

Caracterização da situação orçamental no poder local baseado em indicadores orçamentais e self-organizing map

por

Marcos Pratas Lourenço

Trabalho de projecto apresentado como requisito parcial para a obtenção do grau de

Mestre em Estatística e Gestão da Informação

pelo

Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação

da

Universidade Nova de Lisboa



**Caracterização da situação orçamental no poder local baseado em indicadores orçamentais e self-organizing map**

**Trabalho de projecto orientado pelo  
Professor Doutor Fernando Lucas Bação**

**Novembro de 2010**

## **Agradecimentos**

Agradeço ao Professor Doutor Fernando Bação pela compreensão e paciência que demonstrou ao longo do projecto assim como pelas ideias que deu no decorrer do projecto.

Gostaria de agradecer à Direcção Geral do Orçamento por ter disponibilizado os dados para este projecto sem os quais não seria possível a realização do mesmo.

Ao colega João Almeida por todas explicações e dicas preciosas que deu para a realização deste projecto.

À minha família pelo apoio que me deram e compreensão que demonstraram.

## **Resumo**

Com este trabalho pretende-se caracterizar organizações do poder local portuguesas face ao orçamento que dispuseram entre os anos de 2005 e 2008. Esta caracterização será feita recorrendo ao uso de rácios baseados em indicadores orçamentais, informação proveniente do poder local do continente português, região autónoma da Madeira e dos Açores. Pretende-se também o desenvolvimento de uma solução que permita auxiliar no processo de tomada de decisão. A ferramenta que servirá de base à exploração dos dados orçamentais será o Self-Organizing Map (SOM), método usado com o objectivo de não só reduzir a dimensionalidade dos dados como também permitir uma visualização mais fácil através do agrupamento de organizações similares entre si. O SOM, também conhecido por rede Kohonen (Kohonen T. , 2001), é um método computacional para a análise e visualização de dados de grandes dimensões. Os dados para o estudo foram fornecidos pela Direcção Geral do Orçamento sendo compostos por variáveis provenientes da contabilidade orçamental, também denominadas por rácios. Com o uso do SOM pretende-se classificar as organizações face a informação orçamental disponível nos dados deste estudo e, posteriormente, a sua utilização na previsão do comportamento das organizações no futuro. Inicialmente o estudo irá ter como base dados referentes ao ano de 2005 sendo posteriormente aplicado aos anos de 2006, 2007 e 2008.

**Palavras-chave:** Contabilidade Orçamental, Rácios Orçamentais, Rácios Financeiros, SOM

## **Abstract**

The aim of this work is to characterize Portuguese public organizations regarding the budget obtained between the years 2005 and 2008 using ratios based on budget indicators. The source of the information is the Portuguese mainland, Madeira and Azores Islands public organizations. It is also intend to develop a solution that will support decision making. The data exploration implementation will be done with Self-Organizing Map (SOM) method used in for reducing dimensionality and that allow an easier visualization by grouping organizations with similar behaviors. SOM, also known as Kohonen Map (Kohonen, T., 2001) is a computational method for analysis and visualization of large data sets. Data for this study were provided by DGO and is composed by variables that exist in accounting, also called ratios. Using SOM it is expected to classify the organizations through their budget information and, subsequently, predicting the future behavior of these organizations. Initially this study will be based on data regarding the year 2005 being applied to the years 2006, 2007 and 2008.

**Keywords:** Budget Accounting, Budget ratios, Financial ratios, SOM

## Acrónimos

BMU	Best Matching Unit
DGO	Direcção Geral do Orçamento
DM	Data Mining
LVQ	Learning Vector Quantization
ODSS	Organization Decision Support Systems
OLAP	Online Analytical Processing
PCA	Principal Component Analysis
POC	Plano Oficial de Contabilidade
POCAL	Plano Oficial de Contabilidade das Autarquias Locais
POCP	Plano Oficial de Contabilidade Publica
RBF	Radial Basis Function
SAD	Sistemas de Apoio à Decisão
SOM	Self-Organizing Map
U-MAT	Unified Distance Matrix, U-matrix

## Índice do Texto

Agradecimentos .....	ii
Resumo.....	iii
Abstract .....	iv
Acrónimos .....	v
1. Introdução.....	1
1.1. Motivações.....	2
1.2. Objectivos.....	2
1.3. Relevância do estudo e sua originalidade .....	3
1.4. Organização do projecto .....	3
1.5. Questões de investigação .....	4
2. Sistemas de Apoio à Decisão no contexto financeiro .....	5
2.1. Sistemas de apoio à Decisão .....	5
2.2. Análise exploratória de dados, Data Mining e descoberta de conhecimento .....	6
2.3. Redes Neurais .....	7
2.3.1. Breve Historial .....	8
2.3.2. Como funcionam .....	9
2.3.3. Topologias .....	12
2.3.4. Aprendizagem supervisionada e não supervisionada.....	12
2.3.5. Vantagens e desvantagens.....	13
2.3.6. Aplicações.....	14
2.4. Casos de estudo .....	14
2.4.1. Self-Organizing Atlas dos bancos Russos .....	14
2.4.2. Mapas para a análise de falência de pequenas e medias empresas.....	22
3. Self-Organizing Map .....	31
3.1. Breve descrição .....	31
3.2. Como funciona .....	33
3.2.1. Treino do SOM .....	34
3.3. Matriz-U .....	36
3.4. Plano de Componentes .....	37
4. Metodologia .....	39
4.1. Contabilidade Orçamental .....	39
4.1.1. Receitas .....	40

4.1.2.	Despesas.....	40
4.2.	Análise da Informação e Selecção de Variáveis .....	41
4.2.1.	Classificadores económicos.....	42
4.2.2.	Variáveis do SOM .....	42
4.3.	Ferramentas e procedimentos.....	44
4.4.	Self-Organizing Map.....	44
5.	Conclusões.....	63
6.	Recomendações .....	65
	Bibliografia .....	66
	Anexos.....	69

## **Índice de Gráficos**

Gráfico 1 – Média das variáveis por neurónio .....	48
Gráfico 2 – Média das variáveis por cluster .....	52
Gráfico 3 – Média das variáveis .....	57
Gráfico 4 – Variação dos rácios da organização CM1816 .....	60
Gráfico 5 – Variação das variáveis da organização CM1420.....	61

## Índice de Quadros

Quadro 1 – Funções de activação mais usadas.....	11
Quadro 2 – Estrutura das receitas públicas .....	40
Quadro 3 – Estruturas das despesas públicas.....	41
Quadro 4 – Detalhe da informação referente às receitas .....	42
Quadro 5 – Detalhe da informação referente às despesas .....	42
Quadro 6 – Variáveis inicialmente consideradas.....	43
Quadro 7 – Variáveis posteriormente consideradas.....	43
Quadro 8 – Dados introduzidos no SOM.....	44
Quadro 9 – Variáveis finais do modelo .....	49
Quadro 10 – Dados referentes a organização CM1816.....	59
Quadro 11 – Dados referentes a organização CM1420 .....	61

## Índice de Figuras

Figura 1 – Processo de descoberta de conhecimento em base de dados .....	7
Figura 2 – Evolução das redes neuronais .....	8
Figura 3 – Estrutura de um nó .....	10
Figura 4 – Redes recursiva à esquerda e feed-forward à direita .....	12
Figura 5 – Número de bancos registados e em funcionamento .....	15
Figura 6 – Solvência dos bancos Russos .....	16
Figura 7 – Percentagem da dispersão total nos primeiros hiperplanos dos PCA .....	17
Figura 8 – Qualidade dos 10 primeiros componentes principais .....	17
Figura 9 – Rede de duas camadas para visualização dos dados .....	18
Figura 10 – Matriz U referente aos dados de 1994.....	18
Figura 11 – O SOM atlas .....	19
Figura 12 – Parte do SOM atlas referente ao ano de 1994.....	20
Figura 13 – Distribuição de bancos que faliram no ano de 1994.....	20
Figura 14 – Distribuição da densidade dos dados com dados de treino de 1994.....	21
Figura 15 – Parte do SOM atlas referente ao ano de 1995.....	21
Figura 16 – Som hierárquico de dois níveis.....	24
Figura 17 – SOM de primeiro nível.....	25
Figura 18 – Projecção de Sammon e Matriz U do SOM de primeiro nível.....	26
Figura 19 – Trajectória de 6 empresas no SOM de primeiro nível.....	27
Figura 20 – Mapa de trajectórias de 2 anos.....	28
Figura 21 – Mapa de trajectórias de 3 anos.....	29
Figura 22 – Projecção de Sammon e Matriz U do mapa de trajectórias de 3 anos .....	29
Figura 23 – Mapa de trajectórias aberto referente a 3 anos .....	30
Figura 24 – Numero de falências e de não falências das empresas .....	31
Figura 25 – Possibilidades com o uso do algoritmo SOM .....	32
Figura 26 – Topologias do SOM .....	33
Figura 27 – Funcionamento do algoritmo SOM .....	34
Figura 28 – Matriz U resultante do SOM 10X5 com 3 clusters .....	37
Figura 29 – Matriz U com detalhes resultante do SOM 10X5 .....	37
Figura 30 – Exemplo de um componente principal obtido no GeoSOM suite.....	38
Figura 31 – Outro exemplo de um componente principal obtido no GeoSOM suite .....	38
Figura 32 – Parametrização da ferramenta GeoSOM suite .....	45
Figura 33 – Matriz de output 10X5 .....	46
Figura 34 – Matriz U associada as variáveis utilizadas.....	46
Figura 35 – Matriz 5X5 .....	47
Figura 36 – Matriz 10X5 com 10 clusters .....	47
Figura 37 – Matriz U referente ao SOM 10X5 .....	49
Figura 38 – Componentes principais.....	50
Figura 39 – SOM 10X5 com 3 clusters definidos.....	51
Figura 40 – Análise do cluster 3 face às variáveis mais expressivas deste cluster.....	53
Figura 41 – Variável SECM (receita efectiva/despesa efectiva) .....	54
Figura 42 - Análise do cluster 1 face às variáveis mais expressivas deste cluster .....	55

Figura 43 – Variação dos componentes principais.....	57
Figura 44 – Componentes principais máximos .....	58
Figura 45 – Componentes principais mínimos .....	58
Figura 46 – Deslocação da Organização CM1816 face aos diferentes anos .....	60
Figura 47 – Deslocação da Organização CM1420 face aos diferentes anos .....	62

## 1. Introdução

No início do século XXI, surgiram grandes alterações na maneira como a Gestão utiliza o suporte computadorizado para a tomada de decisão. Cada vez mais os decisores procuram formas de reduzir a incerteza no processo de decisão, valorizando a “decisão baseada em factos”. Neste contexto têm vindo a ser desenvolvidos inúmeros sistemas de apoio à decisão que procuram, mobilizando os recursos informacionais das organizações, criar as condições para que o decisor possa avaliar de forma rigorosa o contexto e consequências das suas acções. Esta preocupação tem fomentado o desenvolvimento da área de Sistemas de Apoio à Decisão/Business Intelligence, que procura compreender o ambiente em que a tomada de decisão acontece, dar coerência e ordem aos recursos informacionais da organização para que possam, na altura certa, estar à disposição do decisor. No presente, as organizações usam aplicações de performance e análise baseadas em intranets e internet com grande valor, que permitem facilmente a análise e visualização de resultados em tempo real por parte da Gestão ao longo de todo o mundo. As organizações desenvolvem regularmente sistemas distribuídos, intranets e extranets permitindo o fácil acesso a dados alojados em múltiplos locais, ferramentas colaborativas e comunicações em todo o mundo. Os sistemas de informação estão integrados entre si e/ou integrados com outros sistemas baseados na Web, chegando ao ponto de haver integração entre sistemas fora da fronteira da organização. Os gestores podem realizar a tomada de decisão com maior suporte por terem acesso a informação mais clara, exacta e em tempo real.

No presente, as ferramentas de auxílio à tomada de decisão usam a Web para analisar e visualizar permitindo que o processo de tomada de decisão seja flexível, eficiente e facilmente visualizável em exploradores de internet familiares. A disponibilidade de informação e conhecimento sobre as organizações e outras aplicações avançadas foram migradas para pc’s e pda’s, sendo acessível em qualquer local, mediante uma ligação. Os gestores comunicam com computadores e internet através do uso de componentes sem fios, incluindo pda’s e telemóveis. Estes aparelhos permitem o acesso a informação importante, ferramentas úteis, ambientes de comunicação e colaboração. As Data Warehouse e as suas ferramentas analíticas aumentaram drasticamente o acesso à informação e análise para lá da fronteira organizacional; um exemplo deste tipo de ferramentas é o online analytical processing (OLAP) que permite que a análise seja feita em tempo real.

O suporte à tomada de decisão para grupos continua a ser melhorado, com especial ênfase no desenvolvimento de aplicações que permitem o trabalho colaborativo, em qualquer local e em qualquer altura. Os métodos de inteligência artificial têm vindo a melhorar a qualidade dos sistemas de apoio à decisão, estando embebidos em várias aplicações. Os agentes inteligentes executam tarefas de rotina programadas, libertando os decisores dessas rotinas, que se traduz em tempo útil para a realização de trabalho importante. Desenvolvimentos em tecnologias wireless, em aprendizagem organizacional e em gestão do conhecimento desenvolve competências organizacionais na solução de problemas em qualquer período de tempo e em qualquer local.

Este trabalho tem por objectivo a descoberta de conhecimento em dados de organizações do poder local face ao orçamento que dispuseram entre os anos de 2005 e de 2008. Para obter conhecimento sobre essas organizações desenvolve-se um estudo que consta na análise e exploração de dados fornecidos pela direcção geral do orçamento (DGO). Irá ser aplicado o algoritmo self-organizing map (SOM) de modo a se conseguir extrair informação de variáveis pertencentes às contas do plano oficial de contabilidade (POC) que caracterizam essas organizações. Usando rácios baseados em indicadores orçamentais e financeiros e analisando os resultados obtidos será possível elaborar uma solução que permita auxiliar a tomada de decisões por parte da DGO.

## **1.1. Motivações**

Actualmente existem ferramentas que permitem a sofisticação de tarefas de monitorização e avaliação de realidades com múltiplas facetas, como é o caso das contas municipais. Hoje, podemos de forma rápida e precisa classificar realidades multidimensionais em diferentes tipos de perfis. A compreensão aprofundada da realidade das contas municipais e a possibilidade de rapidamente produzir sumários sobre o seu comportamento constituem um desafio aliciante para todos os envolvidos.

Realização de um trabalho numa área em que existe a possibilidade da aplicação de um sistema de apoio a decisão com boas perspectivas de obter resultados concretos.

## **1.2. Objectivos**

Pretende-se explorar dados de organizações portuguesas do poder local através da aplicação do SOM nesses dados de modo a que seja possível obter uma melhor compreensão dos diferentes perfis das organizações em estudo. Este estudo conta com 308 organizações do poder local, pertencentes a 18 distritos do continente, 2 concelhos na região autónoma da Madeira e 9 concelhos na região autónoma dos Açores. Os dados do estudo referem-se ao período de tempo entre o ano de 2005 (inclusive) e o ano de 2008 (inclusive) e foram fornecidos pela Direcção Geral de Orçamentação.

Os dados contêm informação orçamental e financeira referente ao poder local que serão usados como base neste estudo. É necessário compreender esses dados para que se possa seleccionar as variáveis mais discriminatórias do problema em estudo assim como aplicar métodos de redução de dados. O desenvolvimento do modelo, nomeadamente a fase de treino, será feito com base nos dados referentes ao ano de 2005. Após o desenvolvimento serão comparados os dados dos anos seguintes para que se possa retirar elações sobre as organizações em estudo.

Relativamente à análise a realizar é esperado a identificação de três perfis distintos no que respeita ao orçamento anual que cada organização dispôs:

- Défice, quando o orçamento foi superado, em valor, pelas despesas efectuadas e receitas obtidas pela organização;
- Equilibrado, quando o orçamento foi equilibrado;
- Superavit, quando o valor positivo apresentado foi superior ao orçamentado.

Idealmente, pretende-se obter um cluster para cada perfil referido embora não seja mandatário. Obtendo clusters ou não, será feito um estudo de comparação entre diferentes perfis encontrados nos dados, nos diferentes anos em estudo, na tentativa de compreender quais as razões que possam influenciar a obtenção de bons ou maus resultados.

Para desenvolver o modelo serão usados dados referentes ao ano de 2005, ou seja, o algoritmo irá aprender com estes dados. Posteriormente o conhecimento obtido será aplicado nos anos de 2006,2007 e de 2008.

### **1.3. Relevância do estudo e sua originalidade**

Grande parte da originalidade deste projecto prende-se ao facto de se estar a aplicar um algoritmo em dados orçamentais de organizações do poder local, sendo um trabalho novo numa área onde os Sistemas de Apoio à decisão poderão vir a desempenhar um papel muito importante. Este estudo será relevante no sentido em que poderá ser útil para uma entidade que necessita de tomar decisões importantes e, como tal, ter o máximo de conhecimento possível sobre a globalidade das organizações do poder local portuguesas. À primeira vista, não é uma tarefa fácil a identificação de comportamentos positivos e/ou negativos por parte das organizações do poder local, visto serem muitas e com valores de orçamento diferentes. Com o uso do SOM poderá surgir a possibilidade de identificação de fenómenos nunca antes identificados ou observados, o que abre a possibilidade de explicação de ocorrências de resultados positivos ou negativos e que poderá auxiliar na tomada de decisões mais seguras e informadas, por haver mais conhecimento sobre os fenómenos. Pela comparação de resultados obtidos poder-se-á identificar “padrões” de exemplos a seguir/não seguir ou até mesmo identificar situações que, por terem acontecido no passado, poderão ser previstas no futuro baseado no conhecimento obtido.

### **1.4. Organização do projecto**

No primeiro capítulo são enunciadas as motivações que levaram ao desenvolvimento do projecto, a relevância do estudo e onde se encontra a originalidade do mesmo, quais os objectivos propostos a cumprir no final do projecto e as questões de

investigação levantas para as quais se pretende responder, face aos objectivos traçados. De notar que as questões foram formuladas tendo em conta os dados disponíveis para o estudo.

No segundo capítulo, Sistemas de apoio à decisão no contexto financeiro, são abordados diversos conceitos necessários para o entendimento do que é tratado no projecto. Para se realizar um trabalho nesta área é necessário recorrer a publicações para realizar o enquadramento teórico dos temas abordados, inseridos na área de sistemas de apoio à decisão. Inicialmente abordada a área de redes neuronais artificiais, onde se explica o funcionamento das redes neuronais artificiais em geral, breve historial e evolução das mesmas, esquema de funcionamento, tipos e topologias, vantagens que apresentam e por fim as aplicações que têm. De seguida são descritos dois casos de estudo práticos com o uso do SOM aplicado a dados financeiros. Estes casos suportam a metodologia utilizada neste projecto, nomeadamente no uso do SOM como algoritmo aplicado a dados financeiros com o intuito de obter informação e posterior conhecimento do comportamento organizacional.

O terceiro capítulo é dedicado exclusivamente para o SOM, onde se descreve o processo de funcionamento como algoritmo, seguido de uma breve explicação sobre a Matriz U e sobre planos de componentes, temas usados na metodologia do projecto.

O quarto capítulo é composto pela parte prática do projecto. Faz-se uma breve referência à contabilidade orçamental, de onde os dados provêm, seguido da análise de informação recolhida e selecção de variáveis para o estudo, nomeadamente a junção dos dados orçamentais recebidos e posterior construção de variáveis para o estudo. De seguida é descrito todo o processo prático envolvido no projecto, testes realizados, cenários encontrados, entre outros aspectos.

No quinto capítulo são escritas todas as conclusões retiradas ao longo do projecto e por fim, no sexto capítulo, são feitas recomendações de trabalho futuro possível de ser feito nesta área.

### **1.5. Questões de investigação**

Com o desenvolvimento deste projecto é esperado a obtenção de respostas para as seguintes questões:

- Será possível extrair conhecimento sobre as organizações em estudo com o uso do SOM face aos dados fornecidos?
- Com base nos resultados obtidos, será possível prever o comportamento futuro das organizações pertencentes a este estudo?
- Será possível aplicar o conhecimento construído a novas organizações do poder local que não estejam presentes no estudo corrente? E com a introdução de novas variáveis?

- Com a introdução de novas variáveis, quais os resultados espectáveis?

## **2. Sistemas de Apoio à Decisão no contexto financeiro**

Com o uso do SOM aplicado aos dados em estudo, pretende-se obter conhecimento sobre as organizações nomeadamente compreender as diferenças entre os vários municípios em termos orçamentais, a evolução das contas municipais nos diferentes anos, de que forma as organizações executam os orçamentos, comportamentos normais ou estranhos na execução orçamental e a identificação de semelhanças entre organizações do poder local português.

Este capítulo tem especial ênfase num enquadramento geral deste tema sobre a área dos Sistemas de Apoio à decisão, explicação do funcionamento do algoritmo SOM e o seu uso em dados financeiros, entre outros pontos.

### **2.1. Sistemas de apoio à Decisão**

Sem uma definição única que descreva esta área, o tema dos Sistemas de Apoio à Decisão (SAD) percorreu um longo caminho até surgir um conceito desta área, no início dos anos 90. Inicialmente, segundo Keen e Scott-Morton (Keen & Scott-Morton, 1978), o conceito de apoio à tomada de decisão abrangiam duas grandes áreas: o estudo teórico da tomada de decisão nas organizações, realizado no Instituto de Tecnologia de Carnegie entre o final dos anos 50 e início dos anos 60, e os trabalhos técnicos realizados pelo MIT (Massachusetts Institute of Technology) em sistemas computacionais interactivos no decorrer dos anos 60.

Em meados dos anos 70 os Sistemas de Apoio à Decisão tornaram-se numa área de pesquisa, tendo maior incidência antes do início dos anos 80. No decorrer e final dos anos 80, iniciaram-se estudos dos sistemas de informação executiva (EIS), sistemas de apoio à decisão em grupo (GDSS) e sistemas de apoio à decisão organizacionais (ODSS), envolvendo um único usuário e sendo os Sistemas de Apoio à Decisão orientados à modelagem.

O termo SAD pode ser usado como um chapéu-de-chuva para descrever qualquer sistema computadorizado que suporta a tomada de decisão numa organização. O tema de SAD pode englobar áreas como sistemas de suporte para o marketing, finanças e contabilidade, sistemas de gestão da logística, helpdesk, entre outros; daí a comparação com um chapéu-de-chuva em que cada vara do chapéu corresponde a uma área e em que todas as áreas se encontram interligadas entre si. SAD pertence a um ambiente com fundamentos multidisciplinares, incluindo (mas não exclusivamente) pesquisas de base de dados, inteligência artificial, interação homem-

máquina, métodos de simulação, engenharia de software e telecomunicações (Wikipédia, 2010).

## **2.2. Análise exploratória de dados, Data Mining e descoberta de conhecimento**

Análise exploratória de dados, Data Mining (DM) e descoberta de conhecimentos em base de dados são termos que geram confusão quanto a sua distinção. A análise exploratória de dados e DM servem para descobrir conhecimento através de um processo interactivo de descoberta de padrões ou estruturas nos dados. Em 1995, realizou-se a primeira conferência internacional sobre descoberta de conhecimento, tendo sido proposto que descoberta de conhecimento seria todo o processo de extracção de conhecimento dos dados, isto é, o processo de recolha de dados até a identificação de padrões ou estruturas (Fayyad & Uthurusamy, 1995).

Ficou também definido que Data Mining e Análise exploratória de dados seriam o processo seguinte, isto é, o estágio de descoberta de padrões ou estruturas desse processo (Kohonen T. , 2001).

Descoberta de conhecimento, nomeadamente em bases de dados, envolve uma série de áreas: Estatística, inteligência artificial, visualização de dados e tecnologia de base de dados. A descoberta de conhecimento em base de dados pode ser descrito como um processo interactivo e iterativo na identificação de padrões, tendo como princípios que os dados são potencialmente úteis, interpretáveis e válidos. (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996).

Os algoritmos de aprendizagem são uma parte integrada na descoberta de conhecimento em base de dados. As técnicas de aprendizagem podem ser supervisionadas ou não supervisionadas tendo geralmente maior taxa de sucesso com o uso de algoritmos supervisionados em termos de utilidade do conhecimento descoberto.

Os algoritmos de aprendizagem são complexos e, no geral, considerados a parte mais difícil em qualquer técnica de descobrimento de conhecimento em base de dados. (Brachman, 1996).

O processo de análise exploratória de dados e Data Mining é composto por vários passos, desde a definição dos objectivos a alcançar até à avaliação de resultados. Existem diferentes métodos de análise de dados que poderão ser usados, dependendo dos objectivos do processo. (Koehn, 1994).

Descoberta de conhecimento em base de dados ou Data Mining é também o processo de descobrir padrões úteis em grandes bases de dados (Brachman, 1996). Adicionalmente, poderá ser vantajoso na ajuda à decisão (Huang, Chen, & Lee, 2007). Data Mining é um processo complexo de exploração, que envolve vários passos interactivos.

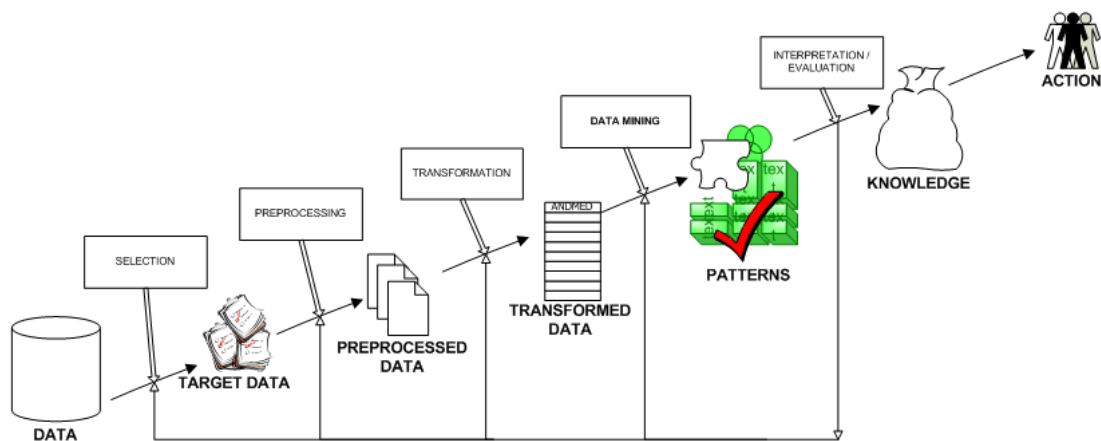


Figura 1 – Processo de descoberta de conhecimento em base de dados (Kmining, 2004)

### 2.3. Redes Neurais

Sendo um tema muito vasto, é difícil arranjar uma definição única que descreve as redes neurais. No geral, recorrendo à analogia do esquema de funcionamento do cérebro humano, redes neurais artificiais são modelos simplificados do sistema nervoso central do ser humano (Cortez & Neves, 2000), ou seja, uma estrutura extremamente interconectada de unidades computacionais, frequentemente designadas por neurónios ou nós, com capacidade de aprendizagem (Cortez & Neves, 2000). Os neurónios, também designados por unidades ou processadores, encontram-se ligados entre si formando uma rede denominada por rede neuronal. As redes neurais têm como inspiração o estudo do cérebro humano, nomeadamente a estrutura do cérebro e o funcionamento dos neurónios, na medida em que se assemelham ao comportamento do cérebro: o conhecimento é adquirido através da aprendizagem e é armazenado nas conexões (ligações ou sinapses) entre neurónios (Cortez & Neves, 2000).

Na construção de redes neurais artificiais o processo de aprendizagem é efectuado pelo algoritmo de treino, ou aprendizagem, e o peso das conexões é ajustado de forma a ser atingido um determinado objectivo definido ou desejado. A topologia das redes neurais é possível ser modificada desactivando neurónios e/ou ligações e dando mais força a novas sinapses de forma a desenvolver outros neurónios.

Quando se fala em aprendizagem deve-se ter em conta o conceito de generalização, isto é, só se deve considerar aprendizagem quando existe capacidade de aplicação do conhecimento adquirido em novos exemplos, não pertencentes ao conjunto de dados usado no processo de aprendizagem. Esta generalização será considerada efectiva a partir do momento em que se consegue aplicar o conhecimento desenvolvido com os dados de treino em novos dados e conseguir dar resposta a novas situações com base em experiências passadas.

As redes neuronais apresentam grande poder computacional, capacidade de aprendizagem e processamento de muitos dados dando resposta a problemas complexos e de difícil resolução. No entanto, não podem ser vistas como solução para todos os problemas. As redes neuronais por si só não conseguem dar resposta a qualquer problema sendo que, por vezes, é necessário combinar com outros sistemas para a resolução de problemas complexos ou para a optimização da topologia da rede neuronal (Koehn, 1994).

### 2.3.1. Breve Historial

As primeiras informações sobre neuro computação tiveram o seu início nos anos 40, década em que é construído o primeiro computador electrónico. No entanto, o primeiro passo significativo ocorreu no ano de 1957, altura em que foi construído o primeiro neuro computador (Mark I Perceptron) simultaneamente com a criação do primeiro modelo neuronal real, o perceptrão, criado por Frank Rosenblatt, Charles Wightman e outros. Este computador tinha por objectivo, através de tentativa e erro, adquirir capacidade de aprendizagem usando o modelo neuronal criado por Rosenblatt, que simulava os processos do pensamento humano (Hodju & Halme, 1999).

Frank Rosenblatt, considerado um dos fundadores das redes neuronais, criou o perceptrão simples. O trabalho que desenvolveu serviu e ainda serve como referência na área tendo mesmo antecipado o aparecimento de abordagens modernas de redes neuronais com base em estudos desenvolvidos por Rosenblatt (IEEE, 2010).

Após a criação do primeiro modelo realístico (perceptrão), a evolução das redes neuronais artificiais procedeu como se encontra descrito na figura 2.

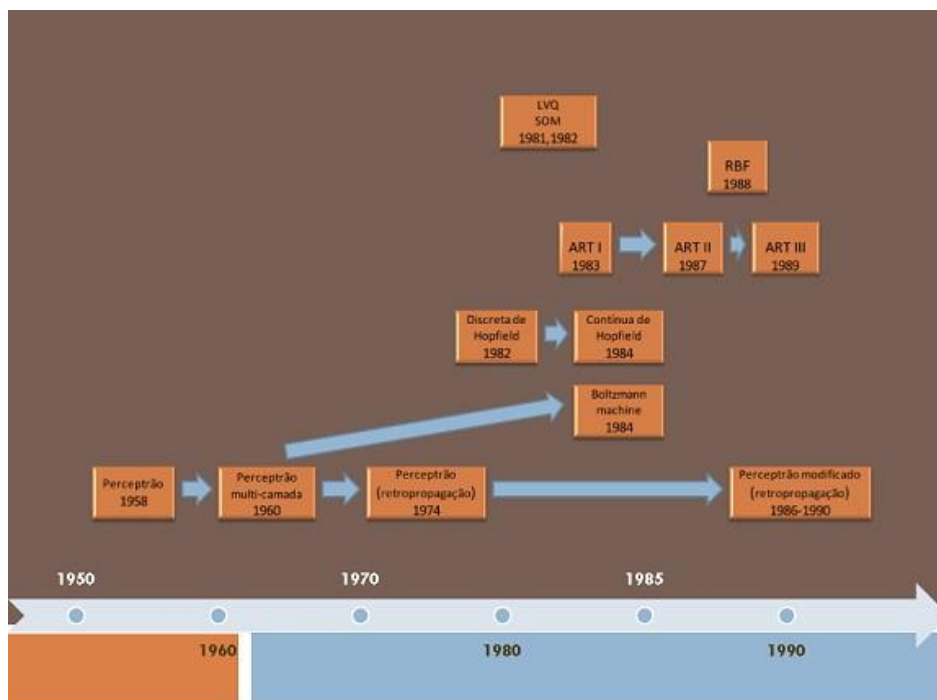


Figura 2 – Evolução das redes neuronais, adaptado de (Hodju & Halme, 1999)

O modelo original desenvolvido por Rosenblatt continha apenas uma camada (perceptrão simples). Com base neste modelo foi criado um modelo multicamada no ano de 1960, sendo que, no início, o uso do perceptrão multi-camada, também denominado por multi layer perceptron (MLP), foi complicado por falta de um algoritmo adequado. Em 1974 Werbos decidiu introduzir o algoritmo de retro propagação conjuntamente com um perceptrão de três camadas. A área aplicacional das redes MLP permaneceu bastante limitada até 1986, altura em que Rummelhart e McClelland decidiram introduzir o algoritmo de retro propagação no perceptrão multi-camada.

Em 1982, Hopfield criou um novo conceito dentro da área de redes neuronais artificiais: os neurónios devem estar conectados uns com os outros. Assim, surgiu a rede de Hopfield que consta numa única camada de neurónios que estão ligados entre si. Desde então, novas versões da rede de Hopfield têm sido desenvolvidas como por exemplo, a máquina de Boltzmann que teve como influência tanto a rede de Hopfield como também o perceptrão multi-camada.

As redes ART (Adaptive Resonance Theory) foram inicialmente introduzidas no ano de 1983 por Carpenter e Grossberg, tendo continuado o desenvolvimento e resultando na criação de modelos mais desenvolvidos, como é o caso do ARTII e ARTIII.

As redes RBF (Radial Basis Function) foram inicialmente introduzidas por Broomhead e Lowe no ano de 1988. A ideia base das redes RBF foi desenvolvida trinta anos antes de esta ser introduzida sendo que, nessa altura, o método tinha o nome de função potencial. O trabalho desenvolvido por Broomhead e Lowe abriu uma nova fronteira na comunidade das redes neuronais.

Em 1982 surgiu um modelo de rede único: o SOM (Self-Organizing Map). Introduzido por Kohonen, o SOM é uma espécie de mapa topológico que se auto-organiza baseado nos padrões de entrada que por ele são treinados. O SOM teve como base a rede Learning Vector Quantization (LVQ) subjacente a uma ideia que Kohonen teve em 1972 (Hodju & Halme, 1999).

As redes neurais são aplicáveis em praticamente todas as situações em que as relações entre as variáveis independentes (input) e as variáveis dependentes (output) exista, mesmo quando esta relação é complexa e de difícil articulação (termos usuais de correlações ou diferenças entre grupos).

### **2.3.2. Como funcionam**

Relativamente aos neurónios artificiais, existem 3 componentes importantes num modelo funcional de uma rede neuronal artificial:

- as sinapses dos neurónios, que são modeladas como pesos, ou seja, a ligação entre um input de entrada e o neurónio adjacente é regulada pelo valor do peso da ligação (força que essa ligação detém); as ligações são inibidas (enfraquecidas)

por pesos com valor negativo e excitadas por valores positivos (Haykin, 2008, p. 10);

- uma função de activação controla a amplitude do sinal de saída, sendo valores aceitáveis entre 0 e 1 ou entre -1 e 1;
- um integrador de todos os estímulos de entrada ponderados pelos respectivos pesos associados a ligação, sendo uma combinação linear.

### 2.3.2.1. Unidade de processamento

A unidade de processamento, também designada por neurónio ou nó, recebe os inputs de nós adjacentes ou dos dados usando-os para processar um sinal que é propagado para outras unidades.

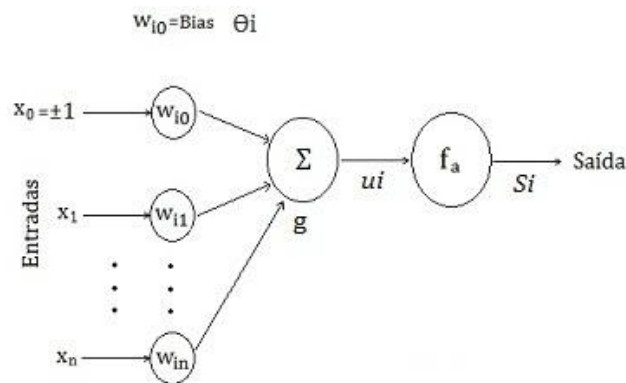


Figura 3 – Estrutura de um nó (Cortez & Neves, 2000)

Dentro das redes neuronais existem 3 tipos de unidades:

- unidades de entrada que recebem os dados de entrada;
- unidades de saída que enviam dados de saída
- unidades escondidas (camada escondida) cujos sinais de input e de output permanecem dentro da rede; nem todas as redes neuronais artificiais contêm camada escondida (hidden layer).

Cada unidade  $j$  tem um ou mais inputs  $x_0, x_1, \dots, x_n$  mas apenas tem um output  $S_i$ . Um input para uma unidade pode ser dados de entrada, o output de outra unidade ou o seu próprio output (no caso da saída).

### 2.3.2.2. Função de combinação (g)

Na maioria das redes neurais parte-se do princípio que cada unidade fornece uma pequena contribuição para o input da unidade à qual está ligada. O input para a unidade  $j$  é a soma ponderada dos outputs das unidades ligadas mais o valor da bias. Coloca-se os estímulos ( $x_1, \dots, x_n$ ) como entrada das sinapses e multiplica-se pelos respectivos pesos ( $w_1, \dots, w_n$ ).

Formalizando, tem-se que:

$$u_i = g(1 \times W_{i0}, X_1 \times W_{i1}, \dots, X_n \times W_{in}) = \sum_{j=1}^n W_{ij} X_j$$

em que  $u_i$  é a combinação linear de saída.

### 2.3.2.3. Função de activação

A função de activação tem um efeito de esmagamento, ou seja, condiciona o sinal da unidade de saída introduzindo um componente não linear de maneira a que o output de saída numa rede neuronal seja com valores determinados. Como mencionado anteriormente, por norma, assume valores entre 0 e 1 ou entre -1 e 1.

Existem vários tipos de funções de activação. De seguida, apresenta-se as funções de activação mais usadas (Cortez & Neves, 2000).

