

# Financial Portfolio Optimization

Bernardo Gomes Kishan Rama Tomás Falcato

bernardo.n.gomes@ist.utl.pt kishan.rama@ist.utl.pt

tomas.falcato.costa@ist.utl.pt

Instituto Superior Técnico

**Abstract**—Para o problema de *Financial portfolio optimization*, dado um conjunto de *assets*, pretende-se obter uma forma de distribuir o dinheiro a investir por forma a maximizar o retorno. A cada *asset*, existe um risco associado, sendo que o risco de cada um poderá, ou não, influenciar o risco dos restantes. Se considerarmos todas as variáveis inerentes à otimização deste tipo de problemas, iremos obter funções não convexas, pelo que se considera uma aproximação facilmente computável através de otimização convexa e cujos resultados, obtidos a partir do *software CVX*, são bastante próximos dos ótimos. Posteriormente, o problema foi reformulado por forma a obter uma solução sub-ótima mas com menor tempo de computação.

**Keywords.** Portfolio Optimization •CVX •Barrier Method •Newton Method

## I. INTRODUÇÃO

Este artigo pretende obter uma solução para o problema de *Portfolio Optimization*. Para tal, a nossa abordagem maximiza o retorno esperado e minimiza o risco de investimento tendo em conta a aversão ao risco colocada pela pessoa que investe.

Na vida real, o problema discutido neste artigo tem extrema importância na medida em que praticamente todas as pessoas fazem investimentos do seu dinheiro. A formulação terá em conta não só os casos em que a pessoa pretende rápidos retornos e pretende que estes sejam bastante elevados, independentemente de o risco a ele associado ser relativamente elevado, como também casos cujo objetivo seja obter um resultado de longo prazo em que a aversão ao risco é um fator preponderante face à quantia recebida.

Por forma a resolver, e melhor compreender o problema, numa primeira abordagem foi utilizado o *software CVX*. Posteriormente, implementa-se a mesma resolução do problema, mas com este reescrito por forma a utilizar o algoritmo *Barrier Method*.

O artigo está organizado da forma enunciada de seguida. No capítulo II, é introduzida a função a otimizar e as respetivas variáveis, capítulo III descreve a abordagem para a utilização do *software CVX*, sendo esta alterada para a utilização do *Barrier Method*, descrito no capítulo IV. Os resultados obtidos nas duas fases são discutidos e comparados em V. As conclusões são apresentadas posteriormente em VI.

## II. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Para a obtenção dos resultados do problema descrito anteriormente, a função utilizada foi a seguinte:

$$\begin{aligned} & \text{maximize} && \mu^\top \omega - \gamma \omega^\top \Sigma \omega \\ & \text{subject to} && 1^\top \omega = 1 \\ & && \omega \in \mathbb{R}_+^n \end{aligned} \quad (1)$$

Apresenta-se de seguida a descrição das variáveis da função de otimização:

- $\omega \rightarrow$  vetor de dimensão  $n$ , onde cada posição  $i$ , contém a fração do dinheiro a investir no *asset*  $i$  para obter o máximo de lucro. Será esta a variável que se pretende maximizar;
- $\mu \rightarrow$  vetor de dimensão  $n$ , onde cada posição  $i$ , contém o retorno esperado para o *asset*  $i$ ;
- $\Sigma \rightarrow$  matriz das covariâncias, de dimensão  $n \times n$  dos retornos dos *assets*. É através deste parâmetro que se representa a influência que cada *asset* tem nos restantes e vice-versa. Por exemplo, é de esperar que tendo um valor muito elevado na entrada  $ij$  desta matriz, no caso de haver uma quebra nos retornos do *asset*  $i$ , o *asset*  $j$  irá, também sofrer quebra nos retornos, ou um aumento dos mesmos, dependendo do valor dessa entrada. Um caso real desta formulação é a forte dependência entre as ações do petróleo e dos automóveis ou a relação de competição entre cadeias concorrentes;
- $\mu^\top \omega \rightarrow$  representa o retorno expectável do portfólio;
- $\gamma \rightarrow$  variável que controla o *tradeoff* entre o retorno e o risco. Será este parâmetro que irá controlar se se pretende investir dando preferência a maximizar o retorno, ou dando preferência à minimização do risco;
- $\gamma \omega^\top \Sigma \omega \rightarrow$  representa a variância do retorno do portfólio. É o parâmetro que mede o risco de investimento;

A *constraint*  $1^\top \omega = 1$  indica que a soma dos investimentos no portfólio deve corresponder ao capital inicial que se pretende investir. Note-se que os investimentos são uma fração do capital inicial e não o seu valor absoluto. Ao forçar que  $\omega \in \mathbb{R}_+^n$  indica que não podem existir investimentos negativos. Na prática esta situação poderia existir, no caso de termos capital num dado *asset* e a melhor solução ser retirar o capital deste para investir noutro mais lucrativo.

