

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



ENHANCING k-NEAREST NEIGHBORS FORECASTING USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM

Sebastián Sánchez Maldonado

31/08/2020

Contenido

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones
Generales

Trabajo Futuro

1 Introducción

- Introducción
- Antecedentes
- Problema e Hipótesis
- Objetivos
- Motivación y Justificación

2 Preliminares

- Series de Tiempo
- Vecinos Más Cercanos
- Transformada Wavelet
- Lifting
- Evolución Diferencial

3 Pronóstico Lift k-NN

- Modificación a k-NN
- Algoritmo Principal

4 Resultados

- Tarea de Pronóstico
- Resultados

5 Conclusiones

- Conclusiones Generales
- Trabajo Futuro

Pronóstico

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Tener una representación precisa del futuro permite tomar decisiones más eficientes y mejores en el presente.
- La predicción de demanda eléctrica es un campo particularmente importante y complejo.
- Para realizar el pronóstico, se han utilizado herramientas como *k*-Vecinos Más Cercanos (*k*-NN).
- Las series de tiempo pertenecen al Centro Nacional de Control de Energía (CENACE).

Ayudar a Pronosticadores

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Las series de tiempo reales pueden ser difíciles de predecir.
- Es posible simplificarlas mediante filtrado.
- La Transformada Discreta Wavelet (DWT) permite separar las series en componentes de frecuencia.
- Existen wavelets son capaces de mejorar el pronóstico, pero no son óptimas para el propósito.
- La evolución de wavelets, a través de lifting, puede permitir hallar mejores wavelets que las estándar para pronóstico.

Antecedentes

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Existe bastante trabajo de pronóstico de series de tiempo.
- Fan et al. (2019) usan k -NN para pronóstico de demanda eléctrica.
- Wong et al. (2003) son los primeros en usar la DWT en pronóstico.
- Conejo et al. (2005) predicen componentes.
- Flores et al. evolucionan hiperparámetros de k -NN.
- Grasemann y Miikkulainen (2004) son los primeros en evolucionar wavelets con lifting.

Problema e Hipótesis

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

Dada una serie de tiempo de demanda eléctrica y k -NN como su predictor, determinar los coeficientes de lifting que definan una wavelet cuasi-óptima para pronóstico.

Hipótesis: Es posible usar la transformada wavelet como reductor de ruido para mejorar los resultados del pronóstico de demanda eléctrica de tiempo corto, usando a k -NN como predictor. En particular, es posible definir una wavelet al evolucionar los coeficientes de lifting que mejoren los resultados al compararlos con familias de wavelets estándar.

Objetivo General

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

Definir un esquema de lifting con suficiente capacidad de representación, obteniendo sus coeficientes a través de evolución que resulte en una descomposición de señales que, junto con k -NN, mejore los resultados del pronóstico realizados con o sin ayuda de la transformada wavelet.

Motivación

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- El porcentaje de investigadores en el área de computación que hacen pronóstico es pequeño, comparado con áreas más populares.
- Mejorar los resultados que se han obtenido en investigaciones previas.
- Hasta donde se sabe, presentar el primer trabajo que evolucione coeficientes de lifting para pronóstico.

Justificación

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Las wavelets que se usan para pronosticar no son las óptimas.
- El resultado de esta investigación permite mejorar los resultados de investigaciones previas de demanda eléctrica en tiempo corto.

Series de Tiempo

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Las series de tiempo son una secuencia de observaciones cronológicas de una variable de interés.
- Un pronóstico es una predicción de eventos futuros.
- El horizonte de pronóstico τ determina qué tan a futuro se realizan los pronósticos.
- El intervalo de pronóstico determina qué tan frecuente se deben realizar nuevos pronósticos.

Series de Tiempo

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

Sea y una serie de tiempo de longitud T . Se usa $\hat{y}_t(t - \tau)$ para denotar el pronóstico de la muestra y_t realizado en el instante $t - \tau$.

