

## Avaliação dos factores que influenciam a durabilidade dos rebocos correntes



Pedro L. Gaspar  
FA - UTL  
Portugal  
pmgaspar@fa.utl.pt



Ana Silva  
IST - UTL  
Portugal  
anasilva931@msn.com



Jorge de Brito  
IST - UTL  
Portugal  
jb@civil.ist.utl.pt

**Resumo:** Neste artigo, analisam-se os diferentes factores que influenciam a degradação dos rebocos exteriores correntes. Para isso, foram analisados 100 casos de estudo, através de inspecções visuais *in situ*. Através da quantificação da degradação global é possível modelar a perda de desempenho dos rebocos correntes ao longo do tempo. Com recurso a uma análise de regressão múltipla linear, identificam-se os factores mais relevantes na explicação da degradação global das fachadas rebocadas. Analisam-se ainda as relações causais entre os diferentes factores através de uma análise estatística designada de *Análise de Trajectórias*, que permite compreender os fenómenos de degradação associados aos rebocos correntes. Os factores analisados relacionam-se com a qualidade do material, a qualidade do projecto, a qualidade de execução, as condições ambientais exteriores, as condições de utilização e o nível de manutenção.

**Palavras-chave:** regressão múltipla, análise de trajectórias, métodos estatísticos, durabilidade, rebocos.

### 1. INTRODUÇÃO

O reboco é a solução mais corrente de revestimento de fachadas em Portugal, devido ao seu relativamente reduzido custo inicial e à baixa complexidade construtiva necessária à sua aplicação em obra. Infelizmente, o uso tão alargado do reboco (conjugado com a quase inexistência de estratégias de manutenção pró-activas) traduz-se em níveis de degradação igualmente elevados, com um profundo impacte na qualidade do ambiente urbano.

Com base no estudo da degradação de 100 rebocos correntes em fachadas, é possível modelar a perda de desempenho de rebocos exteriores correntes, estimando a durabilidade destes para determinado nível mínimo de desempenho [1]. Para tal, são feitos levantamentos da ocorrência de anomalias, por tipo (manchas [2, 3], fissuração [4] e destacamentos [5]), por área opaca afectada e por condição. A metodologia adoptada permite definir um

índice numérico, designado de severidade da degradação [6], que permite definir o estado de degradação das fachadas inspeccionadas de acordo com a expressão (1):

$$S = \frac{\sum (A_n \cdot k_n \cdot k_{a,n})}{(A \cdot k)} \quad (1)$$

Onde: S - representa a severidade da degradação da fachada, normalizada, expressa em percentagem;  $A_n$  - a área de fachada afectada por uma anomalia n, em m<sup>2</sup>;  $k_n$  - constante de ponderação das anomalias n, em função da sua condição, tomando os valores pertencentes ao espaço  $K = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ ;  $k_{a,n}$  - constante de ponderação do peso relativo das anomalias detectadas, em que  $k_{a,n} \in \mathbb{R}^+$ ; k - constante de ponderação igual ao nível de condição mais elevada da degradação de uma fachada de área A; A - área da fachada, em m<sup>2</sup>.

Conhecendo a idade das argamassas ou a data das mais recentes intervenções nestas, é possível expressar graficamente o processo de degradação dos rebocos através do conjunto de pontos definidos pelos pares (x, y), onde as abcissas (x) correspondem à variável “idade” e as ordenadas (y) à variável “severidade” para a amostra estudada [1, 6]. É ainda possível determinar os parâmetros da equação que melhor se ajusta à amostra através de uma regressão simples, correspondente à curva média de degradação da amostra. Para a totalidade dos 100 casos estudados, obtém-se uma recta com uma equação do tipo  $y = B_0 + B_1 \cdot x$ ; onde y representa a severidade da degradação; x representa a idade das fachadas;  $B_0$  é uma constante, que representa a ordenada quando  $x=0$ ; e,  $B_1$  é outra constante que representa o declive da recta, isto é, é a variação que y sofre quando x varia. Do ponto de vista numérico, os resultados obtidos correspondem à seguinte expressão [6], apresentando valores de correlação elevados ( $R^2 = 0,856$ ):

$$\text{Severidade} = 0,0152 \cdot \text{Idade} - 0,029 \quad (2)$$

Neste artigo, descreve-se o desenvolvimento da metodologia para a estimativa da durabilidade de elementos da construção baseada no indicador de severidade de degradação, através da utilização de métodos estatísticos como a regressão múltipla e a análise de trajectórias. Através destes métodos, é possível (a) identificar os factores de durabilidade que mais condicionam a durabilidade de rebocos exteriores correntes e (b) determinar as relações causais entre os factores estudados. No final, obtém-se um modelo numérico para a degradação de rebocos exteriores correntes determinado por factores de durabilidade, independentes da idade das argamassas, e não exclusivamente dependentes do valor desta.