Nome	Função	Contradomínio
<i>Limiar</i>	$\begin{cases} 1, se\ u_i \geq 0 \\ 0, se\ u_i < 0 \end{cases}$	{0,1}
<i>Linear</i>	$u_i$	$] -\infty, +\infty[$
<i>por troços</i>	$\begin{cases} 1, se\ u_i \geq 0.5 \\ kui, -0.5 < u_i < 0.5 \\ 0, se\ u_i \leq -0.5 \end{cases}$	[0, 1]
<i>Logística</i>	$\frac{1}{1 + \exp(-kui)}$	[0, 1]
<i>tangente hiperbólica</i>	$\tanh(kui)$	[-1, 1]
<i>Sin</i>	$\sin(u_i \text{ mod } 2\pi)$	[-1, 1]
<i>Cos</i>	$\cos(u_i \text{ mod } 2\pi)$	[-1, 1]
<i>Gaussiana</i>	$\exp\left(\frac{-u_i^2}{2k^2}\right)$	[-1, 1]
<i>Quadrada</i>	$-\text{sign}(u_i) u_i^2$	$] -\infty, +\infty[$

Quadro 1 – Funções de activação mais usadas (Cortez & Neves, 2000)

### 2.3.2.4. Unidade de saída

Admitindo que:

$$S_i = f(u_i)$$

em que  $S_i$  é a unidade de saída e  $S_i = \begin{cases} 1, se\ u_i \geq 0 \\ -1, se\ u_i < 0 \end{cases}$

onde se compara-se o valor de  $\theta_i$  (threshold) com o resultado da combinação linear  $u_i$ .

O output da unidade de saída  $S_i$  será o resultado da função de activação sobre o valor de  $u_i$ .

### 2.3.3. Topologias

A topologia de uma rede neuronal é definida pelo número de camadas que tem, o número de unidades por camada e os padrões de interconexão entre camadas que apresenta. Por norma, a topologia das redes neuronais artificiais é caracterizada baseado no padrão das ligações, sendo divididas por:

- Feed-forward, onde a direcção do fluxo de dados das unidades de input para as unidades de output é estritamente feed-forward. O processamento de dados pode-se estender por várias camadas de unidades mas não permite que a informação flua no sentido inverso (unidades de output para unidades de input). A figura 4 ilustra o exemplo de uma rede feed-forward.
- Redes recursivas, que contêm ligações que transmitem feedback, ou seja, a informação pode fluir da unidade de output para a unidade de input. A figura 4 mostra o exemplo da topologia de uma rede recursiva.

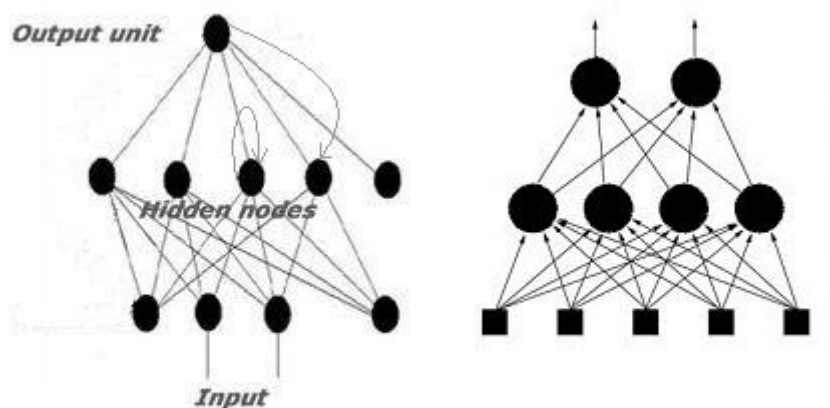


Figura 4 – Redes recursiva à esquerda, adaptado de (Saha & Raghava, 2006) e feed-forward à direita, adaptado de (ai-junkie, 2004)

### 2.3.4. Aprendizagem supervisionada e não supervisionada

As redes neuronais artificiais podem ser divididas em duas categorias: necessita de supervisão ou não necessita de supervisão no processo de aprendizagem. Numa rede supervisionada, como por exemplo o perceptrão multi-camada, é necessário especificar o output desejado para cada input no processo de aprendizagem. Na definição dos parâmetros da rede o resultado alvo (target result) tem o papel de orientar a formação dos parâmetros de forma a se atingir o objectivo definido, fazendo com que a rede aprenda sobre o comportamento do processo em estudo.

Nas redes neuronais não supervisionadas o treino da rede é totalmente orientado aos dados, isto é, não é providenciado qualquer tipo de objectivos alvo a atingir, ou seja, não recebem nenhuma especificação do output desejado. Um exemplo de um algoritmo não supervisionado é o SOM que será descrito no próximo subcapítulo.

Apesar das diferenças de aprendizagem dos dois tipos de aprendizagem existem muitas situações descritas na literatura por pessoas que trabalham na área de redes neuronais em que defendem a combinação dos dois tipos de redes para, por exemplo, validação de modelos criados. Um exemplo descrito na bibliografia é o uso do algoritmo Kohonen's Self Organizing Map (não supervisionado) juntamente com o perceptrão multi-camada com o intuito de não só obter uma validação cruzada e atingir os objectivos propostos como também avaliar a qualidade do modelo e atingir melhores resultados face aos dados que dispunham (Pereira & al, 2010).

### **2.3.5. Vantagens e desvantagens**

No geral, as redes neuronais artificiais apresentam como vantagens:

- As redes neuronais conseguem executar tarefas, que outros tipos de métodos lineares não conseguem, derivado à sua natureza não linear. As redes neuronais artificiais são aplicáveis a problemas não lineares multivariados.
- A transformação das variáveis é automática no decorrer do processo computacional da rede.
- Quando uma unidade da rede neuronal artificial falha, outra unidade poderá encarregar-se de continuar a processar os dados de input.
- Uma rede neuronal aprende e não necessita de ser reprogramada
- Pode ser implementada em diversas áreas/aplicações.
- Não existe a necessidade de assumir uma distribuição de dados subjacente como normalmente é feito em modelos estatísticos.
- Apresentam capacidade de aprendizagem, armazenamento de conhecimento e de generalização, conseguindo descrever o todo a partir de algumas partes.
- Capacidade de realização de tarefas complexas num curto espaço de tempo.

No geral, as redes neuronais artificiais apresentam como desvantagens:

- Necessita de treinar para funcionar/operar.
- A arquitectura de uma rede neuronal artificial é diferente da arquitectura dos microprocessadores logo, necessita ser emulada
- Redes neuronais de grande dimensão e de elevado nível de complexidade necessitam de tempo e esforço de processamento (máquina).
- Por vezes pode acontecer o problema da rede memorizar os dados de treino, denominado por "overfitting". Este fenómeno condiciona a qualidade e aplicabilidade do modelo a novos dados.
- A relação individuais entre variáveis de input e de output tem tendência a funcionar como uma caixa negra, isto é, o modelo funciona como uma tabela sem uma base analítica.

- O tamanho do conjunto de dados deve ser grande.

É complicado identificar o que é uma vantagem e uma desvantagem numa rede neuronal artificial sendo que, o que pode ser considerado uma desvantagem para uma aplicação por parte de um tipo de rede neuronal, poderá ser uma vantagem para outro tipo de rede. Provavelmente será sempre bom a combinação de redes neuronais; Segundo Sun e Bookman, os mecanismos híbridos conseguem captar melhor o mecanismo do cérebro humano (Sun & Bookman, 1994).

### **2.3.6. Aplicações**

As redes neuronais têm diversas aplicações onde podem ajudar na resolução de problemas. São inúmeras as áreas em que as redes neuronais contribuem. As áreas mais referenciadas são:

- Previsões de vendas na área de vendas de produtos e/ou serviços,
- concessão de crédito na área da banca,
- prospeção de texto em base de dados,
- reconhecimento de padrões em imagens na área de medicina,
- reconhecimento de sons na comunicação homem-máquina,
- entre muitas outras aplicações (Cortez & Neves, 2000).

## **2.4. Casos de estudo**

O objectivo deste estudo consiste na aplicação do SOM a dados provenientes da contabilidade orçamental de organizações do poder local com o intuito de construção de um modelo de análise do comportamento das organizações face ao orçamento que dispõe em diferentes anos. Para a realização deste projecto foram realizadas várias pesquisas de trabalhos científicos publicados sobre o uso de redes neuronais aplicados a dados orçamentais. Não foram encontrados trabalhos publicados sobre esta temática aliado ao uso de redes neuronais pelo que se optou pela pesquisa de trabalhos publicados aplicados a dados financeiros.

### **2.4.1. Self-Organizing Atlas dos bancos Russos (Shumsky & Yarovoy, 1998)**

Devido a crise no sistema bancário na Rússia no ano de 1994, o número de instituições bancárias decrescia constantemente, havendo previsão de decréscimo pelos analistas financeiros nos anos seguintes. Não havia dados completos de fidedignos sobre o estado financeiro dos bancos Russos acessíveis até que, em 1996, o banco central da Rússia publicou pela primeira vez uma colecção de folhas com balanços anuais respeitantes aos anos fiscais de 1994 e 1995, tendo mais tarde sido completada com informação referente ao ano de 1996 .

Serge Shumsky e A. V. Yarovoy, autores deste estudo (Shumsky & Yarovoy, 1998), defendiam que a análise financeira moderna tinha um vasto leque de ferramentas

análíticas mas, derivado a peculiaridade da contabilidade russa e derivado a situação económica única do país, fazia com que essas ferramentas não surgissem efeito ou que tivessem aplicabilidade limitada. Até então ninguém tinha sido capaz de extrair um grupo de indicadores financeiros que caracterizassem a situação financeira dos bancos na economia, única, Russa.

Perante este cenário, os autores acreditavam que seria útil o uso de redes neuronais não supervisionadas na medida em que, derivado a escassez de dados e estes não terem regras explícitas extraíveis, seria um benefício usar redes neuronais não supervisionadas derivado ao seu carácter eminentemente orientado aos dados, sendo um factor importante na extracção de informação dos dados disponíveis sobre as instituições bancárias Russas.

Os autores tinham como objectivo a redução de dados com perda mínima de informação para que pudessem ser interpretados. A abordagem adoptada, primariamente, foi a análise dos componentes para pré processamento linear dos dados seguido do uso do SOM para optimização da redução dos destes e posterior visualização da informação bancária. Para analisar a informação extraída dos dados usaram o SOM Atlas.

#### 2.4.1.1. O sistema bancário Russo

O número de bancos comerciais teve um aumento até ao ano de 1994, tendo começado a decair nesse mesmo ano e nos anos seguintes. Segundo os autores, a previsão de sobrevivência dos bancos no ano de 1999 seria apenas de 600 instituições bancárias.

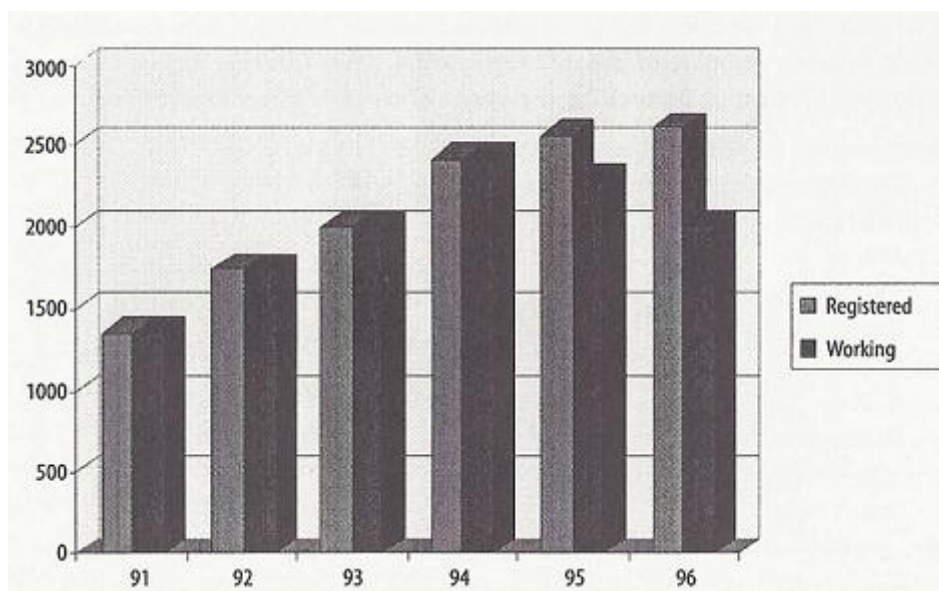


Figura 5 – Número de bancos registados e em funcionamento (Shumsky & Yarovoy, 1998)

Devido às condições económicas precárias do país, cerca de 25% dos bancos Russos registados não conseguiam obter lucro. Como resultado, muitos bancos encerravam voluntariamente ou eram encerrados pelos credores. No início do ano de 1997 cerca de 22% dos bancos registados já se encontravam fora de negócio; em 1996 12% dos bancos registados abriram falência por terem acumulado 20% de todas as dívidas bancárias totais, resultantes do encerramento de outros bancos.

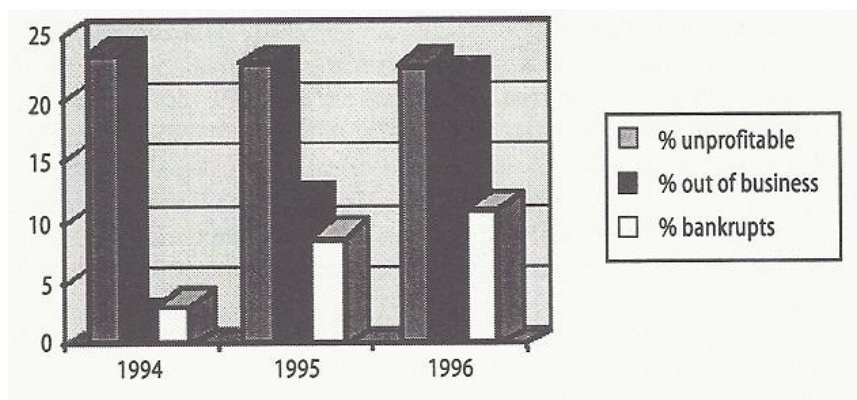


Figura 6 – Solvência dos bancos Russos (Shumsky & Yarovoy, 1998)

Os dados usados neste estudo incluíam 32 indicadores para cada banco. Após a filtragem de possíveis outliers obtiveram 1974 vectores de entrada referentes ao ano de 1994 e 1780 vectores de entrada referentes ao ano de 1995. O processo seguinte foi a normalização dos dados obtidos para o estudo.

#### 2.4.1.2. Formulação do problema

Para a visualização de dados multidimensionais pode-se reduzir a dimensão dos dados, isto é, comprimir os dados de maneira a que haja uma perda mínima de informação e que permita uma visualização mais simples de interpretar. Assim, os autores tinham por objectivo a construção de novas variáveis para reduzir as variáveis iniciais, que não são mais do que funções aplicadas sobre os dados originais, mas maximizando o seu conteúdo informativo. Tinham como pressuposto que, se estas novas variáveis fossem combinações lineares das variáveis antigas, a solução seria dada pela análise de componentes principais (PCA), caso contrário, o SOM seria a melhor solução (não lineares).

#### 2.4.1.3. Análise linear com o uso de componentes principais

A figura 7 pode-se observar que os 10 primeiros componentes principais contem 94% da dispersão total.

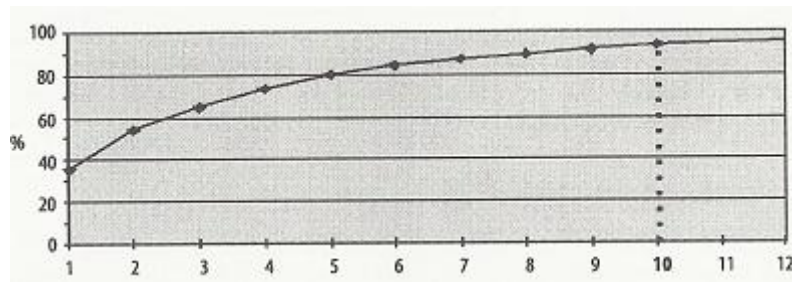


Figura 7 – Percentagem da dispersão total nos primeiros hiperplanos dos PCA (Shumsky & Yarovoy, 1998)

O processo de compreensão dos dados pode ser simplificado usando uma técnica linear de análise de componentes principais como primeiro passo na compressão de dados. Outro resultado obtido com a análise dos componentes principais foi a estimação da significância relativa dos inputs em que, quanto maior for a barra, maior será a importância do input nos componentes principais.

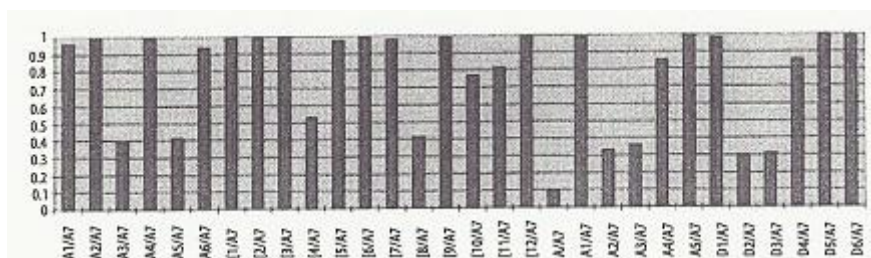


Figura 8 – Qualidade dos 10 primeiros componentes principais (Shumsky & Yarovoy, 1998)

Esta técnica, ilustrada na figura 8, permite a visualização dos rácios mais importantes sem ser necessário um grande conhecimento sobre os mesmos.

Como os autores obtiveram um erro em dois componentes principais de  $E_L = 0.47$ , concluíram que os componentes principais por si só não iriam permitir a compressão dos dados para 2 dimensões, que eram necessárias para uma visualização de informação mais apropriada.

#### 2.4.1.4. SOM

Com o objectivo de visualização dos dados, foi criado uma grelha de neurónios bidimensional alimentada por uma rede de output Oja<sup>1</sup> de 10 dimensões.

1 Oja é uma formalização matemática da regra de aprendizagem de Hebbian por forma a que um neurónio aprenda ao longo do tempo a computar um componente principal no seu input.

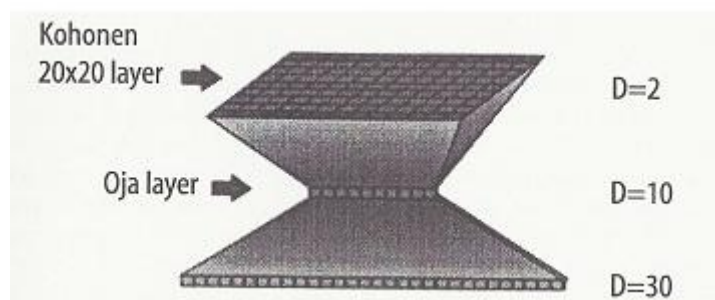


Figura 9 – Rede de duas camadas para visualização dos dados (Shumsky & Yarovoy, 1998)

As camadas desta rede neuronal híbrida foram aprendendo uma após outra usando todos os dados referentes a 1 ano. Após a aprendizagem, cada banco representado por um vector de input de 30 dimensões foi processado pela rede e associado a um neurónio vencedor de output, ou seja, cada banco recebeu uma posição no mapa do SOM. Foi usada uma grelha de 20X20 para que a média dos bancos pertencentes a cada célula fosse aproximadamente 4. Neste caso, derivado a algumas flutuações ocasionais, obteve-se algumas células em branco derivado às regras de aprendizagem do SOM que, tendencialmente, uniformiza a distribuição do output. Aumentando o número de neurónios de output não é desejável visto resultar no incremento de neurónios irrelevantes. Por outro lado, diminuindo o número de neurónios diminui a resolução do mapa.

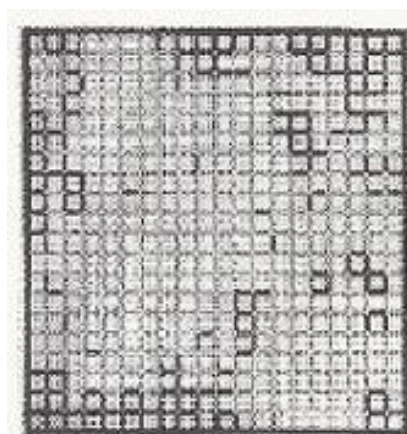


Figura 10 – Matriz U referente aos dados de 1994 (Shumsky & Yarovoy, 1998)

Quanto mais intensas forem as fronteiras entre as células do mapa, maior a distância entre os nós correspondentes da grelha no espaço de input. Nesta matriz não se notam grandes clusters referentes aos dados do ano de 1994. Os nós interiores do mapa estão mais próximos uns dos outros do que os nós da região externa do mapa. Existe um núcleo denso rodeado por uma periferia pouco densa.

A análise de componentes principais providenciou uma medida distinta de qualidade da representação dos dados de um dado número de componentes principais. Uma

medida similar pode ser introduzida para o caso não linear. O erro global do mapeamento foi de 14%, que é comparável com os 47% obtidos no caso do uso dos 2 primeiros componentes principais para a representação dos dados.

#### 2.4.1.5. SOM Atlas dos bancos Russos referente ao ano de 1994

A utilidade de um mapa é derivada a habilidade que demonstra para a visualização de vários itens. No geral, cada item balanceado gera uma determinada cor no mapa. As células no mapa correspondentes a valores elevados de um determinado item são coloridas mais intensamente. Um conjunto de todas as cores possíveis induzidas por todos os inputs constitui o que os autores chamam de SOM atlas.

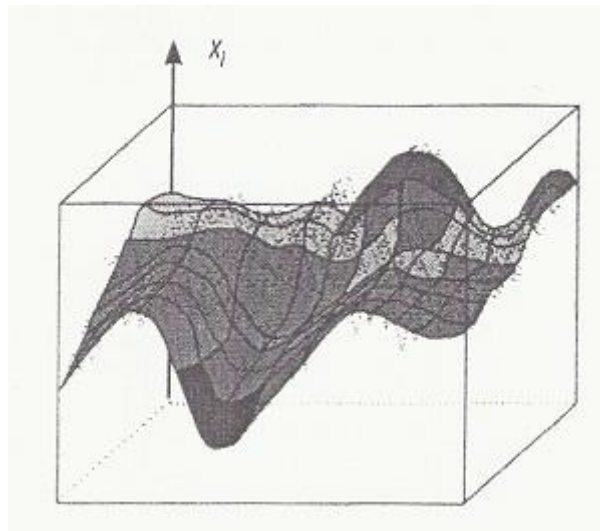


Figura 11 – O SOM atlas (Shumsky & Yarovoy, 1998)

O conjunto de bancos mais próximos em tamanho parecem comportar-se de uma forma similar, como por exemplo, os bancos maiores estão concentrados numa área muito compacta. No canto superior esquerdo e no canto inferior direito aparece a separação de 2 tipos de conjuntos de bancos mais pequenos. Os primeiros são mais rentáveis e com menos obrigações enquanto os outros não são rentáveis de todo. Este tipo de bancos foram criados pela economia Russa moderna e podem ser considerados, como referem os autores, “quasi-commercial”. O objectivo destes bancos não é de maximizar o lucro mas sim de servir como empresas contabilísticas de organizações de grande dimensão.

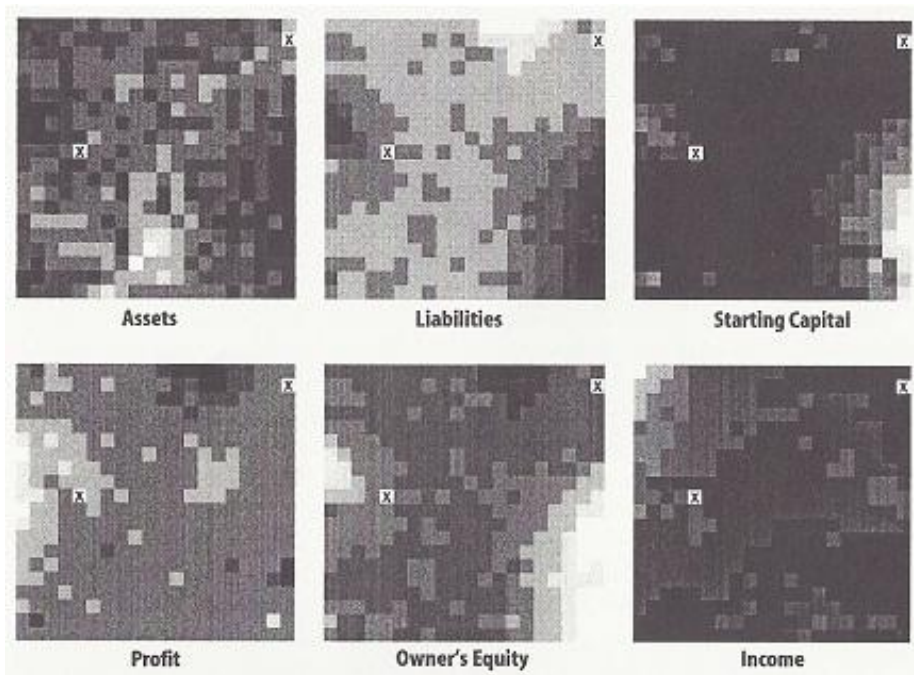


Figura 12 – Parte do SOM atlas referente ao ano de 1994 (Shumsky & Yarovoy, 1998)

A Figura 13 representa a distribuição de bancos que faliram no ano de 1994. Representa um subconjunto de todos os bancos que abriram falência que, contudo, apresentaram o seu relatório financeiro.

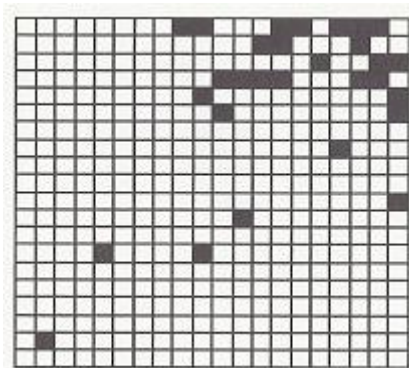


Figura 13 – Distribuição de bancos que faliram no ano de 1994 (Shumsky & Yarovoy, 1998)

De notar que os grupos mencionados anteriormente, rentáveis e “quasi-commercial”, não têm um único caso de falência. A maior parte dos casos de falência estão concentrados no canto superior direito do mapa. Neste canto, de acordo com a figura 13, é caracterizado por rentabilidade mínima e responsabilidade máxima: uma combinação bem perigosa.

A correlação entre várias cores no mapa de Kohonen (atlas) pode transmitir algumas ideias nas razões dos casos de falência e da existência de diferentes tipos de bancos de confiança.

#### 2.4.1.6. Evolução da área da banca Russa entre os anos de 1994 e 1995

A distribuição dos dados nos anos de 1994 e de 1995 parece ser bastante diferente. Na figura 14 podem ser vistas as distribuições dos diferentes anos no mesmo mapa.

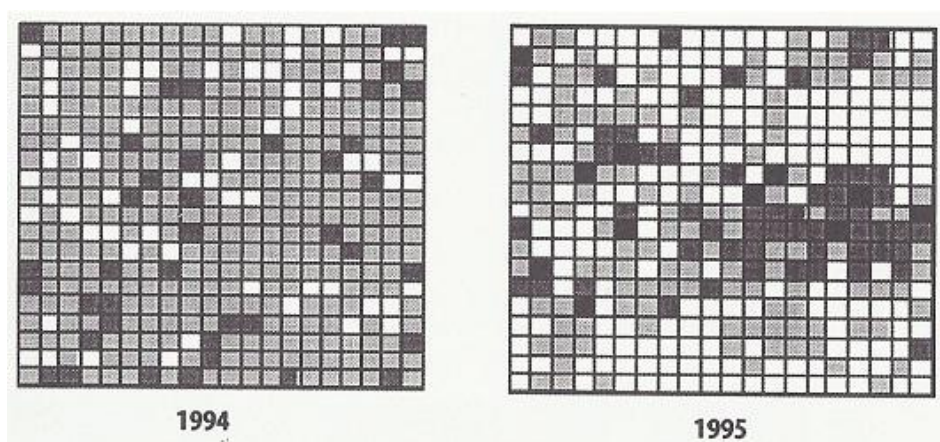


Figura 14 – Distribuição da densidade dos dados com dados de treino de 1994 (Shumsky & Yarovoy, 1998)

No ano de 1994 a distribuição apresentada é relativamente uniforme, ao contrário do ano de 1995 que é irregular. A explicação para isto acontecer prende-se ao facto de os bancos mudarem de posição no mapa, de um ano para outro. Uma possibilidade será a construção de um novo mapa, para cada ano, e que herde as propriedades do predecessor.

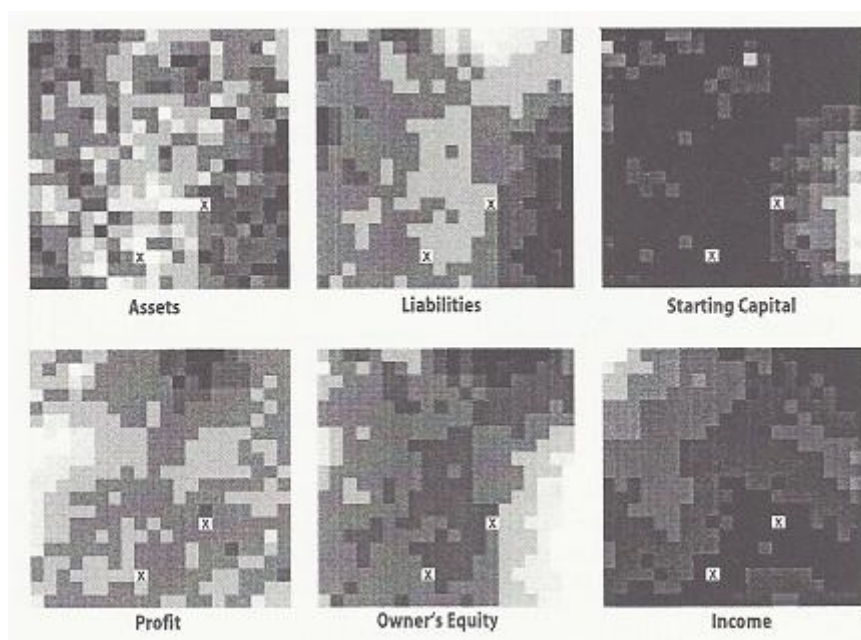


Figura 15 – Parte do SOM atlas referente ao ano de 1995 (Shumsky & Yarovoy, 1998)

A figura 15 apresenta o subconjunto do SOM atlas referente ao ano de 1995 que é semelhante ao ano de 1994. Por comparação de figuras do SOM é possível analisar a tendência da banca Russa.

#### 2.4.1.7. Conclusões

A Representação de dados financeiros em duas dimensões parece ser mais poderoso do que usando apenas avaliações bancários de uma dimensão. Providencia mais informação aos analistas financeiros e facilita a inferência de irregularidades existentes em grandes conjuntos de dados financeiros complexos.

#### 2.4.2. Mapas para a análise de falência de pequenas e medias empresas

Neste caso de estudo, os autores Kiviluoto e Bergius demonstram como o self-organizing map pode ser uma ferramenta essencial para a análise do estado financeiro das empresas de forma a descobrir padrões mais subtis e que sejam indicadores de desordem financeira (Kiviluoto & Pentti, 2000).

Existem diversas abordagens para se tentar perceber o fenómeno que leva as empresas a fracassar. A abordagem que tem sido mais estudada durante as últimas 3 décadas encara as falhas como uma doença terminal e que é financeiramente manifestada nos últimos 2 ou 3 anos, antes do fracasso total das empresas. Todas as empresas que fracassam são consideradas como apresentando um comportamento mais ou menos similar (Kiviluoto & Bergius, 2000, p. 59). Um exemplo de uma técnica muito usada e que usa esta abordagem é Z-analysis, introduzida por Altman, que não é mais do que uma análise discriminante.

A base deste estudo é suportada por uma hipótese alternativa de falha desenvolvida por uma empresa de finanças finlandesa, Pentti Bergius of Kera Ltd, especialista em financiamento de pequenas e médias empresas. Segundo esta hipótese, a tendência de uma empresa falir pode ser vista como uma doença crónica que se manifesta ocasionalmente. A questão principal levantada refere-se à capacidade de rápida reacção face a mudanças no ambiente em que a empresa se encontra inserida, por parte da gestão da empresa, para que a empresa se adapte a essa mudança. Se os gestores não têm essa capacidade, aumenta a probabilidade da empresa falir. Outro ponto focado foi a necessidade de fazer uma análise com dados de 2 anos consecutivos (ao invés de apenas 1 ano) sendo que, quando assim é feito, os sintomas de falência podem ser caracterizados em 3 tipos diferentes:

- Tipo 1: a rentabilidade é baixa nos 2 anos consecutivos e a solvência é baixa no decorrer do 2 ano sendo que, estes sintomas aparecem em 2/3 dos casos de falência analisados previamente;
- Tipo 2: a rentabilidade é muito baixa num dos anos o que leva a solvência a também o ser nesse mesmo ano; cerca de 1/4 dos casos de falência analisados previamente apresentavam estes sintomas;

- Tipo 3: a rentabilidade é baixa é baixa num ano e muito baixa no outro ano; está situação é a mais baixa apresentando apenas 1/10 dos casos de falência analisados previamente.

Em conjunto, os 3 tipos de sintomas aparentam estar presentes em aproximadamente 85% das falências analisadas, não necessariamente imediatamente antes da falência mas, provavelmente, com poucos anos entre o aparecimento dos sintomas e a falência propriamente dita. Durante este período de latência as empresas que apresentavam sintomas do tipo 1 e 2 ainda apresentavam solidez (muito baixa).

De acordo com a hipótese de Kera (Kera hypothesis) as diferenças principais entre a hipótese de falência acima delineadas e a abordagem clássica são:

- Um risco aumentado de falência pode manifestar-se de várias maneiras diferentes;
- A falência não é necessariamente linear, com demonstrações financeiras a enfraquecer firmemente de ano para ano – pode ser latente por alguns anos;
- Consequentemente, é possível que os sintomas possam ser detectáveis apenas alguns anos antes à falência o que faz com que as demonstrações financeiras não mostrem sinais de risco aumentado.

Derivado a estas diferenças o SOM parece ser uma ferramenta basilar para analisar as demonstrações financeiras. Com o SOM é possível descobrir padrões de comportamento mais subtis do que com ferramentas clássicas, como por exemplo, a análise linear discriminante.

#### 2.4.2.1. Self-organizing Map semi-supervisionado

Uma questão levantada neste estudo pelos autores foi: “qual é a probabilidade de falha dados certas demonstrações financeiras?”. Usando o SOM de uma maneira semi-supervisionada, isto é, a forma do mapa é determinada pelos dados retirados das demonstrações financeiras e outros atributos de interesse são acrescentados aos vectores de pesos para que possam ser usados mais tarde para a visualização. Assim, a unidade do mapa terá a componente de informação da demonstração financeira e a componente de informação do estado da empresa. Como tal, a unidade vencedora do SOM é procurada usando apenas a parte do vector que contem rácios financeiros que provêm das demonstrações financeiras mas todo o vector de dados é usado para actualizar as unidades de pesos do mapa. Para a actualização dos pesos foi usada a vizinhança Gaussiana por parecer formar um mapeamento mais suave e facilitar a visualização da planície de componentes.

#### 2.4.2.2. Mapas de trajectória

O uso de dados provenientes de demonstrações financeiras de vários anos consecutivos pode ser feito de uma maneira simples, concatenando os vectores anuais

de maneira a formar um único vector mas tendo como inconveniente a difícil interpretação do mapa gerado pelo treino do SOM.

A tentativa para solucionar este problema passou pelo uso de 2 SOM hierárquicos em que o SOM de primeiro nível é treinado com dados de demonstrações financeiras anual para que, num dado ano, uma determinada empresa possa estar posicionada no SOM de primeiro nível baseado na informação financeira referente a esse ano. O SOM de segundo nível é então treinado de acordo com as coordenadas da empresa no SOM de primeiro nível durante 2 ou 3 anos consecutivos, como ilustra a figura 16.

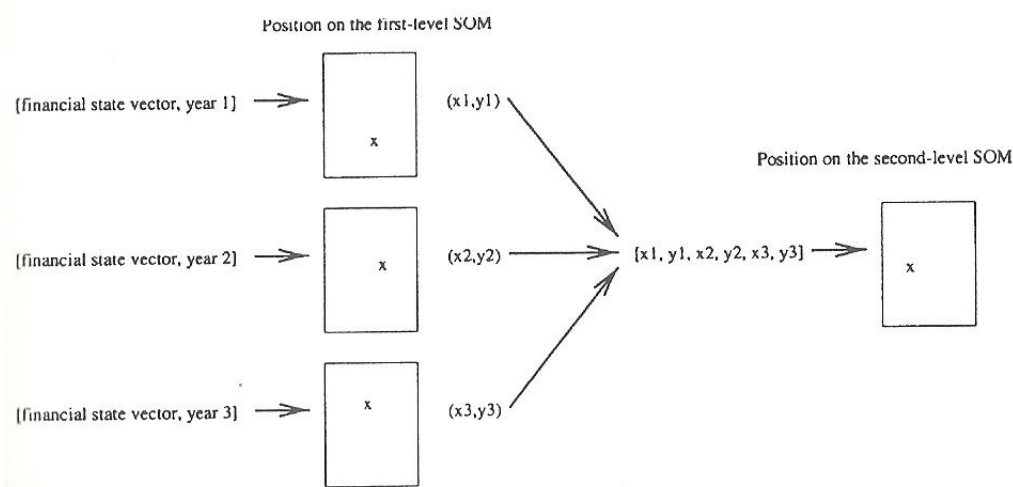


Figura 16 – Som hierárquico de dois níveis (Kiviluoto & Pentti, 2000)

Cada unidade no SOM de segundo nível corresponde a uma trajectória no SOM de primeiro nível, capturando um padrão de mudança típico numa demonstração financeira da empresa de ano para ano.

#### 2.4.2.3. Os dados

Os dados usados neste estudo referem-se a pequenas e médias empresas Finlandesas, em que foram seleccionadas empresas que não implementavam grandes e longos projectos pois esse factor origina grandes variações na demonstração financeira da empresa ao longo do projecto que está a implementar. Foram também excluídas da amostra as empresas consideradas grandes assim como pequenas empresas que detinham pouca expressividade financeira. Outro requisito necessário para incluir na amostra foi ter acesso ao histórico de dados: incluir apenas empresas no mínimo com 2 anos de histórico antes da falir e excluir empresas que ainda não faliram e que cuja ultima demonstração financeira não fosse coerente. Não foram rejeitados dados da população original por serem atípicos ou aparentarem ser outliers<sup>2</sup>, sendo a amostra final composta por 11072 demonstrações financeiras provenientes de 2579 empresas

---

<sup>2</sup> Valores extremos numa dada amostra.

das quais 756 eventualmente faliram, traduzindo-se em 2606 demonstrações financeiras fornecidas, no máximo, cinco anos antes de falirem. Os indicadores financeiros adoptados para o treino do SOM de primeiro nível foram os 3 rácios mais comuns que medem a solvência e rentabilidade de uma empresa.

#### 2.4.2.4. Resultados

A figura 17 ilustra o SOM de primeiro nível onde, baseado nos indicadores financeiros em que o mapa posiciona-se para que as coordenadas correspondem à solvência e à rentabilidade: a solvência aumenta de cima para baixo e a rentabilidade da esquerda para a direita.

