Herramientas Computacionales para la Astroinformática

Cristian A. Vega-Martínez Facundo A. Gómez



Introducción a los métodos numéricos

Aproximación, interpolación y ajustes

¿Qué son los métodos numéricos?

El análisis numérico, que es la base de los métodos numéricos, es la disciplina que trata con algoritmos para la **manipulación** y **solución** de problemas matemáticos.

- Nos permite modelar y resolver problemas matemáticos complejos utilizando la computación
- Este campo de estudio es esencial para una variedad de disciplinas, incluyendo la física, la ingeniería, la economía y la ciencia de datos.
- Entre las problemáticas más importantes abordadas por estos métodos, encontramos: interpolación y aproximación, diferenciación e integración (EDOs y EDPs), y optimización.





Muchas implementaciones de estas técnicas se pueden encontrar en la biblioteca SciPy, la cual implementa un gran número de algoritmos de alto nivel utilizando métodos avanzados y eficientes. Por ejemplo, incluye:

- Integración Numérica para funciones y EDO (scipy.integrate)
- Optimización: minimización de funciones, ajustes de curvas, la búsqueda de raíces (scipy.optimize)
- Interpolación de datos uni- y multi-dimensionales (scipy.interpolate)
- Procesamiento de Señales (scipy.signal)
- Álgebra Lineal más avanzada que NumPy (scipy.linalg)
- Estadísticas: distribuciones de probabilidad, funciones estadísticas y tests (scipy.stats)
- Procesamiento de Imágenes multidimensionales (scipy.ndimage)
- y más...

Interpolación y aproximación

Ambas técnicas se utilizan para construir una función que se aproxima a un conjunto dado de puntos de datos, pero siguiendo estrategias distintas:

Interpolación: es un proceso que define una función que pase **exactamente** por un conjunto dado de puntos, "rellenando" los vacíos entre datos conocidos. Por ejemplo, la interpolación polinomial: se busca un polinomio que pase por todos los puntos definidos por los datos.

Interpolación unidimensional con SciPy: scipy.interpolate.interp1d

Aproximación: proceso que busca una función que se aproxime a los puntos de datos, sin necesariamente pasar por ellos. Este método apunta a encontrar una **coincidencia cercana que minimice el error total** (e.j. para representar datos con ruido o errores). Un ejemplo común es la regresión lineal, donde se busca una recta que minimice la distancia cuadrada total de cada punto a la recta.

Regresión lineal con SciPy: scipy.stats.linregress

Ejemplos de estas técnicas son desarrollados en jupyter notebook

Ajuste de curvas

Contrario a las técnicas de aproximación, el ajuste de curvas busca **modelar** un conjunto de datos con una función, apuntando a encontrar el **mejor ajuste de los parámetros del modelo**.

 El proceso de ajuste de curvas generalmente se realiza mediante el método de los mínimos cuadrados, donde se busca la función que minimiza la suma de los cuadrados de las diferencias entre los datos y la función de ajuste:

Dado un conjunto de n puntos (x_i, y_i) , i=1...n, y una función f(x, P) donde P representa un conjunto de p parámetros $p = (p_1, p_2, ..., p_m)$, se busca el conjunto de valores de p tal que:

$$S(P) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - f(x_i, P))^2$$

alcance el valor mínimo posible.

Ajuste de curvas

Mínimos cuadrados:
$$S(P) = \sum_{i=1}^n \left(y_i - f(x_i, P)\right)^2$$

Esto se puede **resolver analíticamente** considerando que el mínimo ocurre cuando las derivadas de la función con respecto a cada parámetro valen cero, es decir:

$$rac{\partial S}{\partial p_k} \, = \, 0 \, , \qquad k = 1.. \, m$$

lo cual define un sistema de *m* ecuaciones en **cuadratura**.

En caso que el sistema no sea solucionable analíticamente, se puede realizar la minimización mediante métodos más avanzados de análisis numérico (por ejemplo: Gauss-Newton, Descenso de gradiente, Levenberg-Marquardt, etc.).

Ajuste de curvas con SciPy: scipy.optimize.curve_fit

Ajuste de curvas para modelado de datos

Relacionada con los mínimos cuadrados, la técnica estadística de **reducción** (o **prueba**) de χ^2 (chi cuadrado), es ampliamente utilizada para determinar qué tan bien un **modelo teórico** se ajusta a los **datos observados**.

La función a minimizar es similar a los mínimos cuadrados, pero cada diferencia se pesa por la varianza teórica (o error) asociado a cada dato. Es decir:

$$\chi^2(P) = \sum_{i=1}^n rac{(y_i - f(x_i, P))^2}{\sigma_i}$$

Si se reemplaza σ_i por el valor teórico $f(x_i, P)$, se obtiene la **prueba chi-cuadrado** de **Pearson**.

Ajuste de curvas para modelado de datos

También es muy utilizado el **chi-cuadrado reducido** para evaluar la bondad del ajuste y comparar distintos modelos. Esta función divide el valor de χ^2 por el número de grados de libertad del problema:

$$\chi_r^2(P) = \chi^2/\nu,$$
 $\nu = n - m$

donde los grados de libertad se calculan como el número de datos observados (n) menos el número de parámetros del modelo (m).

En esta definición, los valores de χ^2 cercanos a uno indican un buen ajuste del modelo, mientras que un valor muy superior a 1 o muy inferior a 1 indica un ajuste pobre.