## 2. REGRESSÃO MÚLTIPLA

A análise de regressão é uma das técnicas estatísticas mais utilizadas quando se pretende estudar o comportamento de uma variável dependente, chamada de endógena ou explicada, face a outras variáveis independentes, também designadas de exógenas ou explicativas, responsáveis pelo comportamento da variável dependente. Na regressão simples, existe apenas uma variável independente que pretende explicar a variável dependente. A regressão múltipla, por sua vez, permite explicar determinada realidade, tentando antever o comportamento da variável dependente em função do conhecimento de mais do que

uma variável independente, de acordo com a expressão (3) aplicável a uma regressão múltipla linear:

$$y = B_0 + B_1 \cdot x_1 + B_2 \cdot x_2 + \dots + B_k \cdot x_k + \varepsilon \quad (3)$$

Onde:  $y_i$  - representa a variável dependente;  $B_0, B_1, \dots, B_k$  - representam os coeficientes de regressão;  $x_1, x_2, \dots, x_k$  - representa a variável independente;  $\varepsilon$  - representa os erros aleatórios do modelo.

No caso do estudo da durabilidade de rebocos exteriores correntes, os factores estudados e o seu peso relativo encontram-se apresentados na tabela 1, tendo sido obtidos através da comparação de distintas curvas de degradação de rebocos, agrupados em função das características estudadas para cada factor [6].

Tabela 1 - Tabela síntese da quantificação dos factores analisados

Factores considerados	Índices de variação obtidos (tolerância $\pm 0,01$ )			
Tipo de argamassa	Argamassa de cimento e cal 0,90	Monomassa 1,20 a 1,25	Reboco corrente de cimento 1,15 a 1,18	Reboco marmorado 1,27 a 1,38
Cor da fachada	Cor branca: 0,86 a 0,88	Cores claras 0,96		Cores fortes 1,12
Altura da fachada	$h \leq 9m$ : 0,96	$9 < h \leq 14m$ : 1,02	$h > 14m$ : 1,10	
Volumetria	Compacta: 0,90		Irregular: 1,16	
Nível de pormenorização	Inferior 1,02	Corrente 0,99	Superior 1,29 a 1,41	
Protecção superior	Não: 0,88		Sim: 1,06	
Protecção inferior	Não: 0,99		Sim: 1,00	
Capeamentos em platibandas	Não: 0,92		Sim: 1,11 a 1,14	
Capeamentos em varandas	Não: 0,94		Sim: 1,24 a 1,31	
Orientação	NO / Oeste 0,99	SO / Sul 1,20 a 1,25	SE / Este 1,05	NE / Norte 0,90
Proximidade do mar	$\leq 3,5km$ da linha de costa: 0,95		$> 3,5km$ da linha de costa: 1,02	
Humidade	Desfavorável 0,58 a 0,71	Corrente 0,99	Favorável 1,14	
Proximidade de fontes de poluição	Desfavorável 1,00	Corrente 1,00	Favorável 1,13	
Factor de protecção	Exposição forte 0,91	Exposição média 1,06	Fachada protegida 1,12	

## 2.1 Aplicação da regressão múltipla

Definidos os factores de durabilidade a estudar, é possível proceder à regressão múltipla

linear com utilização do *software* SPSS (*Statistical Package for Social Sciences*), que, apesar de ser mais utilizado nas ciências sociais e no campo da medicina, constitui uma ferramenta útil na área da construção. O programa faz a verificação dos pressupostos necessários para a aceitação da regressão, excluindo as possibilidades de multicolinearidade entre variáveis independentes - isto é, a possibilidade de explicação entre si das variáveis independentes - e verificando a significância destas. Para tal, adopta-se o método *Stepwise* na construção do modelo de regressão, excluindo-se as variáveis que não satisfazem os critérios de selecção [7, 8]. A significância do modelo pode ser testada através de duas hipóteses:

- Hipótese nula ( $H_0$ ):  $B_1 = B_2 = \dots = B_k = 0$ ; que considera que nenhuma das variáveis independentes, incluída no modelo, explica a variabilidade da variável dependente
- Hipótese alternativa ( $H_1$ ):  $\exists i: B_i \neq 0$  (lê-se: existe pelo menos um  $i$  em que  $B_i$  é diferente de zero); que considera por sua vez que pelo menos uma das variáveis incluídas no modelo contribui significativamente para a explicação da variável dependente.