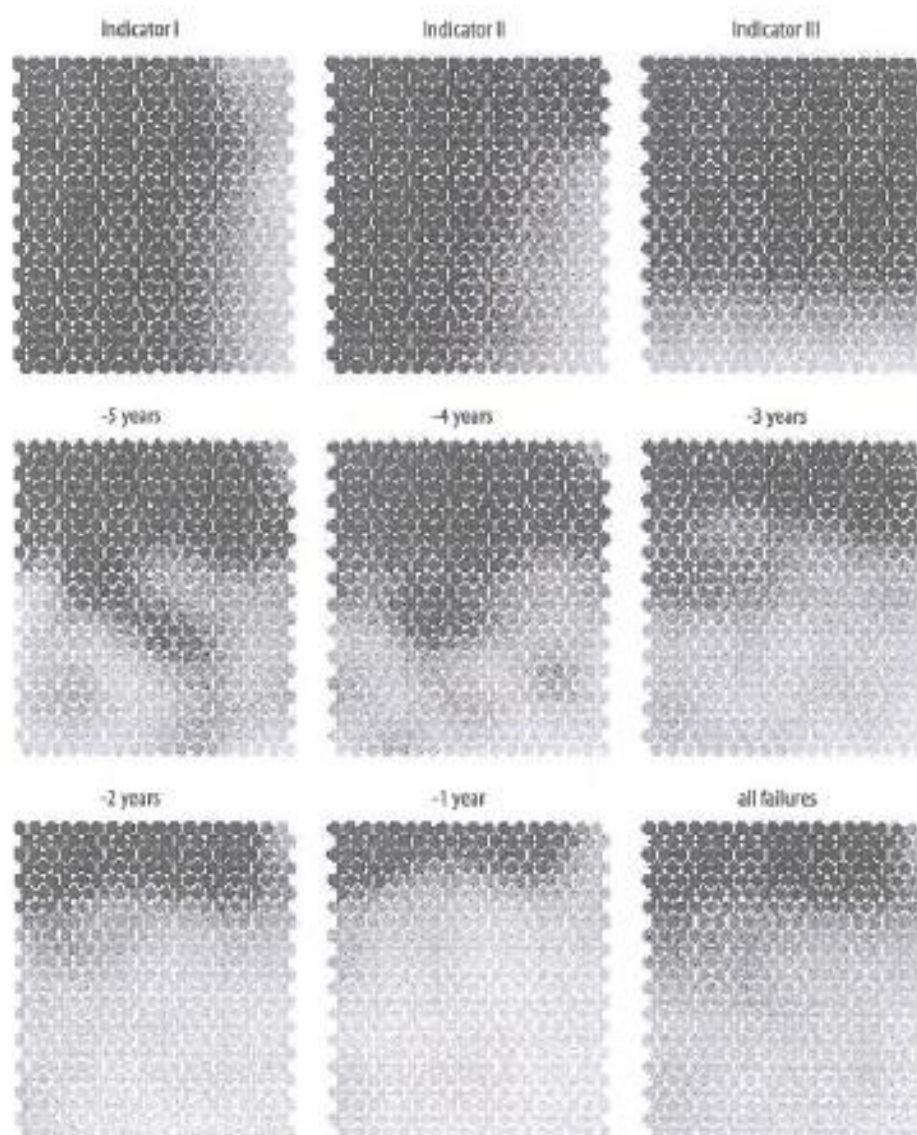


Figura 17 – SOM de primeiro nível (Kiviluoto & Pentti, 2000)

De notar que a área com maior proporção de falências tem uma localização diferente dependendo da altura em que ocorreu a falência. Inicialmente o risco aumentado de

falência encontra-se maioritariamente associado à baixa solidez sendo posteriormente acompanhado pela diminuição da rentabilidade.

A projecção de Sammon<sup>3</sup> (Günther, 2009) e a matriz U do SOM de primeiro nível demonstram que os dados não são segmentáveis, como se pode observar na figura 18.

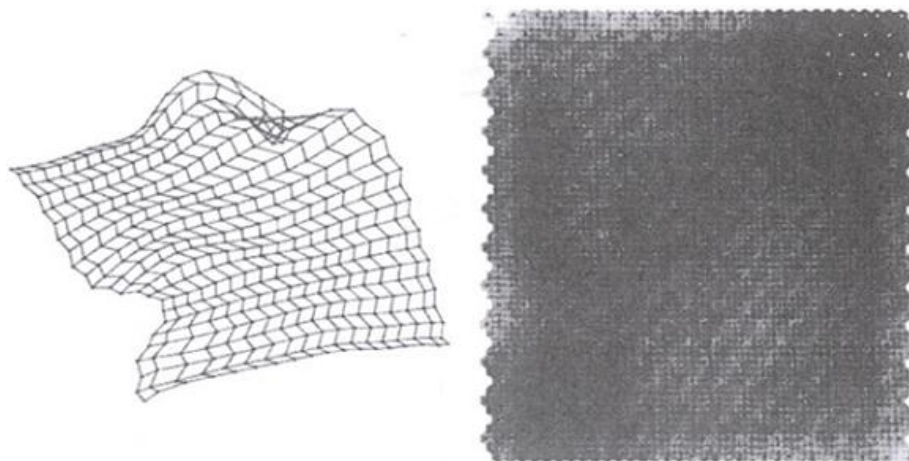


Figura 18 – Projecção de Sammon e Matriz U do SOM de primeiro nível (Kiviluoto & Pentti, 2000)

O facto de não serem segmentáveis não é derivado ao pré-processamento de dados, feito pelo método de equalização de histogramas<sup>4</sup> (Robert & al, 2003), podendo ser verificado examinando a densidade original das margens. Existe apenas uma zona de excepção no canto superior direito do mapa como pode ser visto na matriz U e na projecção de Sammon. A estrutura de capital faz com que as medidas de rentabilidade, indicador I e II, apresentem um comportamento diferente nesse canto comparativamente às restantes zonas do mapa.

---

3 Algoritmo que mapeia um espaço de grande dimensão para um espaço de menor dimensionalidade tentando preservar a estrutura das distâncias entre pontos do espaço de grande dimensão na projecção de menor dimensionalidade.

4 Histogram equalization - Usado para melhorar a aparência visual de uma imagem sendo os picos da imagem alargados e os vales compactados.

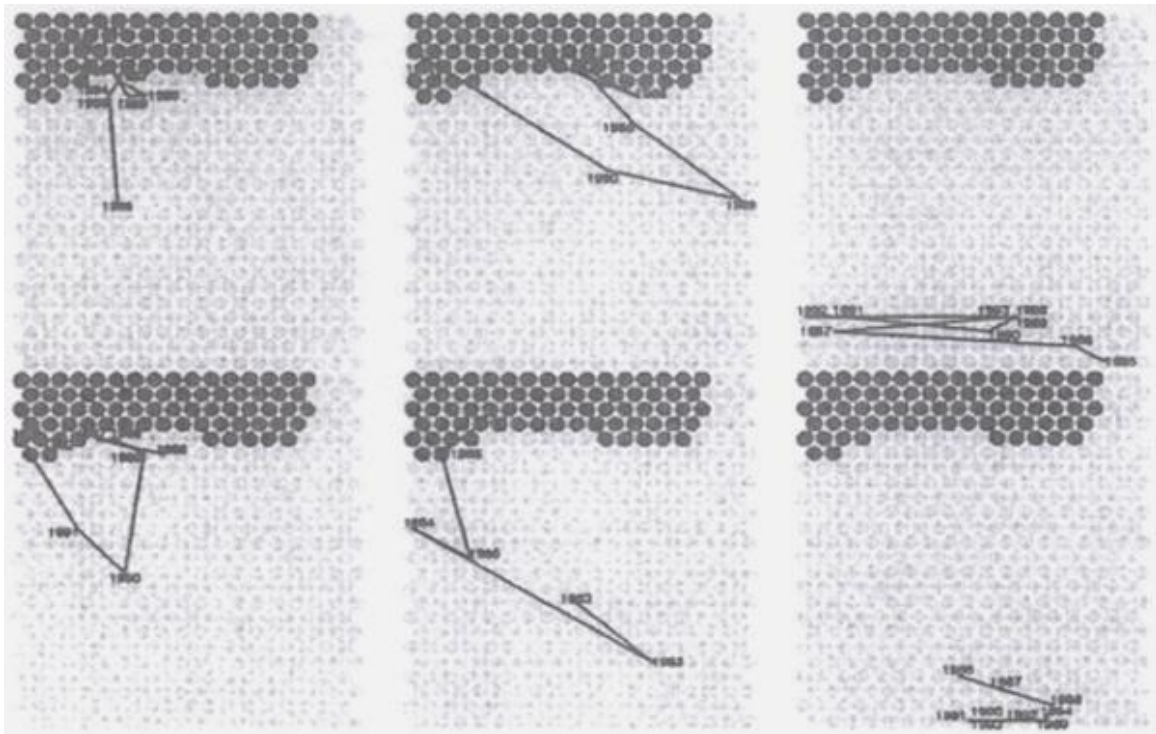


Figura 19 – Trajectória de 6 empresas no SOM de primeiro nível (Kiviluoto & Pentti, 2000)

A figura 19 ilustra a trajectória de 6 empresas no SOM de primeiro nível onde, tendencialmente, as trajectórias rodam no sentido dos ponteiros do relógio: a diminuição da rentabilidade, movimento para a esquerda, normalmente resulta a consequente diminuição da solvência, ou seja, movimento para cima. A excepção à regra indica anormalidades, como por exemplo, a alteração de estrutura de capital da empresa.

As figuras 20 e 21 ilustram os mapas de trajectórias de 2 e 3 anos onde se encontram identificados os 3 tipos de diferentes sintomas identificados inicialmente neste estudo. Na figura 22, relativo ao mapa de trajectória de 3 anos, a estrutura da projecção de Sammon e da matriz U é bem mais complexa do que a estrutura referente a 1 ano, ilustrada na figura 18. No entanto, continua a não haver clusters claramente separados. A projecção de Sammon e a Matriz U referentes aos mapas de trajectórias de 2 e 3 anos são bastante semelhantes.

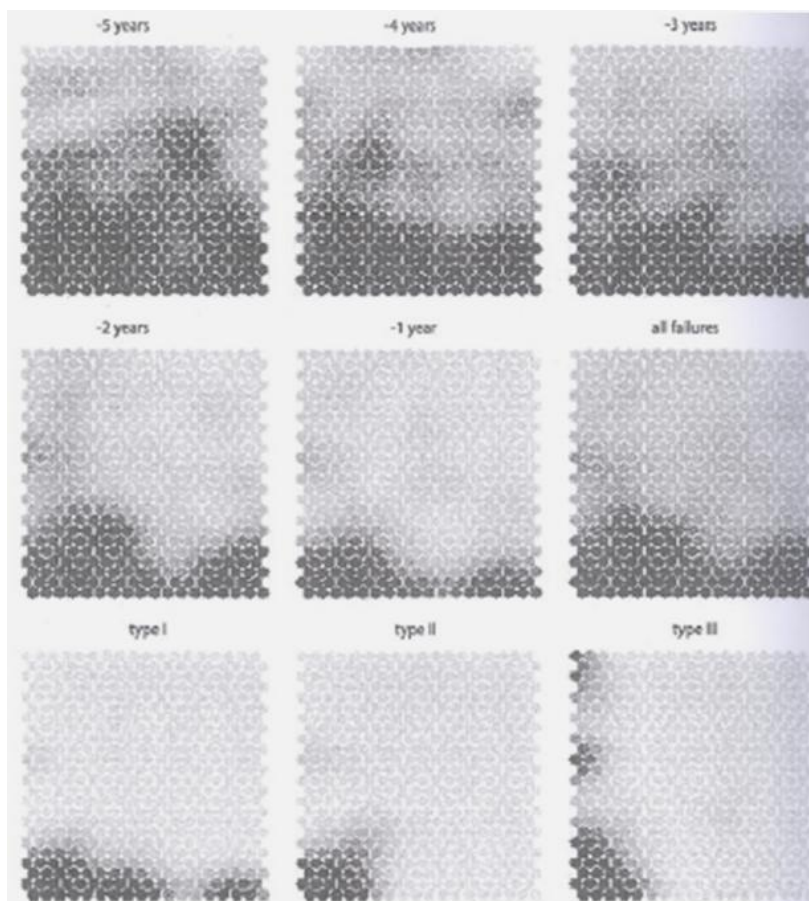


Figura 20 – Mapa de trajetórias de 2 anos (Kiviluoto & Pentti, 2000)

Uma maneira interessante de olhar para o mapa de trajetórias de 3 anos encontra-se ilustrado na figura 23, onde as trajetórias do SOM de primeiro nível que correspondem às unidades seleccionadas do mapa de trajetórias encontram-se expressas no topo dessas unidades. As trajetórias alteram suavemente por todo o mapa.

Uma análise mais minuciosa do mapa de segundo nível revela que captura informação que não se revelou no SOM de primeiro nível, como por exemplo, no SOM de primeiro nível, as empresas em falência por diversas vezes saltam fora temporariamente da zona de risco elevado. No entanto, relativamente ao mapa de trajetória de 2 anos parecem estar em zonas em que as empresas em falência geralmente não saem.

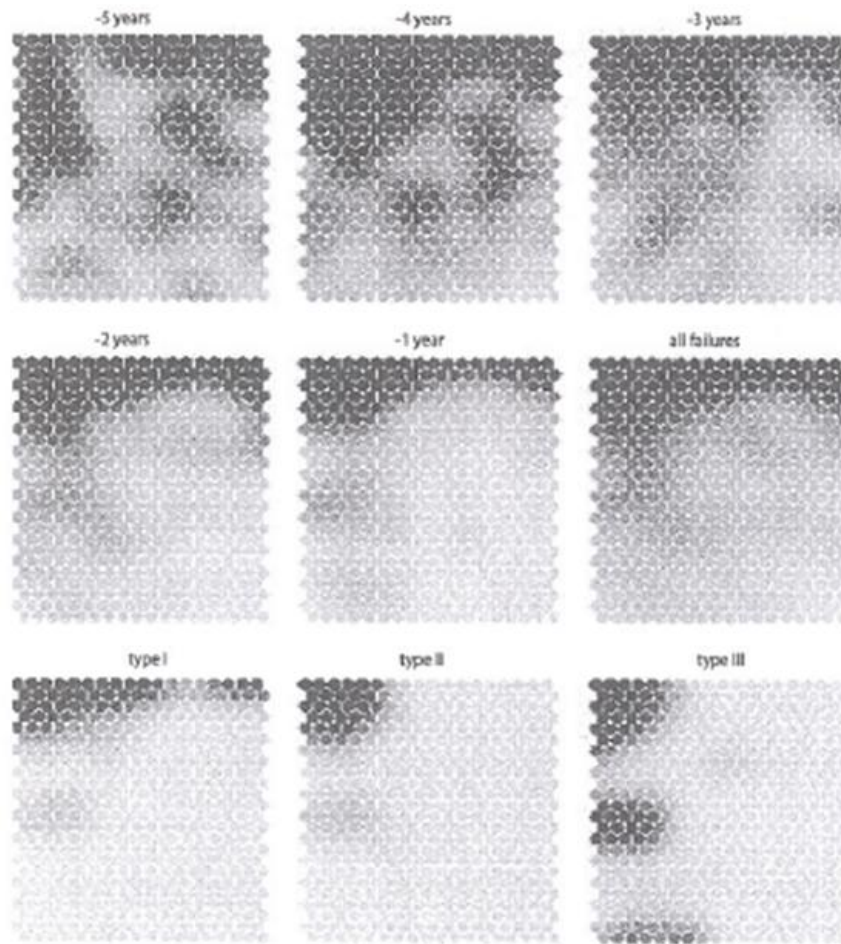


Figura 21 – Mapa de trajetórias de 3 anos (Kiviluoto & Pentti, 2000)

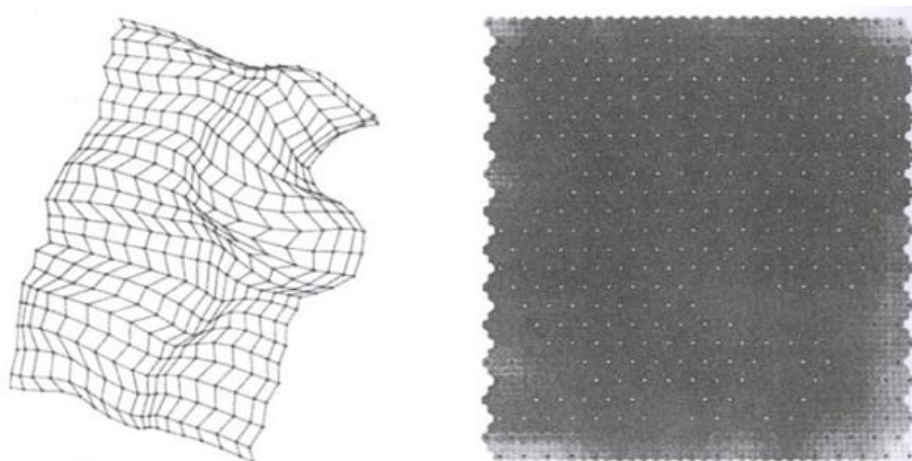


Figura 22 – Projecção de Sammon e Matriz U do mapa de trajetórias de 3 anos (Kiviluoto & Pentti, 2000)

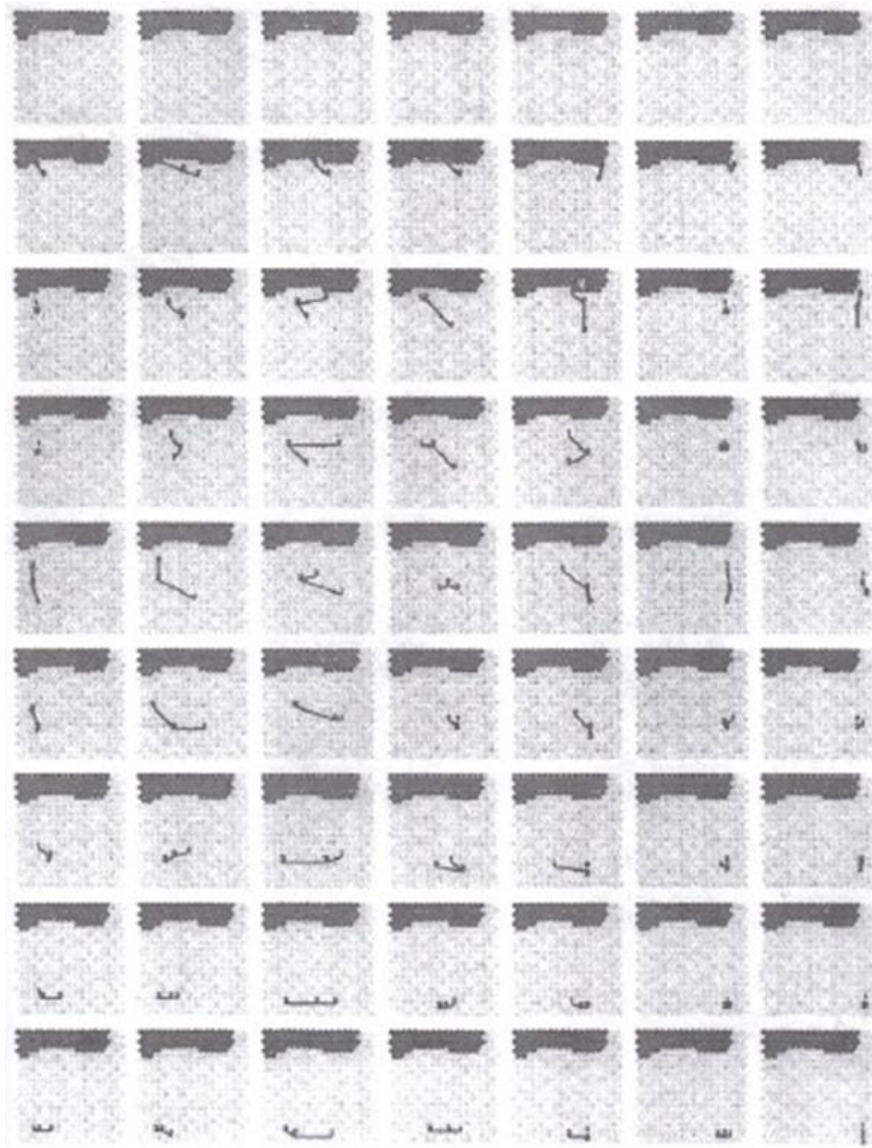


Figura 23 – Mapa de trajectórias aberto referente a 3 anos (Kiviluoto & Pentti, 2000)

A figura 24 ilustra as empresas num processo de falência e de não falência. Se estes mapas fossem usados como base numa classificação binária, a exactidão seria praticamente a mesma em todos os casos.

Segundo os autores o SOM demonstrou ser uma ferramenta valiosa para a análise de demonstrações financeiras. Os resultados parecem suportar as hipóteses inicialmente desenvolvidas. Concluem que existem diversos tipos de falência empresarial, em que alguns não conseguem ser detectados com base em dados referente a 2 ou 3 anos consecutivos. Foi mostrado que com o SOM é possível reconhecer diferentes tipos de padrões de comportamento organizacional e descobrir atributos associados a esses padrões, o que faz do SOM uma ferramenta promissora para uma análise mais geral de dados financeiros, em particular para auto-avaliação e rating organizacional.

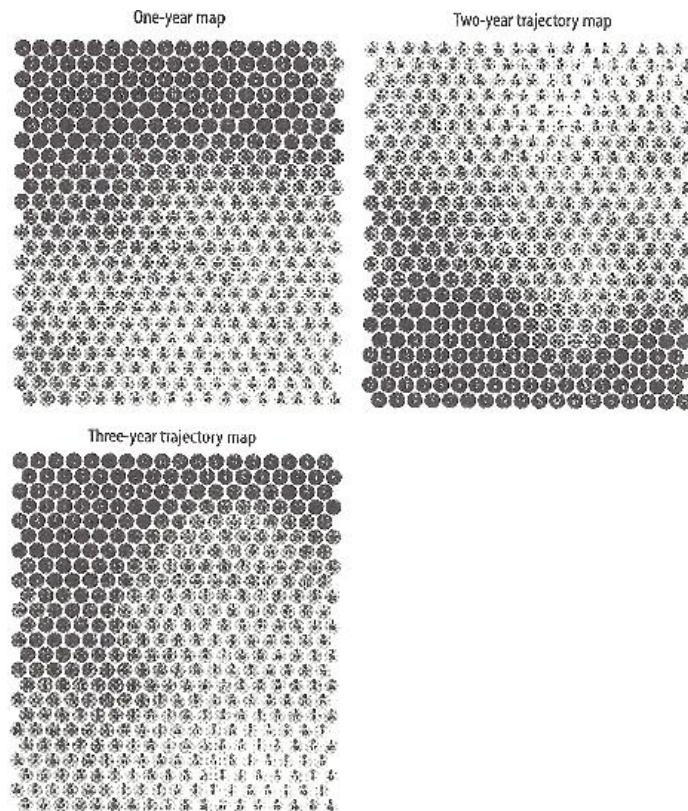


Figura 24 – Numero de falências e de não falências das empresas (Kiviluoto & Pentti, 2000)

### 3. Self-Organizing Map

O ser humano não tem a capacidade de visualizar e analisar dados de grande dimensão sem o auxílio de métodos que permitam a redução da dimensionalidade dos dados. Existem várias técnicas de redução de dimensionalidade de dados que, após aplicadas, permitem ajudar na compreensão desses mesmos dados. Neste capítulo iremos focar uma técnica denominada SOM, inventada pelo Professor Kohonen (Kohonen T. , 2001).

#### 3.1. Breve descrição

O Self-Organizing Map, abreviado por SOM, tem por objectivos não só a redução da dimensionalidade dos dados como também descobrir características similares entre observações. Converte relações estatísticas não lineares complexas de dimensionalidade elevada em relações geométricas simples de baixa dimensionalidade e visualizáveis (Kohonen T. , 2001), tornando a visualização dos dados e das relações entre estes mais clara.

Ao mesmo tempo que comprime informação preservando as relações topológicas e métricas importantes dos dados iniciais na visualização, também pode ser pensado

para produzir algum tipo de abstracções sendo que, a visualização e a abstracção podem ser utilizadas de várias maneiras em tarefas complexas como, análise de processos, percepção de máquina, controlo e comunicação (Kohonen T. , 2005).

Inventado pelo Professor Teuvo Kohonen o SOM é uma rede neuronal artificial feed-forward baseada em aprendizagem não supervisionada que tem propriedades comuns a algoritmos de projecção vectorial e de quantização vectorial. É considerado um dos algoritmos com maior potencialidade na exploração e visualização de dados derivado a sua capacidade de representação topológica dos dados originais, isto é, através de um processo de auto organização configura as unidades de saída numa representação topológica dos dados originais, posicionando os vectores protótipo numa grelha de baixa dimensão de uma forma ordenada.

O SOM é composto por um conjunto de dados e por vectores de pesos. No caso de clustering, ou seja, agregação de observações em grupos de acordo com semelhanças entre si, o SOM é semelhante ao algoritmo K-Means<sup>5</sup> mas, o treino do SOM é regulado pela taxa de aprendizagem onde é definido o ajustamento que é feito em cada momento, assim como, durante o treino do SOM as propriedades topológicas são mantidos sendo o raio da vizinhança o parâmetro responsável pela preservação da estrutura topológica.

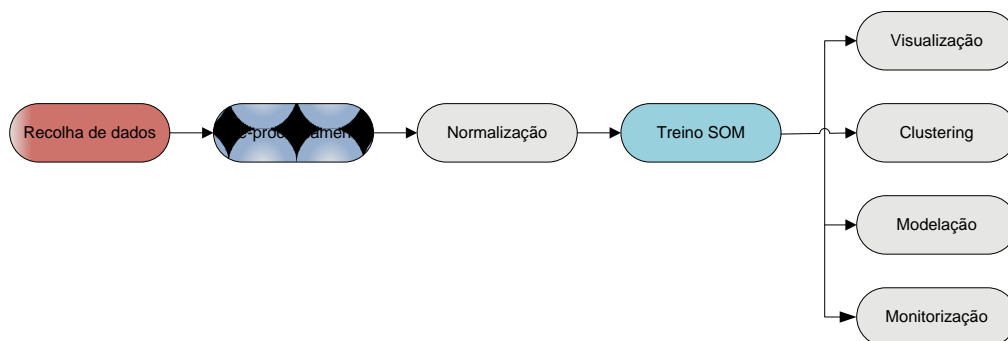


Figura 25 – Possibilidades com o uso do algoritmo SOM

Conforme referido anteriormente o SOM é uma técnica de rede neural que aprende sem supervisão ao invés das técnicas de redes neuronais supervisionadas. Estas necessitam de uma ou mais unidades de saída associadas a uma ou mais unidades de entrada, por forma a se obter um determinado resultado esperado, com o intuito de conseguirem encontrar padrões ou relações entre dados.

---

5 Método de análise de clusters com o objectivo de partição de n observações em k clusters em que cada observação pertence ao cluster com a média mais próxima.

O SOM é baseado em aprendizagem competitiva não supervisionada. A relação entre os dados torna-se explícita havendo uma projecção não linear de dados multidimensionais num mapa de duas dimensões, o que facilita a visualização e melhor compreensão dos dados. É um método numérico, não paramétrico, e *a priori* não necessita de nenhuma suposição sobre a distribuição dos dados. Pode detectar estruturas inesperadas ou padrões de aprendizagem sem supervisão.

O SOM é formado por neurónios localizados numa matriz de unidades, também denominado por mapa topológico ou espaço de output. Os neurónios estão ligados a neurónios adjacentes por uma relação de vizinhança que dita a estrutura do mapa. Normalmente apresenta uma grelha de uma ou duas dimensões embora possa apresentar uma grelha de  $n$  dimensões. No entanto, apesar do SOM puder ter qualquer dimensão, a visualização torna-se difícil quando ultrapassa as duas dimensões. A figura 26 mostra exemplos do SOM a duas dimensões estando os neurónios organizados num mapa rectangular e num mapa hexagonal.

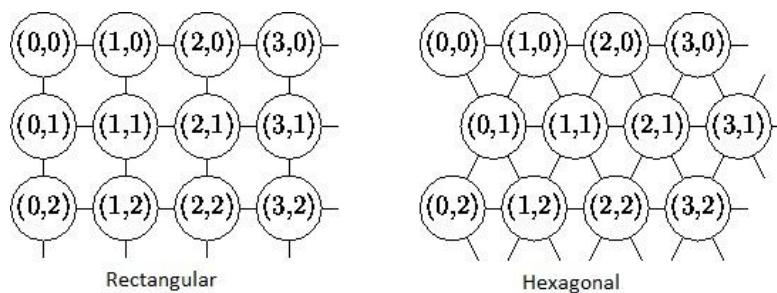


Figura 26 – Topologias do SOM (Lourenço, 2008)

### 3.2. Como funciona

Como referido anteriormente o SOM é uma rede neuronal não supervisionada, isto é, não necessita de intervenção humana durante o processo de aprendizagem e não necessita de ter conhecimento prévio das características dos dados de entrada. Permite, através de operações matemáticas, agrupar dados multidimensionais consoante as semelhanças que aparentam entre si. É uma ferramenta de aprendizagem competitiva que tem como propriedade a preservação do mapeamento topológico do espaço multidimensional para os neurónios, isto é, o mapeamento preserva a distância relativa entre os pontos do mapa. Neurónios ou unidades do mapa por norma formam uma grelha bidimensional e o mapeamento é transformado de um espaço multidimensional para um plano. O SOM tem a capacidade de generalizar perante novos dados, ou seja, perante um novo exemplo de dados não classificados, a rede consegue reconhecer e caracterizar esse novo exemplo, sendo assimilado pela unidade do mapa a que se encontra mapeado. O SOM é uma ferramenta que pode servir para a análise de clusters com grande volume de dados.

A aprendizagem no SOM tem por objectivo fazer com que diferentes partes da rede respondam de maneira idêntica a determinados padrões de entrada. Usando como analogia o esquema de funcionamento do cérebro humano e da maneira como este interpreta as diferentes informações sensoriais, a informação é manuseada em partes diferentes do córtex cerebral. O processo de funcionamento do SOM é iniciado com o posicionamento arbitrário dos nós no espaço de dados, sendo seleccionado o nó mais perto do nó de treino, sendo então movido para os dados de treino assim como os nós vizinhos da rede. Após várias iterações a rede tem tendência a aproximar-se a distribuição dos dados do treino.

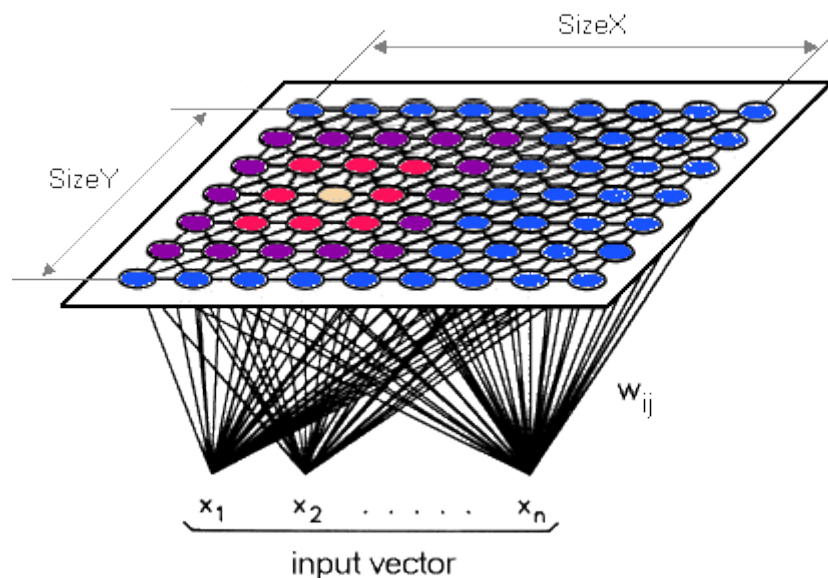


Figura 27 – Funcionamento do algoritmo SOM (Kordos, 2005)

### 3.2.1. Treino do SOM

No decorrer do treino do SOM, existem uma série de passos que ocorrem através de várias iterações, descritos por:

- Os pesos de cada nó são inicializados;
- É escolhido aleatoriamente um vector dos dados de treino e apresentado à grelha;
- Cada nó é examinado para se achar qual o nó com o peso que mais se aproxima do vector de pesos sinápticos, onde a unidade vencedora é usualmente denominada por Best Matching Unit (BMU);
- O raio da vizinhança da unidade vencedora é calculado sendo que, inicialmente apresenta valores elevados; tipicamente é atribuído o raio da grelha, sendo que o valor do raio vai diminuindo em cada iteração. Os nós que detêm este raio são consideradas como pertencentes à vizinhança das unidades vencedoras;
- O peso de cada nó vizinho é ajustado de maneira a torná-lo mais parecido com o vector de input sendo que, quanto mais próximo um nó se encontra da unidade vencedora, mais os seus pesos são alterados;

- f. O processo volta a correr a partir do passo b, havendo n iterações (normalmente definidas pelo utilizador).

### 3.2.1.1. Inicialização dos pesos

São escolhidos valores aleatórios para a inicialização dos vectores de pesos sinápticos.

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$$

sendo m a dimensão dos dados do espaço de entrada.

O vector de pesos sinápticos de cada neurónio da rede tem a mesma dimensão do espaço de entrada.

$w_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}]^T$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ , em que n é o número total de neurónios na rede.

Para se encontrar o vector de entrada contíguo ao vector de pesos sinápticos são comparados os produtos internos entre estes:

$w_j^T x$  para  $j = 1, 2, \dots, n$ , sendo seleccionado o que apresenta maior valor.

Quando se selecciona o neurónio com maior produto interno está-se a determinar a localização onde a vizinhança topológica de neurónios excitados deve estar centrada.

### 3.2.1.2. Achar a unidade vencedora através da distância euclidiana

O método para determinar a unidade vencedora é baseado no calculo da distancia euclidiana entre cada vector de pesos sinápticos e o nó de input corrente, dado por (num espaço euclidiano n-dimensional):

$$i(x) = \sqrt{\sum_{i=0}^{i=n} (x_i - w_i)^2}$$

### 3.2.1.3. Calcular o raio da vizinhança da unidade vencedora

Seja  $h_{j,i}$  a vizinhança topologica centrada na unidade vencedora i que se encontra envolta por um conjunto de neuronios excitados cooperativos dos quais um neurónio tipo denominado de j. Seja  $d_{i,j}$  a distância lateral entre a unidade vencedora i e o neurónio excitado j, é necessário que a vizinhança topologica  $h_{j,i}$  atinja o valor máximo na unidade vencedora i, para o qual a distância  $d_{i,j}$  seja zero e que a amplitude da vizinhança topologica  $h_{j,i}$  decresça monotamente com o aumento da distância lateral  $d_{i,j}$ .

Para satisfazer estas condições, recorre-se a função Gaussiana:

$$h_{j,i(x)} = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right)$$

em que  $\sigma$  refere-se a largura efectiva da vizinhança topologica e mede o grau com que os neurónios excitados participam no processo de aprendizagem.

#### 3.2.1.4. Ajustar os pesos

Dado o vector de pesos sinápticos  $w_j(n)$  do neurónio  $j$  no tempo  $n$ , o vector de pesos actualizado  $w_j(n + 1)$ , então:

$$w_j(n + 1) = w_j(n) + \aleph(n)h_{j,i(x)}(n)(x - w_j(n))$$

em que  $\aleph(n)$  é uma heurística adicional para seleccionar o parametro razão de aprendizagem  $\aleph(n)$ .

### 3.3. Matriz-U

A Matriz-U é uma representação gráfica que tem por objectivo a visualização de resultados do SOM. Esta matriz foi desenvolvida por Ultsch e Siemon, como também por Kraaijveld (Kohonen T. , 2001) e pretende representar o espaço de output do SOM em que as distâncias entre neurónios vizinhos serão representadas por cores ou por em escalas de cinzento, resultantes das distâncias entre vizinhos do espaço de input. A interpretação deste mapa deve ter em conta as cores apresentadas no mapa em que, por norma quando as distâncias entre neurónios são maiores, aparecem cores mais escuras; por norma cores mais claras no mapa representam menores distâncias entre neurónios e maior semelhança entre estes.

A Matriz U é construída com a inclusão de novos elementos que têm o papel de codificar a distância entre unidades, sendo o espaço de output expandido. Os novos elementos não são mais que o valor da distância entre unidades onde o novo elemento se encontra inserido e, uma vez definido, é efectuado o cálculo das células onde se encontram as unidades.

A título exemplificativo para a interpretação da Matriz U recorre-se à figura 28 onde se ilustra um dos outputs gerados pela ferramenta usada neste projecto, referente a uma das várias experiências efectuadas no decorrer deste projecto.

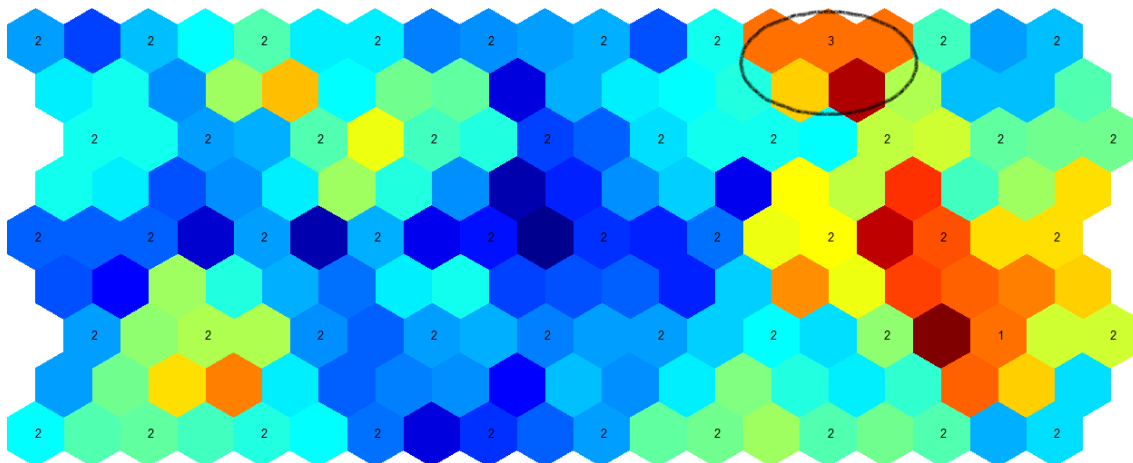


Figura 28 – Matriz U resultante do SOM 10X5 com 3 clusters

A zona com o círculo a preto representa o cluster número 3, identificado *a priori* pelo método hierárquico para achar clusters, que apenas contem um neurónio. O neurónio identificado com o número 3 encontra-se rodeado pelos novos elementos criados pela matriz U, não sendo neurónios propriamente ditos mas sim elementos adicionais que codificam a distância entre neurónios.

