuracy and Usefulness. **International Journal of Forecasting**, v.4, 1988, p. 467-491.
- MAKRIDAKIS, S. Forecasting: Its Role and Value For Planning and Strategy. **International Journal of Forecasting**, v.12, 1996, p. 513-537.
- MAKRIDAKIS, S.; WINKLER, R. L. Averages of Forecasts: Some Empirical Results. **Management Science**, v. 29, 1983, p. 987-996.
- MAKRIDAKIS, S.; HIBON, M. The M3-Competition: results, conclusions and implications. **International Journal of Forecasting**, v. 16, 2000, p. 451-476.
- MARTINS, V. L. M.; WERNER, L. Forecast combination in industrial series: A comparison between individual forecasts and its combinations with and without correlated errors. **Expert Systems with Applications**, v.39, 2012, p. 11479-11486.
- MOON, M. A.; MENTZER, J. T.; SMITH, C. D.; GARVER, M. S. Seven Keys to Better Forecasting. **Business Horizons**, v.5, 1998, p. 44-52.
- NEWBOLD, P.; GRANGER, C. W. J. Experience with Forecasting Univariate Time Series and the Combination of Forecasts. **Journal of the Royal Statistical Society (A)**, v.137, 1974, p. 131-165.
- SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2005.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Combination Forecasts of Output Growth in a Seven Country Data Set. **Journal of Forecasting**, v.23, 2004, p. 405-430.
- WANG, F. E.; CHANG, K. Adaptive neuro-fuzzy inference system for combined forecasts in a panel manufacturer. **Expert Systems with Applications**, v.37, 2010, p. 8119-8126.
- WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgemental and statistical time series forecasting: a review of the literature. **International Journal of Forecasting**, v.12, 1996, p. 91-118.