Ttitle Principal component analysis

Afdasdadf

# Introducción y motivación

En épocas modernas la data abunda y los análisis sobre ella han llevado a desarrollar técnicas y procedimientos para su entendimiento que permean a todas las ramas de la ciencia.

Dentro de dichos estudios, el análisis multivariado ha probado ser de mucha utilidad para el procesamiento de datos y el descubrimiento de patrones. De igual manera la cantidad abrumadora de datos que se presentan día a día requieren que los métodos para procesar datos sean eficientes y conserven propiedades fundamentales en el análisis, es para responder esta necesidad que surge el análisis de componentes principales.

El análisis de componentes principales surge como un método muy eficiente y poderoso para reducir la dimensionalidad de la data sin sacrificar mucha calidad informativa a la hora de ser aplicado.

Particularmente, el análisis de componentes principales o bien conocido por sus siglas en inglés (PCA), consiste en reducir la dimensión de la data en unas variables llamadas componentes principales (PC) mientras se retiene tanta variabilidad proveniente de la data como sea posible.

Este trabajo está apuntado a explicar el método de componentes principales, su estimación, su relación con el análisis matricial y finalmente una aplicación directa del mismo.

# Definición de los componentes principales

Suponga que *x* es un vector de *m* variables aleatorias y que se desea analizar la estructura de varianzas y covarianzas de las *m* variables. Si las *m* variables aleatorias son pocas, no es inconveniente alguno analizar las varianzas y covarianzas una a una. Lamentablemente cuando el número de variables escala la complejidad del análisis también lo hace ya que sería necesario analizar covarianzas.

El PCA se concentra en las varianzas de las variables para derivar los valores de sus PC.

El primer paso es entonces buscar una función lineal de los elementos de *x* que tengan la máxima varianza, donde es un vector de *m* constantes . Tal que:

Luego de encontrar esta función lineal se repite el mismo procedimiento para buscar una función que cumpla todas las propiedades antes mencionadas y que además esté no correlacionado con el anterior vector. Este procedimiento se sigue hasta llegar a la función que es una función que maximice la varianza dado que este vector no está correlacionado con ninguno de las anteriores *k-1* funciones. Dado que se necesitan vectores no correlacionados estos mismos tienen un número limitado que asciende a *m*, el número de variables.

Afortunadamente, en la mayoría de veces los primeros *w* PC van a explicar la mayoría de la varianza y se presenta que este *w << m* por lo que resulta en un método efectivo de reducción de dimensiones.

# Derivación de los componentes principales

Luego de haber definido los componentes principales se necesita un método de cálculo, que sea eficiente y que cumpla con todos los requerimientos antes mencionados para los PC.

Considere la matriz de covarianza conocida , ahora, aplicando la derivación de los PC anteriormente expuesta se obtiene que la función *k*-ésima es donde es un vector propio de la matriz , asociado a *k*-ésimo valor propio .

## Derivación para 1 componente principal

Para derivar entonces los PCs consideremos la función el vector maximiza Dado el actual planteamiento de la ecuación es evidente que el máximo no ve a ser alcanzado para un número finito de , por lo que una restricción de normalización debe de ser impuesta. La restricción planteada para esta derivación es . Esta restricción es equivalente a plantear que la suma de los cuadrados de los elementos del vector sea igual a 1. En resumen, el problema de optimización se ve de la siguiente manera:

La manera estándar de resolver estos problemas es usar multiplicadores de LaGrange, por lo que se seguirá este camino para resolver algebraicamente el problema.

El problema de LaGrange modificado queda de la siguiente manera:

Ahora:

De manera equivalente:

Donde es la matriz identidad de dimensión *m*. Es evidente, que es un valor propio de y es su vector propio correspondiente. Para decidir cuál de los *m* vectores propios hace que tenga varianza máxima es útil notar que la cantidad a maximizar es:

Por lo que debe de ser tan grande como sea posible. Por lo tanto es el vector propio que corresponde a el mayor valor propio de la matriz y .

Por lo general el *k*-ésimo PC corresponde al *k*-ésimo vector propio asociado al *k*-ésimo valor propio

El mismo procedimiento se debe de seguir para encontrar los otros PC, en este trabajo se explorará el caso donde *m=2*, esto se debe a que el procedimiento de des correlacionar los PC no es trivial.

## Derivación para *2* componentes

El procedimiento para derivar el primer componente es estándar por lo que se asumirá que este PC ya fue encontrado. Para encontrar el segundo componente se establece entonces que dicho componente debe de sujeto a que no exista correlacion alguna con el primer componente ya establecido, por lo que esto se traduce en donde *cov* es la función de covarianza entre dos variables aleatorias.

Nótese que:

Por lo que solucionando cualquier de las ecuaciones resultantes sería equivalente a especificar una correlación de 0 entre los dos vectores.

Ahora si se toma la última ecuación y se establece una restricción de normalización para alcanzar el máximo en valores finitos de se tiene que el problema de optimización a resolver es:

De la misma manera que antes, se resuelve por multiplicadores de LaGrange, la ecuación con los multiplicadores queda:

Derivando con respecto a se tiene:

Multiplicando a derecha por se obtiene:

Los dos primeros terminos son 0 y dada la restricción de normalidad de primer componente la ecuación se reduce a:

Por lo que la ecuación de queda:

Equivalente a:

Donde es evidente que es de nuevo un valor propio de