Nesta análise de significância, podem ser cometidos dois tipos de erro:

- Erro do tipo I: em que se rejeita a hipótese nula sendo ela verdadeira;
- Erro do tipo II: em que se aceita a hipótese nula sendo ela falsa.

Os testes estatísticos estão formatados para controlar o erro do tipo I, através do nível de significância ( $\alpha$ ), que é a probabilidade de rejeitar a hipótese nula sendo ela verdadeira. Usa-se, regra geral um nível de significância de 5%. Deste modo, caso uma das variáveis independentes possa ter uma probabilidade de cometer um erro do tipo I [*p-value*] inferior ao nível de significância, rejeita-se a hipótese nula. O método *Stepwise* utiliza este teste de significância para incluir no modelo apenas as variáveis explicativas (Tabela 2).

Tabela 2 - Sumário do modelo de regressão múltipla linear (método *Stepwise*)

Modelo <sup>c</sup>	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajustado	Raiz do erro médio quadrado	Durbin-Watson
1	0,925 <sup>a</sup>	0,856	0,855	0,09305	
2	0,929 <sup>b</sup>	0,862	0,859	0,09157	
3	0,932 <sup>c</sup>	0,869	0,865	0,08972	
4	0,936 <sup>d</sup>	0,876	0,871	0,08765	1,459

a. Variáveis explicativas: (Constante), Idade

b. Variáveis explicativas: (Constante), Idade, Humidade

c. Variáveis explicativas: (Constante), Idade, Humidade, Tipo de Argamassa

d. Variáveis explicativas: (Constante), Idade, Humidade, Tipo de Argamassa, Protecção da fachada

e. Variável dependente: Severidade

Na Tabela 2, existe uma série de coeficientes que permitem analisar a qualidade estatística do modelo de regressão, entre os quais [9]:

- R (coeficiente de correlação de Pearson): que define a correlação entre variáveis e varia, em módulo, entre -1 e 1, correspondendo estes valores a uma correlação linear “perfeita”; neste estudo, para o modelo 4, obteve-se um valor de 0,936, o que indica uma fortíssima correlação entre variáveis;
- $R^2$  (coeficiente de determinação): que, simplificada, mede a proporção da variabilidade da variável dependente que poderá ser explicada pelo modelo de regressão obtido, avaliando o grau de explicação do modelo; por outras palavras, mede a proporção da variabilidade total de y que é atribuível à dependência de y de todos os  $x_i$ , como definido pelo ajustamento do modelo aos dados [10];
- $R^2$  ajustado (coeficiente de determinação ajustado): dado que o coeficiente de determinação cresce à medida que aumenta o número de variáveis independentes, para uma análise mais fina, utiliza-se o coeficiente de determinação ajustado uma vez que este apenas aumenta se a adição de uma nova variável conduzir a uma melhoria do ajustamento do modelo de regressão aos dados;
- Raiz do erro médio quadrado - representa o desvio padrão do termo do erro; é dado pela raiz quadrada do quadrado médio para os resíduos da tabela ANOVA.

Uma das formas mais exactas de avaliar a existência de correlação e de, simultaneamente verificar a presença de auto-correlação entre os resíduos ou erros do modelo de regressão foi proposta por Durbin e Watson [11]. Neste tipo de análise, o resultado dado pela tabela sumário do modelo é comparado com um limite superior ( $d_U$ ) e inferior ( $d_L$ ), tal como se apresenta esquematicamente na Figura 1. Desta comparação, é possível verificar se os resultados estão em zonas de rejeição ou de não rejeição da auto-correlação entre os erros do modelo de regressão.