Ao analisar a função que queremos otimizar, verifica-se que é quadrática, ou seja, do tipo  $x^\top A x + b^\top x + c$ . Para o contexto em questão, tem-se que  $\text{maximize } \mu^\top \omega - \gamma \omega^\top \Sigma \omega \equiv \text{minimize } \gamma \omega^\top \Sigma \omega + (-\mu^\top) \omega \equiv \text{minimize } \omega^\top \gamma \Sigma \omega + (-\mu^\top) \omega$ .

Sendo a matriz das covariâncias semi-definida positiva e simétrica, verifica-se que a nossa função é realmente quadrática sendo  $A = \gamma\Sigma$ ,  $b = -\mu$  e  $c = 0$ . Sendo a função quadrática, podemos também concluir, que é convexa. Desta forma, a otimização será feita de acordo com esta propriedade.

### III. CVX

Por forma a implementar a solução apresentada na equação 1, e sendo esta convexa, utilizou-se o *software* CVX[1]. De seguida apresenta-se a parte do código de *Matlab* onde se utiliza o CVX.

```
cvx_begin
    variable w(number_of_entries);

    maximize(miu'*w - gama*w'*cov*w);

    subject to
        (vec_ones')*w == 1; w>=0;
cvx_end;
```

### IV. BARRIER METHOD

Por forma a melhorar o tempo de otimização, utiliza-se um *Interior Point Method*. Para esta abordagem, pretende-se reescrever o problema sob a forma de problema de otimização da seguinte forma:

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && f_0(x) \\ &\text{subject to} && f_i(x) \leq 0 \\ &&& Ax = b \end{aligned} \quad (2)$$

As *constraints* de otimização devem portanto ser lineares ou inequações do tipo acima descrito em que os  $f_i$  são convexos e duas vezes diferenciáveis.

Pela impossibilidade de aplicação deste método com a formulação anterior devido à *constraint*  $1^\top \omega = 1$ , foi necessário recorrer a uma mudança de variável.

Deste modo, define-se  $\omega$  pela equação (3).

$$\omega = Dz + b \quad (3)$$

As matrizes serão as seguintes:

$$D_{n,n-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -1 & -1 & -1 & \cdots & -1 \end{pmatrix}$$

$$z_{n-1,1} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_{n-1} \end{pmatrix} \quad b_{n,1} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$$

Com esta mudança de variável, a nova variável de otimização  $z$ , tem menos um grau de liberdade que a anterior,

$\omega$ . O último investimento será assim a percentagem em falta do capital inicial.

Esta condição é conseguida através da equação matricial (3), onde a matriz  $D$  é uma matriz identidade nas primeiras  $n-1$  linhas e a última ser uma linha de "-1"s; a matriz  $b$  é uma matriz coluna de "0"s com apenas a ultima posição "1", sendo a *constraint* referida anteriormente assim respeitada.

Relativamente à segunda *constraint*,  $\omega \in \mathbb{R}_+^n$ , com a mudança de variável efetuada, tem-se  $Dz + b \geq 0$ . Como tal, o problema descrito pela equação (2) adaptado à situação em causa ficará escrito da seguinte forma:

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && -\mu^\top(Dz + b) + \gamma(Dz + b)^\top \Sigma(Dz + b) \\ &\text{subject to} && -Dz - b \leq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

Os  $f_i(x)$  são assim  $f_i(x) = -\delta_i^\top z - b_i$  onde  $\delta_i^\top$  representa a linha  $i$  da matriz  $D$ .

Pretende-se utilizar o *Barrier Method*, que otimiza formulações semelhantes às da equação (5), onde  $I_{-}f_i(x)$  representa uma barreira, ou seja, para  $f_i(x) \leq 0$ , tem valor nulo sendo infinito para os restantes.

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && f_0(x) + \sum_{i=1}^m I_{-}(f_i(x)) \\ &\text{subject to} && Ax = b \end{aligned} \quad (5)$$

Não sendo possível a implementação de funções não diferenciáveis, faz-se uma aproximação logarítmica da barreira, reformulando a equação (5) em (6).

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && f_0(x) + (1/t) \sum_{i=1}^m \log(f_i(x)) \\ &\text{subject to} && Ax = b \end{aligned} \quad (6)$$

Para valores positivos de  $t$ ,  $(1/t)\log(f_i(x))$  será uma aproximação suave da barreira. Com o aumento do parâmetro  $t$ , a aproximação utilizada será cada vez mais próxima da barreira ideal. A figura 1 ilustra a aproximação à barreira pretendida com a variação de  $t$ .