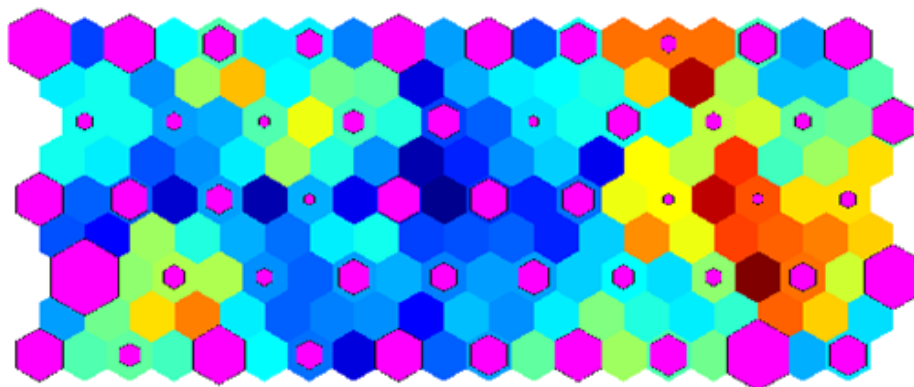


Figura 29 – Matriz U com detalhes resultante do SOM 10X5

A figura 29 permite a interpretação dos neurónios através do mapa de hits. Na prática e recorrendo a este caso de estudo, quanto maior forem os hexágonos de cor magenta, maior será o número de organizações do poder local inseridas nesse neurónio cuja dimensão populacional se encontra representada pelo tamanho do hexágono que se encontra sobreposto ao neurónio. Hexágonos magenta mais pequenos traduzem-se em neurónios com menos observações logo, menos organizações.

### 3.4. Plano de Componentes

Os componentes principais são usados para extrair conhecimento do SOM. De uma forma directa descrevem de que maneira uma determinada variável influencia ou está posicionada no mapa SOM, ou seja, usando os componentes principais conjuntamente

com uma Matriz U é possível ter uma ideia das características das diferentes áreas da Matriz U, quais os componentes que mais influenciam uma determinada zona da Matriz, entre outros aspectos. Por outro lado, os componentes principais permitem identificar quais os componentes que apresenta maior ou menor valor nos neurónios, sendo esta informação útil quando se pretende analisar clusters.

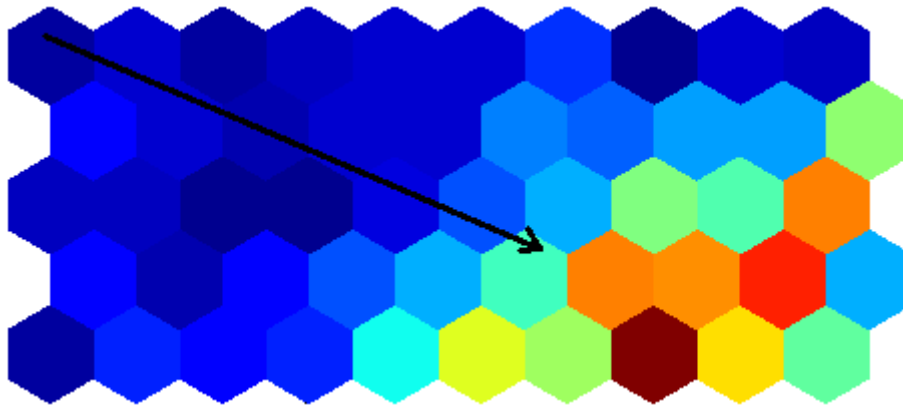


Figura 30 – Exemplo de um componente principal obtido no GeoSOM suite

A figura 30 exemplifica um componente principal onde os valores mais elevados se encontram no canto inferior direito. A seta indica de que modo aumenta o valor deste componente, isto é, a zona a azul indica valores mais baixos e as cores mais semelhantes a encarnado indicam valores mais altos. Poder-se-á dizer que este componente apresenta maioritariamente valores mais baixos.

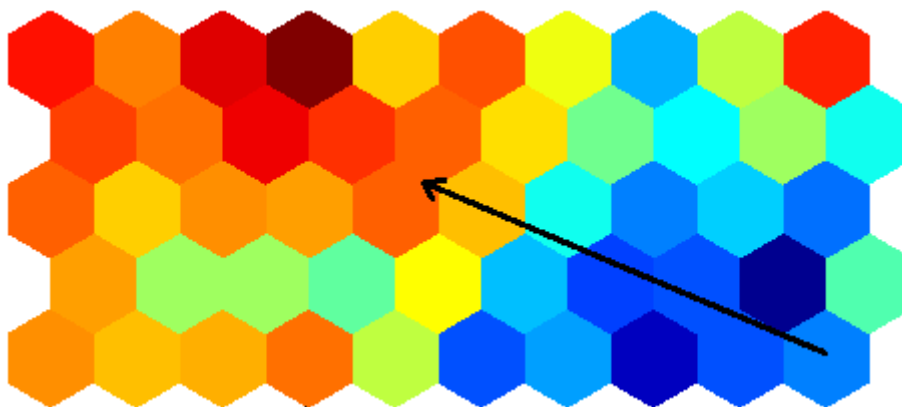


Figura 31 – Outro exemplo de um componente principal obtido no GeoSOM suite

A figura 31 os valores mais elevados encontram-se dispersos no lado esquerdo. No canto inferior direito é onde existe concentração de valores mais baixos. A seta identifica o sentido de crescimento da variável a nível de valor sendo que este componente aparente ter valores maioritariamente valores mais elevados do que o exemplo descrito anteriormente.

## 4. Metodologia

### 4.1. Contabilidade Orçamental

Entende-se por contabilidade orçamental como sendo o sistema contabilístico que tem como objectivo principal o registo e controlo do orçamento, das despesas e das receitas (Carvalho, Martinez, & Pradas, 1999).

A reforma da Contabilidade Autárquica tem trazido inovações consideráveis, as quais decorrem de um processo de reforma global do sistema contabilístico público iniciado em Portugal, na década de 90 com a Reforma da Administração Financeira do Estado (RAFE) e consequente publicação da Nova Lei de Bases da Contabilidade Publica (Lei n.o 8/90). A publicação desta Lei de Bases seguiu-se a publicação de um conjunto de outros diplomas que sustentam as reformas actuais. No conjunto de diplomas legais e de destacar a publicação em 1997 do Plano Oficial de Contabilidade Publica (Decreto-Lei n.o 232/97 de 3 de Setembro) de aplicação a toda a Administração Publica (Carvalho, Fernandes, Camões, & Jorge, 2009, p. 32).

O Plano Oficial de Contabilidade para as Autarquias Locais (POCAL), sendo um subsistema de gestão financeira do Plano Oficial de Contabilidade Publica (POCP), consiste no sistema contabilístico aplicado no poder local, criado com o intuito de apoiar na gestão autárquica. Pretende a criação de condições de integração da Contabilidade Orçamental, Patrimonial e de Custos numa contabilidade pública moderna que possibilite o fornecimento de um conjunto de informações indispensáveis à gestão de entidades públicas e à sua avaliação.

O POCAL impõe a implementação de três subsistemas contabilísticos (Costa, 2007):

- Contabilidade Orçamental que se baseia no princípio de caixa (cash basis), em que despesas e receitas surgem no momento em que se verifica o respectivo recebimento e pagamento. Os principais mapas deste subsistema respeitam à execução orçamental (mapa de despesa e mapas de receita) e mapas de fluxos de caixa. No entanto, tem subjacente uma base de caixa modificada, uma vez que se reconhecem também os compromissos e as liquidações. As transacções são reconhecidas quando uma determinada entidade se compromete com o pagamento das despesas, bem como auferir os direitos a liquidar.
- Contabilidade Patrimonial, elaborada na base do acréscimo, onde se registam todos os acontecimentos que implicam uma alteração, em termos quantitativos ou qualitativos, do património da autarquia. Deste modo obtém-se a informação da situação patrimonial e financeira da entidade. Os principais mapas deste subsistema contabilístico são o balanço e a demonstração dos resultados por natureza.
- Contabilidade de Custos, também denominada por analítica, em que, tendo por base vários mapas cujos modelos são definidos no POCAL, é obtida informação de custos por funções, por bens e por serviços.

Existem vários aspectos referidos no POCAL que têm obrigatoriedade de implementação no poder local mas que, para este estudo, não são relevantes. No entanto, de salientar a obrigatoriedade da aprovação de um Sistema de Controlo Interno adequado às actividades do poder local, sendo o órgão executivo responsável por assegurar o funcionamento, acompanhamento e avaliação permanente. Este poderá ser enquadrado nos de sistemas de apoio à decisão na medida em que poderá ser uma solução para a concretização deste ponto, referido no POCAL.

Neste projecto, os dados fornecidos pela DGO referem-se a contabilidade orçamental, provenientes dos mapas de controlo orçamental, da despesa e da receita. Os dados fornecidos já se encontram agregados por capítulos (receita) e por grupos (despesa). Optou-se por não incluir em anexo as contas desagregadas neste trabalho por serem demasiado extensas e por os dados fornecidos para este estudo já estarem agregados<sup>6</sup>.

#### 4.1.1. Receitas

A estrutura das receitas públicas encontra-se definida no classificador económico das receitas (Decreto-Lei n.º 26/2002, de 14 de Fevereiro) estando dividido por receitas correntes, capital e outras receitas. Cada uma das receitas é composta por vários capítulos.

Receitas correntes	Receitas de capital	Outras receitas
01 – Impostos directos	09 – Venda de bens de investimento	15 – Reposições não abatidas nos pagamentos
02 – Impostos indirectos	10 – Transferências de capital	16 – Saldo da gerência anterior
04 – Taxas, multas e outras penalidades	11 – Activos financeiros	17 – Operações extraorçamentais
05 – Rendimentos de propriedade	12 – Passivos financeiros	
06 – Transferências correntes	13 – Outras receitas de capital	
07 – Venda de bens e serviços correntes		
08 – Outras receitas correntes		

Quadro 2 – Estrutura das receitas públicas (Carvalho, Fernandes, Camões, & Jorge, 2009)

O quadro 2 especifica quais os capítulos pertencentes às receitas públicas. Parte dos dados usados neste estudo provêm dos capítulos designados nesse quadro.

#### 4.1.2. Despesas

A estrutura das despesas públicas encontra-se definida no classificador económico das despesas (Decreto-Lei n.º 26/2002, de 14 de Fevereiro) estando divididas pela sua

<sup>6</sup> Para consulta das contas com maior detalhe, tanto de receita como despesa, aceder ao site <http://www.freguesiasdeportugal.com/legislacao/pocal.htm> onde poderá consultar o classificador económico das receitas e despesas das autarquias locais, assim como as notas explicativas associadas a estas.

natureza económica em despesas correntes, capital e outras despesas. Cada uma das despesas é constituída por um conjunto de capítulos.

<b>Despesas correntes</b>	<b>Despesas de capital</b>	<b>Outras despesas</b>
01 – Despesas com o pessoal	07 – Aquisição de bens de capital	12 – Operações extraorçamentais
02 – Aquisições de bens e serviços	08 – Transferências de capital	
03 – Juros e outros encargos	09 – Activos financeiros	
04 – Transferências correntes	10 – Passivos financeiros	
05 – Subsídios	11 – Outras receitas de capital	
06 – Outras despesas correntes		

Quadro 3 – Estruturas das despesas públicas (Carvalho, Fernandes, Camões, & Jorge, 2009)

O quadro 3 especifica quais os capítulos pertencentes às despesas públicas. Parte dos dados usados neste estudo provêm dos capítulos das despesas designadas nesse quadro.

## 4.2. Análise da Informação e Selecção de Variáveis

Inicialmente será analisada toda a informação fornecida pela DGO. Após essa análise, irá ser feita a escolha de variáveis pois, nem todas as variáveis serão relevantes para entrar neste estudo tendo em conta os objectivos do projecto. Poderá haver um agrupamento de variáveis se, por exemplo, houver variáveis fortemente correlacionadas que poderão influenciar o resultado final do estudo. Outras técnicas a aplicar serão a normalização de variáveis e a remoção de outliers. A remoção de outliers é um ponto importante em qualquer projecto de análise exploratória de dados pois podem influenciar os resultados obtidos. Em estatística entende-se por outlier como uma observação que é numericamente distante do resto da população (Barnett e Lewis, 1984, pp. 175-176) ou, um valor que se desvia acentuadamente dos restantes valores pertencentes a amostra de dados (Grubbs, 1969). Outliers são valores não consistentes com a maioria dos valores observados na globalidade dos dados podendo ter várias fontes de origem. Podem ser originados por erros de medição, erros na inserção de registos, por pressupostos incorrectos de distribuição dos dados, desconhecimento da estrutura de dados ou por fenómenos fora do normal (Hordo & al., 2006, p. 14). Na modelação, inferência e processamento de dados é importante a detecção de outliers porque pode levar à criação de um modelo que providencia uma descrição errada dos dados, estimação de parâmetros incorrectos e previsões pobres. (Hordo & al., 2006, p. 14). No entanto, métodos para identificar outliers devem ser usados com cuidado pois, é muito fácil confundir discordâncias em observações aleatórias com outliers (Iglewicz & Hoaglin, 1993; Carroll, 2006).

Conforme referido anteriormente, os dados afectos a este estudo foram fornecidos pela DGO e referem-se aos anos de 2005,2006,2007 e 2008. Estes dados provêm da contabilidade orçamental e foram fornecidos em mapas com as seguintes estruturas:

Ano	Distrito	Concelho	Designação Administrativa	Capítulo	Previsões Corrigidas	Receita Cobrada Líquida	Grau Execução das Receitas
ano a que se referem os dados	codificação do distrito a que pertence a organização do poder local	codificação do concelho a que pertence a organização do poder local	nome do concelho a que pertence a organização do poder local	Classificação económica	Somatório de todas as receitas orçamentadas por capítulo	Somatório de todas as receitas cobradas por capítulo	percentagem de realização das receitas cobradas face às previsões corrigidas

Quadro 4 – Detalhe da informação referente às receitas

Ano	Distrito	Concelho	Designação Administrativa	Grupo	Orçamento Corrigido	Despesas Pagas	Grau Execução das despesas
ano a que se referem os dados	codificação do distrito a que pertence a organização do poder local	codificação do concelho a que pertence a organização do poder local	nome do concelho a que pertence a organização do poder local	Classificação económica	Somatório de todas as despesas orçamentadas por grupo	Somatório de todas as despesas pagas por capítulo	percentagem de realização das despesas pagas face ao orçamento corrigido

Quadro 5 – Detalhe da informação referente às despesas

Relativamente ao orçamento corrigido, receitas e despesas já se encontram agregados ao nível da conta principal, ou seja, são o somatório de todas as receitas cobradas ou o somatório de todas as despesas pagas, tanto para orçamento como para o real, estando distribuídos por 17 capítulos no caso das receitas e por 12 grupos no caso das despesas. As variáveis que entram no estudo foram criadas a partir destes dados e serão explicadas de seguida.

#### 4.2.1. Classificadores económicos

Os classificadores económicos inicialmente considerados para esta análise provêm da contabilidade orçamental das várias organizações do poder local e não são mais do que a agregação superior ao nível das contas das receitas e despesas apresentadas em anexo.

Uma das variáveis (indicador orçamental) considerada foi o Saldo Efectivo, pelo que logo à partida foram retiradas do estudo as contas C11 e C12 das receitas e as contas C09 e C10 das despesas, as quais dizem respeito a activos e passivos financeiros. Por outro lado, após análise dos restantes indicadores económicos, foram excluídas à partida as contas C17 das receitas e a C12 das despesas por não apresentarem valores significativos, uma vez que na sua maioria os valores apresentados são zero ou nulos, não sendo expressivas para o estudo.

Em suma, para os indicadores orçamentais em estudo não entram as contas C11, C12 e C17 das receitas e as contas C09, C10 e C12 referentes às despesas.

#### 4.2.2. Variáveis do SOM

As variáveis criadas baseadas em indicadores orçamentais apresentam-se no quadro seguinte. De realçar que, apesar de existirem indicadores orçamentais definidos no

POCAL, não existe obrigatoriedade da aplicação dos mesmos, sendo que, cada câmara municipal poderá usar os indicadores orçamentais que pretende.

Para o efeito deste estudo, inicialmente consideraram-se as seguintes variáveis:

<b>Variáveis</b>	
SECM	Saldo efectivo = receita efectiva / despesa efectiva
RCOR_Ind1	Receitas Correntes / receitas correntes orçamentadas
RCOR_Ind2	Receitas correntes / receita total
RCOR_Ind3	Impostos e taxas / receitas correntes
RCOR_Ind4	Transferência correntes / receitas correntes
RCAP_Ind1	Receitas de capital / receitas de capital orçamentadas
RCAP_Ind2	Receitas de capital / receita total
ROUT_Ind1	Outras receitas / outras receitas orçamentadas
ROUT_Ind2	Outras receitas / receitas total
DCOR_Ind1	Despesas correntes / despesas correntes orçamentadas
DCOR_Ind2	Despesas correntes / despesa total
DCOR_Ind3	Despesa com pessoal / despesas correntes
DCOR_Ind4	Transferências correntes / despesas correntes
DCOR_Ind5	Juros pagos / despesas correntes
DCAP_Ind1	Despesas de capital / despesas de capital orçamentadas
DCAP_Ind2	Despesas de capital / despesa total

Quadro 6 – Variáveis inicialmente consideradas

Após análise e uma vez que os indicadores referentes a Outras receitas apresentam rácios muito próximo ou mesmo iguais a zero, optou-se por se retirar o mesmo da análise de forma a não enviesar os resultados do SOM. Assim, as variáveis consideradas foram:

<b>Variáveis</b>	
SECM	Saldo efectivo = receita efectiva / despesa efectiva
RCOR_Ind1	Receitas Correntes / receitas correntes orçamentadas
RCOR_Ind2	Receitas correntes / receita total
RCOR_Ind3	Impostos e taxas / receitas correntes
RCOR_Ind4	Transferência correntes / receitas correntes
RCAP_Ind1	Receitas de capital / receitas de capital orçamentadas
ORCAP_Ind2	Receitas de capital / receita total
DCOR_Ind1	Despesas correntes / despesas correntes orçamentadas
DCOR_Ind2	Despesas correntes / despesa total
DCOR_Ind3	Despesa com pessoal / despesas correntes
DCOR_Ind4	Transferências correntes / despesas correntes
DCOR_Ind5	Juros pagos / despesas correntes
DCAP_Ind1	Despesas de capital / despesas de capital orçamentadas
DCAP_Ind2	Despesas de capital / despesa total

Quadro 7 – Variáveis posteriormente consideradas

Os dados introduzidos no SOM foram:

Designacao	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCOR_Ind5	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2
CM0101	1,0696	0,5236	0,7516	0,4925	0,4090	0,1770	0,2403	0,5128	0,6414	0,4464	0,1476	0,0236	0,2025	0,3586
CM0102	1,0108	0,6713	0,6366	0,3430	0,5165	0,1867	0,3564	0,6141	0,5853	0,4775	0,1072	0,0141	0,2013	0,4147
CM0103	1,0438	0,6487	0,6125	0,2872	0,5732	0,3509	0,3490	0,6006	0,4684	0,4535	0,0606	0,0330	0,3178	0,5316
CM0104	1,0665	0,7202	0,5610	0,1594	0,6461	0,2832	0,3577	0,5930	0,4908	0,4553	0,0879	0,0074	0,3614	0,5092
CM0105	1,1439	0,4300	0,7693	0,5849	0,2381	0,1183	0,2307	0,3610	0,7297	0,3973	0,0825	0,1001	0,1258	0,2703
CM0106	1,1534	0,5626	0,6569	0,2496	0,5945	0,0962	0,3395	0,4945	0,6622	0,5201	0,0935	0,0279	0,0865	0,3378
CM0107	0,9715	0,6057	0,6886	0,4845	0,2880	0,3337	0,3111	0,5820	0,6261	0,4908	0,1569	0,0099	0,3589	0,3739
CM0108	0,8980	0,5668	0,6909	0,3387	0,4338	0,1795	0,3087	0,5293	0,5123	0,5042	0,0942	0,0298	0,2647	0,4877
CM0109	0,9466	0,6224	0,7688	0,5695	0,3301	0,1967	0,2302	0,5157	0,5791	0,3620	0,1340	0,0258	0,3373	0,4209
CM0110	1,2886	0,5361	0,5636	0,4555	0,2240	0,1596	0,1722	0,4032	0,4888	0,4602	0,0382	0,0383	0,2753	0,5112
CM0111	1,3183	0,6018	0,6617	0,2751	0,4025	0,2571	0,3148	0,5770	0,6271	0,4982	0,0687	0,0243	0,1892	0,3729
CM0112	1,0347	0,7624	0,5380	0,3078	0,4717	0,2945	0,4517	0,5570	0,4006	0,5012	0,0577	0,0085	0,3759	0,5994
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
CM4401	1,5697	0,6647	0,3980	0,0705	0,7797	0,2562	0,3032	0,5309	0,6348	0,5074	0,1663	0,0177	0,1820	0,3652
CM4501	1,0607	0,5536	0,5120	0,0515	0,7431	0,2123	0,4878	0,4354	0,4953	0,5362	0,0221	0,1052	0,2394	0,5047
CM4502	0,9803	0,6272	0,5708	0,0702	0,8350	0,3101	0,4207	0,5665	0,5058	0,6172	0,0074	0,0750	0,3798	0,4942
CM4601	1,0334	0,6794	0,4604	0,0453	0,8608	0,3760	0,5306	0,6399	0,4541	0,6027	0,0330	0,0498	0,3752	0,5459
CM4602	1,2462	0,7004	0,4753	0,0762	0,7983	0,3104	0,4396	0,6212	0,5676	0,4722	0,1779	0,0348	0,2628	0,4324
CM4603	1,2436	0,7619	0,5351	0,0696	0,7022	0,3857	0,3599	0,4883	0,4685	0,4887	0,2283	0,0333	0,4017	0,5315
CM4701	0,9710	0,5837	0,5333	0,2211	0,5551	0,3351	0,4655	0,5348	0,4275	0,5902	0,1139	0,0260	0,3385	0,5725
CM4801	1,2350	0,6439	0,5207	0,0236	0,8652	0,4286	0,4556	0,5570	0,5724	0,5825	0,0212	0,0168	0,3210	0,4276
CM4802	0,9512	0,6942	0,3379	0,0551	0,9329	0,3670	0,6334	0,6202	0,2881	0,5940	0,0856	0,0243	0,4019	0,7119
CM4901	1,1187	0,6416	0,5122	0,0053	0,9501	0,2831	0,3345	0,6626	0,6746	0,5475	0,0235	0,0260	0,2269	0,3254

Quadro 8 – Dados introduzidos no SOM

No anexo A, apresenta-se o quadro completo com a informação das 308 organizações do poder local.

### 4.3. Ferramentas e procedimentos

Para a realização deste trabalho, nomeadamente na exploração, análise e classificação dos dados, foram utilizadas as seguintes ferramentas:

- GeoSOM suite 0.2
- Microsoft Excel.

Como referido anteriormente, os dados foram fornecidos pela DGO e encontram-se divididos em ficheiros de Excel, separados por ano, contendo dados financeiros que correspondem a mapas de Controlo Orçamental referentes a receitas e despesas. Cada ficheiro contém três folhas: uma contém dados referente a despesas, outra referente a receitas e uma terceira folha com o universo das organizações. De notar que este estudo contém dados de 308 organizações. Através das despesas e receitas das organizações em cada ano irão ser criadas variáveis, que farão parte deste estudo. Estas variáveis poderão ser de natureza orçamental e financeira.

### 4.4. Self-Organizing Map

O objectivo deste estudo é entender o comportamento das organizações do poder local face ao orçamento que dispõem nos vários anos. A aplicação usada para efectuar o treino da rede foi o GeoSOM suite 0.2, desenvolvida no ISEGI pelo Professor Doutor Roberto Henriques. As variáveis criadas e respectivos dados associados foram carregados na aplicação com as seguintes parametrizações para o treino da rede:

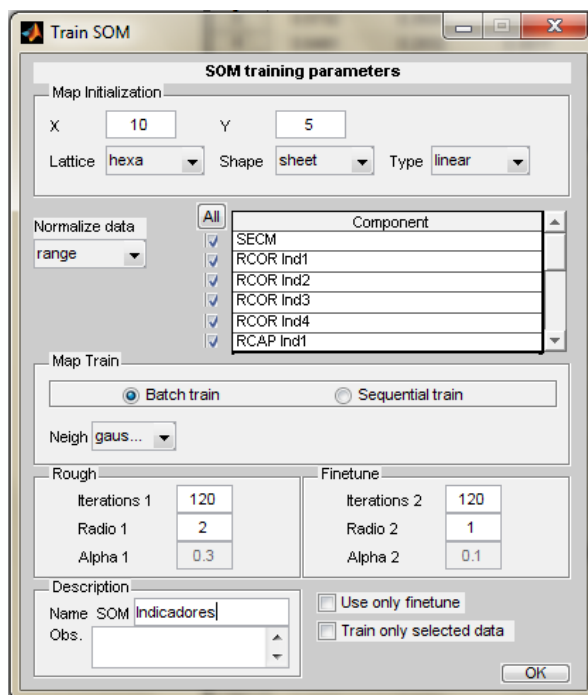


Figura 32 – Parametrização da ferramenta GeoSOM suite

O mapa gerado é uma matriz 10X5 que dá origem a 50 neurónios. A normalização dos dados é feita pelo método min-max sendo que o treino do mapa é efectuado em modo batch. Relativamente à vizinhança foi escolhido a vizinhança gaussiana, também usada no caso de estudo “Mapas para a análise de falência de pequenas e medias empresas” por parecer formar um mapeamento mais suave e facilitar a visualização dos componentes principais (pp. 26). Foram definidas 120 iterações para os dados em bruto e com um raio igual a 2; para o ajuste fino foram definidas 120 iterações com um raio igual a 1. Esta parametrização foi definida por obter melhores resultados na visualização do mapa.

Após as configurações necessárias no GeoSOM suite procedeu-se então ao treino do SOM, tendo obtido o seguinte output apresentado na figura 33.

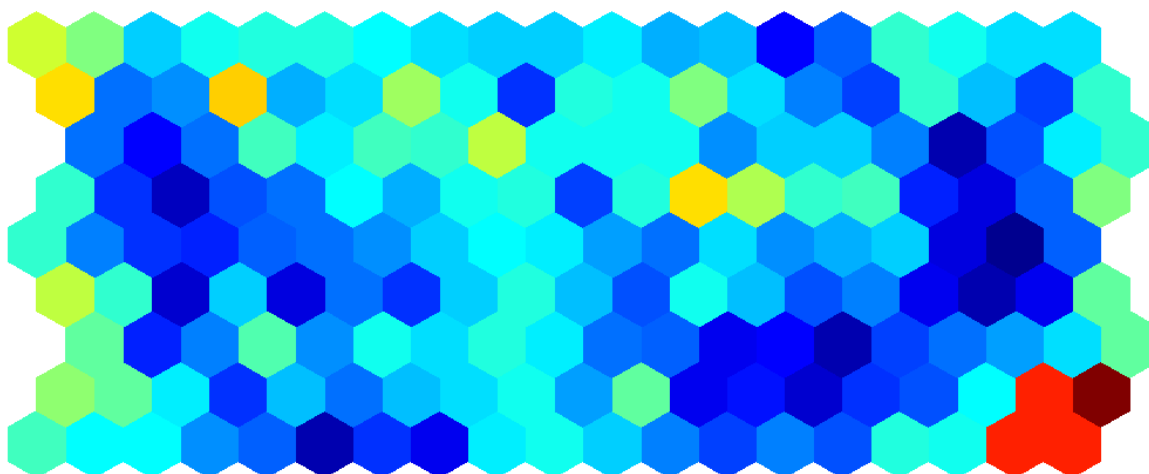


Figura 33 – Matriz de output 10X5

Em termos visuais, a identificação de clusters na figura 33 não é tarefa simples uma vez que, o único cluster que se destaca claramente é o associado ao neurónio 50, de cor vermelha, situado no canto inferior direito. Como tal, decidiu-se recorrer à aplicação GeoSOM suite para se formarem clusters com o intuito de obter uma visualização mais clara e amigável da informação, de forma a facilitar a análise dos resultados. Foram criados 3 clusters com o método hierárquico, o que vai ao encontro de um dos objectivos mencionados no projecto, a identificação de 3 perfis distintos no universo de dados face ao seu comportamento financeiro. O resultado obtido foi:

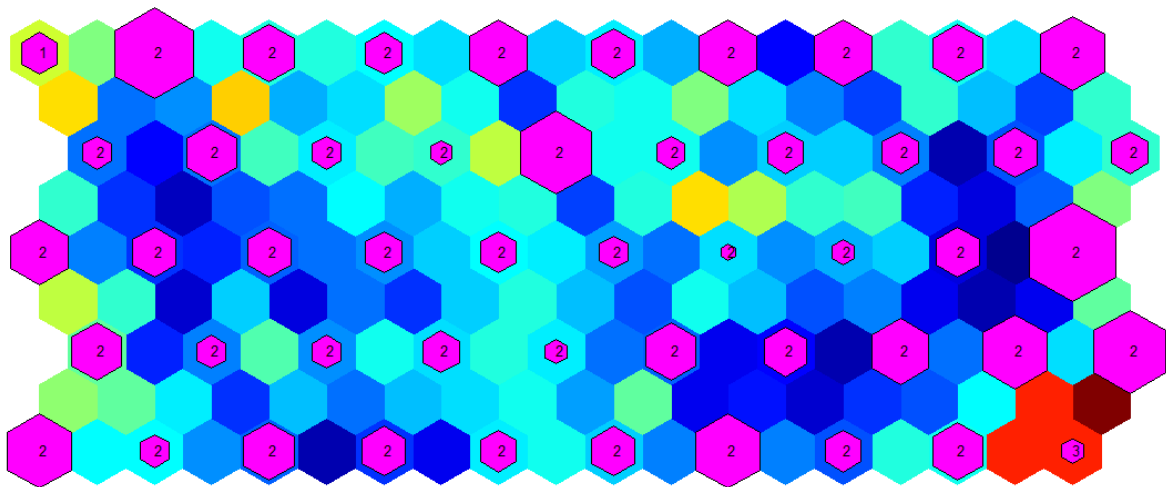


Figura 34 – Matriz U associada as variáveis utilizadas

Conforme se pode constatar a distribuição de neurónios em possíveis clusters é muito desequilibrada. Como se pode observar o cluster 2 é predominante, uma vez que agrega todos os neurónios a excepção do neurónio 1 que se encontra associado ao cluster 1 e o neurónio 50 que se encontra associado ao cluster 3. Este cenário não é ideal para se proceder ao estudo do comportamento financeiro das organizações visto existirem várias organizações com comportamentos distintos dentro do mesmo cluster. Acresce ainda o facto de o cluster 2 conter 300 organizações enquanto que o cluster 1 contem 5 e o cluster 3 contem apenas 3.

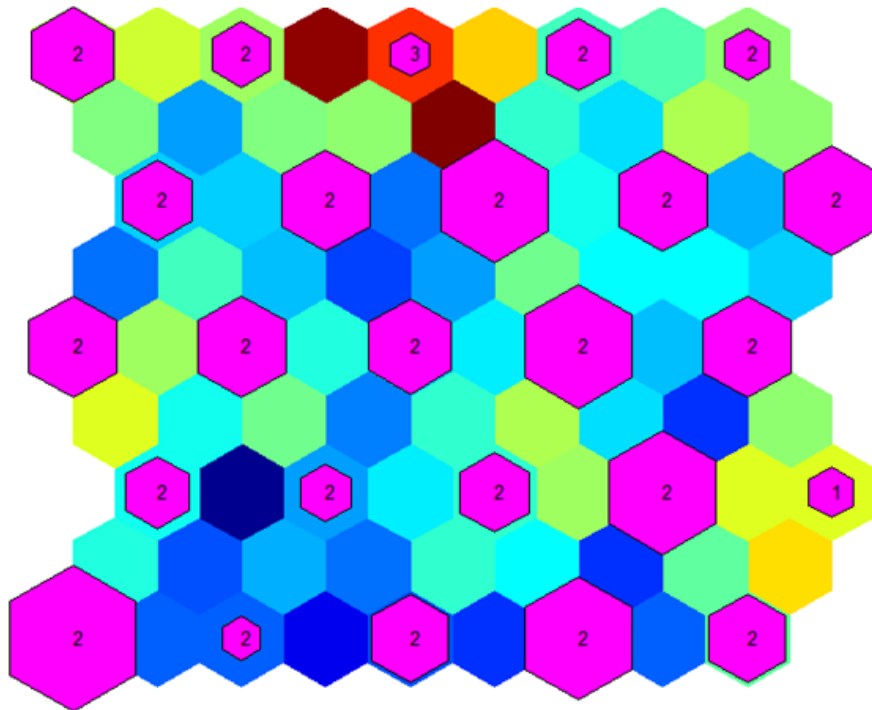


Figura 35 – Matriz 5X5

Mesmo diminuindo o número de neurónios de output a situação mantém-se, ou seja, o comportamento do cluster 2 continua a ser equivalente. Independentemente de se alterar o número de neurónios de output, o cluster 2 continua a ser predominante. A alternativa passa por aumentar o número de cluster, embora a informação fique mais dispersa e mais difícil de ser interpretada e o problema de agregação maioritária de neurónios por parte de clusters mantém-se conforme se pode ver na figura 36, onde o cluster 2 e o cluster 4 agregam a maior parte dos neurónios, sendo os restantes clusters minoritários a nível de informação num total de 10 clusters.

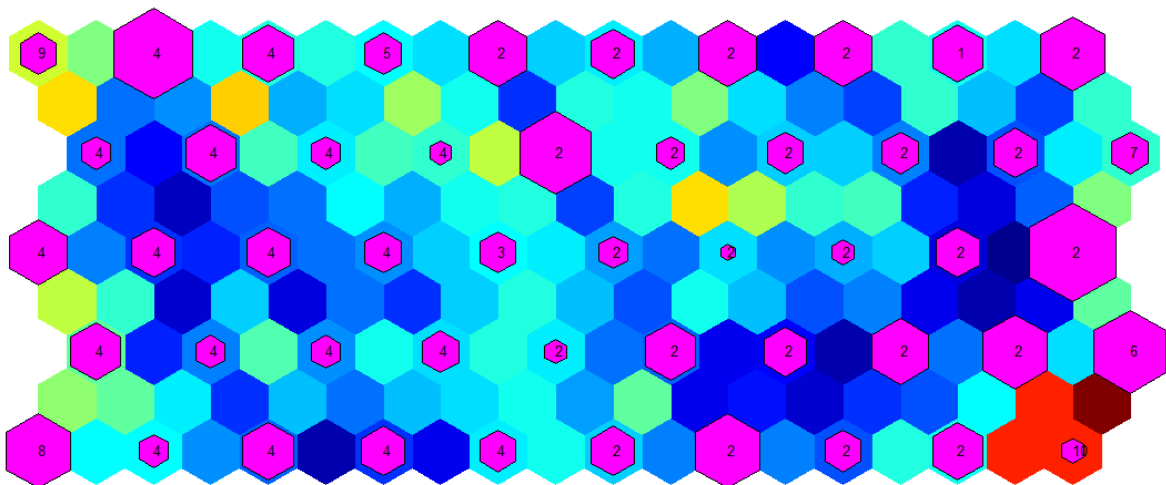


Figura 36 – Matriz 10X5 com 10 clusters

Este cenário, também identificado no caso de estudo “Self-Organizing Atlas dos bancos Russos”, apresentado no subcapítulo 2.4, página 20, não é vantajoso por agregar organizações do poder local com características semelhantes em clusters diferentes. Por outro lado torna-se difícil interpretar o mapa derivado à grande dispersão das organizações por clusters. Isto significa que organizações com comportamento semelhante, ou seja, onde a distancia entre neurónios é reduzida passam a pertencer ao cluster 4, mesmo tendo características semelhantes. Na prática, existe uma divisão de indivíduos com características muito semelhantes entre dois clusters, clusters 2 e cluster 4, criando a falsa sensação de que são muito diferentes. Na verdade apresentam ligeiras diferenças entre eles, daí haver esta “divisão forçada” mas, as pequenas diferenças que apresentam não são suficientes para haver a separação em dois clusters distintos fazendo sentido as organizações pertencentes a estes dois clusters serem englobadas num só. No entanto, nesta fase do projecto ainda não foi atingindo o modelo final para este estudo pois, o modelo do SOM continua a ser negativamente influenciado por variáveis que detêm pouca expressividade de dados no geral e que influenciam o resultado final. Como tal, construi-se um gráfico com todas as variáveis seleccionadas para entrar no modelo de forma a analisar a sua expressividade.