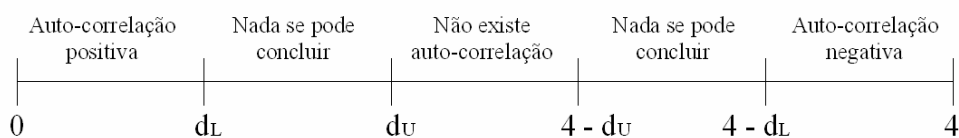


Figura 1 - Zonas de rejeição e não rejeição da auto-correlação entre os resíduos ou erros do modelo de regressão

Na análise Durbin-Watson, os limites superior e inferior são dados pelas tabelas definidas por Savin e White [12], cujos valores dependem do nível significância, do número de variáveis independentes (excluindo a constante) e do número de casos da amostra. No presente caso, admitindo um nível de significância de 5%, tendo quatro variáveis independentes (modelo 4) e 100 casos de estudo, obtém-se um limite inferior igual a 1,59 e um limite superior igual a 1,76, constatando-se assim que existe uma auto-correlação positiva entre os resíduos. Esta constatação implica que o erro cometido no instante t influencia o erro cometido no instante t+1, isto é, existe uma auto-correlação dos erros ao longo do tempo. Assim sendo, surge a necessidade de corrigir o modelo.

## 2.2 Correção do valor de Durbin-Watson

O valor de Durbin-Watson da Tabela 2 é dado pela expressão (4), na qual o numerador representa a soma das diferenças quadráticas dos sucessivos resíduos e o denominador representa a soma do quadrado dos resíduos.

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (\hat{\varepsilon}_i - \hat{\varepsilon}_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2} \quad (4)$$

Durbin e Watson [11], na tentativa de derivar a expressão de  $d$  obtiveram um coeficiente de auto-correlação de primeira ordem na amostra, dada pela expressão (5) [13]:

$$d \cong 2 \cdot (1 - \rho) \quad \text{logo:} \quad \rho \cong 1 - \frac{d}{2} \quad (5)$$

A partir do valor de  $\rho$  é feita a correcção do modelo com recurso ao processo iterativo estabelecido por Cochrane-Orcutt [14] associado ao método de Prais-Winsten [15], tal como apresentado por Gujarati [16] e como definido em seguida:

- 1) Expressão inicial:  $y_t = B_0 + B_1 \cdot x_{1t} + B_2 \cdot x_{2t} + \dots + B_k \cdot x_{kt} + \varepsilon_t$ ;
- 2) Fazer uma primeira iteração, onde se procede à regressão com todos os factores, determinando assim o valor de Durbin-Watson;
- 3) Transformar a expressão inicial:  $y'_t = y_t - \rho \cdot y_{t-1}$  e  $x'_t = x_t - \rho \cdot x_{t-1}$ ;
- 4) Substituir-se os termos iniciais por:  $y'_t = y_t \times \sqrt{1 - \rho^2}$  e  $x'_t = x_t \times \sqrt{1 - \rho^2}$ ;
- 5) Com os valores das variáveis transformados pode então proceder-se à uma nova análise de regressão até ser eliminada a auto-correlação do erro.

Procedeu-se assim a uma primeira iteração, onde se utilizou o método *standard* do SPSS (designado *Enter*), que entra em linha de conta com todas as variáveis independentes que se pretendem estudar. Desta primeira iteração, obteve-se um valor de Durbin-Watson de 1,408 (Tabela 3).

Tabela 3 - Sumário do modelo de regressão com utilização do método *Enter*

Modelo <sup>b</sup>	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajustado	Raiz do erro médio quadrado	Durbin-Watson
1	0,944 <sup>a</sup>	0,891	0,872	0,08756	1,408

a. Variáveis explicativas: (constante), idade, tipo de argamassa, cor, altura, volumetria, protecção dos beirados, capeamento de platibandas, capeamento de varandas, protecção inferior (soco), *design*, orientação, proximidade do mar, humidade, proximidade das vias, protecção da fachada

b. Variável dependente: severidade da degradação

Este valor de Durbin-Watson permite assim determinar o valor de  $\rho$  ( $\approx 0,296$ ), sendo deste modo possível proceder à transformação dos valores das variáveis e efectuar uma nova regressão múltipla linear, cujos resultados (para o método *Enter*) são apresentados na Tabela 4. Através do novo valor de Durbin-Watson, verifica-se a inexistência de auto-correlação entre os erros.