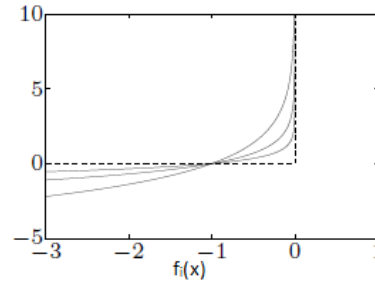


Fig. 1. Aproximação da barreira ideal para vários valores de  $t$

Com o problema reescrito, o algoritmo *Barrier Method*[2] implementado é o seguinte:

**Input:**  $x$  strictly feasible,  $t > 0$ ,  $\mu > 1$ ,  $\epsilon > 0$

- 1: obtenção de  $x^*(t)$  pela minimização de  $tf_0 + \phi$
- 2: Atualização de  $x := x^*(t)$
- 3: **If** ( $m/t < \epsilon$ ) **then** Stop
- 4: Incremento de  $t$ .  $t := \mu t$ .

Neste algoritmo, faz-se no primeiro passo a minimização com recurso ao método de *Newton*, sendo a função utilizada a apresentada na equação (7),

$$f(z) = tf_0(z) + \phi(z) \quad (7)$$

onde

$$f_0(z) = -\mu^\top (Dz + b) + \gamma(Dz + b)^\top \Sigma(Dz + b) \quad (8)$$

e

$$\phi = -\sum_{i=1}^m \log(-f_i(x)) \quad (9)$$

Para a aplicação do método de *Newton*, é ainda necessário o cálculo do gradiente e da hessiana da função  $f(z)$ . Como tal, o gradiente é obtido da seguinte forma:

$$\nabla f(z) = t(\nabla f_0(z))^\top + \nabla \phi(z) \quad (10)$$

onde

$$\nabla f_0(z) = -\mu^\top D + \gamma(Dz + b)^\top 2\Sigma D \quad (11)$$

e

$$\nabla \phi(z) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{-f_i(z)} \nabla f_i(z) \quad (12)$$

A expressão da hessiana será obtida de forma idêntica pelas equações (13), (14) e (15).

$$\nabla^2 f(z) = t(\nabla^2 f_0(z))^\top + \nabla^2 \phi(z) \quad (13)$$

$$\nabla^2 f_0(z) = \gamma 2(D^\top \Sigma D) \quad (14)$$

$$\nabla^2 \phi(z) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{-f_i^2(z)} \nabla f_i(z)(\nabla f_i(z))^\top \quad (15)$$

## V. RESULTADOS NUMÉRICOS

How does it really work in practice? Provide simulated performance metrics. If possible, compare with other well-known methods.

Explain your experiments' setup to make it easily understandable and replicable by a reader from the field that does not know your problem.

Comment your results. It might help to show a plot, as to illustrate your commentary, like Figure 2.

The commentary of the plots should not just repeat the graphically obvious such as "the solution is different from the original signal", but explain, for example, how this difference relates to quick changes on the signal. Is the solution too slow to follow the signal variations? What is the magnitude of the error?

You might also want to vary the problem's parameters and see how the solution evolves. Don't forget to explain why is the choice of parameters in the solution depicted in Figure 2 better than the others.

Figures should be chosen wisely. You can never lay out the whole parameter space, so provide insight into which parameters are significant over what range and which ones are less important.

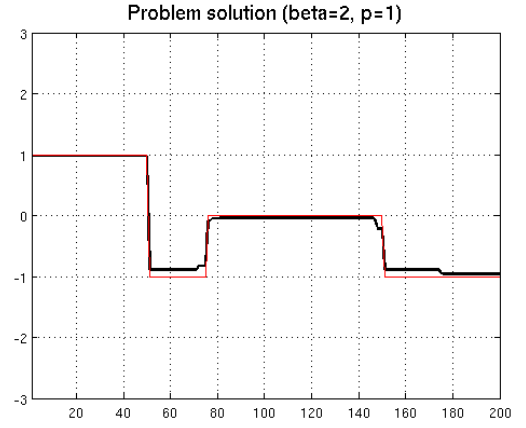


Fig. 2. Solution for the L1 norm cost function.

## VI. CONCLUSÕES

In general a short summarizing paragraph will be sufficient. It should not simply repeat material from the Abstract or Introduction. In some cases it's possible to now make the original claims more concrete, *e.g.*, by referring to quantitative results.

## REFERENCES

- [1] [CVX15] <http://cvxr.com/cvx>, Junho 2015
- [2] [BV\_CVXSLIDES] [https://web.stanford.edu/~boyd/cvxbook/bv\\_cvxslides.pdf](https://web.stanford.edu/~boyd/cvxbook/bv_cvxslides.pdf)