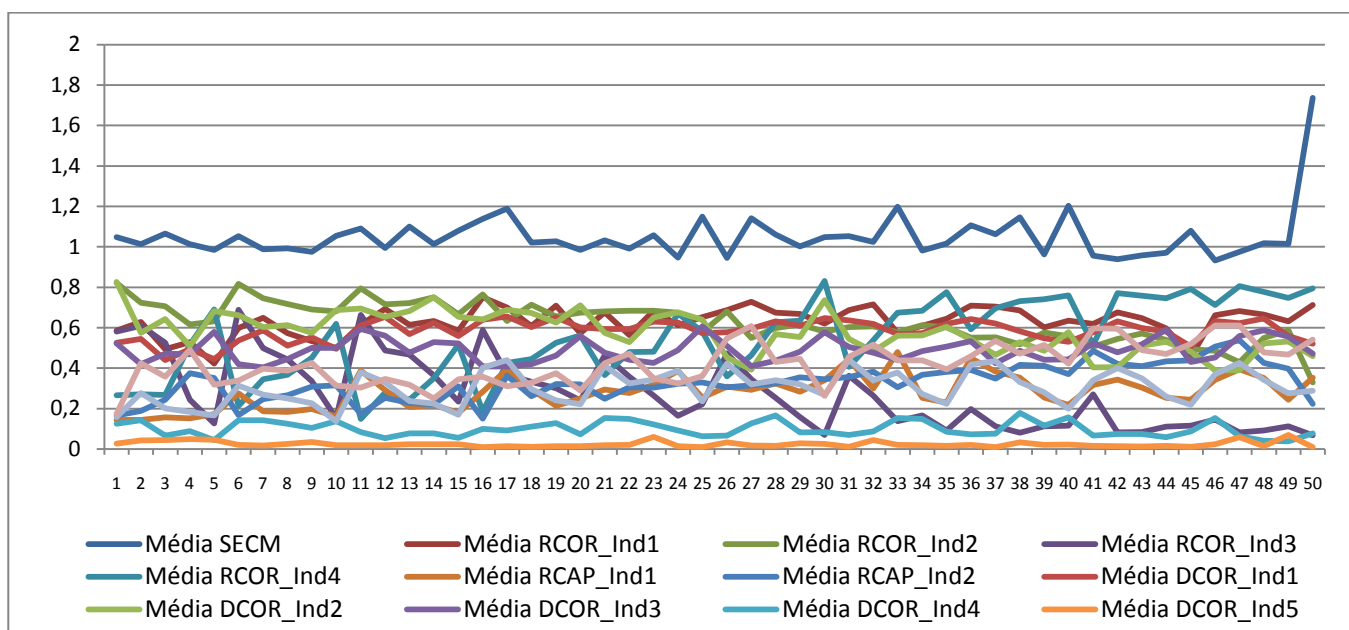


Gráfico 1 – Média das variáveis por neurónio

Uma vez que os valores médios dos neurónios referentes à variável DCOR\_Ind5 apresentam valores muito baixos pelo que se optou por retirar esta variável do modelo<sup>7</sup>.

<sup>7</sup> Para maior detalhe de visualização do gráfico consultar o anexo C.

As novas variáveis a entrar no modelo são:

Variáveis	
SECM	Saldo efectivo = receita efectiva / despesa efectiva
RCOR_Ind1	Receitas correntes / receitas correntes orçamentadas
RCOR_Ind2	Receitas correntes / receita total
RCOR_Ind3	Impostos e taxas / receitas correntes
RCOR_Ind4	Transferência correntes / receitas correntes
RCAP_Ind1	Receitas de capital / receitas de capital orçamentadas
RCAP_Ind2	Receitas de capital / receita total
DCOR_Ind1	Despesas correntes / despesas correntes orçamentadas
DCOR_Ind2	Despesas correntes / despesa total
DCOR_Ind3	Despesa com pessoal / despesas correntes
DCOR_Ind4	Transferências correntes / despesas correntes
DCAP_Ind1	Despesas de capital / despesas de capital orçamentadas
DCAP_Ind2	Despesas de capital / despesa total

Quadro 9 – Variáveis finais do modelo

O modelo foi novamente processado considerando as variáveis em cima descritas. No treino do SOM manteve-se as configurações anteriormente utilizada e obteve-se o seguinte output:

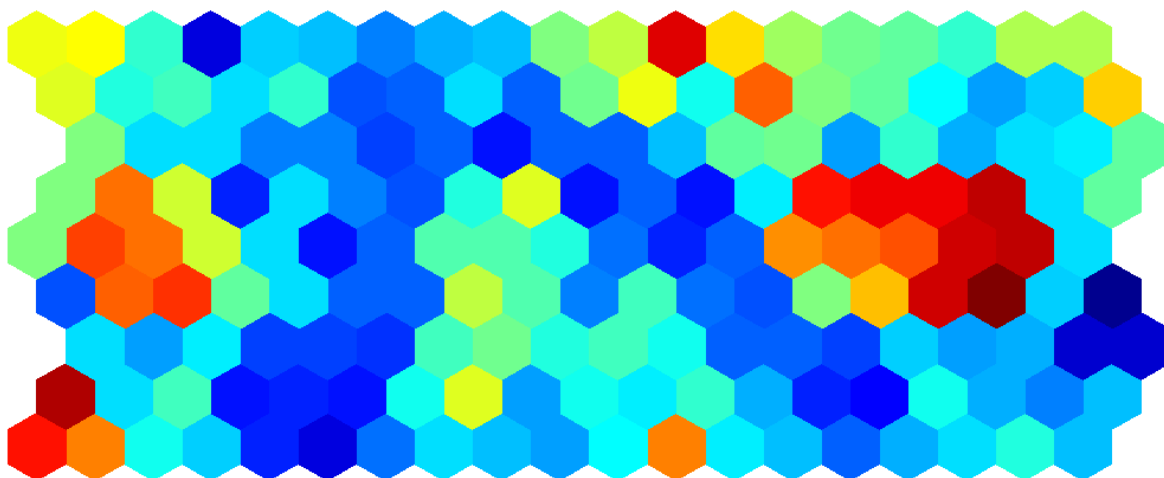


Figura 37 – Matriz U referente ao SOM 10X5

A figura 37 apresenta uma mapa de natureza mais intuitiva. Observando o mapa obtido, à primeira vista, parece haver 5 clusters. Procedeu-se à análise de componentes principais pertencentes ao modelo.

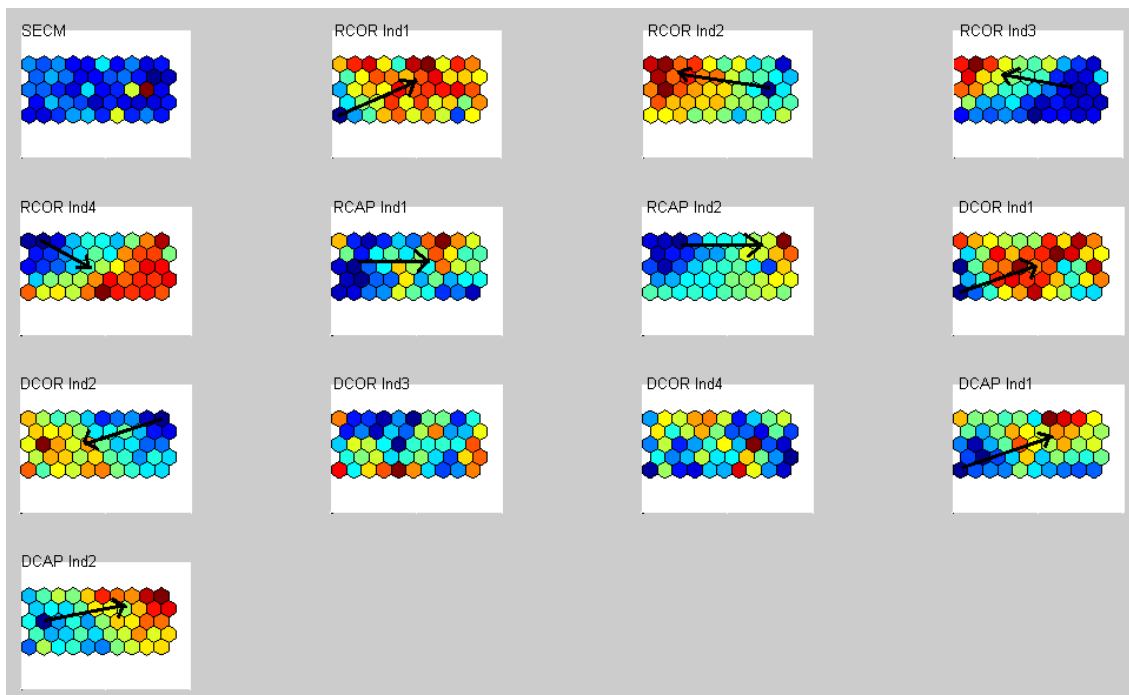


Figura 38 – Componentes principais

Analisando os componentes principais referentes às variáveis que foram usadas no treino do SOM observa-se que nem todas apresentam um comportamento linear, o que torna a interpretação difícil.

O componente SECM (receita efectiva/despesa efectiva) apresenta os valores máximos e mínimos lado a lado, não sendo possível interpretar este componente. O componente RCOR\_Ind1 (receitas correntes/receitas correntes orçamentadas) apresenta valores mínimos no canto inferior esquerdo do mapa, crescendo para o canto superior direito do mapa onde apresenta valores mais elevados. O componente RCOR\_Ind2 (receitas correntes/receita total) apresenta um crescimento do lado direito do mapa para o canto superior esquerdo, onde atinge valores máximos. O componente RCOR\_Ind3 (impostos e taxas/receitas correntes) é semelhante a nível de crescimento ao componente RCOR\_Ind2 (receitas correntes/receita total). O componente RCOR\_Ind4 (transferências correntes/receitas correntes) decresce do canto superior esquerdo para o canto inferior direito. O componente RCAP\_Ind1 (receitas de capital/receitas de capital orçamentadas) cresce da esquerda para a direita tendo o componente RCAP\_Ind2 (receitas de capital/receita total) um comportamento semelhante. O componente DCOR\_Ind1 (despesas correntes/despesas correntes orçamentadas) apresenta um crescimento do canto inferior esquerdo para o canto superior direito do mapa enquanto componente DCOR\_Ind2 (despesas correntes/despesa total) apresenta um crescimento inverso, isto é, decresce do canto superior direito para o canto inferior esquerdo. Os componentes DCOR\_Ind3 (despesas com pessoal/despesas correntes) e DCOR\_Ind4 (transferências correntes/despesas correntes) são de difícil interpretação por apresentarem valores

mínimos e máximos espalhados ao longo do mapa. Leva a crer que são variáveis cujos valores sofrem grandes oscilações. Os componentes DCAP\_ind1 (despesas de capital/despesas de capital orçamentadas) e DCAP\_ind2 (despesas de capital/despesa total) têm um crescimento ligeiramente semelhante, isto é, crescem sensivelmente do canto inferior esquerdo do mapa para o canto superior direito do mapa.

Após análise da planície de componentes, procedeu-se a criação de cluster com a ferramenta GeoSOM. Apesar de parecer haver 5 clusters observando a figura 38, dois clusters não têm grande representatividade. A justificação para este facto pode ser dada pela observação da figura 36 em que, um dos clusters observado (parte superior da matriz) continua a pertencer ao clusters 2 apesar de terem sido definidos 10 clusters e o outro pertencia ao cluster 4 que seria muito semelhante ao cluster 2. Perante este cenário foram então criados 3 clusters pelo método hierárquico, usando o GeoSOM, com o intuito de obtenção de 3 perfis distintos de comportamento organizacional. A figura 39 apresenta os resultados obtidos.

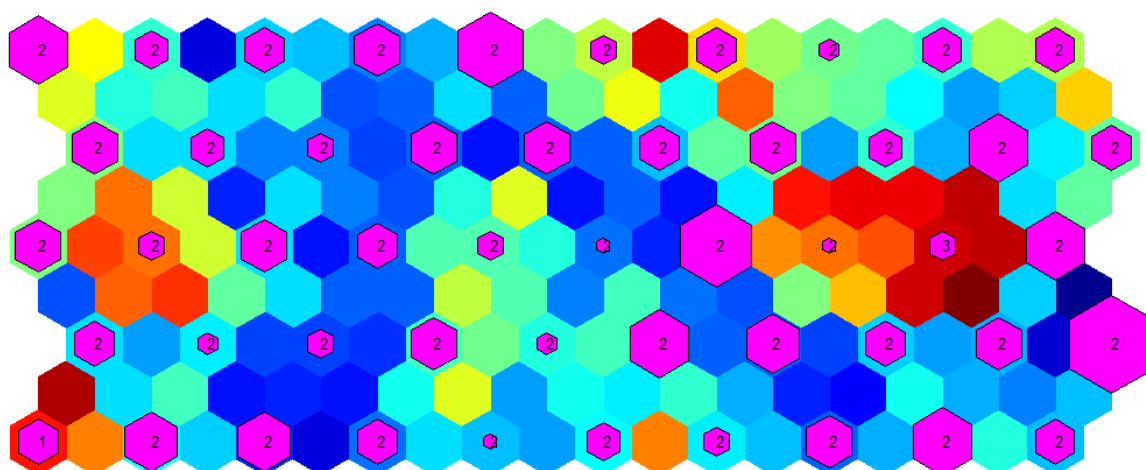


Figura 39 – SOM 10X5 com 3 clusters definidos

Obviamente, o cluster 2 apresenta mais organizações inseridas neste. No entanto, procede-se à análise dos clusters 1 e 3 que, à partida, serão outliers. De notar que o cluster 1 contém mais organizações comparativamente ao cluster 3 pela observação do tamanho do hexágono de cor magenta .

O gráfico seguinte apresenta as médias das variáveis dos clusters referentes ao treino do SOM no ano de 2005.

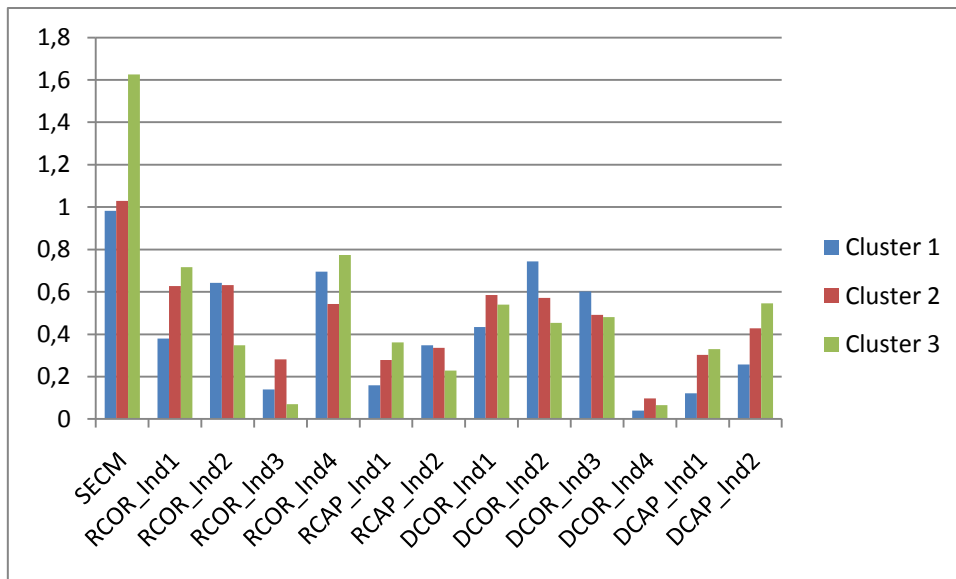


Gráfico 2 – Média das variáveis por cluster

Observando o gráfico 2, as características que mais evidenciam o cluster 3 são a variável SECM (receita efectiva/despesa efectiva), RCOR\_Ind1 (receitas correntes/receitas correntes orçamentadas), RCOR\_Ind4 (transferências correntes/receitas correntes), DCAP\_Ind1 (despesas de capital/ despesas de capital orçamentadas) e DCAP\_Ind2(despesas de capital/despesa total).

Procede-se então à análise dos componentes principais referentes a estas variáveis no cluster 3.

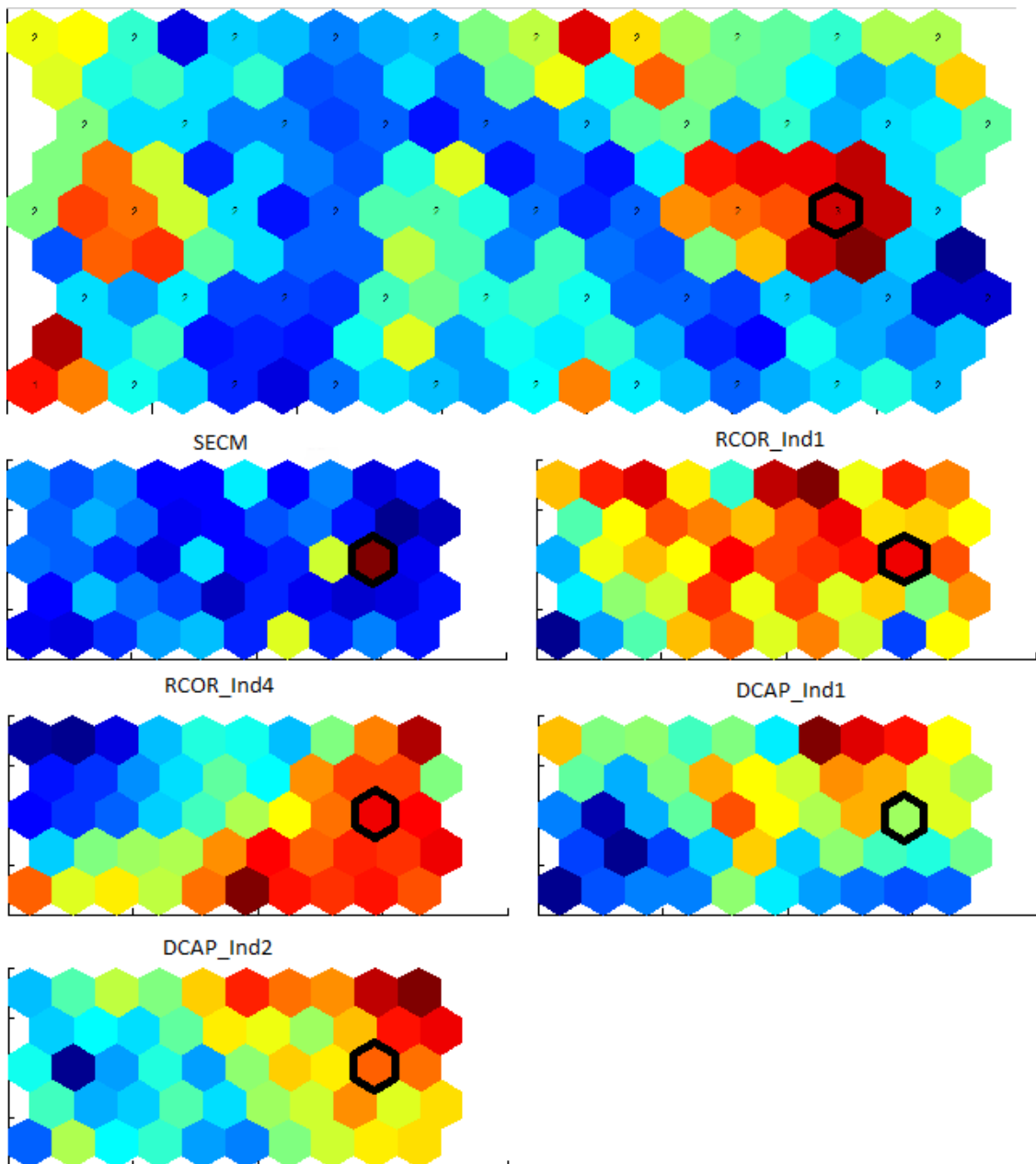


Figura 40 – Análise do cluster 3 face às variáveis mais expressivas deste cluster

A figura 40 ilustra as variáveis que apresentam maior peso na formação do cluster 3 juntamente com a Matriz U. As variáveis encontram-se sublinhadas a preto, que se refere à posição que ocupam na Matriz U, assim como o cluster3 também está sublinhado a preto na Matriz U. Como se pode observar e recorrendo ao gráfico 2, a variável que mais influencia a formação deste cluster é SECM (receita efectiva/despesa efectiva). Esta variável não se baseia em valores orçamentados mas sim em valores reais. Por esta variável apresentar um valor elevado neste cluster, o maior valor dos 3 clusters, significa que as receitas recebidas pelas organizações inseridas neste cluster foram superiores as despesas que efectuaram. As organizações inseridas neste cluster apresentam um saldo efectivo (receita efectiva/despesa efectiva) muito superior às

restantes organizações do poder local. Relativamente ao peso que esta variável exerce na formação do cluster, poderá ser considerado outlier. A explicação para este fenómeno poderá ter diversas origens: erros de introdução de valores, inserção indevida de valores de outras rubricas nesta rubrica, omissão de despesas, entre outras situações. De notar que o valor desta variável é ligeiramente acima de 1.6, isto é, o valor 1 para esta variável será o valor em que existe equilíbrio das receitas face às despesas. Seguindo esta lógica e partindo do princípio em que os dados apresentados foram correctamente contabilizados, as organizações inseridas neste cluster apresentarão aproximadamente uma percentagem de 160% relativamente à execução orçamental, o que as leva a ser consideradas como Superavit.

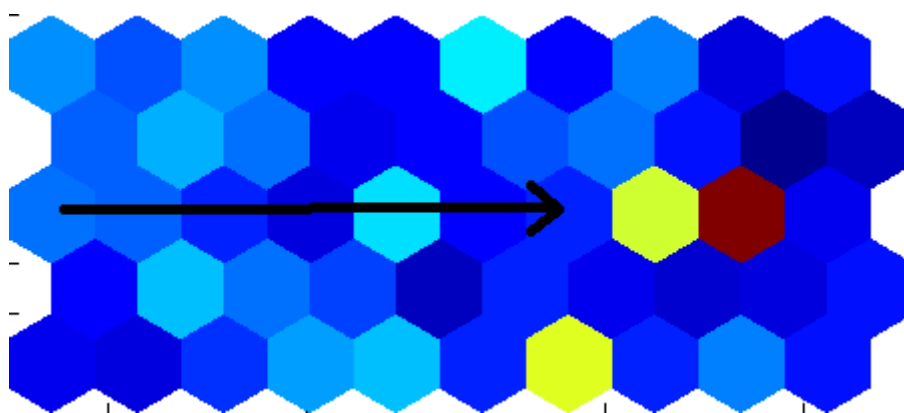


Figura 41 – Variável SECM (receita efectiva/despesa efectiva)

Analisando o componente SECM observa-se que este terá um crescimento linear da esquerda para a direita havendo apenas 3 zonas onde a variável atinge valores mais elevados e as restantes zonas valores mais baixos. O neurónio correspondente ao cluster 3 nesta componente é de cor castanho-escuro logo, valor elevado.

Outros componentes que contribuem para a formação deste cluster são RCOR\_Ind1 (receitas correntes/receitas correntes orçamentadas) e o RCOR\_Ind4 (transferências correntes/receitas correntes) representados pela cor vermelha, ou seja, também com valores elevados.

Os indicadores DCAP\_Ind1 (despesas de capital/ despesas de capital orçamentadas) e DCAP\_Ind2(despesas de capital/despesa total) contribuem com valores mais baixos mas tendo algum peso neste cluster. De notar que se trata de uma despesa logo, valores mais elevados aumentam a despesa nesta rubrica.

Resumindo, o cluster 3 é caracterizado por organizações cujas receitas efectivas obtidas é superior as despesas efectivas realizadas. Na formação da receita total das organizações inseridas neste cluster, grande parte da receita provem das receitas correntes. As transferências correntes destas organizações contribuem muito para os

valores elevados das receitas correntes. São também organizações cujo valor da despesa de capital orçamentada supera a despesa de capital real, o que indica terem gastos ligeiramente mais altos nesta rubrica.

Relativamente ao cluster 1, a figura 42 ilustra os resultados obtidos.

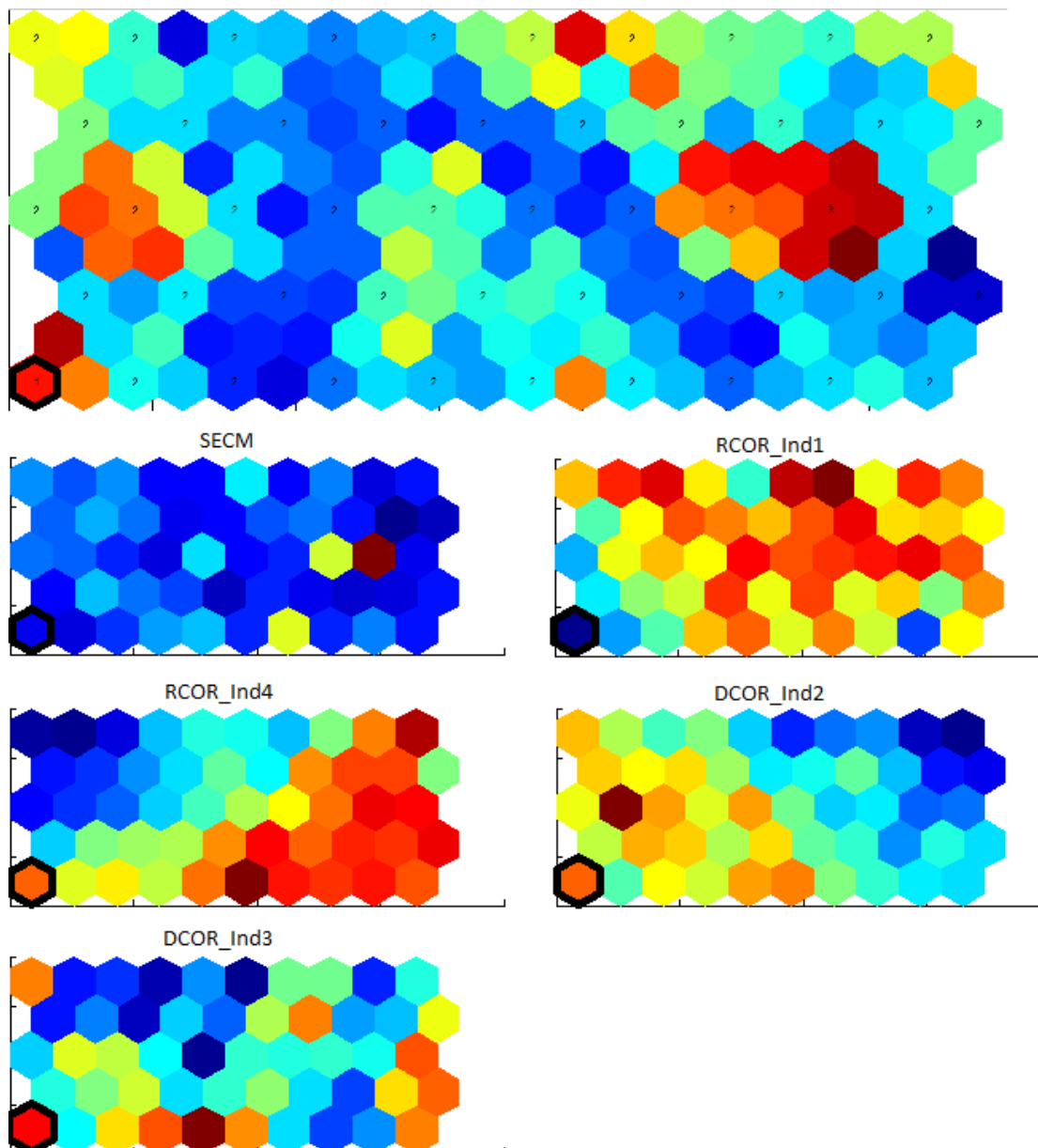


Figura 42 - Análise do cluster 1 face às variáveis mais expressivas deste cluster

O cluster 1, ao contrário do cluster 3, caracteriza-se no geral por ter menos receitas e mais despesas.

Uma das variáveis que contribui para o comportamento deficitário das organizações inseridas neste cluster é SECM (receitas efectivas/despesas efectivas). Observando o gráfico 2 pode-se observar que o cluster 1 apresenta valores abaixo de 1 (ponto de equilíbrio), ou seja, as organizações pertencentes ao cluster 1 apresentam mais

despesas efectivas do que receitas, o que leva a ter um perfil de deficit. Na figura 42 a variável SECM encontra-se posicionada no canto inferior esquerdo, sublinha a preto; a cor azul-escuro significa valores baixos.

Observando a variável RCOR\_Ind1 (receitas correntes/receitas correntes orçamentadas), sublinhada a preto, pode-se concluir que as receitas foram inferiores às receitas orçamentadas, isto é, as organizações orçamentaram um valor superior ao valor efectivamente recebido.

Relativamente ao indicador RCOR\_Ind4 (transferências correntes/receitas correntes), apresenta valores mais elevados. No mapa, apresenta a cor de laranja, o que significa valor alto.

A variável DCOR\_Ind2 (despesas correntes/despesa total) apresenta valor alto (laranja). Significa que existem muitas despesas correntes face as despesas totais das organizações pertencentes a este cluster.

O componente DCOR\_Ind3 (despesas com pessoal/despesas correntes) apresenta um valor muito alto (vermelho). Sendo uma despesa significa que as despesas com pessoal são muito elevadas, aumentando o valor das despesas correntes.

Concluindo, o cluster 1 é caracterizado como sendo um perfil de deficit. O saldo efectivo tem valores abaixo de 1 o que leva a crer que não conseguem balancear as receitas com as despesas. Outro ponto que caracteriza este cluster tem a ver com o facto de não conseguirem cumprir o orçamento. Os valores de receita que orçamentaram são inferiores aos recebidos e os valores de despesas que orçamentaram são superiores face aos valores reais. As despesas com pessoal pesam muito nas despesas correntes que por sua vez têm grande impacto na despesa total.

Por fim o cluster 2 é o perfil com maior número de organizações. Neste cluster encontram-se inseridas 298 organizações do poder local. Estas apresentam um orçamento equilibrado face às receitas e despesas que apresentaram.

Outra abordagem efectuada em relação ao estudo do comportamento organizacional foi a nível dos neurónios. Isto significa que, em vez de se proceder a um estudo que engloba a criação de clusters, estuda-se os neurónios individualmente e as organizações que se encontram inseridas nestes.

Ao realizar a análise neurónio a neurónio, foi possível efectuar a correspondência entre organização e o neurónio a que pertence. No gráfico seguinte apresentam-se as médias das variáveis por neurónio.

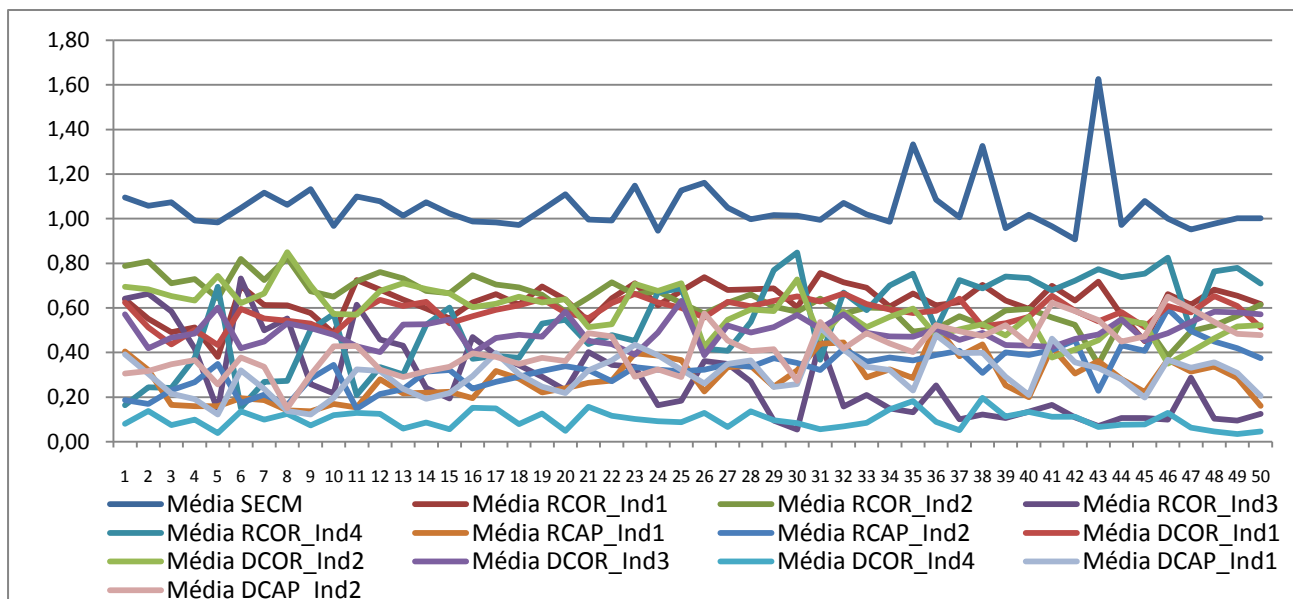


Gráfico 3 – Média das variáveis

A matriz U apresentada resulta da combinação dos componentes considerados neste modelo. O comportamento de cada componente principal, em termos de variação (mínimo e máximo), é apresentado de seguida.

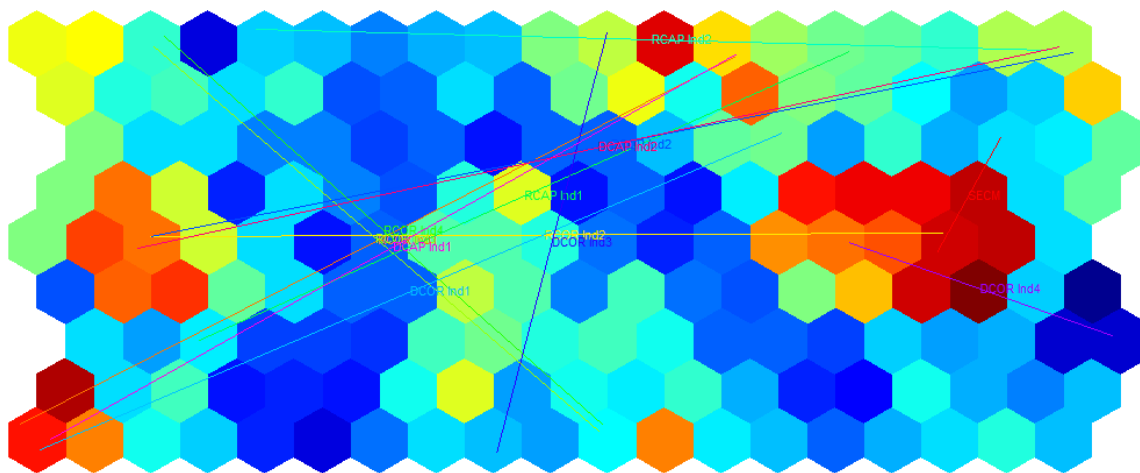


Figura 43 – Variação dos componentes principais

Na figura 43, as linhas que fazem ligação entre neurónios representam de que maneira os componentes principais (variáveis) se deslocam em termos de valor, ou seja, do valor mínimo para o valor máximo do componente.

Na figura 44, encontram-se os valores máximos das componentes principais.

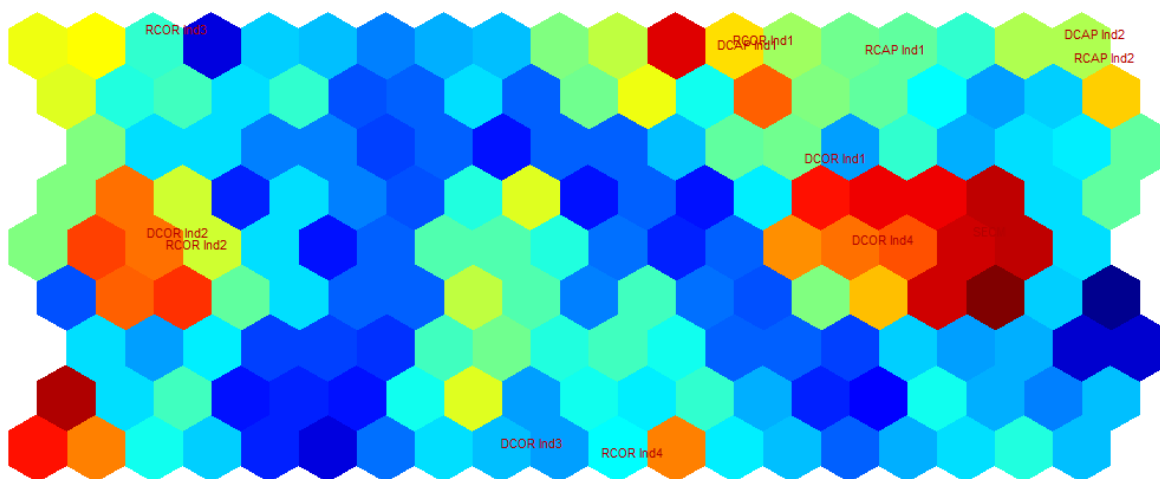


Figura 44 – Componentes principais máximos

Na figura 45, encontram-se os valores mínimos das componentes principais.

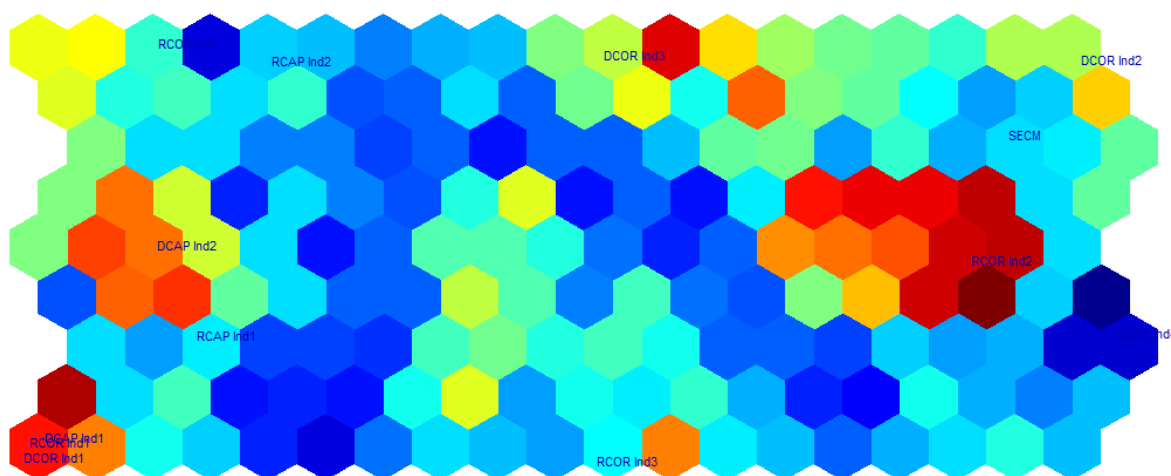


Figura 45 – Componentes principais mínimos

Em termos interpretativos destas imagens, demonstra-se a título exemplificativo o comportamento da variável RCOR\_Ind2 (receitas correntes/receita total), peso das receitas correntes na receita total. Esta variável apresenta valores inferiores na zona central do lado direito do mapa enquanto que os valores mais elevados situam-se no lado esquerdo. Ou seja, uma organização que apresente um valor elevado para este indicador, ou seja cujas receitas correntes perfazem grande parte das receitas totais, estará posicionada no lado esquerdo do mapa. A maioria dos restantes componentes irão influenciar em termos verticais a posição da organização no mapa, ou seja, acima ou abaixo do “eixo horizontal central” da figura.

A importância dos componentes principais está também relacionada com o facto de que este modelo irá servir para avaliação de dados futuros das organizações do poder local. Assim, se houver alteração de valor de um dado componente, esta alteração

poderá deslocar a posição da organização na rede, o que se traduz na possível transição de um neurónio para outro.

