



奇值分解式

平 斯

方陣如果以秩來區分，最簡單的要算單秩張量，代數的說法是兩個向量的張量乘積 $M = uv^T$ ，在力學裡管它叫Dyad。至於其他的方陣就可能非常複雜，但總不離這些單秩張量的線性組合。例如隨意一組向量的正交基底 $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 可以用來描述所有的 n 階方陣

$$M = \sum a_{ij} u_i u_j^T$$

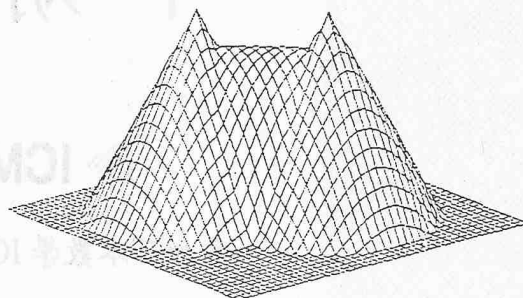
例如單位方陣可寫成 $I = u_1 u_1^T + \dots + u_n u_n^T$ 。

這樣精簡的式子，並不是單位方陣獨有的特性，每個對稱的方陣，也可以找適當的基底把它寫成 $M = \sum \lambda_i u_i u_i^T$ 。至於其他的任意方陣，也有個約分至最簡單的形式。只是必須找兩組，而不是一組，正交的基底 $\{u_1, \dots, u_n\}$ 和 $\{v_1, \dots, v_n\}$ 使得方陣寫成

$$(*) \quad M = \lambda_1 u_1 v_1^T + \dots + \lambda_n u_n v_n^T$$

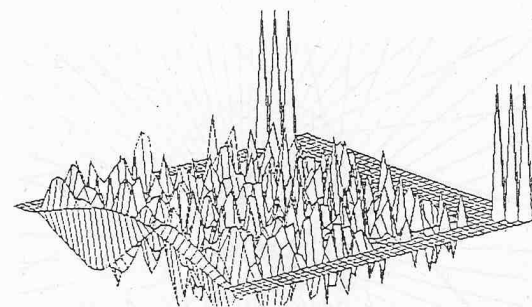
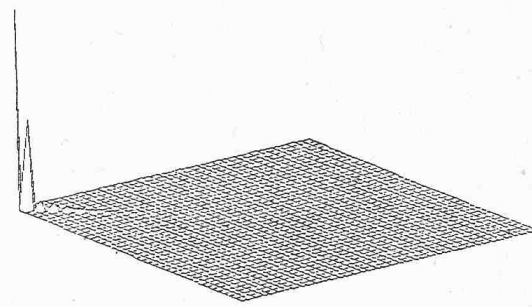
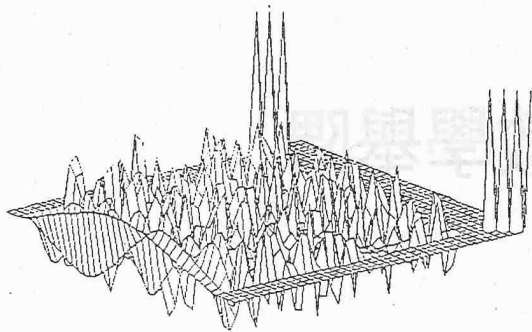
這就是一般所稱的奇值分解式 (Singular Value Decomposition，簡稱SVD)。這套教科

書裡學來的理論，正如所有其他漂亮的理論一樣，都有很實際的應用。這裡要提供一個簡單的例子：



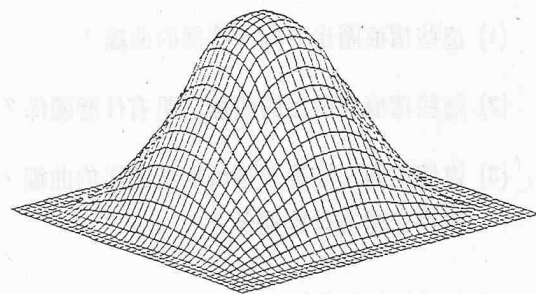
圖一

圖一是一個 40×40 方陣的立體示意圖，在坐標 (i, j) 上的高度就是 a_{ij} ，它可分解成 $M = U \Lambda V^T$ ，這個式子其實和(*)是一致的，只是兩組正交基底的行向量集合起來，構成正交方陣 $U = (u_1, \dots, u_n)$ 和 $V = (v_1, \dots, v_n)$ 而 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ 是個對角線方陣，這些值就稱為奇值。下面依序列出這三個方陣。



圖二

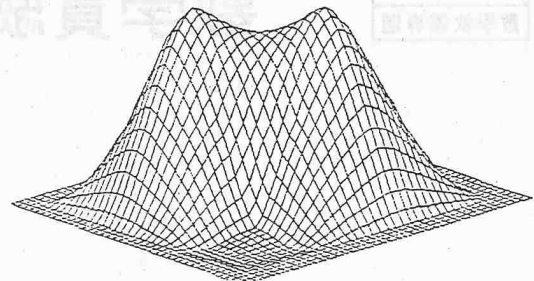
如果只取(*)的頭一個單秩張量，圖三驗證了 Perron 定理：正項矩陣的第一個奇值和所對應的固守向量全都是正的。



圖三

再取下一個單秩張量做和，圖四顯示結果和原

來的方陣已經相差無幾。然而這個方陣只用了不足200個數據，比較起原來的 40×40 ，只佔八分之一。



圖四

這個例子的教訓是當我們希望用較低秩的來逼近一個方陣時，SVD 能提供令人滿意的選擇。

一般數據化影像是由排列整齊的像素 (PIXEL) 所構成的。每個像素的明暗度以數據表示，構成一個方陣。由於解析度不同，這個方陣的尺碼可能是 256×256 或 1024×1024 不等。這樣複雜的方陣佔用了龐大的儲存空間，操作起來當然也相當耗時。上面的例子說明可以用較低秩的方陣來取代而仍不失真，結果節省了相當的空間和時間。因此SVD 成了濃縮資料的一個有力手段。

本文中的圖全由操作MATLAB 獲得，這套風行一時的數學軟體，△名是矩陣實驗室，由一夥數值計算的人聯手發展出來。其前身 Linpack 和 Eispack 是線性代數與固守值問題解法的副程式集。類似這種為特殊目標而設計的還有 Quadpack, Itpack, Minpack 和 Ellpack，分別是積分、疊代法、最佳化和橢圓偏微方程等。有一部分收集在另一個大型IMSL 的集子裡。然而使用IMSL 和MATLAB 兩者感覺完全不同。打個比方，前者好像是手排的陽春車，而後者像舒坦的豪華車，方便太多了。

後記：自暑假以來，IMSL 也推出了用於工作站的豪華版本，很快也會有個人電腦的版本出現。