Tabela 4 - Sumário do modelo de regressão múltipla linear - utilização do método *Enter*

Modelo <sup>b</sup>	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajustado	Raiz do erro médio quadrado	Durbin-Watson
1	0,903 <sup>a</sup>	0,816	0,783	0,08849	1,880

a. Variáveis explicativas: (constante), idade, tipo de argamassa, cor, altura, volumetria, protecção dos beirados, capeamento de platibandas, capeamento de varandas, protecção inferior (soco), *design*, orientação, proximidade do mar, humidade, proximidade das vias, protecção da fachada

b. Variável dependente: severidade da degradação

### 3. CARACTERÍSTICAS QUE INFLUENCIAM A DURABILIDADE DOS REBOCOS

Resolvido o problema estatístico, importa recentrar o trabalho na determinação das características dos rebocos correntes que influenciam a sua durabilidade. Por outras palavras, procura identificar-se quais as variáveis consideradas (apresentadas na Tabela 1) que explicam os valores obtidos em campo relativos ao estado de degradação dos rebocos. Para tal, procedeu-se a uma nova análise, desta vez com o método *Stepwise*, onde se afigurou necessário remover quatro casos de estudo que correspondiam a *outliers* do modelo de regressão. Na Tabela 5, apresentam-se os resultados obtidos, para uma amostra de 96 casos (96% da amostra original). Obtém-se assim o modelo final pretendido (modelo 4), onde se incluem todas as variáveis explicativas da variável dependente.

Tabela 5 - Sumário do modelo de regressão com utilização do método *Stepwise*

Modelo <sup>e</sup>	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajustado	Raiz do erro médio quadrado	Durbin-Watson
1	0,874 <sup>a</sup>	0,763	0,761	0,07838	
2	0,880 <sup>b</sup>	0,774	0,769	0,07696	
3	0,887 <sup>c</sup>	0,787	0,780	0,07524	
4	0,893 <sup>d</sup>	0,797	0,788	0,07374	2,485

a. Variáveis explicativas: (constante), idade

b. Variáveis explicativas: (constante), idade, humidade

c. Variáveis explicativas: (constante), idade, humidade, orientação

d. Variáveis explicativas: (constante), idade, humidade, orientação, capeamento de varandas

e. Variável dependente: severidade da degradação

#### 3.1 Análise dos resultados

Do ponto de vista da validação dos resultados, o método *Stepwise* vai incluindo, passo a passo, em cada modelo, a variável que melhor explica a severidade da degradação. Estatisticamente, o valor de Durbin-Watson situa-se no intervalo em que nada se pode concluir; por sua vez, o coeficiente de correlação de Pearson (R) indica que o modelo apresenta uma forte correlação. Em ciências exactas, onde os valores das variáveis são obtidos de forma precisa (como por exemplo, em ensaios laboratoriais), considera-se um bom

ajustamento quando o valor de  $R^2$  ronda 0,9; no entanto, no presente estudo, a variável dependente (severidade da degradação) foi obtida com base em inspeções visuais *in situ*, tendo por isso alguma variabilidade associada. Em face do referido, considera-se que o valor obtido para o  $R^2$  (0,788) indica um bom ajustamento do modelo aos dados, sobretudo tendo em conta que se trata de um modelo de regressão múltipla que considera, por exemplo, factores ambientais.

Na Tabela 6 (tabela ANOVA no SPSS), apresenta-se o resumo da análise de variância do modelo escolhido. O parâmetro “variação” corresponde à soma dos desvios quadráticos associados a cada uma das fontes de variação: a variação que é explicada pelas variáveis independentes (regressão), a variação que não é explicada (resíduos) e a variação inicial ou total (soma da regressão e dos resíduos); a variação que não é explicada (resíduos) corresponde ao somatório dos erros ao quadrado, isto é, é o somatório da diferença entre o valor da severidade da degradação e o valor esperado, ao quadrado.

Tabela 6 - Tabela ANOVA do modelo 4 da regressão múltipla linear

Modelo 4	Varição (Soma dos desvios quadráticos)	Graus de liberdade	Desvio quadrático médio	F	Sig.
Regressão	1,945	4	0,486	89,396	0,000
Resíduos	0,495	91	0,005		
Total	2,439	95			

Os “graus de liberdade” encontram-se relacionados com o número de dados disponíveis para o cálculo da estatística. Em geral, os graus de liberdade associados à regressão são designados de graus de liberdade do numerador e os associados aos resíduos são designados de graus de liberdade do denominador. O “desvio quadrático médio” é dado pela razão entre a soma dos desvios quadráticos e os respectivos graus de liberdade.