Após construção do modelo baseado nos dados referentes ao ano de 2005, aplicou-se o modelo aos anos seguintes.

Como referido, o teste do modelo foi construído com base nos dados referentes ao ano de 2005. Esses dados foram introduzidos na aplicação GeoSOM, efectuaram-se as parametrizações necessárias e foi gerado um output. Esse output consta num total de 50 neurónios; cada neurónio contém um total de 13 variáveis e cada variável tem um valor associado. Esses valores irão entrar no cálculo para se conseguir obter a posição de cada organização nos anos seguintes para se poder analisar o comportamento da organização, nomeadamente se houve alterações de comportamento orçamental e posterior deslocação de neurónio, entre outros aspectos.

Para se efectuar a análise foram escolhidas 2 organizações cujo perfil era diferente.

O método utilizado para se obter a posição das organizações no mapa do SOM nos anos seguintes foi baseado na distância Euclidiana. Esta distância, conforme explicada anteriormente, tem por objectivo achar o neurónio mais semelhante ao novo input de entrada fornecido (distância mínima face ao neurónio mais semelhante).

Tomando como exemplo a organização CM1816, foi calculada a distância Euclidiana tendo como base o neurónio que ocupava no ano de 2005. Para se poder apurar a posição que esta ocupa nos anos de 2006, 2007 e 2008, executaram-se os seguintes passos:

- a. Cálculo da distância euclidiana das variáveis da organização CM1816 para cada ano face à média das variáveis de cada neurónio relativo ao ano de 2005;
- b. Escolher o neurónio que apresenta a menor distância;

Os valores considerados para cada ano são os apresentados no quadro seguinte:

CM1816	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2
Dados 2005	0,9507	0,6204	0,5429	0,1449	0,7267	0,2694	0,4571	0,6059	0,5041	0,6014	0,0496	0,2809	0,4959
Dados 2006	0,9684	0,6374	0,6248	0,1550	0,6985	0,2678	0,3714	0,6244	0,5926	0,5882	0,0519	0,2788	0,4074
Dados 2007	0,9233	0,5845	0,5860	0,1449	0,6618	0,3818	0,4078	0,6030	0,5582	0,5498	0,0497	0,3986	0,4418
Dados 2008	1,0326	0,5819	0,6201	0,1422	0,6925	0,3896	0,3782	0,5988	0,6589	0,5445	0,0660	0,2740	0,3411

Quadro 10 – Dados referentes a organização CM1816

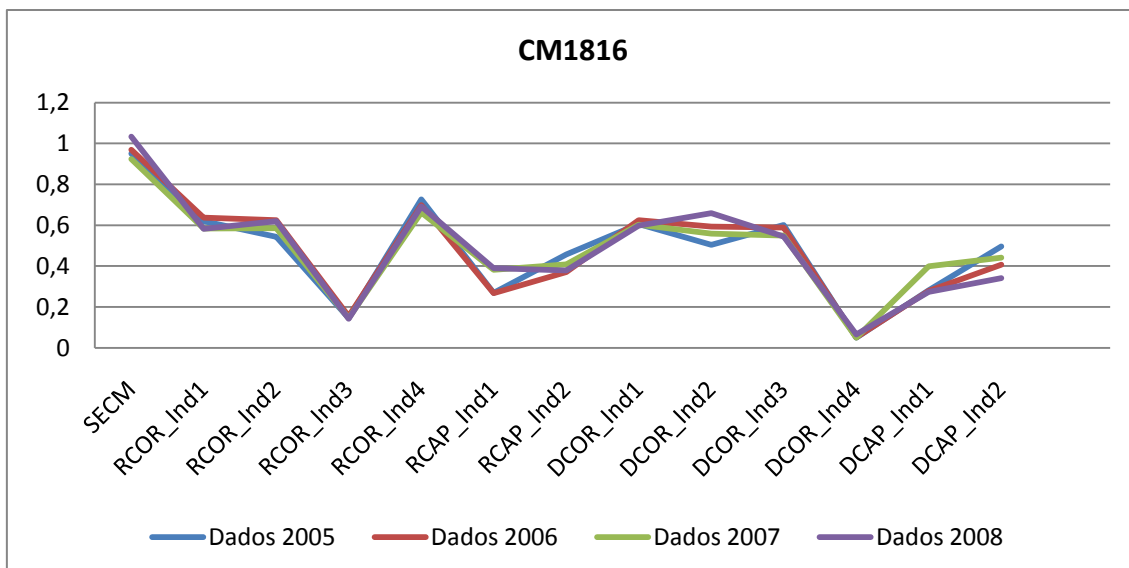


Gráfico 4 – Variação dos rácios da organização CM1816

Da análise do gráfico, resulta que as variáveis que mais contribuíram para as transições de neurónio de ano para ano foram RCAP\_Ind1 (receitas de capital/ receitas de capital orçamentadas), DCOR\_Ind2 (despesas correntes/despesa total), DCAP\_Ind1 (despesas de capital/despesas de capital orçamentadas) e DCAP\_Ind2 (despesas de capital/despesa total). Os desvios face aos valores considerados nas componentes principais originam transições aos níveis da posição a que a organização ocupa na rede.

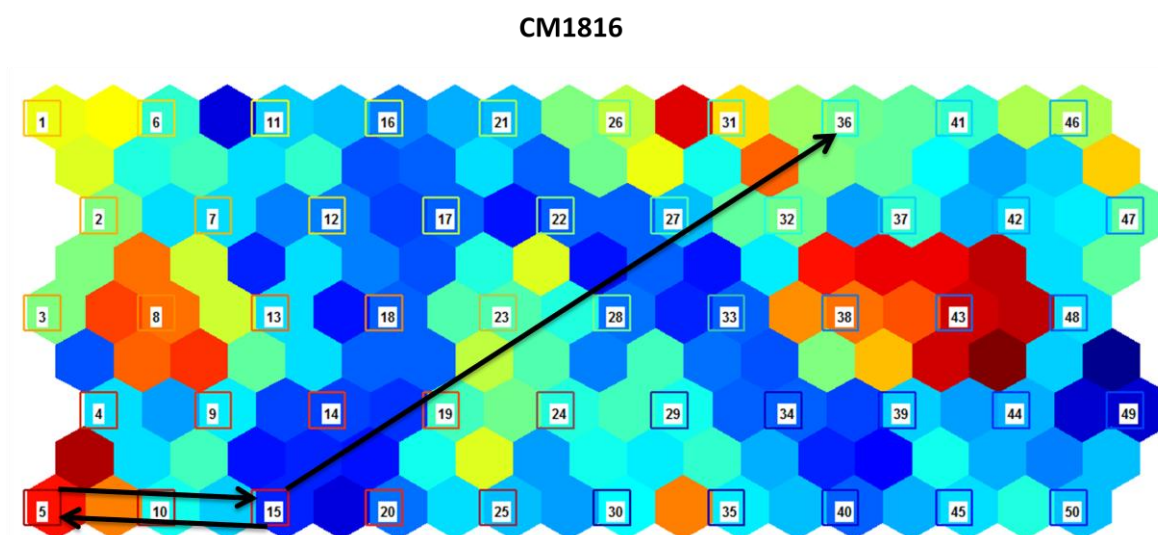


Figura 46 – Deslocação da Organização CM1816 face aos diferentes anos

A alteração das posições da organização CM1816, prende-se com a variação ao nível das seguintes componentes conforme se demonstra de seguida:

- A posição inicial resultante dos dados de 2005 introduzidos na aplicação SOM posiciona a organização ao nível do neurónio 15;

- Os dados de 2006 posicionam a organização ao nível do neurónio 5. Esta nova posição resulta principalmente da descida registada ao nível do indicador DCAP\_Ind2 (despesas de capital/despesa total) na ordem dos de 17,8% e pelo aumento da variável DCOR\_Ind2 (despesas correntes/despesa total) na ordem dos 17,6% face aos valores de 2005;
- Os dados de 2007 voltam a posicionar a organização ao nível do neurónio 15. Após análise dos dados não foi possível identificar à partida quais as variáveis que influenciaram a alteração da posição. A alteração resulta da variação ao nível dos vários indicadores que tornam esta organização mais próxima (distância euclidiana mínima) dos valores médios do neurónio 15;
- Os dados de 2008 determinam que a posição da organização é ao nível do neurónio 36. A nova posição é determinada em parte pela subida de valor das componentes RCAP\_Ind1 (receitas de capital/receitas de capital orçamentadas) na ordem dos 44,6% e DCOR\_Ind4 (transferências correntes/despesas correntes) na ordem dos 33,1% face aos valores de 2005;

Foi efectuada uma análise semelhante para a organização CM1420:

CM1420	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2
Dados 2005	0,9596	0,6469	0,4919	0,2129	0,5529	0,3177	0,4870	0,5916	0,4317	0,6035	0,0450	0,3409	0,5683
Dados 2006	0,9554	0,6411	0,5996	0,2743	0,4727	0,2632	0,3867	0,5507	0,4921	0,5835	0,0461	0,3454	0,5079
Dados 2007	0,9846	0,5680	0,7248	0,1915	0,5568	0,1941	0,2752	0,5558	0,6984	0,5387	0,0380	0,2090	0,3016
Dados 2008	1,0894	0,5385	0,7706	0,2276	0,5368	0,2544	0,2294	0,5265	0,8144	0,5022	0,0422	0,1948	0,1856

Quadro 11 – Dados referentes a organização CM1420

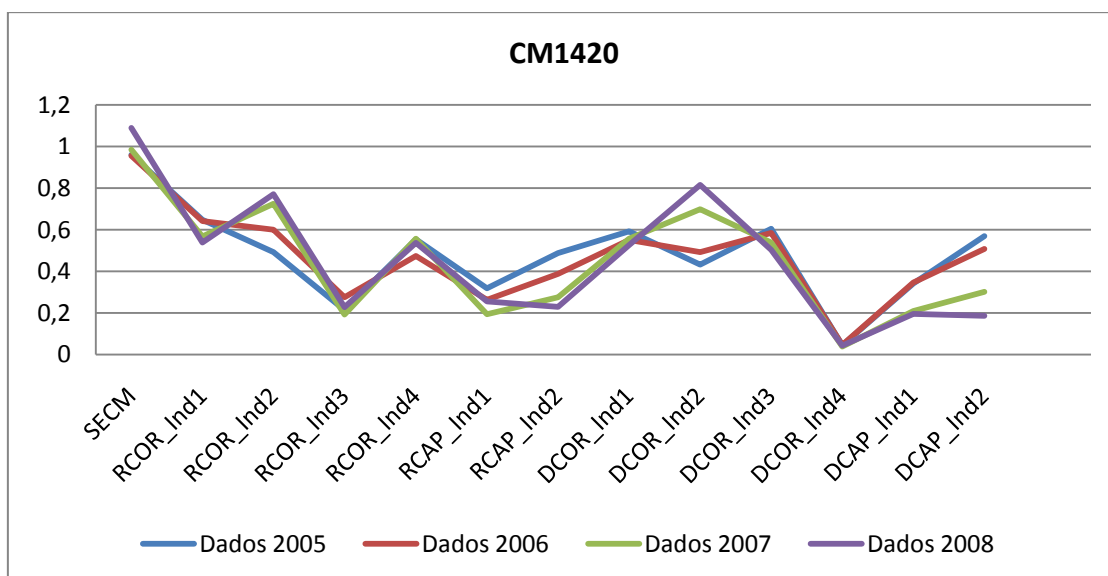


Gráfico 5 – Variação das variáveis da organização CM1420

Conforme se pode constatar no gráfico 4, as variáveis que registam maior variabilidade são RCAP\_Ind2 (receitas de capital/receita total), DCOR\_Ind2 (despesas correntes/despesa total) e DCAP\_Ind2 (despesas de capital/despesa total).

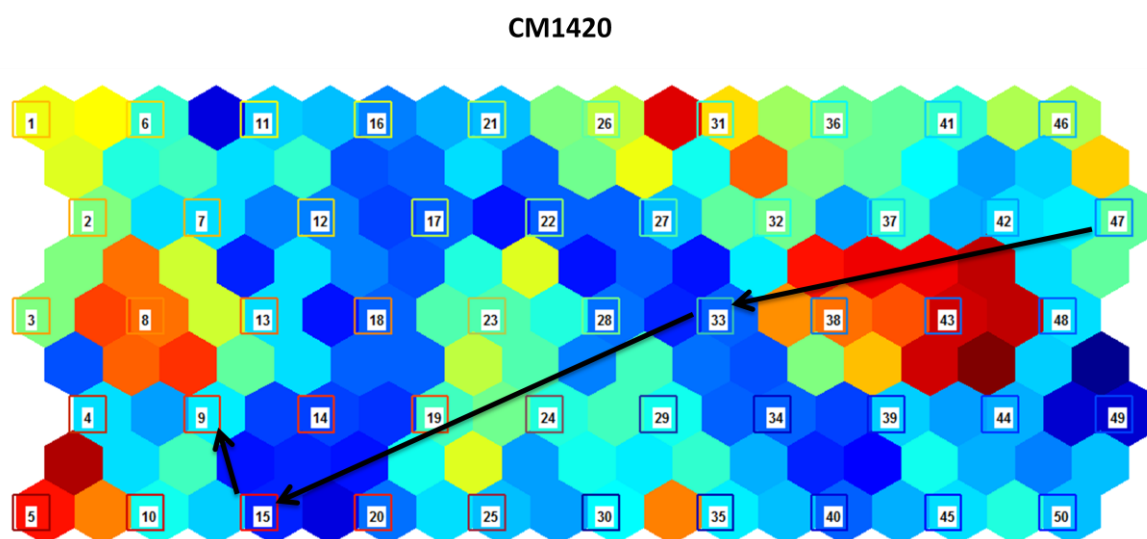


Figura 47 – Deslocação da Organização CM1420 face aos diferentes anos

A alteração das posições da organização CM1420, prende-se com a variação ao nível das seguintes componentes conforme se demonstra de seguida:

- A posição inicial da organização é ao nível do neurónio 47;
- Os dados de 2006 posicionam a organização ao nível do neurónio 33. Esta nova posição resulta principalmente por um lado pela descida ao nível dos indicadores RCAP\_Ind2 (receitas de capital/receita total) na ordem dos 20,6% e DCAP\_Ind2 (despesas de capital/despesa total) na ordem dos 10,6% e por outro, pelo aumento da variável RCOR\_Ind2 (receitas correntes/receita total) na ordem dos 21,9% face aos valores de 2005;
- Os dados de 2007 posicionam a organização ao nível do neurónio 15. A nova localização da organização no mapa está directamente relacionada com o aumento da componente DCOR\_Ind2 (despesas correntes/despesa total) na ordem dos 61,8% e com o decréscimo das componentes RCAP\_Ind2 (receitas de capital/receita total) na ordem dos 43,5% e DCAP\_Ind2 (despesas de capital/despesa total) na ordem dos 46,9% face aos valores de 2005;
- Os dados de 2008 determinam que a posição da organização é ao nível do neurónio 9. A nova posição é determinada em parte pela subida de valor das componentes DCOR\_Ind2 (despesas correntes/despesa total) na ordem dos 52,9% e com o decréscimo das componentes RCAP\_Ind2 (receitas de capital/receita total) na ordem dos 52,9% e DCAP\_Ind2 (despesas de capital/despesa total) na ordem dos 67,3% face aos valores de 2005;

## 5. Conclusões

Este projecto teve por objectivo a aplicação do algoritmo SOM a dados provenientes da contabilidade orçamental das organizações do poder local Portuguesas. Durante o processo de construção do modelo surgiram dificuldades a nível de interpretação dos outputs gerados pelo SOM, provavelmente por os dados estarem muito agregados e não permitirem a criação de variáveis possivelmente mais expressivas. Se por um lado pretende-se obter dados o mais agregado possível, por outro limita a margem de criatividade, isto é, a agregação dos dados em contas principais não permite a possível criação de novas variáveis que poderiam ter interesse para este estudo.

Conforme referido anteriormente, um dos objectivos definidos para este estudo foi:

“... é esperado a identificação de três perfis distintos no que respeita ao orçamento anual que cada organização dispôs...”

Os 3 perfis pretendidos, conforme explicado no subcapítulo 4.4, foram criados e analisados. A maioria das organizações encontram-se concentradas no cluster 2, sendo esta população identificada como estando financeiramente equilibradas. As organizações pertencentes ao cluster 3 foram identificadas como apresentando um superavit, partindo do princípio que os dados pertencentes a este cluster não contêm erros de introdução.

As organizações que inicialmente pertenciam ao cluster 1 ou 3, após o treino do SOM com dados referentes ao ano de 2005, quando transitaram de cluster nunca foram para uma posição de deficit ou superavit, isto é, mudaram sempre a sua posição para o cluster 2.

O aumento do número de clusters não significa a obtenção de melhores resultados; pelo contrário, a informação gerada com o aumento do número de cluster torna o mapa mais difícil de ser interpretado derivado à grande dispersão das organizações por clusters. Isto significa que organizações com comportamento semelhante passam a pertencer a clusters diferentes, embora sejam semelhantes. A diminuição do número de diminui a resolução do mapa como também agrega organizações com comportamentos diferentes no mesmo cluster. Estas duas situações descritas também foram mencionadas pelos autores do caso de estudo “Self-Organizing Atlas dos bancos Russos”, descrito no capítulo 2, background, página 20.

Pela questão de confidencialidade dos dados não foram mencionados os nomes das organizações do poder local. No entanto, a título de curiosidade, nenhuma organização das principais cidades Portuguesas se encontrou posicionada no cluster 1 e/ou 3, o que leva a concluir que apresentaram um orçamento equilibrado nos anos de 2005, 2006, 2007 e 2008.

Optou-se também por analisar os resultados a nível de cada neurónio. A matriz de output continha 50 neurónios. Seleccionaram-se 2 organizações e efectuou-se o estudo de cada uma, onde se tentou perceber a alteração da posição da organização face às oscilações do valor do plano de componentes dessas organizações.

Após análise das organizações concluí-se que a variação, tanto positiva como negativa, do valor das variáveis afectas ao algoritmo faz variar a posição da organização, isto é, transita de um neurónio para neurónio.

Com o uso deste modelo é possível compreender o comportamento orçamental das organizações. No entanto, é mandatário que haja conhecimento sobre os dados para que se possa fazer uma análise correcta e objectiva; sem esse conhecimento é difícil compreender as variações de valores, o reposicionamento de organizações em novos clusters, entre outros aspectos.

Pela análise dos componentes principais consegue-se perceber que os indicadores baseados em dados orçamentais deterioram os resultados destes estudo logo é preferível usar indicadores financeiros para se entender o comportamento financeiro das organizações do poder local.

Num trabalho deste tipo a imaginação não tem limite. Mediante o fornecimento de dados de cariz financeiro poder-se-á retirar mais conhecimento através da informação financeira. Se o objectivo é a avaliação da qualidade do orçamento então devem ser usados indicadores orçamentais. Caso contrário, dados reais são mais precisos neste tipo de estudo.

É difícil conseguir prever o futuro do comportamento das organizações face ao orçamento que dispõem, especialmente numa altura em que tem havido e haverá várias alterações económicas que afectam o orçamento do poder local. Este sistema de apoio à decisão pode ser útil no presente para identificar situações orçamentais e financeiras que necessitam de ser reformuladas mas, para tal acontecer, é necessário dados desagregados para que se possa fazer um estudo minucioso com dados financeiros. A criação de novas variáveis poderá dinamizar o uso desta aplicação, nomeadamente na obtenção de novos clusters com uma classificação mais minuciosa. No entanto,

Relativamente à aplicação de conhecimento construído com o SOM, é possível ser aplicado a novas organizações do poder local, desde que usem a mesma estrutura contabilística, presente neste estudo.

## 6. Recomendações

Propõe-se a realização de um estudo com dados mais desagregados, isto é, não haver agregação superior a nível das contas, quer para receitas como para despesas, para que haja a possibilidade de criação de novas variáveis a partir dos subcapítulos das receitas e despesas.

Seria interessante usar uma variável que contemplasse o número de habitantes por distrito e/ou concelho. Usando a ferramenta GeoSOM e carregando uma shape file com o mapa de Portugal continental e ilhas, seria interessante ver o comportamento das organizações do poder local espelhado no mapa. Por outro lado era também interessante obter valores de receitas e despesas em função da densidade populacional do distrito e/ou concelho.

Outra forma de realizar este estudo poderia passar pelo uso do algoritmo K-means e posterior comparação de resultados obtidos com o SOM na tentativa de obtenção de melhores clusters.

Propõe-se a realização de um estudo com variáveis meramente financeiros com o objectivo de estudar o comportamento financeiro das organizações do poder local português.

## Bibliografia

- ai-junkie. (2004). Neural Networks in Plain English. Obtido em 15 de Setembro de 2010, de <http://www.ai-junkie.com/ann/evolved/nnt4.html>
- Barnett, V., & Lewis, T. (1984). *Outliers in Statistical Data* third edition. New York: John Wiley & Sons.
- Brachman, R. a. (1996). *The Process Of Knowledge Discovery In Databases: A Human-Centered Approach*. Menlo Park, CA, USA: AAAI Press/The MIT Press.
- Carroll, e. a. (2006). *Measurement Error in Nonlinear Models: A Modern Perspective, Second Edition*. Boca Raton, Fla.: Chapman & Hall/CRC.
- Carvalho, J., Fernandes, M. J., Camões, P., & Jorge, S. (2009). Anuário Financeiro dos Municípios Portugueses 2008. A Eficiência no Uso dos Recursos Públicos e a Qualidade da Decisão Municipal Portuguesa .
- Carvalho, J., Martinez, V., & Pradas, L. (1999). *Temas da Contabilidade Pública*. Lisboa: Rei dos Livros.
- Chen, W.-S., & Du, Y.-K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications* , 36, pp. 4075-4086.
- Cortez, P., & Neves, J. (2000). *Redes Neurais Artificiais*. Braga: Unidade de Ensino, Departamento de Informática, Escola de Engenharia, Universidade do Minho.
- Costa, T. (2007). *O Sistema da Contabilidade de Custos nas Entidades Locais em Portugal. Conocimiento, innovación y emprendedores; camino al futuro*. La Rioja: Instituto Politécnico do Cavado e do Ave.
- Deboeck, G., & Kohonen, T. (2000). *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Map (2nd ed.)*. London: Springer-Verlag.
- Fayyad, U. M., & Uthurusamy, R. (1995). *International Conference on Knowledge Discovery And Data Mining*. (p. 348). Montreal: AAAI Press.
- Fayyad, U.M.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P. e Uthurusamy R. (Eds.), *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, The MIT Press, Massachusetts, 1996.
- Grubbs, F. E. (1969). Procedures for detecting outlying observations in samples. *Technometrics* vol. 11, nº1. In *Technometrics* (pp. 1-21). New York: American Statistical Association and American Society for Quality.
- Günther, M. F. (20 de Outubro de 2009). Sammon Projection. Obtido de codeproject: <http://www.codeproject.com/KB/recipes/SammonProjection.aspx>
- Haykin, S. (2008). *Neural Networks and Learning Machines*. New Jersey: Pearson.

- Hodju, P., & Halme, J. (1999). Neural Networks Information Homepage. Obtido de <http://koti.mbnet.fi/~phodju/nenet/index.html>
- Hordo, M., & al., e. (2006). Outliers and/or measurement errors on the permanent sample plot data. Tartu: Estonian Agricultural University, Institute of Forestry and Rural Engineering.
- Huang, M. J., Chen, M. Y., & Lee, S. C. (2007). Integrating data mining with casebased reasoning for chronic diseases prognosis and diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 32(3), pp. 856-867.
- IEEE. (2010). IEEE Frank Rosenblatt Award. Obtido de IEEE - Advanced Technology for Humanity: <http://www.ieee.org/about/awards/tfas/rosenblatt.html>
- Iglewicz, B., & Hoaglin, D. (1993). How to Detect and Handle Outliers. Milwaukee, Wi: ASQC Quality Press.
- James A. Freeman, David M. Skapura. Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques. Addison-Wesley.
- Keen, P. G. W.; Scott-Morton, M. S. (1978). Decision Support Systems: An Organizational Perspective. Addison-Wesley.
- Kidong, L., David, B., & Pervaiz, A. (2005). A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms. *Expert Systems with Applications*
- Kiviluoto, K., & Bergius, P. (2000). Maps for Analyzing Failures of Small and Medium-sized Enterprises. In G. D. Kohonen, Visual Explorations in Finance with Self\_organizing Maps. London: Springer-Verlag.
- Kmining. (2004). Definitions. Obtido em 20 de Setembro de 2010 de Kmining.com: [http://www.kmining.com/info\\_definitions.html](http://www.kmining.com/info_definitions.html)
- Koehn, P. (1994). Combining Genetic Algorithms and Neural Networks: The Encoding Problem. Knoxville: The University of Tennessee.
- Kohonen, T. (2001). Self-Organizing Maps. Third, extended edition. Springer. (2nd ed.). New York: Springer-Verlag.
- Kohonen, T. (2005). The Self-Organizing Map (SOM). Obtido de Computer and Information Science: <http://www.cis.hut.fi/projects/somtoolbox/theory/somalgorithm.shtml>
- Kordos, M. (5 de Julho de 2005). SELF ORGANIZING MAPS. Obtido de AI RESEARCH, SOFTWARE DEVELOPMENT AND MORE: <http://www.kordos.com/SOM.html>
- Lourenço, M. M. (2008). Caracterização das Nuts da Europa de acordo com a dinâmica de ocupação/uso do solo entre 1990 e 2000. Tese de Mestrado em Estatística e Gestão de Informação. Lisboa, Isegi.

Pereira, B., & al, e. (2010). Combining Unsupervised and Supervised Neural Networks in Cluster Analysis of Gamma-Ray Burst. *Journal of Data Science* , 327-338.

Piatetsky-Shapiro, G. e Frawley, B. (1991). *Knowledge Discovery in Databases* AAAI Press, Menlo Park, California.

Robert, F., & al, e. (2003). Histogram Equalization. Obtido de [homepages.inf.ed.ac.uk](http://homepages.inf.ed.ac.uk/): <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/histeq.htm>

Saha, S., & Raghava, G. (2006). Artificial neural network based B-cell epitope prediction server. Obtido em 15 de Setembro de 2010, de ABCpred server: [http://www.imtech.res.in/raghava/abcpred/ABC\\_method.html](http://www.imtech.res.in/raghava/abcpred/ABC_method.html)

Shumsky, S., & Yarovoy, A. V. (1998). Kohonen Atlas of Russian Banks. In G. Deboeck, & T. Kohonen, *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. London: Springer-Verlag.

Sun, R., & Bookman, L. (1994). *Computational Architectures Integrating Neural and Symbolic Processes*. Kluwer Academic Publishers, Needham, MA.

Wikipédia. (2010). Sistema de suporte à decisão. (Wikimedia, Editor) Obtido em 6 de Outubro de 2010, de Wikipédia: [http://pt.wikipedia.org/wiki/Sistema\\_de\\_suporte\\_%C3%A0\\_decis%C3%A3o](http://pt.wikipedia.org/wiki/Sistema_de_suporte_%C3%A0_decis%C3%A3o)

## **Anexos**

**Anexo A – Variáveis e neurónios referentes às organizações do poder local pertencentes a este estudo.**

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM0101	1,0696	0,5236	0,7516	0,4925	0,4090	0,1770	0,2403	0,5128	0,6414	0,4464	0,1476	0,2025	0,3586	4
CM0102	1,0108	0,6713	0,6366	0,3430	0,5165	0,1867	0,3564	0,6141	0,5853	0,4775	0,1072	0,2013	0,4147	19
CM0103	1,0438	0,6487	0,6125	0,2872	0,5732	0,3509	0,3490	0,6006	0,4684	0,4535	0,0606	0,3178	0,5316	33
CM0104	1,0565	0,7202	0,5610	0,1594	0,6461	0,2832	0,3577	0,5930	0,4908	0,4553	0,0879	0,3614	0,5092	33
CM0105	1,1439	0,4300	0,7693	0,5849	0,2381	0,1183	0,2307	0,3610	0,7297	0,3973	0,0825	0,1258	0,2703	3
CM0106	1,1534	0,5626	0,6569	0,2496	0,5945	0,0962	0,3395	0,4945	0,6622	0,5201	0,0935	0,0865	0,3378	9
CM0107	0,9715	0,6057	0,6886	0,4845	0,2880	0,3337	0,3111	0,5820	0,6261	0,4908	0,1569	0,3589	0,3739	17
CM0108	0,8980	0,5668	0,6909	0,3387	0,4338	0,1795	0,3087	0,5293	0,5123	0,5042	0,0942	0,2647	0,4877	21
CM0109	0,9466	0,6224	0,7688	0,5695	0,3301	0,1967	0,2302	0,5157	0,5791	0,3620	0,1340	0,3373	0,4209	16
CM0110	1,2886	0,5361	0,5636	0,4555	0,2240	0,1596	0,1722	0,4032	0,4888	0,4602	0,0382	0,2753	0,5112	3
CM0111	1,3183	0,6018	0,6617	0,2751	0,4025	0,2571	0,3148	0,5770	0,6271	0,4982	0,0687	0,1892	0,3729	14
CM0112	1,0347	0,7624	0,5380	0,3078	0,4717	0,2945	0,4517	0,5570	0,4006	0,5012	0,0577	0,3759	0,5994	47
CM0113	0,9650	0,7156	0,7352	0,3907	0,3975	0,2254	0,2608	0,5384	0,6347	0,5051	0,1428	0,3547	0,3653	17
CM0114	1,0538	0,6854	0,6177	0,3231	0,4548	0,2447	0,3799	0,5449	0,4342	0,4162	0,0928	0,2983	0,5658	26
CM0115	1,0205	0,5771	0,7256	0,5305	0,3239	0,2252	0,2532	0,5001	0,6552	0,4163	0,1147	0,2871	0,3448	7
CM0116	1,0575	0,6122	0,6628	0,3832	0,2551	0,2421	0,3346	0,5791	0,6495	0,4728	0,1108	0,2456	0,3505	18
CM0117	1,0214	0,6707	0,6366	0,1990	0,6841	0,2909	0,3579	0,5998	0,5072	0,4916	0,0958	0,3125	0,4928	33
CM0118	0,9783	0,6931	0,6871	0,2987	0,5292	0,1867	0,3092	0,7039	0,6538	0,4597	0,1069	0,2015	0,3462	19
CM0119	1,0425	0,6381	0,6770	0,3096	0,4876	0,1928	0,3167	0,5815	0,6057	0,4927	0,1263	0,2194	0,3943	19
CM0201	1,0418	0,5987	0,5834	0,1090	0,7330	0,3537	0,3509	0,6464	0,6954	0,4683	0,1010	0,2473	0,3046	30
CM0202	1,0361	0,6750	0,5637	0,0890	0,7835	0,4849	0,4363	0,6595	0,5707	0,5917	0,0562	0,4398	0,4293	32
CM0203	1,2254	0,7086	0,5701	0,1442	0,7441	0,4387	0,3040	0,6283	0,7824	0,6286	0,0926	0,3142	0,2176	25
CM0204	1,0507	0,6793	0,5635	0,0330	0,8922	0,3097	0,3403	0,6416	0,7815	0,6462	0,0800	0,2469	0,2185	30
CM0205	0,9425	0,5358	0,5705	0,3452	0,4656	0,4985	0,4290	0,5382	0,5402	0,5226	0,1104	0,5027	0,4598	36
CM0206	1,0426	0,6909	0,6737	0,3069	0,5567	0,2462	0,3263	0,6185	0,6385	0,5370	0,1190	0,2673	0,3615	19
CM0207	0,9530	0,7072	0,5549	0,1312	0,6959	0,4032	0,3995	0,6653	0,5832	0,5254	0,0803	0,4329	0,4168	32

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM0208	0,9217	0,5828	0,6850	0,2578	0,5908	0,4045	0,3118	0,5890	0,6381	0,5222	0,0759	0,3914	0,3619	24
CM0209	0,8696	0,6626	0,5579	0,0624	0,8238	0,3473	0,4303	0,6942	0,5144	0,5617	0,0953	0,3372	0,4856	48
CM0210	0,9699	0,4334	0,7023	0,1691	0,6606	0,1923	0,2974	0,4737	0,7446	0,5499	0,0705	0,1345	0,2554	5
CM0211	0,8848	0,7076	0,6583	0,2762	0,5522	0,3633	0,3413	0,6463	0,5884	0,4992	0,1394	0,3920	0,4116	28
CM0212	1,1744	0,3381	0,6329	0,0801	0,6785	0,1569	0,3671	0,3790	0,8732	0,7015	0,0131	0,0380	0,1268	5
CM0213	0,9346	0,6250	0,6491	0,1342	0,7004	0,3911	0,3498	0,6390	0,6579	0,5353	0,0954	0,4008	0,3421	24
CM0214	1,1327	0,7347	0,5593	0,1711	0,6488	0,5297	0,4407	0,7148	0,6163	0,5915	0,0509	0,3580	0,3837	32
CM0301	0,9620	0,7242	0,6330	0,2741	0,5929	0,2754	0,3670	0,5850	0,4778	0,4910	0,1356	0,3569	0,5222	33
CM0302	1,0667	0,6151	0,7206	0,3795	0,4222	0,2404	0,2180	0,6462	0,5642	0,4050	0,1051	0,3203	0,4358	22
CM0303	0,8060	0,6758	0,7857	0,6119	0,3050	0,3985	0,2143	0,5933	0,3775	0,5360	0,0895	0,5730	0,6225	31
CM0304	0,9424	0,6617	0,5229	0,1805	0,6815	0,3679	0,4759	0,6355	0,4540	0,6421	0,0056	0,3430	0,5460	48
CM0305	1,0372	0,6772	0,6083	0,1499	0,6163	0,3173	0,3916	0,6548	0,5777	0,4840	0,0670	0,3376	0,4223	33
CM0306	0,9981	0,6849	0,7428	0,5351	0,3942	0,1999	0,2560	0,6185	0,6396	0,4031	0,1198	0,2621	0,3604	12
CM0307	0,9952	0,6891	0,7306	0,3148	0,5349	0,2584	0,2693	0,5987	0,5045	0,4620	0,1557	0,3639	0,4955	22
CM0308	0,9666	0,5877	0,8004	0,4845	0,3506	0,1530	0,1838	0,5593	0,6121	0,3846	0,1531	0,2969	0,3879	16
CM0309	0,9747	0,6254	0,6719	0,2441	0,5858	0,3201	0,3059	0,5943	0,5342	0,3940	0,1428	0,3854	0,4658	22
CM0310	0,9467	0,7533	0,5946	0,0942	0,7883	0,2298	0,3783	0,6314	0,4956	0,5709	0,1065	0,2910	0,5044	29
CM0311	1,0854	0,7402	0,6444	0,1269	0,7351	0,3277	0,3504	0,6218	0,5830	0,4117	0,0995	0,2877	0,4170	29
CM0312	0,9848	0,7067	0,7212	0,4350	0,3187	0,3858	0,2526	0,6423	0,6036	0,4239	0,1452	0,5018	0,3964	17
CM0313	1,0883	0,6874	0,6595	0,2266	0,5941	0,2867	0,3000	0,6492	0,6400	0,4948	0,1183	0,3105	0,3600	19
CM0314	1,0507	0,5214	0,6831	0,3920	0,4705	0,3056	0,3166	0,6002	0,5752	0,4350	0,2676	0,2856	0,4248	21
CM0401	0,8553	0,6310	0,6000	0,0642	0,8204	0,1670	0,3868	0,6498	0,5293	0,5100	0,1008	0,2235	0,4707	29
CM0402	1,5732	0,7532	0,6718	0,2988	0,4393	0,3241	0,3246	0,6458	0,7963	0,4008	0,0693	0,5898	0,2037	23
CM0403	0,9241	0,5657	0,6186	0,0956	0,7852	0,1762	0,3801	0,5103	0,5083	0,5383	0,0838	0,1925	0,4917	50
CM0404	0,9053	0,4750	0,6252	0,0483	0,8639	0,2469	0,3692	0,6097	0,7531	0,5600	0,1055	0,2158	0,2469	30
CM0405	0,9831	0,6424	0,6146	0,1481	0,6899	0,2851	0,3854	0,6094	0,5705	0,4750	0,1588	0,2874	0,4295	34