O teste de Fisher-Snedecor (F, na Tabela 6) avalia a explicação do modelo: caso F seja superior ao valor crítico, despreza-se a hipótese nula ( $B = 0$ ), isto é, o modelo tem capacidade explicativa estatisticamente significativa. O valor crítico de F é obtido justamente através das tabelas de Fisher-Snedecor, onde se relacionam os graus de liberdade do numerador e do denominador para um nível de significância definido; no presente estudo, para um nível de significância de 5%, para quatro graus de liberdade do numerador e 91 do denominador, obteve-se, da consulta destas tabelas e por interpolação, um valor crítico de F igual a 2,489, verificando-se assim que o F obtido é muito superior ao valor crítico.

Por fim, a “significância” (Sig, na Tabela 6) testa a probabilidade de se rejeitar a hipótese nula sendo ela verdadeira. No presente caso, verifica-se que o valor da significância é inferior a 5% (p-valor admitido), constatando-se assim que as variáveis independentes consideradas são a causa da variável dependente.

### 3.2 Construção do modelo de degradação de rebocos

Após a validação dos resultados, importa conhecer os coeficientes da expressão da regressão múltipla linear efectuada. O SPSS fornece a tabela desses coeficientes (Tabela 7),



descrevendo-se em seguida o significado de cada um deles [9]:

- os coeficientes de regressão linear (B) das variáveis independentes representam a modificação sofrida pela variável dependente sempre que se altera em uma unidade a variável independente; aos quais estão associados diferentes valores de erro-padrão;
- os coeficientes padronizados representam os coeficientes que se obteriam caso se padronizassem todas as variáveis incluídas na regressão: quanto maior é o valor destes coeficientes, maiores os valores de t e menores os valores da significância;
- o teste-t utiliza-se para determinar se cada coeficiente de regressão é ou não útil para prever a variável dependente: os valores de t da regressão são comparados com o valor crítico de t (tabela para uma distribuição *t Student*) e, caso sejam superiores ao valor crítico em termos absolutos, diz-se que o modelo está bem ajustado; no presente caso, para uma amostra de 96 casos e para um nível de significância de 5%, obteve-se da consulta das tabelas *t Student* e através de interpolação dos valores tabelados, que o t crítico é de 1,6632, verificando-se assim que, em termos absolutos, os valores de t para os coeficientes das variáveis independentes são superiores ao valor de t crítico;
- quanto à significância, verifica-se que, para todas as variáveis independentes, o valor desta é inferior ao p-valor (5%); este facto deve-se à utilização do método *Stepwise*, que, como se referiu, apenas inclui as variáveis que obedecem a esta condição.

Tabela 7 - Coeficientes de regressão do modelo 4 da regressão múltipla linear

Modelo 4	Coeficientes de regressão linear		Coeficiente padronizados	t	Sig.
	B	Erro-padrão dos coeficientes de regressão	Beta		
Constante	0,288	0,078		3,670	0,000
Idade	0,014	0,001	0,859	18,099	0,000
Humidade	-0,128	0,054	-0,113	-2,369	0,020
Orientação	-0,184	0,071	-0,124	-2,590	0,011
Capecamento de varandas	-0,092	0,042	-0,104	-2,183	0,032

Pode assim concluir-se que a severidade da degradação depende em primeira instância da idade das fachadas, em seguida da exposição das fachadas à humidade, depois da sua orientação e, por fim, da existência ou não de capecamento das varandas. Deste modo, é possível avaliar a relevância de cada uma das variáveis na explicação da severidade, o que permite a descrição deste indicador através da expressão (6).

$$\text{Severidade} = 0,288 + 0,014 \cdot \text{Idade} - 0,128 \cdot \text{Humidade} - 0,184 \cdot \text{Orientação} - 0,092 \cdot \text{Capecamento de varandas} \quad (6)$$

### 3.3 Análise de trajectórias

Depois de definidas as variáveis explicativas da severidade da degradação, considerou-se interessante fazer uma variante da análise de trajectórias. Na análise convencional de trajectórias, definem-se as relações causa - efeito entre variáveis (sendo essa relação unidireccional) e estabelece-se um diagrama de trajectórias que define graficamente o modelo causal hipotético [17].