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM0406	0,9618	0,4930	0,5254	0,0973	0,8103	0,2794	0,4662	0,5826	0,5269	0,4287	0,1382	0,2740	0,4731	40
CM0407	0,9721	0,6054	0,6097	0,2152	0,6731	0,1790	0,3262	0,5794	0,5854	0,4699	0,1469	0,2250	0,4146	40
CM0408	0,9025	0,6805	0,5156	0,0899	0,7789	0,2320	0,4832	0,5797	0,3949	0,4547	0,0607	0,2963	0,6051	42
CM0409	0,9127	0,7022	0,5868	0,0794	0,7720	0,2417	0,4131	0,6055	0,4704	0,5732	0,0581	0,3036	0,5296	49
CM0410	1,1986	0,6228	0,5849	0,0958	0,7595	0,2657	0,3855	0,5085	0,5927	0,5219	0,1777	0,2262	0,4073	35
CM0411	0,9292	0,6867	0,4848	0,0352	0,8854	0,2787	0,5062	0,5896	0,3747	0,5241	0,2233	0,3331	0,6253	46
CM0412	1,1767	0,7279	0,5907	0,0562	0,8279	0,3080	0,3787	0,6242	0,6079	0,4534	0,1322	0,2540	0,3921	29
CM0501	0,9373	0,7115	0,6044	0,1725	0,6605	0,2043	0,3950	0,5452	0,4788	0,3763	0,0934	0,2971	0,5212	39
CM0502	1,3553	0,7192	0,5081	0,3692	0,4868	0,3878	0,3324	0,5903	0,3819	0,3961	0,1932	0,3089	0,6181	26
CM0503	1,1367	0,7392	0,6345	0,3226	0,3649	0,1208	0,3637	0,4795	0,4671	0,3560	0,1322	0,1549	0,5329	26
CM0504	0,9376	0,5248	0,6232	0,2366	0,4972	0,1225	0,3767	0,4555	0,4604	0,4753	0,1163	0,1778	0,5396	10
CM0505	0,9735	0,7048	0,5775	0,0647	0,7568	0,4200	0,4213	0,6787	0,5217	0,4212	0,0909	0,4563	0,4783	37
CM0506	0,9738	0,6320	0,5440	0,0550	0,8343	0,3994	0,4309	0,6642	0,4036	0,4633	0,1039	0,4293	0,5964	41
CM0507	0,9139	0,5658	0,5906	0,0767	0,7285	0,1979	0,4093	0,4782	0,4822	0,4066	0,1068	0,2760	0,5178	39
CM0508	1,2945	0,7338	0,4054	0,0782	0,7092	0,3864	0,2430	0,5959	0,4409	0,5059	0,0339	0,4604	0,5591	43
CM0509	0,9257	0,6455	0,6648	0,1576	0,6949	0,2618	0,3352	0,5438	0,5342	0,4903	0,1365	0,3595	0,4658	34
CM0510	0,9991	0,6449	0,5730	0,0828	0,8173	0,2756	0,4201	0,6153	0,5125	0,5040	0,0392	0,2895	0,4875	49
CM0511	0,9678	0,6157	0,5669	0,0775	0,7445	0,3324	0,4203	0,5754	0,5289	0,5279	0,0918	0,3498	0,4711	44
CM0601	1,0452	0,5316	0,6509	0,1690	0,6313	0,2526	0,3344	0,5025	0,6437	0,5570	0,0463	0,2703	0,3563	15
CM0602	1,0086	0,5384	0,6847	0,3661	0,5269	0,2185	0,3152	0,6054	0,5097	0,5084	0,1347	0,2644	0,4903	21
CM0603	0,9832	0,4615	0,7490	0,5913	0,2215	0,1472	0,2457	0,4489	0,7198	0,5119	0,0931	0,1832	0,2802	3
CM0604	1,0600	0,7467	0,5965	0,2647	0,4073	0,3111	0,4023	0,6021	0,4874	0,5224	0,0564	0,3656	0,5126	27
CM0605	1,0402	0,5161	0,6730	0,5825	0,2832	0,1516	0,3084	0,4852	0,6597	0,5185	0,0791	0,1683	0,3403	3
CM0606	0,9567	0,6957	0,5696	0,0972	0,7549	0,2725	0,4304	0,6584	0,5364	0,5946	0,0524	0,3206	0,4636	49
CM0607	0,9729	0,5859	0,6987	0,3263	0,4479	0,2998	0,2984	0,6080	0,6189	0,4978	0,0697	0,3431	0,3811	18
CM0608	1,2024	0,5987	0,6274	0,2587	0,5111	0,1465	0,2526	0,5805	0,7427	0,4566	0,0486	0,0999	0,2573	9

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM0609	0,9381	0,6646	0,6639	0,1680	0,6049	0,2280	0,3320	0,5988	0,5550	0,4939	0,0460	0,2810	0,4450	33
CM0610	1,0504	0,7578	0,5766	0,2872	0,5287	0,2590	0,4118	0,6113	0,5377	0,4578	0,0601	0,3005	0,4623	33
CM0611	0,9908	0,5151	0,6501	0,2617	0,5590	0,2885	0,3498	0,5353	0,5005	0,4766	0,1720	0,3502	0,4995	21
CM0612	1,6128	0,7148	0,3648	0,0515	0,8483	0,5097	0,2458	0,4962	0,4767	0,4710	0,0722	0,3247	0,5233	43
CM0613	1,1004	0,5958	0,5774	0,1364	0,6370	0,3819	0,3556	0,6425	0,4950	0,4359	0,0797	0,3815	0,5050	37
CM0614	0,9445	0,4391	0,6023	0,1086	0,7104	0,3263	0,3967	0,5617	0,5359	0,4838	0,0795	0,2895	0,4641	45
CM0615	1,0920	0,7336	0,6090	0,1870	0,5419	0,3805	0,3910	0,6251	0,5348	0,6089	0,0113	0,4335	0,4652	32
CM0616	1,0482	0,5438	0,5491	0,1894	0,7301	0,3387	0,3991	0,6165	0,6147	0,5074	0,1518	0,2505	0,3853	34
CM0617	1,0350	0,3771	0,6349	0,2533	0,5652	0,1186	0,3332	0,3892	0,7164	0,5127	0,0652	0,1022	0,2836	5
CM0701	1,0193	0,5178	0,5772	0,0961	0,7861	0,2371	0,4226	0,5629	0,6307	0,4723	0,0459	0,1989	0,3693	45
CM0702	1,0803	0,6786	0,5937	0,1349	0,7235	0,1791	0,3919	0,6255	0,6274	0,5257	0,0913	0,1523	0,3726	29
CM0703	1,0156	0,5803	0,5823	0,1576	0,5631	0,2055	0,4177	0,6239	0,6390	0,6399	0,0518	0,1728	0,3610	20
CM0704	0,9539	0,5045	0,6553	0,1652	0,6191	0,1595	0,3407	0,5846	0,6787	0,5381	0,0779	0,1463	0,3213	15
CM0705	1,0914	0,6380	0,7149	0,3820	0,3100	0,2518	0,2808	0,6290	0,7693	0,4831	0,0503	0,2139	0,2307	13
CM0706	1,0322	0,5529	0,6960	0,1910	0,5864	0,1859	0,3038	0,6403	0,7265	0,5506	0,0999	0,1732	0,2735	14
CM0707	0,9341	0,6369	0,5907	0,1214	0,7249	0,1270	0,3547	0,5427	0,5215	0,6493	0,0712	0,1651	0,4785	50
CM0708	0,8917	0,2997	0,6674	0,1174	0,7905	0,1402	0,3326	0,4004	0,7951	0,6038	0,0461	0,1001	0,2049	5
CM0709	0,9419	0,6470	0,6036	0,1238	0,7345	0,2914	0,3964	0,5912	0,5660	0,5785	0,0753	0,3839	0,4340	49
CM0710	1,0627	0,6843	0,5508	0,1892	0,6058	0,2669	0,3082	0,5376	0,6075	0,5991	0,0452	0,2566	0,3925	20
CM0711	0,9707	0,5841	0,6495	0,2559	0,5217	0,1970	0,3392	0,5127	0,6234	0,4989	0,0302	0,2069	0,3766	15
CM0712	1,0091	0,6873	0,5397	0,3326	0,3836	0,3000	0,4461	0,6635	0,5635	0,6027	0,0769	0,2829	0,4365	27
CM0713	0,9691	0,6656	0,5853	0,1303	0,7074	0,2875	0,3510	0,6450	0,6379	0,5135	0,0991	0,2910	0,3621	29
CM0714	0,9423	0,6101	0,6629	0,2466	0,5682	0,2597	0,3347	0,6506	0,6865	0,5252	0,0591	0,2438	0,3135	14
CM0801	1,2038	0,7848	0,7848	0,5665	0,1599	0,5331	0,2074	0,6657	0,6714	0,4241	0,0695	0,4767	0,3286	1
CM0802	1,0459	0,5501	0,4812	0,0889	0,8205	0,3419	0,4634	0,6371	0,4759	0,5339	0,0548	0,3255	0,5241	48
CM0803	1,1246	0,7746	0,6095	0,3082	0,5507	0,2197	0,2820	0,6846	0,6184	0,4740	0,1673	0,2537	0,3816	19

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM0804	1,0994	0,8065	0,5359	0,4329	0,3658	0,1477	0,2172	0,6137	0,4171	0,3813	0,0992	0,2839	0,5829	26
CM0805	0,9668	0,6908	0,6964	0,6500	0,2445	0,1007	0,2127	0,5501	0,5754	0,5117	0,1574	0,1882	0,4246	11
CM0806	1,2024	0,7828	0,8158	0,5160	0,2367	0,2335	0,1032	0,6316	0,6147	0,4137	0,0860	0,4089	0,3853	11
CM0807	1,1442	0,7655	0,7009	0,6452	0,1192	0,1360	0,0838	0,5989	0,5865	0,4148	0,0972	0,4152	0,4135	11
CM0808	1,0714	0,7772	0,7678	0,7325	0,1101	0,1931	0,2168	0,6632	0,6211	0,4106	0,0715	0,2807	0,3789	6
CM0809	0,9398	0,6347	0,5510	0,1658	0,7297	0,2163	0,4485	0,5914	0,4173	0,6469	0,0155	0,2391	0,5827	49
CM0810	0,9745	0,6146	0,7607	0,4930	0,2700	0,2047	0,2303	0,5831	0,7083	0,4445	0,0506	0,2593	0,2917	13
CM0811	1,0325	0,7299	0,8623	0,7643	0,1468	0,1403	0,1352	0,5931	0,6613	0,4012	0,0956	0,3182	0,3387	6
CM0812	1,1755	0,7165	0,5933	0,3814	0,4050	0,3586	0,2778	0,6084	0,5854	0,5154	0,0820	0,3870	0,4146	27
CM0813	1,0265	0,5949	0,7226	0,5383	0,2445	0,1627	0,2726	0,5793	0,5965	0,4642	0,1009	0,2087	0,4035	7
CM0814	1,0723	0,5641	0,7907	0,6192	0,2135	0,2425	0,2019	0,5440	0,6865	0,3975	0,0799	0,2957	0,3135	2
CM0815	1,3220	0,6167	0,5757	0,4721	0,3345	0,1457	0,1415	0,5740	0,6550	0,4575	0,1160	0,1993	0,3450	7
CM0816	0,9068	0,7333	0,8226	0,5426	0,1639	0,1200	0,1773	0,6034	0,5744	0,3739	0,1499	0,3025	0,4256	11
CM0901	1,0016	0,7107	0,5163	0,0795	0,7783	0,3208	0,3697	0,5718	0,3906	0,5116	0,1080	0,3356	0,6094	42
CM0902	1,5414	0,7322	0,3687	0,0948	0,7236	0,2215	0,2089	0,5483	0,4390	0,4436	0,0996	0,2292	0,5610	43
CM0903	0,8608	0,4264	0,6342	0,1330	0,7334	0,1754	0,3657	0,4781	0,6443	0,5231	0,0298	0,2130	0,3557	5
CM0904	1,0664	0,6032	0,5621	0,0731	0,8209	0,2750	0,3880	0,5456	0,5133	0,4587	0,1462	0,3123	0,4867	39
CM0905	0,8051	0,5848	0,4929	0,0927	0,7653	0,3807	0,4677	0,5668	0,4543	0,4160	0,0952	0,4669	0,5457	42
CM0906	1,0446	0,5829	0,5647	0,1561	0,7366	0,3748	0,4281	0,6399	0,5558	0,4811	0,0084	0,3380	0,4442	37
CM0907	0,9759	0,4794	0,6232	0,3357	0,5091	0,1203	0,3758	0,4235	0,5312	0,4643	0,0785	0,1486	0,4688	10
CM0908	0,9384	0,6416	0,5235	0,0574	0,7688	0,3409	0,4153	0,6126	0,5030	0,4348	0,0252	0,3832	0,4970	37
CM0909	1,0051	0,5889	0,6202	0,0927	0,7953	0,1675	0,3742	0,5858	0,6231	0,4419	0,0670	0,1678	0,3769	40
CM0910	0,9735	0,6219	0,5567	0,1106	0,7704	0,2924	0,4428	0,6070	0,5293	0,3896	0,0992	0,2784	0,4707	39
CM0911	1,0737	0,6377	0,5867	0,1097	0,7624	0,2257	0,4057	0,5450	0,5360	0,3943	0,1360	0,2331	0,4640	40
CM0912	0,9535	0,4589	0,6217	0,2710	0,5480	0,1617	0,3783	0,5421	0,5392	0,4346	0,0840	0,1798	0,4608	10
CM0913	1,0024	0,6344	0,6369	0,1653	0,7604	0,1381	0,3434	0,5272	0,5319	0,3977	0,1235	0,1848	0,4681	40

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM0914	1,1705	0,6154	0,5806	0,1341	0,7351	0,2086	0,4159	0,5400	0,5911	0,3942	0,1833	0,1677	0,4089	40
CM1001	0,9506	0,5730	0,6461	0,4577	0,3904	0,1993	0,3354	0,4922	0,4971	0,4075	0,1182	0,2798	0,5029	21
CM1002	0,9848	0,6761	0,5132	0,1089	0,7092	0,4692	0,4585	0,6652	0,3745	0,4248	0,0789	0,5033	0,6255	41
CM1003	1,0023	0,5729	0,6273	0,1943	0,6048	0,1566	0,3727	0,5333	0,4952	0,5405	0,0329	0,2078	0,5048	50
CM1004	1,1652	0,6584	0,7704	0,4160	0,4297	0,3443	0,2296	0,6224	0,6794	0,3466	0,1161	0,2621	0,3206	12
CM1005	1,0410	0,5687	0,7408	0,2672	0,4030	0,1660	0,2571	0,5133	0,6954	0,5533	0,0770	0,1811	0,3046	9
CM1006	1,2050	0,7620	0,6500	0,6018	0,3339	0,2067	0,1882	0,5268	0,5383	0,4354	0,1615	0,3483	0,4617	11
CM1007	1,1167	0,4260	0,5635	0,0585	0,5165	0,1540	0,3905	0,5531	0,5054	0,5129	0,0963	0,1429	0,4946	45
CM1008	1,0072	0,5861	0,5913	0,1128	0,7003	0,3236	0,4062	0,5766	0,5860	0,5750	0,0630	0,3248	0,4140	44
CM1009	1,1434	0,6049	0,8438	0,6069	0,2924	0,4048	0,1448	0,4394	0,6835	0,3923	0,1864	0,2312	0,3165	2
CM1010	1,1292	0,6537	0,7929	0,4005	0,2572	0,1949	0,1987	0,5320	0,7067	0,4571	0,0877	0,2158	0,2933	7
CM1011	1,0888	0,5183	0,8047	0,5550	0,3371	0,0994	0,1804	0,5138	0,8687	0,4927	0,1119	0,0682	0,1313	8
CM1012	1,0373	0,5191	0,6114	0,5389	0,2260	0,3187	0,3872	0,4631	0,4726	0,4502	0,0943	0,3656	0,5274	21
CM1013	0,9545	0,6935	0,6068	0,0924	0,7833	0,2308	0,3932	0,6283	0,4823	0,6128	0,0144	0,2952	0,5177	49
CM1014	1,0364	0,6239	0,8221	0,4550	0,3149	0,1378	0,1683	0,5808	0,8456	0,5378	0,1059	0,1349	0,1544	8
CM1015	0,9627	0,6159	0,7230	0,3145	0,4381	0,2493	0,2759	0,6394	0,5142	0,4498	0,1097	0,3401	0,4858	22
CM1016	1,0275	0,5386	0,7478	0,2684	0,4455	0,3173	0,2344	0,5417	0,7298	0,4021	0,1330	0,3102	0,2702	18
CM1101	1,0251	0,5173	0,7935	0,6094	0,3623	0,3273	0,2025	0,5666	0,7077	0,4516	0,1388	0,2974	0,2923	2
CM1102	0,9428	0,6516	0,6684	0,3579	0,3898	0,2362	0,2718	0,6548	0,6566	0,4398	0,0474	0,2721	0,3434	18
CM1103	0,9225	0,6377	0,6976	0,4718	0,2994	0,3065	0,2339	0,5750	0,5582	0,5214	0,1090	0,4227	0,4418	17
CM1104	1,0001	0,6236	0,6824	0,2491	0,5368	0,1751	0,3057	0,6428	0,6993	0,5357	0,1148	0,1627	0,3007	14
CM1105	1,0031	0,6895	0,8336	0,7120	0,2041	0,1545	0,1657	0,5412	0,6551	0,3835	0,1934	0,3230	0,3449	6
CM1106	1,2131	0,6970	0,7233	0,7774	0,0862	0,3574	0,2675	0,5920	0,7363	0,6387	0,0970	0,3075	0,2637	1
CM1107	1,0575	0,5889	0,8604	0,6993	0,1931	0,3552	0,1382	0,5403	0,7362	0,4892	0,1645	0,3328	0,2638	2
CM1108	1,0208	0,6309	0,7242	0,3593	0,3082	0,1912	0,2233	0,5456	0,6187	0,4441	0,1524	0,3138	0,3813	16
CM1109	1,2849	0,8178	0,5900	0,5668	0,1829	0,7049	0,3954	0,6714	0,4526	0,4123	0,0975	0,5342	0,5474	31

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM1110	1,1137	0,6900	0,7988	0,7663	0,1282	0,1811	0,1901	0,5449	0,5952	0,4455	0,1443	0,3133	0,4048	6
CM1111	0,9733	0,5572	0,8618	0,7555	0,2247	0,1216	0,1257	0,4796	0,6881	0,3622	0,1461	0,2760	0,3119	2
CM1112	1,1227	0,7498	0,5612	0,2998	0,4412	0,5906	0,3103	0,6594	0,5484	0,4603	0,0601	0,5111	0,4516	31
CM1113	1,0686	0,6425	0,7554	0,4842	0,3003	0,3226	0,1438	0,6370	0,7140	0,3760	0,1779	0,4298	0,2860	12
CM1114	1,0157	0,6117	0,8389	0,6860	0,1745	0,3095	0,1582	0,6372	0,5764	0,4556	0,1767	0,3644	0,4236	6
CM1115	1,1033	0,5528	0,7460	0,5861	0,2412	0,3805	0,1968	0,5135	0,7263	0,4524	0,1265	0,3345	0,2737	2
CM1116	0,9913	0,4769	0,8147	0,6888	0,2402	0,1616	0,1763	0,4551	0,7332	0,4853	0,1287	0,2395	0,2668	3
CM1201	1,0589	0,6354	0,4991	0,0715	0,7800	0,2711	0,4601	0,6068	0,5047	0,6127	0,0542	0,2593	0,4953	49
CM1202	2,0565	0,6882	0,2523	0,0564	0,8143	0,3286	0,2167	0,5191	0,4605	0,5020	0,0598	0,3081	0,5395	43
CM1203	0,9485	0,6220	0,6290	0,0759	0,8043	0,4054	0,3683	0,6962	0,7339	0,6170	0,1035	0,3542	0,2661	30
CM1204	1,4501	0,6845	0,4555	0,3265	0,5228	0,2446	0,2260	0,5298	0,6716	0,6084	0,0688	0,2298	0,3284	20
CM1205	0,9941	0,6760	0,5320	0,0927	0,7642	0,4630	0,4527	0,6979	0,5838	0,6839	0,0721	0,4199	0,4162	32
CM1206	1,2003	0,4976	0,4237	0,0700	0,7888	0,1213	0,2570	0,5818	0,5421	0,4433	0,0752	0,1467	0,4579	45
CM1207	1,3561	0,6754	0,3718	0,2458	0,4457	0,6055	0,3175	0,6237	0,4247	0,4375	0,0767	0,4855	0,5753	36
CM1208	1,0750	0,4727	0,5606	0,0861	0,7801	0,1963	0,3948	0,4713	0,6120	0,4969	0,0378	0,1803	0,3880	45
CM1209	1,0445	0,6392	0,6146	0,0766	0,7102	0,2522	0,3853	0,6026	0,5848	0,5273	0,0868	0,2370	0,4152	29
CM1210	1,1070	0,5765	0,4904	0,0975	0,7717	0,2609	0,3868	0,5428	0,5807	0,5860	0,0601	0,2450	0,4193	44
CM1211	0,9001	0,5626	0,5205	0,0576	0,8194	0,3135	0,4795	0,6063	0,6151	0,5558	0,0642	0,2857	0,3849	44
CM1212	0,9077	0,5493	0,5621	0,1137	0,7103	0,2741	0,4196	0,5909	0,5739	0,5796	0,0792	0,2819	0,4261	44
CM1213	1,1895	0,6704	0,6302	0,2118	0,5832	0,2657	0,3689	0,6000	0,6395	0,5470	0,0668	0,1915	0,3605	20
CM1214	0,8919	0,6671	0,4671	0,4086	0,4206	0,1746	0,5247	0,5894	0,3721	0,5404	0,0625	0,2280	0,6279	47
CM1215	0,9499	0,6651	0,6302	0,1139	0,7214	0,2878	0,3417	0,6365	0,5898	0,5661	0,0217	0,3232	0,4102	49
CM1301	0,9098	0,6911	0,7494	0,3081	0,4778	0,2579	0,2455	0,6117	0,4842	0,4786	0,0769	0,3926	0,5158	22
CM1302	1,0456	0,6836	0,5599	0,1441	0,7121	0,3640	0,4247	0,6439	0,4804	0,5293	0,0216	0,3654	0,5196	48
CM1303	0,9287	0,5460	0,7156	0,3659	0,3596	0,1426	0,2843	0,5192	0,6317	0,4665	0,1153	0,1998	0,3683	4
CM1304	1,0215	0,5944	0,7297	0,4846	0,2941	0,2148	0,2676	0,6194	0,6655	0,3668	0,1932	0,2429	0,3345	16

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM1305	0,9934	0,6043	0,6831	0,2968	0,5128	0,2783	0,2707	0,5859	0,6795	0,4149	0,1866	0,2925	0,3205	17
CM1306	1,1736	0,6155	0,6295	0,7317	0,1595	0,1243	0,1244	0,5531	0,5334	0,4205	0,1247	0,2843	0,4666	11
CM1307	1,0299	0,7439	0,7388	0,2319	0,5333	0,4024	0,2525	0,6861	0,7639	0,3344	0,1292	0,4201	0,2361	23
CM1308	1,0327	0,4681	0,7563	0,7704	0,1762	0,4188	0,1782	0,5002	0,5550	0,3851	0,1188	0,3633	0,4450	2
CM1309	1,0329	0,6589	0,6970	0,4361	0,3774	0,3047	0,3028	0,6216	0,5204	0,4812	0,0698	0,3025	0,4796	27
CM1310	0,9918	0,7033	0,7350	0,4279	0,4774	0,1641	0,2253	0,5888	0,5604	0,4547	0,1155	0,2914	0,4396	16
CM1311	0,9693	0,4917	0,7068	0,3064	0,4912	0,2090	0,2923	0,5448	0,5831	0,4833	0,1160	0,2375	0,4169	10
CM1312	0,9934	0,6307	0,7808	0,6873	0,1363	0,3514	0,2191	0,6159	0,6689	0,5388	0,1268	0,4338	0,3311	1
CM1313	1,0791	0,7416	0,7731	0,3972	0,2141	0,2525	0,2263	0,6678	0,6726	0,4817	0,0842	0,3127	0,3274	12
CM1314	0,8638	0,5193	0,6466	0,4893	0,4244	0,2821	0,3358	0,5986	0,4766	0,4154	0,1532	0,3143	0,5234	21
CM1315	1,0657	0,5631	0,6977	0,5211	0,2736	0,1143	0,2086	0,4941	0,6340	0,5108	0,0299	0,1907	0,3660	3
CM1316	1,0890	0,6247	0,8084	0,5528	0,1830	0,2044	0,1913	0,5794	0,7099	0,4492	0,0783	0,2739	0,2901	7
CM1317	1,0066	0,4547	0,7070	0,6672	0,2053	0,3037	0,2803	0,4053	0,6065	0,3826	0,0668	0,3265	0,3935	3
CM1318	0,9831	0,5574	0,7321	0,5476	0,3727	0,2419	0,2674	0,5558	0,6057	0,3606	0,1487	0,2950	0,3943	16
CM1401	1,0615	0,6562	0,7091	0,2924	0,3916	0,3140	0,2890	0,6090	0,6343	0,4097	0,1435	0,3558	0,3657	17
CM1402	0,9574	0,5515	0,6296	0,3677	0,4885	0,3309	0,3509	0,5359	0,5872	0,4536	0,1360	0,3709	0,4128	21
CM1403	0,9512	0,6927	0,6657	0,3799	0,3767	0,4761	0,3327	0,6527	0,6610	0,4379	0,0987	0,3825	0,3390	23
CM1404	0,9423	0,6013	0,6249	0,2502	0,5150	0,2652	0,3579	0,5911	0,6921	0,5626	0,0350	0,2392	0,3079	20
CM1405	1,0187	0,6648	0,7340	0,5606	0,2712	0,3922	0,2554	0,6779	0,7078	0,5612	0,0699	0,3829	0,2922	1
CM1406	0,9320	0,6052	0,7962	0,3358	0,3576	0,1865	0,1906	0,5896	0,7499	0,5054	0,0982	0,2173	0,2501	13
CM1407	0,9828	0,6279	0,6904	0,1005	0,7195	0,3644	0,3059	0,6470	0,7300	0,4123	0,1031	0,3700	0,2700	24
CM1408	0,9551	0,6232	0,5784	0,1652	0,6026	0,4646	0,4216	0,5978	0,4661	0,5565	0,0778	0,4442	0,5339	36
CM1409	1,0795	0,7180	0,5347	0,2405	0,5619	0,3635	0,3594	0,6245	0,5198	0,5464	0,0757	0,3841	0,4802	33
CM1410	1,0437	0,7442	0,6297	0,5743	0,2809	0,1864	0,2692	0,6182	0,5978	0,5390	0,0314	0,2655	0,4022	13
CM1411	0,9527	0,6899	0,5198	0,1188	0,6379	0,2640	0,4802	0,6184	0,4296	0,4462	0,1236	0,2701	0,5704	42
CM1412	1,0286	0,6443	0,6724	0,2240	0,6306	0,2931	0,3276	0,5705	0,6381	0,6341	0,0836	0,3315	0,3619	25

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM1413	0,9733	0,6724	0,6206	0,0965	0,7618	0,2745	0,3647	0,6497	0,6301	0,5269	0,0693	0,2749	0,3699	29
CM1414	0,9984	0,6722	0,6507	0,3040	0,3667	0,2742	0,3493	0,6343	0,6131	0,4075	0,0848	0,2917	0,3869	18
CM1415	1,0304	0,6687	0,6884	0,3618	0,4312	0,3570	0,2893	0,6313	0,5874	0,5751	0,0760	0,4010	0,4126	27
CM1416	0,9637	0,5859	0,7377	0,4573	0,4104	0,1694	0,2618	0,4972	0,6285	0,4895	0,0993	0,2180	0,3715	4
CM1417	0,9661	0,4079	0,5865	0,0888	0,7410	0,1753	0,3950	0,4836	0,6858	0,7189	0,0109	0,1405	0,3142	5
CM1418	0,9920	0,4353	0,6854	0,3885	0,3929	0,2070	0,3145	0,5531	0,5973	0,5191	0,0824	0,1864	0,4027	4
CM1419	1,0017	0,5040	0,7204	0,3623	0,3355	0,1310	0,2657	0,4921	0,6212	0,4543	0,0423	0,1738	0,3788	4
CM1420	0,9596	0,6469	0,4919	0,2129	0,5529	0,3177	0,4870	0,5916	0,4317	0,6035	0,0450	0,3409	0,5683	47
CM1421	1,0197	0,6031	0,7057	0,3905	0,4506	0,2966	0,2940	0,6063	0,5294	0,3714	0,1037	0,3608	0,4706	22
CM1501	1,0180	0,5146	0,6799	0,2292	0,6298	0,3457	0,3200	0,5271	0,7374	0,5565	0,0443	0,2627	0,2626	15
CM1502	1,0796	0,6179	0,6946	0,4085	0,3549	0,2143	0,2139	0,5927	0,7502	0,6357	0,0690	0,2305	0,2498	13
CM1503	1,2212	0,6520	0,6812	0,6622	0,1738	0,5136	0,1900	0,6146	0,6990	0,5089	0,0973	0,4078	0,3010	1
CM1504	1,0438	0,5492	0,8302	0,5452	0,2267	0,2218	0,1698	0,5683	0,8337	0,5486	0,1526	0,2091	0,1663	8
CM1505	0,9475	0,6742	0,7935	0,3287	0,3744	0,2243	0,1987	0,6823	0,7328	0,4905	0,0942	0,2369	0,2672	13
CM1506	0,8351	0,6224	0,7247	0,4206	0,3475	0,3308	0,2629	0,6517	0,6363	0,6573	0,0319	0,3532	0,3637	18
CM1507	1,0206	0,5513	0,7975	0,6645	0,2180	0,3726	0,2025	0,6120	0,7377	0,5765	0,0908	0,2972	0,2623	1
CM1508	1,0225	0,6203	0,8347	0,6492	0,1855	0,4871	0,1127	0,6312	0,7635	0,5150	0,0981	0,4157	0,2365	1
CM1509	0,9762	0,5353	0,7007	0,2774	0,5381	0,2696	0,2991	0,5620	0,7223	0,6252	0,0834	0,2441	0,2777	15
CM1510	1,0727	0,5440	0,8960	0,6227	0,1333	0,3401	0,1037	0,5924	0,5470	0,7807	0,0053	0,4336	0,4530	1
CM1511	1,0944	0,6045	0,8538	0,5845	0,1136	0,2937	0,1242	0,6145	0,7178	0,5948	0,0689	0,3685	0,2822	1
CM1512	1,0792	0,7566	0,8390	0,6568	0,2117	0,1019	0,1394	0,5077	0,8499	0,5476	0,1276	0,1381	0,1501	8
CM1513	0,9991	0,4799	0,7638	0,4428	0,3528	0,1266	0,2360	0,4277	0,6801	0,5359	0,1053	0,1677	0,3199	4
CM1601	0,9786	0,7298	0,5916	0,1829	0,5962	0,3390	0,4077	0,6991	0,3514	0,4455	0,1547	0,4159	0,6486	41
CM1602	0,9880	0,6028	0,6185	0,3140	0,4422	0,3712	0,3638	0,6391	0,5343	0,4273	0,0365	0,3567	0,4657	27
CM1603	1,0478	0,6285	0,4894	0,1159	0,7801	0,2778	0,4415	0,5825	0,5157	0,5568	0,0335	0,2955	0,4843	49
CM1604	1,0027	0,7006	0,6159	0,2095	0,5859	0,2954	0,3841	0,6978	0,4457	0,4595	0,1228	0,3632	0,5543	33

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM1605	0,9352	0,6737	0,5084	0,1104	0,7503	0,2631	0,4916	0,5851	0,4057	0,4643	0,1578	0,3342	0,5943	42
CM1606	0,9899	0,5203	0,5584	0,1704	0,6753	0,2451	0,4221	0,6145	0,4983	0,5030	0,1077	0,2263	0,5017	44
CM1607	1,0563	0,7002	0,5385	0,2547	0,5470	0,3928	0,3290	0,6296	0,3370	0,4464	0,1232	0,3876	0,6630	41
CM1608	0,8699	0,7186	0,6664	0,2922	0,5034	0,3622	0,3335	0,6737	0,5411	0,5180	0,0172	0,5614	0,4589	31
CM1609	1,0179	0,6565	0,7057	0,4643	0,4354	0,2942	0,2931	0,6556	0,5590	0,5061	0,1188	0,3851	0,4410	22
CM1610	1,1662	0,7456	0,5964	0,2771	0,5726	0,4403	0,4001	0,6311	0,5886	0,5189	0,0858	0,3717	0,4114	32
CM1701	1,0743	0,6374	0,6776	0,1674	0,6724	0,1362	0,3199	0,5495	0,6336	0,5765	0,0651	0,1427	0,3664	15
CM1702	0,9496	0,5822	0,5693	0,0626	0,6979	0,3557	0,4295	0,5660	0,4609	0,4868	0,1062	0,4020	0,5391	42
CM1703	0,9961	0,6833	0,5879	0,1905	0,5264	0,2446	0,3968	0,6169	0,5254	0,4800	0,1006	0,2796	0,4746	33
CM1704	0,8357	0,4264	0,6413	0,1026	0,7414	0,1582	0,3385	0,4200	0,5535	0,5540	0,0937	0,2315	0,4465	10
CM1705	1,0194	0,6781	0,6048	0,0748	0,8456	0,1978	0,3828	0,6287	0,5764	0,5881	0,0752	0,2035	0,4236	29
CM1706	0,9815	0,6441	0,5698	0,1719	0,6081	0,3334	0,4270	0,5609	0,4077	0,4429	0,0823	0,3935	0,5923	42
CM1707	0,6345	0,5292	0,5282	0,0836	0,7982	0,2790	0,4444	0,6262	0,3689	0,4691	0,1488	0,3883	0,6311	42
CM1708	0,9939	0,4737	0,6695	0,2979	0,4890	0,2930	0,3305	0,5714	0,5217	0,4349	0,1575	0,2764	0,4783	21
CM1709	1,0140	0,4742	0,7032	0,0619	0,5033	0,2345	0,2895	0,5300	0,6868	0,3934	0,2116	0,2100	0,3132	10
CM1710	1,0803	0,5288	0,6582	0,1363	0,7173	0,1224	0,3348	0,4835	0,6542	0,5376	0,1744	0,1189	0,3458	10
CM1711	0,9881	0,5041	0,6463	0,0993	0,6762	0,4727	0,3514	0,5922	0,5375	0,3921	0,1421	0,3598	0,4625	34
CM1712	0,9586	0,6524	0,6012	0,1120	0,6695	0,3284	0,3931	0,4873	0,4136	0,4662	0,1436	0,2757	0,5864	39
CM1713	0,9368	0,5919	0,6134	0,1321	0,6025	0,1950	0,3865	0,5568	0,5369	0,4902	0,1385	0,2142	0,4631	40
CM1714	0,9835	0,6729	0,7325	0,4114	0,4648	0,2054	0,2675	0,5498	0,5811	0,4037	0,1673	0,2848	0,4189	16
CM1801	1,0186	0,6937	0,6532	0,1701	0,6686	0,1773	0,3409	0,5428	0,5592	0,5805	0,0208	0,2431	0,4408	50
CM1802	1,0625	0,6920	0,5482	0,2077	0,6886	0,3048	0,3205	0,6373	0,5589	0,4762	0,1788	0,3359	0,4411	34
CM1803	0,9746	0,6048	0,5699	0,0902	0,7240	0,4016	0,4200	0,6378	0,4458	0,5077	0,0520	0,4261	0,5542	37
CM1804	0,9704	0,4572	0,5345	0,1061	0,8434	0,2453	0,3580	0,4075	0,4369	0,3803	0,1295	0,2859	0,5631	45
CM1805	0,9832	0,7130	0,6676	0,2456	0,4741	0,2303	0,3324	0,6330	0,6268	0,3640	0,1421	0,2778	0,3732	19
CM1806	0,9957	0,6052	0,6503	0,2526	0,4874	0,1944	0,3497	0,5899	0,5797	0,5388	0,0217	0,2188	0,4203	20

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM1807	1,0205	0,6243	0,6283	0,1544	0,7127	0,2588	0,3708	0,5342	0,5271	0,4766	0,1619	0,2965	0,4729	34
CM1808	1,4086	0,6440	0,5099	0,1744	0,6731	0,4872	0,2581	0,5447	0,5845	0,4885	0,1645	0,3969	0,4155	38
CM1809	0,9812	0,7073	0,7023	0,3541	0,4895	0,3740	0,2593	0,6117	0,5987	0,4902	0,1589	0,4980	0,4013	17
CM1810	1,1202	0,7350	0,5988	0,1598	0,6721	0,4127	0,3926	0,6534	0,6005	0,4789	0,1216	0,4380	0,3995	32
CM1811	0,8950	0,6417	0,6174	0,0914	0,7928	0,2138	0,3777	0,5235	0,4459	0,5031	0,0931	0,3064	0,5541	39
CM1812	1,0973	0,6786	0,5907	0,0421	0,8336	0,3490	0,3627	0,6600	0,5379	0,4957	0,0051	0,3219	0,4621	49
CM1813	0,9507	0,6204	0,5429	0,1449	0,7267	0,2694	0,4571	0,6059	0,5041	0,6014	0,0496	0,2809	0,4959	49
CM1814	0,9748	0,5007	0,6210	0,2855	0,5717	0,2263	0,3695	0,4666	0,5680	0,4923	0,0813	0,2708	0,4320	10
CM1815	0,8829	0,7688	0,6386	0,1211	0,7324	0,4404	0,3614	0,5917	0,3750	0,2993	0,0850	0,5196	0,6250	41
CM1816	0,9817	0,5232	0,6804	0,1068	0,5572	0,1748	0,3007	0,4776	0,6185	0,5435	0,0526	0,2140	0,3815	15
CM1817	1,0704	0,6776	0,6866	0,1121	0,7280	0,1133	0,3104	0,5078	0,5546	0,5808	0,0487	0,1835	0,4454	50
CM1818	0,7944	0,7519	0,6053	0,0719	0,8028	0,2329	0,3647	0,6665	0,4180	0,5077	0,0387	0,4080	0,5820	48
CM1819	0,9504	0,4486	0,5722	0,1090	0,8130	0,1756	0,4261	0,5322	0,5213	0,5154	0,0783	0,1796	0,4787	45
CM1820	0,9219	0,5651	0,5108	0,1151	0,7427	0,2220	0,4870	0,5626	0,4689	0,5092	0,0639	0,2490	0,5311	44
CM1821	1,3178	0,6693	0,5154	0,2871	0,6779	0,3081	0,3326	0,6491	0,5950	0,3793	0,2065	0,2488	0,4050	35
CM1822	0,9180	0,6033	0,5917	0,1395	0,7104	0,3124	0,4083	0,5727	0,5863	0,4592	0,0945	0,3501	0,4137	34
CM1823	1,2144	0,6185	0,5441	0,5081	0,3689	0,2242	0,1855	0,6122	0,4835	0,4408	0,2304	0,4216	0,5165	21
CM1824	0,9481	0,5953	0,5403	0,0972	0,6957	0,3627	0,4494	0,6366	0,5503	0,4973	0,1305	0,3273	0,4497	34
CM3101	1,0635	0,3868	0,4965	0,2084	0,7023	0,3181	0,4613	0,6216	0,4758	0,4361	0,1100	0,2253	0,5242	45
CM3102	0,9744	0,4875	0,4636	0,2650	0,4844	0,3947	0,5307	0,6393	0,3943	0,4563	0,0984	0,3441	0,6057	47
CM3103	1,0285	0,5661	0,7312	0,4961	0,1661	0,2519	0,2673	0,5671	0,6658	0,5751	0,0210	0,2313	0,3342	13
CM3104	0,8812	0,5410	0,4804	0,3068	0,5085	0,3674	0,5195	0,5674	0,3931	0,5335	0,0030	0,3581	0,6069	47
CM3105	1,0056	0,5992	0,4963	0,1734	0,6786	0,3166	0,5009	0,6058	0,4122	0,4574	0,1212	0,3208	0,5878	42
CM3106	1,3711	0,4099	0,4404	0,1079	0,8350	0,2277	0,5596	0,3370	0,4934	0,3345	0,0466	0,1366	0,5066	45
CM3107	1,0126	0,7046	0,4007	0,2302	0,6061	0,4522	0,5974	0,6239	0,3895	0,3887	0,1865	0,3933	0,6105	46
CM3108	0,8779	0,7612	0,5732	0,4636	0,3491	0,2929	0,3701	0,5708	0,3989	0,5581	0,0438	0,4653	0,6011	31