No presente artigo, definiu-se a severidade da degradação como variável dependente, tendo-se constatado que esta tem como variáveis explicativas a idade, humidade, orientação e capeamento das varandas. Através da análise de trajectórias, é possível identificar as variáveis estudadas que explicam a variabilidade das variáveis explicativas. Para tal, estabelecem-se três novos modelos de regressão, atribuindo-se como variável dependente, em cada um deles, cada uma das variáveis explicativas acima identificadas. De seguida, com utilização do método *Stepwise*, seleccionam-se as variáveis explicativas dos novos modelos de regressão, possibilitando estimar os coeficientes de regressão destes novos modelos. Através desta metodologia, obtiveram-se os resultados finais apresentados nas expressões (7) a (9).

$$\text{Humidade} = 3,101 + 3,798 \cdot \text{Proximidade do mar} + 0,603 \cdot \text{Protecção da fachada} - 0,434 \cdot \text{Protecção dos beirados} + 0,353 \cdot \text{Cor} - 7,703 \cdot \text{Protecção inferior (soco)} \quad (7)$$

$$\text{Orientação} = 0,554 + 0,194 \cdot \text{Tipo de Argamassa} \quad (8)$$

$$\text{Capeamento das varandas} = - 6,356 + 0,484 \cdot \text{Volumetria} + 9,608 \cdot \text{Protecção inferior} \quad (9)$$

Por fim, apresenta-se na Figura 2 o diagrama de trajectórias obtido, que esquematiza o efeito de diferentes factores que, apesar de não contribuírem directamente para a explicação da severidade da degradação, o fazem indirectamente. Nesta figura, indicam-se ainda os coeficientes de regressão de cada variável nas setas correspondentes às suas relações.

## 4. CONCLUSÕES

Neste artigo, apresentam-se e descrevem-se ferramentas estatísticas que permitem identificar os factores mais relevantes na explicação da degradação global das fachadas rebocadas e as relações causais entre os diferentes factores de durabilidade.

Através da regressão múltipla linear, é possível identificar quais as variáveis de durabilidade que melhor explicam os valores de severidade de degradação obtidos numa campanha de levantamento que recolheu informação sobre a deterioração de 100 fachadas rebocadas na zona de Lisboa. Estas variáveis podem ser conjugadas num modelo que permite determinar o valor da severidade, concluindo-se que esta depende sobretudo idade, humidade, orientação e capeamento das varandas, designadas de variáveis explicativas.

Numa segunda fase, através da análise de trajectórias, é possível conhecer quais os factores de durabilidade que explicam cada uma das variáveis explicativas, contribuindo para

uma melhor compreensão das relações causais dos diferentes fenómenos de degradação associados aos rebocos correntes.

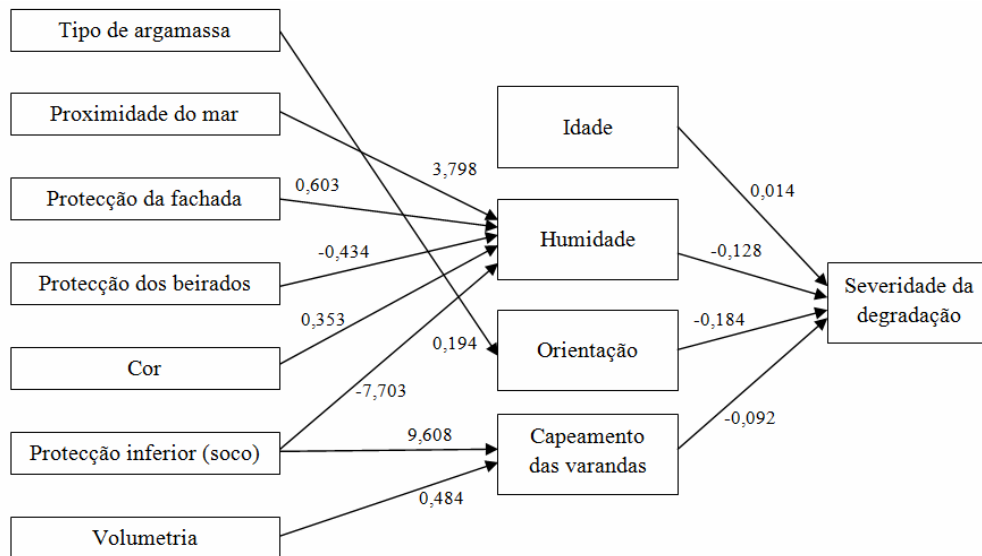


Figura 2 - Diagrama de trajetórias obtido

## 5. REFERÊNCIAS

- [1] Gaspar, P.; de Brito, J. *Durabilidade, estados limite e vida útil de rebocos em fachadas*. 3º Congresso Nacional de Argamassas de Construção, APFAC, Lisboa, Portugal, 18-19 Março 2010, em CD, comunicação 91/10.
- [2] Flores-Colen, I.; Brito, J. de. *Premature stains in façades of recent buildings*. 2<sup>nd</sup> International Symposium in Lisbon, L.N.E.C., Lisboa, Portugal, 6-8 Novembro 2003, pp. 311-320.
- [3] Flores-Colen, I.; Brito, J. de; Freitas, V.P. *Técnicas de diagnóstico e de manutenção para remoção de manchas em paredes rebocadas*. 1º Congresso Nacional de Argamassas de Construção, APFAC, Lisboa, Portugal, 24 - 25 Novembro 2005, em CD, comunicação 03/05.
- [4] Gaspar, P.; Flores-Colen, I.; Brito, J. de. *Técnicas de diagnóstico e classificação de fissuração em fachadas rebocadas*. 2º Encontro sobre Patologia e Reabilitação de Edifícios, FEUP / Universidade Politécnica da Catalunha, Porto, Portugal, 20-21 Março 2006, pp. 541-550.
- [5] Gaspar, P.; Flores-Colen, I.; de Brito, J. *Técnicas de Diagnóstico e Classificação de Anomalias por Perda de Aderência em Rebocos*. 2º Congresso Nacional de Argamassas de Construção, APFAC, Lisboa, Portugal, 22 - 23 Novembro 2007, em CD, comunicação 56/07.
- [6] Gaspar P. *Vida útil das construções: desenvolvimento de uma metodologia para a estimativa da durabilidade de elementos da construção. Aplicação a rebocos de edifícios*

- correntes*. Tese de Doutoramento em Ciências de Engenharia, Instituto Superior Técnico, Lisboa, Portugal, 2009.
- [7] Hu B.; Shao J. *Generalized linear model selection using  $R^2$* . Journal of Statistical Planning and Inference, 138 (12), 2008, pp. 3705-3712.
- [8] Leung Arthur W.T.; Tam C.M.; Liu D.K. *Comparative study of artificial neural networks and multiple regression analysis for predicting hoisting times of tower cranes*. Building and Environment, 36 (4), 2001, pp. 457-467.
- [9] Silva A., de Brito J., Gaspar P. *Application of the Factor Method to maintenance decision support for stone cladding*. Automation in Construction, Article in Press, doi:10.1016/j.autcon.2011.06.014, 2011.
- [10] Zar J. *Biostatistical Analysis* (4th Ed.). Englewood Cliff, Prentice-Hall, INC., 1999.
- [11] Durbin J.; Watson G.S. *Testing for serial correlations in least squares regression III*. Biometrika, 58, 1971, pp. 1-19.
- [12] Savin N.E.; White M.B. *The Durbin-Watson test for serial correlation with extreme sample sizes or array regressors*. Econometrica, 15, 1977, pp. 1989-1996.
- [13] Jeong J.; Chung S. *Bootstrap tests for autocorrelation*. Computational Statistics & Data Analysis, 38 (1), 2001, pp. 49-69.
- [14] Cochrane D.; Orcutt G.H. *Application of least squares regression to relationships containing autocorrelated errors terms*. Journal of the American Statistical Association, 44, 1949, pp. 32-61.
- [15] Prais S.J.; Winsten C.B. *Trend estimators and serial correlation*. Cowles Commission 1954, Discussion paper No 383, University of Chicago, United States of America.
- [16] Gujarati D.N. *Econometria Básica*. São Paulo, Brasil, Pearson Makron Books, 2000.
- Maroco J. *Análise estatística com utilização do SPSS (3ª Ed.)*. Lisboa, Portugal, Edições Sílabo, 2007.
- [17] Maroco J. *Análise estatística com utilização do SPSS (3ª Ed.)*. Lisboa, Portugal, Edições Sílabo, 2007.