Designação	SECM	RCOR_Ind1	RCOR_Ind2	RCOR_Ind3	RCOR_Ind4	RCAP_Ind1	RCAP_Ind2	DCOR_Ind1	DCOR_Ind2	DCOR_Ind3	DCOR_Ind4	DCAP_Ind1	DCAP_Ind2	Neurónio
CM3109	1,0163	0,6537	0,3310	0,1113	0,8114	0,3810	0,6624	0,6759	0,3478	0,4142	0,1392	0,3618	0,6522	46
CM3110	1,0554	0,5372	0,3843	0,1018	0,8524	0,2869	0,6111	0,5050	0,3595	0,4241	0,0880	0,2609	0,6405	46
CM3201	1,0413	0,6524	0,5621	0,4302	0,4600	0,3835	0,4291	0,6682	0,6107	0,3875	0,1088	0,3455	0,3893	23
CM4101	1,0797	0,6954	0,4474	0,0765	0,7766	0,2880	0,4377	0,6373	0,4620	0,6488	0,0712	0,2968	0,5380	48
CM4201	1,1098	0,6599	0,6609	0,2635	0,5217	0,3172	0,3294	0,5684	0,5982	0,4807	0,1334	0,3374	0,4018	28
CM4202	1,0354	0,6975	0,3562	0,0565	0,8672	0,4372	0,5632	0,6345	0,3391	0,5738	0,0483	0,4536	0,6609	46
CM4203	1,0082	0,8142	0,6723	0,4771	0,4244	0,2831	0,3090	0,6044	0,4608	0,5532	0,0281	0,4331	0,5392	31
CM4204	0,9305	0,6895	0,5552	0,0968	0,7863	0,3032	0,4230	0,6670	0,4997	0,6075	0,0427	0,3277	0,5003	48
CM4205	1,0538	0,7582	0,4973	0,1581	0,6047	0,4135	0,4991	0,6506	0,4114	0,6062	0,0551	0,4311	0,5886	48
CM4206	1,1627	0,5911	0,6322	0,1791	0,6428	0,2505	0,3202	0,5303	0,6611	0,4907	0,0466	0,2533	0,3389	15
CM4301	0,9220	0,6859	0,5137	0,2637	0,6527	0,5017	0,4727	0,6752	0,4200	0,4691	0,1260	0,5143	0,5800	41
CM4302	1,0154	0,6344	0,5795	0,1392	0,5615	0,2657	0,2456	0,5998	0,5404	0,5535	0,0764	0,3919	0,4596	33
CM4401	1,5697	0,6647	0,3980	0,0705	0,7797	0,2562	0,3032	0,5309	0,6348	0,5074	0,1663	0,1820	0,3652	35
CM4501	1,0607	0,5536	0,5120	0,0515	0,7431	0,2123	0,4878	0,4354	0,4953	0,5362	0,0221	0,2394	0,5047	50
CM4502	0,9803	0,6272	0,5708	0,0702	0,8350	0,3101	0,4207	0,5665	0,5058	0,6172	0,0074	0,3798	0,4942	49
CM4601	1,0334	0,6794	0,4604	0,0453	0,8608	0,3760	0,5306	0,6399	0,4541	0,6027	0,0330	0,3752	0,5459	48
CM4602	1,2462	0,7004	0,4753	0,0762	0,7983	0,3104	0,4396	0,6212	0,5676	0,4722	0,1779	0,2628	0,4324	35
CM4603	1,2436	0,7619	0,5351	0,0696	0,7022	0,3857	0,3599	0,4883	0,4685	0,4887	0,2283	0,4017	0,5315	38
CM4701	0,9710	0,5837	0,5333	0,2211	0,5551	0,3351	0,4655	0,5348	0,4275	0,5902	0,1139	0,3385	0,5725	47
CM4801	1,2350	0,6439	0,5207	0,0236	0,8652	0,4286	0,4556	0,5570	0,5724	0,5825	0,0212	0,3210	0,4276	49
CM4802	0,9512	0,6942	0,3379	0,0551	0,9329	0,3670	0,6334	0,6202	0,2881	0,5940	0,0856	0,4019	0,7119	46
CM4901	1,1187	0,6416	0,5122	0,0053	0,9501	0,2831	0,3345	0,6626	0,6746	0,5475	0,0235	0,2269	0,3254	30

Neurónios	Média SECM	Média RCOR_Ind1	Média RCOR_Ind2	Média RCOR_Ind3	Média RCOR_Ind4	Média RCAP_Ind1	Média RCAP_Ind2	Média DCOR_Ind1	Média DCOR_Ind2	Média DCOR_Ind3	Média DCOR_Ind4	Média DCAP_Ind1	Média DCAP_Ind2
1	1,0956	0,6388	0,7873	0,6417	0,1642	0,4046	0,1869	0,6240	0,6944	0,5710	0,0804	0,3915	0,3056
2	1,0582	0,5505	0,8075	0,6638	0,2433	0,3215	0,1697	0,5119	0,6833	0,4186	0,1373	0,3044	0,3167
3	1,0742	0,4912	0,7106	0,5845	0,2408	0,1652	0,2317	0,4361	0,6531	0,4667	0,0740	0,2156	0,3469
4	0,9925	0,5125	0,7291	0,4182	0,3767	0,1589	0,2671	0,5004	0,6334	0,4853	0,0987	0,1914	0,3666
5	0,9830	0,3804	0,6430	0,1403	0,6949	0,1598	0,3485	0,4340	0,7432	0,6017	0,0393	0,1214	0,2568
6	1,0473	0,6997	0,8203	0,7322	0,1527	0,1957	0,1732	0,5959	0,6218	0,4193	0,1363	0,3199	0,3782
7	1,1174	0,6134	0,7250	0,4988	0,2686	0,1866	0,2115	0,5530	0,6647	0,4489	0,0995	0,2370	0,3353
8	1,0621	0,6120	0,8240	0,5530	0,2726	0,1402	0,1645	0,5427	0,8495	0,5317	0,1245	0,1376	0,1505
9	1,1323	0,5767	0,6750	0,2585	0,5029	0,1362	0,2831	0,5294	0,7001	0,5100	0,0730	0,1225	0,2999
10	0,9676	0,4856	0,6498	0,2170	0,5724	0,1694	0,3444	0,4833	0,5721	0,4794	0,1195	0,1969	0,4280
11	1,0998	0,7250	0,7192	0,6146	0,2096	0,1535	0,1483	0,5773	0,5705	0,4283	0,1295	0,3246	0,4296
12	1,0778	0,6819	0,7604	0,4581	0,3346	0,2798	0,2139	0,6364	0,6764	0,4019	0,1245	0,3167	0,3236
13	1,0139	0,6372	0,7315	0,4312	0,3020	0,2171	0,2358	0,6089	0,7106	0,5248	0,0592	0,2364	0,2894
14	1,0732	0,5971	0,6758	0,2405	0,5235	0,2195	0,3148	0,6277	0,6849	0,5274	0,0856	0,1922	0,3152
15	1,0228	0,5527	0,6658	0,1938	0,6016	0,2232	0,3218	0,5308	0,6648	0,5483	0,0558	0,2175	0,3352
16	0,9877	0,6241	0,7461	0,4693	0,3711	0,1953	0,2379	0,5621	0,6032	0,3966	0,1520	0,2946	0,3968
17	0,9828	0,6619	0,7053	0,3893	0,3854	0,3168	0,2682	0,5920	0,6193	0,4651	0,1490	0,3978	0,3807
18	0,9724	0,6138	0,6922	0,3434	0,3754	0,2834	0,2919	0,6116	0,6507	0,4796	0,0796	0,3027	0,3493
19	1,0386	0,6955	0,6587	0,2912	0,5298	0,2213	0,3176	0,6407	0,6241	0,4714	0,1267	0,2474	0,3759
20	1,1093	0,6377	0,5823	0,2313	0,5462	0,2404	0,3381	0,5787	0,6382	0,5826	0,0482	0,2181	0,3618
21	0,9966	0,5397	0,6456	0,4018	0,4377	0,2640	0,3216	0,5544	0,5136	0,4527	0,1558	0,3194	0,4864
22	0,9924	0,6423	0,7153	0,3451	0,4778	0,2738	0,2717	0,6217	0,5271	0,4381	0,1161	0,3640	0,4729
23	1,1489	0,7106	0,6596	0,3352	0,4523	0,3965	0,3347	0,6632	0,7080	0,3902	0,1015	0,4345	0,2920
24	0,9464	0,6119	0,6748	0,1642	0,6702	0,3867	0,3225	0,6250	0,6753	0,4899	0,0915	0,3874	0,3247
25	1,1270	0,6765	0,6213	0,1841	0,6874	0,3659	0,3158	0,5994	0,7103	0,6314	0,0881	0,3229	0,2898

Neurónios	Média SECM	Média RCOR_Ind1	Média RCOR_Ind2	Média RCOR_Ind3	Média RCOR_Ind4	Média RCAP_Ind1	Média RCAP_Ind2	Média DCOR_Ind1	Média DCOR_Ind2	Média DCOR_Ind3	Média DCOR_Ind4	Média DCAP_Ind1	Média DCAP_Ind2
26	1,1613	0,7376	0,5741	0,3620	0,4181	0,2253	0,3233	0,5571	0,4251	0,3874	0,1294	0,2615	0,5749
27	1,0493	0,6802	0,6222	0,3484	0,4078	0,3338	0,3470	0,6277	0,5464	0,5207	0,0663	0,3493	0,4536
28	0,9973	0,6838	0,6596	0,2699	0,5370	0,3403	0,3354	0,6074	0,5933	0,4900	0,1364	0,3647	0,4067
29	1,0167	0,6874	0,6054	0,0950	0,7689	0,2471	0,3744	0,6310	0,5858	0,5142	0,0956	0,2461	0,4142
30	1,0130	0,6033	0,5827	0,0543	0,8487	0,3198	0,3526	0,6513	0,7277	0,5678	0,0827	0,2582	0,2723
31	0,9949	0,7562	0,6415	0,4519	0,3677	0,4387	0,3221	0,6288	0,4632	0,5063	0,0560	0,5130	0,5368
32	1,0706	0,7153	0,5734	0,1583	0,6684	0,4449	0,4161	0,6639	0,5826	0,5713	0,0683	0,4134	0,4174
33	1,0185	0,6909	0,6009	0,2095	0,5893	0,2885	0,3594	0,6166	0,5133	0,4879	0,0844	0,3351	0,4867
34	0,9868	0,6063	0,5979	0,1492	0,6998	0,3246	0,3775	0,5928	0,5599	0,4718	0,1444	0,3209	0,4401
35	1,3331	0,6643	0,4934	0,1324	0,7539	0,2851	0,3652	0,5774	0,5975	0,4702	0,1821	0,2300	0,4025
36	1,0846	0,6115	0,5069	0,2521	0,5046	0,5229	0,3894	0,5866	0,4770	0,5055	0,0883	0,4775	0,5230
37	1,0063	0,6260	0,5626	0,1010	0,7246	0,3838	0,4081	0,6423	0,5043	0,4561	0,0512	0,3970	0,4957
38	1,3261	0,7030	0,5225	0,1220	0,6877	0,4365	0,3090	0,5165	0,5265	0,4886	0,1964	0,3993	0,4735
39	0,9575	0,6328	0,5887	0,1061	0,7404	0,2520	0,4010	0,5311	0,4772	0,4334	0,1137	0,2910	0,5228
40	1,0175	0,5952	0,5961	0,1352	0,7342	0,1990	0,3883	0,5595	0,5616	0,4310	0,1333	0,2095	0,4384
41	0,9664	0,6988	0,5566	0,1644	0,6786	0,4238	0,4100	0,6542	0,3769	0,4247	0,1120	0,4617	0,6231
42	0,9076	0,6327	0,5241	0,1092	0,7215	0,3050	0,4549	0,5867	0,4139	0,4610	0,1115	0,3564	0,5861
43	1,6263	0,7173	0,3478	0,0702	0,7739	0,3616	0,2286	0,5399	0,4543	0,4806	0,0664	0,3306	0,5457
44	0,9717	0,5679	0,5429	0,1064	0,7377	0,2817	0,4316	0,5813	0,5503	0,5481	0,0757	0,2804	0,4497
45	1,0790	0,4506	0,5301	0,1056	0,7528	0,2224	0,4074	0,5143	0,5282	0,4528	0,0777	0,1984	0,4718
46	1,0000	0,6623	0,3825	0,0984	0,8259	0,3672	0,5956	0,6082	0,3498	0,4865	0,1285	0,3674	0,6502
47	0,9521	0,6148	0,4957	0,2870	0,4989	0,3140	0,4965	0,5799	0,4032	0,5375	0,0634	0,3309	0,5968
48	0,9773	0,6814	0,5208	0,1027	0,7632	0,3372	0,4499	0,6524	0,4633	0,5822	0,0464	0,3567	0,5367
49	1,0019	0,6552	0,5642	0,0941	0,7795	0,2863	0,4185	0,6081	0,5166	0,5802	0,0344	0,3087	0,4834
50	1,0017	0,6167	0,6147	0,1242	0,7091	0,1605	0,3744	0,5121	0,5224	0,5709	0,0466	0,2052	0,4777

## **Anexo B - Posicionamento das organizações do poder local ao longo dos anos**

<b>Designação</b>	<b>Neurónio ocupado em 2005</b>	<b>Neurónio ocupado em 2006</b>	<b>Neurónio ocupado em 2007</b>	<b>Neurónio ocupado em 2008</b>	<b>Posição em 2006</b>	<b>Posição em 2007</b>	<b>Posição em 2008</b>
CM0101	4	4	7	12	manteve	alterou	alterou
CM0102	19	19	22	18	manteve	alterou	alterou
CM0103	33	22	23	35	alterou	alterou	alterou
CM0104	33	33	33	37	manteve	manteve	alterou
CM0105	3	3	3	3	manteve	manteve	manteve
CM0106	9	10	10	5	alterou	manteve	alterou
CM0107	17	13	16	8	alterou	alterou	alterou
CM0108	21	18	18	27	alterou	manteve	alterou
CM0109	16	16	16	16	manteve	manteve	manteve
CM0110	3	7	7	7	alterou	manteve	manteve
CM0111	14	20	38	36	alterou	alterou	alterou
CM0112	47	27	27	27	alterou	manteve	manteve
CM0113	17	17	12	17	manteve	alterou	alterou
CM0114	26	22	22	22	alterou	manteve	manteve
CM0115	7	7	7	7	manteve	manteve	manteve
CM0116	18	31	12	17	alterou	alterou	alterou
CM0117	33	33	33	34	manteve	manteve	alterou
CM0118	19	18	17	18	alterou	alterou	alterou
CM0119	19	9	9	21	alterou	manteve	alterou
CM0201	30	24	28	24	alterou	alterou	alterou
CM0202	32	32	25	24	manteve	alterou	alterou
CM0203	25	25	25	32	manteve	manteve	alterou
CM0204	30	30	44	30	manteve	alterou	alterou
CM0205	36	23	17	17	alterou	alterou	manteve
CM0206	19	28	12	12	alterou	alterou	manteve
CM0207	32	32	25	24	manteve	alterou	alterou
CM0208	24	25	25	24	alterou	manteve	alterou
CM0209	48	29	15	49	alterou	alterou	alterou
CM0210	5	15	15	15	alterou	manteve	manteve
CM0211	28	28	12	28	manteve	alterou	alterou
CM0212	5	5	5	5	manteve	manteve	manteve
CM0213	24	24	24	24	manteve	manteve	manteve
CM0214	32	24	24	24	alterou	manteve	manteve
CM0301	33	34	19	33	alterou	alterou	alterou
CM0302	22	22	17	12	manteve	alterou	alterou
CM0303	31	31	11	11	manteve	alterou	manteve
CM0304	48	48	32	33	manteve	alterou	alterou
CM0305	33	32	34	24	alterou	alterou	alterou
CM0306	12	16	17	12	alterou	alterou	alterou
CM0307	22	22	22	28	manteve	manteve	alterou
CM0308	16	7	12	7	alterou	alterou	alterou
CM0309	22	28	19	28	alterou	alterou	alterou

CM0310	29	48	41	32	alterou	alterou	alterou
CM0311	29	24	29	37	alterou	alterou	alterou
CM0312	17	12	12	12	alterou	manteve	manteve
CM0313	19	14	19	15	alterou	alterou	alterou
CM0314	21	4	21	16	alterou	alterou	alterou
CM0401	29	29	44	45	manteve	alterou	alterou
CM0402	23	22	23	23	alterou	alterou	manteve
CM0403	50	44	45	45	alterou	alterou	manteve
CM0404	30	30	10	44	manteve	alterou	alterou
CM0405	34	34	37	24	manteve	alterou	alterou
CM0406	40	45	45	15	alterou	manteve	alterou
CM0407	40	19	15	15	alterou	alterou	manteve
CM0408	42	42	37	40	manteve	alterou	alterou
CM0409	49	48	48	34	alterou	manteve	alterou
CM0410	35	40	40	45	alterou	manteve	alterou
CM0411	46	49	46	42	alterou	alterou	alterou
CM0412	29	48	37	37	alterou	alterou	manteve
CM0501	39	40	35	38	alterou	alterou	alterou
CM0502	26	26	26	31	manteve	manteve	alterou
CM0503	26	26	4	16	manteve	alterou	alterou
CM0504	10	10	10	10	manteve	manteve	manteve
CM0505	37	37	37	32	manteve	manteve	alterou
CM0506	41	42	37	38	alterou	alterou	alterou
CM0507	39	45	34	39	alterou	alterou	alterou
CM0508	43	38	38	38	alterou	manteve	manteve
CM0509	34	40	15	15	alterou	alterou	manteve
CM0510	49	49	49	49	manteve	manteve	manteve
CM0511	44	32	24	34	alterou	alterou	alterou
CM0601	15	24	14	20	alterou	alterou	alterou
CM0602	21	27	22	22	alterou	alterou	manteve
CM0603	3	8	8	8	alterou	manteve	manteve
CM0604	27	23	19	9	alterou	alterou	alterou
CM0605	3	3	7	8	manteve	alterou	alterou
CM0606	49	49	29	29	manteve	alterou	manteve
CM0607	18	18	18	4	manteve	manteve	alterou
CM0608	9	9	14	9	manteve	alterou	alterou
CM0609	33	20	14	19	alterou	alterou	alterou
CM0610	33	19	9	9	alterou	alterou	manteve
CM0611	21	21	14	4	manteve	alterou	alterou
CM0612	43	43	43	43	manteve	manteve	manteve
CM0613	37	33	23	35	alterou	alterou	alterou
CM0614	45	10	10	15	alterou	manteve	alterou
CM0615	32	24	28	25	alterou	alterou	alterou
CM0616	34	15	14	25	alterou	alterou	alterou
CM0617	5	7	10	5	alterou	alterou	alterou

<b>CM0701</b>	45	40	15	15	alterou	alterou	manteve
<b>CM0702</b>	29	40	39	33	alterou	alterou	alterou
<b>CM0703</b>	20	15	15	47	alterou	manteve	alterou
<b>CM0704</b>	15	14	24	14	alterou	alterou	alterou
<b>CM0705</b>	13	13	13	13	manteve	manteve	manteve
<b>CM0706</b>	14	14	28	14	manteve	alterou	alterou
<b>CM0707</b>	50	42	50	44	alterou	alterou	alterou
<b>CM0708</b>	5	5	5	5	manteve	manteve	manteve
<b>CM0709</b>	49	30	30	32	alterou	manteve	alterou
<b>CM0710</b>	20	15	35	15	alterou	alterou	alterou
<b>CM0711</b>	15	28	28	24	alterou	manteve	alterou
<b>CM0712</b>	27	18	13	14	alterou	alterou	alterou
<b>CM0713</b>	29	25	25	35	alterou	manteve	alterou
<b>CM0714</b>	14	15	24	14	alterou	alterou	alterou
<b>CM0801</b>	1	1	1	11	manteve	manteve	alterou
<b>CM0802</b>	48	49	35	48	alterou	alterou	alterou
<b>CM0803</b>	19	19	31	17	manteve	alterou	alterou
<b>CM0804</b>	26	19	11	16	alterou	alterou	alterou
<b>CM0805</b>	11	3	8	8	alterou	alterou	manteve
<b>CM0806</b>	11	1	6	6	alterou	alterou	manteve
<b>CM0807</b>	11	6	2	2	alterou	alterou	manteve
<b>CM0808</b>	6	6	6	11	manteve	manteve	alterou
<b>CM0809</b>	49	49	50	50	manteve	alterou	manteve
<b>CM0810</b>	13	13	16	7	manteve	alterou	alterou
<b>CM0811</b>	6	2	6	6	alterou	alterou	manteve
<b>CM0812</b>	27	23	7	23	alterou	alterou	alterou
<b>CM0813</b>	7	3	3	8	alterou	manteve	alterou
<b>CM0814</b>	2	11	6	3	alterou	alterou	alterou
<b>CM0815</b>	7	18	11	7	alterou	alterou	alterou
<b>CM0816</b>	11	7	2	16	alterou	alterou	alterou
<b>CM0901</b>	42	46	32	35	alterou	alterou	alterou
<b>CM0902</b>	43	35	37	37	alterou	alterou	manteve
<b>CM0903</b>	5	5	5	5	manteve	manteve	manteve
<b>CM0904</b>	39	37	40	40	alterou	alterou	manteve
<b>CM0905</b>	42	5	45	34	alterou	alterou	alterou
<b>CM0906</b>	37	30	24	32	alterou	alterou	alterou
<b>CM0907</b>	10	10	4	4	manteve	alterou	manteve
<b>CM0908</b>	37	29	40	37	alterou	alterou	alterou
<b>CM0909</b>	40	40	39	40	manteve	alterou	alterou
<b>CM0910</b>	39	42	37	34	alterou	alterou	alterou
<b>CM0911</b>	40	45	37	40	alterou	alterou	alterou
<b>CM0912</b>	10	10	19	19	manteve	alterou	manteve
<b>CM0913</b>	40	40	45	40	manteve	alterou	alterou
<b>CM0914</b>	40	45	34	40	alterou	alterou	alterou
<b>CM1001</b>	21	21	16	16	manteve	alterou	manteve

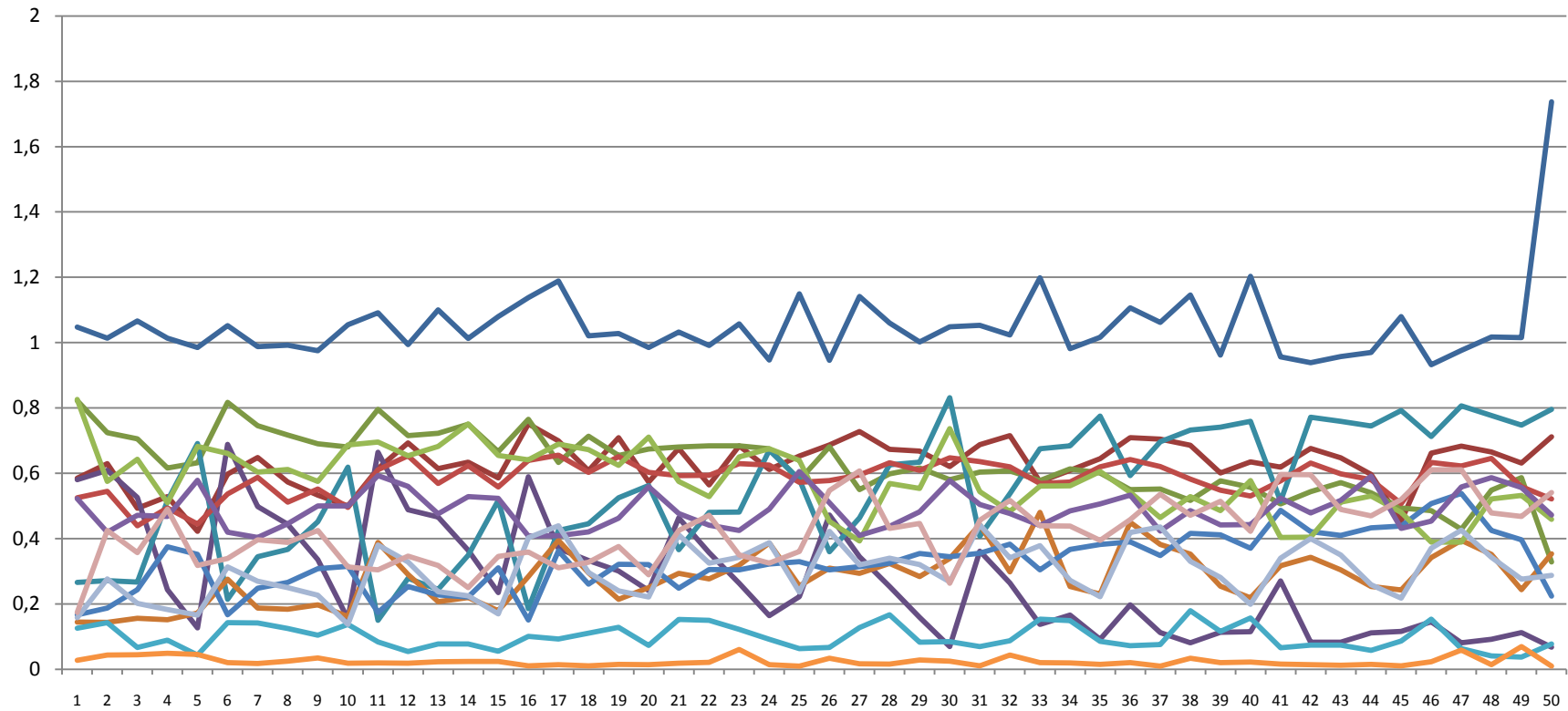
<b>CM1002</b>	41	37	33	39	alterou	alterou	alterou
<b>CM1003</b>	50	10	50	47	alterou	alterou	alterou
<b>CM1004</b>	12	12	12	12	manteve	manteve	manteve
<b>CM1005</b>	9	18	27	9	alterou	alterou	alterou
<b>CM1006</b>	11	11	11	11	manteve	manteve	manteve
<b>CM1007</b>	45	10	5	5	alterou	alterou	manteve
<b>CM1008</b>	44	44	15	15	manteve	alterou	manteve
<b>CM1009</b>	2	3	8	3	alterou	alterou	alterou
<b>CM1010</b>	7	13	7	7	alterou	alterou	manteve
<b>CM1011</b>	8	3	8	8	alterou	alterou	manteve
<b>CM1012</b>	21	3	11	6	alterou	alterou	alterou
<b>CM1013</b>	49	29	44	37	alterou	alterou	alterou
<b>CM1014</b>	8	17	13	8	alterou	alterou	alterou
<b>CM1015</b>	22	31	31	17	alterou	manteve	alterou
<b>CM1016</b>	18	17	18	18	alterou	alterou	manteve
<b>CM1101</b>	2	17	12	12	alterou	alterou	manteve
<b>CM1102</b>	18	27	13	18	alterou	alterou	alterou
<b>CM1103</b>	17	11	1	31	alterou	alterou	alterou
<b>CM1104</b>	14	28	14	14	alterou	alterou	manteve
<b>CM1105</b>	6	2	6	2	alterou	alterou	alterou
<b>CM1106</b>	1	1	8	1	manteve	alterou	alterou
<b>CM1107</b>	2	2	2	2	manteve	manteve	manteve
<b>CM1108</b>	16	12	12	16	alterou	manteve	alterou
<b>CM1109</b>	31	31	1	6	manteve	alterou	alterou
<b>CM1110</b>	6	6	6	6	manteve	manteve	manteve
<b>CM1111</b>	2	6	6	8	alterou	manteve	alterou
<b>CM1112</b>	31	23	23	23	alterou	manteve	manteve
<b>CM1113</b>	12	1	12	12	alterou	alterou	manteve
<b>CM1114</b>	6	2	1	2	alterou	alterou	alterou
<b>CM1115</b>	2	8	8	8	alterou	manteve	manteve
<b>CM1116</b>	3	8	2	8	alterou	alterou	alterou
<b>CM1201</b>	49	44	44	15	alterou	manteve	alterou
<b>CM1202</b>	43	43	43	43	manteve	manteve	manteve
<b>CM1203</b>	30	30	32	24	manteve	alterou	alterou
<b>CM1204</b>	20	9	25	25	alterou	alterou	manteve
<b>CM1205</b>	32	25	25	25	alterou	manteve	manteve
<b>CM1206</b>	45	50	35	35	alterou	alterou	manteve
<b>CM1207</b>	36	27	23	23	alterou	alterou	manteve
<b>CM1208</b>	45	45	25	35	manteve	alterou	alterou
<b>CM1209</b>	29	49	29	42	alterou	alterou	alterou
<b>CM1210</b>	44	44	44	32	manteve	manteve	alterou
<b>CM1211</b>	44	30	30	30	alterou	manteve	manteve
<b>CM1212</b>	44	44	15	37	manteve	alterou	alterou
<b>CM1213</b>	20	33	20	19	alterou	alterou	alterou
<b>CM1214</b>	47	47	21	22	manteve	alterou	alterou

CM1215	49	48	25	25	alterou	alterou	manteve
CM1301	22	19	19	19	alterou	manteve	manteve
CM1302	48	33	32	24	alterou	alterou	alterou
CM1303	4	4	18	13	manteve	alterou	alterou
CM1304	16	12	12	17	alterou	manteve	alterou
CM1305	17	19	28	23	alterou	alterou	alterou
CM1306	11	6	6	6	alterou	manteve	manteve
CM1307	23	23	23	23	manteve	manteve	manteve
CM1308	2	1	2	2	alterou	alterou	manteve
CM1309	27	21	21	21	alterou	manteve	manteve
CM1310	16	17	16	19	alterou	alterou	alterou
CM1311	10	21	19	21	alterou	alterou	alterou
CM1312	1	1	1	1	manteve	manteve	manteve
CM1313	12	12	12	16	manteve	manteve	alterou
CM1314	21	4	21	4	alterou	alterou	alterou
CM1315	3	7	8	8	alterou	alterou	manteve
CM1316	7	1	12	12	alterou	alterou	manteve
CM1317	3	3	3	3	manteve	manteve	manteve
CM1318	16	7	16	4	alterou	alterou	alterou
CM1401	17	17	23	12	manteve	alterou	alterou
CM1402	21	18	14	14	alterou	alterou	manteve
CM1403	23	23	12	12	manteve	alterou	manteve
CM1404	20	15	14	9	alterou	alterou	alterou
CM1405	1	1	1	1	manteve	manteve	manteve
CM1406	13	4	4	4	alterou	manteve	manteve
CM1407	24	40	15	15	alterou	alterou	manteve
CM1408	36	32	25	24	alterou	alterou	alterou
CM1409	33	32	23	25	alterou	alterou	alterou
CM1410	13	7	11	7	alterou	alterou	alterou
CM1411	42	42	28	9	manteve	alterou	alterou
CM1412	25	15	15	24	alterou	manteve	alterou
CM1413	29	30	25	24	alterou	alterou	alterou
CM1414	18	18	12	13	manteve	alterou	alterou
CM1415	27	18	23	23	alterou	alterou	manteve
CM1416	4	3	8	4	alterou	alterou	alterou
CM1417	5	5	5	5	manteve	manteve	manteve
CM1418	4	4	4	4	manteve	manteve	manteve
CM1419	4	4	4	7	manteve	manteve	alterou
CM1420	47	33	15	9	alterou	alterou	alterou
CM1421	22	16	16	16	alterou	manteve	manteve
CM1501	15	14	14	23	alterou	manteve	alterou
CM1502	13	1	8	8	alterou	alterou	manteve
CM1503	1	1	1	1	manteve	manteve	manteve
CM1504	8	8	8	8	manteve	manteve	manteve
CM1505	13	13	12	23	manteve	alterou	alterou

<b>CM1506</b>	18	13	12	13	alterou	alterou	alterou
<b>CM1507</b>	1	1	1	8	manteve	manteve	alterou
<b>CM1508</b>	1	1	1	1	manteve	manteve	manteve
<b>CM1509</b>	15	14	13	14	alterou	alterou	alterou
<b>CM1510</b>	1	1	1	6	manteve	manteve	alterou
<b>CM1511</b>	1	1	1	8	manteve	manteve	alterou
<b>CM1512</b>	8	8	8	8	manteve	manteve	manteve
<b>CM1513</b>	4	4	4	8	manteve	manteve	alterou
<b>CM1601</b>	41	41	33	41	manteve	alterou	alterou
<b>CM1602</b>	27	18	18	18	alterou	manteve	manteve
<b>CM1603</b>	49	29	34	38	alterou	alterou	alterou
<b>CM1604</b>	33	33	33	33	manteve	manteve	manteve
<b>CM1605</b>	42	39	42	39	alterou	alterou	alterou
<b>CM1606</b>	44	40	34	40	alterou	alterou	alterou
<b>CM1607</b>	41	26	35	28	alterou	alterou	alterou
<b>CM1608</b>	31	19	18	28	alterou	alterou	alterou
<b>CM1609</b>	22	31	31	22	alterou	manteve	alterou
<b>CM1610</b>	32	28	38	33	alterou	alterou	alterou
<b>CM1701</b>	15	14	50	50	alterou	alterou	manteve
<b>CM1702</b>	42	44	37	37	alterou	alterou	manteve
<b>CM1703</b>	33	33	28	28	manteve	alterou	manteve
<b>CM1704</b>	10	5	5	5	alterou	manteve	manteve
<b>CM1705</b>	29	29	29	29	manteve	manteve	manteve
<b>CM1706</b>	42	39	33	34	alterou	alterou	alterou
<b>CM1707</b>	42	44	40	45	alterou	alterou	alterou
<b>CM1708</b>	21	10	19	22	alterou	alterou	alterou
<b>CM1709</b>	10	10	14	15	manteve	alterou	alterou
<b>CM1710</b>	10	10	50	45	manteve	alterou	alterou
<b>CM1711</b>	34	34	34	34	manteve	manteve	manteve
<b>CM1712</b>	39	39	40	40	manteve	alterou	manteve
<b>CM1713</b>	40	10	34	15	alterou	alterou	alterou
<b>CM1714</b>	16	18	12	14	alterou	alterou	alterou
<b>CM1801</b>	50	15	15	44	alterou	manteve	alterou
<b>CM1802</b>	34	15	35	38	alterou	alterou	alterou
<b>CM1803</b>	37	37	34	34	manteve	alterou	manteve
<b>CM1804</b>	45	45	40	45	manteve	alterou	alterou
<b>CM1805</b>	19	19	22	22	manteve	alterou	manteve
<b>CM1806</b>	20	14	19	9	alterou	alterou	alterou
<b>CM1807</b>	34	33	34	34	alterou	alterou	manteve
<b>CM1808</b>	38	38	43	43	manteve	alterou	manteve
<b>CM1809</b>	17	23	23	24	alterou	manteve	alterou
<b>CM1810</b>	32	25	28	28	alterou	alterou	manteve
<b>CM1811</b>	39	29	29	29	alterou	manteve	manteve
<b>CM1812</b>	49	29	35	34	alterou	alterou	alterou
<b>CM1813</b>	49	29	37	24	alterou	alterou	alterou

<b>CM1814</b>	10	15	4	9	alterou	alterou	alterou
<b>CM1815</b>	41	41	37	37	manteve	alterou	manteve
<b>CM1816</b>	15	5	15	36	alterou	alterou	alterou
<b>CM1817</b>	50	33	33	37	alterou	manteve	alterou
<b>CM1818</b>	48	49	37	37	alterou	alterou	manteve
<b>CM1819</b>	45	45	45	45	manteve	manteve	manteve
<b>CM1820</b>	44	44	15	15	manteve	alterou	manteve
<b>CM1821</b>	35	35	38	19	manteve	alterou	alterou
<b>CM1822</b>	34	15	24	24	alterou	alterou	manteve
<b>CM1823</b>	21	16	12	12	alterou	alterou	manteve
<b>CM1824</b>	34	40	15	42	alterou	alterou	alterou
<b>CM3101</b>	45	45	45	42	manteve	manteve	alterou
<b>CM3102</b>	47	47	21	21	manteve	alterou	manteve
<b>CM3103</b>	13	13	1	13	manteve	alterou	alterou
<b>CM3104</b>	47	47	20	21	manteve	alterou	alterou
<b>CM3105</b>	42	46	10	47	alterou	alterou	alterou
<b>CM3106</b>	45	45	45	45	manteve	manteve	manteve
<b>CM3107</b>	46	47	47	47	alterou	manteve	manteve
<b>CM3108</b>	31	4	13	18	alterou	alterou	alterou
<b>CM3109</b>	46	46	46	37	manteve	manteve	alterou
<b>CM3110</b>	46	46	46	46	manteve	manteve	manteve
<b>CM3201</b>	23	21	31	7	alterou	alterou	alterou
<b>CM4101</b>	48	46	25	25	alterou	alterou	manteve
<b>CM4201</b>	28	17	12	21	alterou	alterou	alterou
<b>CM4202</b>	46	48	49	30	alterou	alterou	alterou
<b>CM4203</b>	31	16	16	22	alterou	manteve	alterou
<b>CM4204</b>	48	49	48	14	alterou	alterou	alterou
<b>CM4205</b>	48	50	33	47	alterou	alterou	alterou
<b>CM4206</b>	15	19	20	22	alterou	alterou	alterou
<b>CM4301</b>	41	33	28	19	alterou	alterou	alterou
<b>CM4302</b>	33	28	32	42	alterou	alterou	alterou
<b>CM4401</b>	35	35	37	35	manteve	alterou	alterou
<b>CM4501</b>	50	45	45	45	alterou	manteve	manteve
<b>CM4502</b>	49	49	50	49	manteve	alterou	alterou
<b>CM4601</b>	48	49	49	49	alterou	manteve	manteve
<b>CM4602</b>	35	34	34	29	alterou	manteve	alterou
<b>CM4603</b>	38	38	35	35	manteve	alterou	manteve
<b>CM4701</b>	47	33	14	14	alterou	alterou	manteve
<b>CM4801</b>	49	35	49	32	alterou	alterou	alterou
<b>CM4802</b>	46	46	37	25	manteve	alterou	alterou
<b>CM4901</b>	30	30	30	49	manteve	manteve	alterou

## **Anexo C - Gráfico da média das variáveis**



— Média SECM	— Média RCOR_Ind1	— Média RCOR_Ind2	— Média RCOR_Ind3	— Média RCOR_Ind4
— Média RCAP_Ind1	— Média RCAP_Ind2	— Média DCOR_Ind1	— Média DCOR_Ind2	— Média DCOR_Ind3
— Média DCOR_Ind4	— Média DCOR_Ind5	— Média DCAP_Ind1	— Média DCAP_Ind2	