El error nunca será 0 y se define como:

$$e_t(\tau) = y_t - \hat{y}_t(y - \tau).$$

Proceso de Pronóstico

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



- Surge originalmente para clasificar de manera no paramétrica.
- Se tiene un conjunto de tuplas $(x_1, \theta_1), (x_2, \theta_2), \dots (x_n, \theta_n)$, donde las x_i 's son las mediciones y las θ_i 's son las clases asociadas a ellas.
- Cuando llegue un nuevo individuo a clasificar, su clase será la de aquél que se encuentre más cercano a él.

NN

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

- Introducción
- Antecedentes
- Problema e Hipótesis
- Objetivos
- Mot y Just

Preliminares

- Series de Tiempo
- NN**
- WT
- Lifting
- DE

Lift k-NN

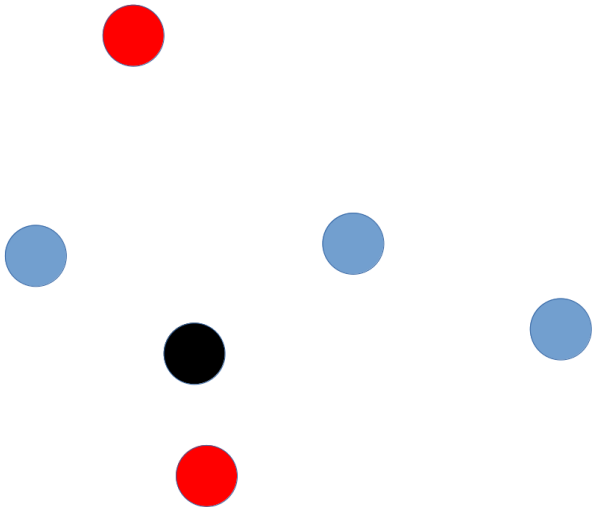
- Modificación a k-NN
- Algoritmo Principal

Resultados

- Tarea de Pronóstico
- Resultados

Conclusiones

- Conclusiones
Generales
- Trabajo Futuro



NN

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

- Introducción
- Antecedentes
- Problema e Hipótesis
- Objetivos
- Mot y Just

Preliminares

- Serie de Tiempo
- NN**
- WT
- Lifting
- DE

Lift k-NN

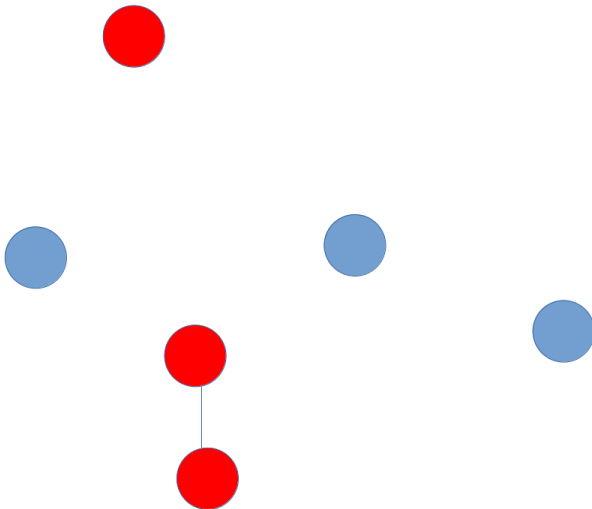
- Modificación a k-NN
- Algoritmo Principal

Resultados

- Tarea de Pronóstico
- Resultados

Conclusiones

- Conclusiones
Generales
- Trabajo Futuro



k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Se ordenan las tuplas en base a la distancia con el nuevo individuo.
- Se toman las k primeras tuplas con el nuevo orden.
- Cada una de ellas emite un voto para su clase.
- Se asigna la clase que tuvo más votos.

NN

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

- Introducción
- Antecedentes
- Problema e Hipótesis
- Objetivos
- Mot y Just

Preliminares

- Series de Tiempo
- NN**
- WT
- Lifting
- DE

Lift k-NN

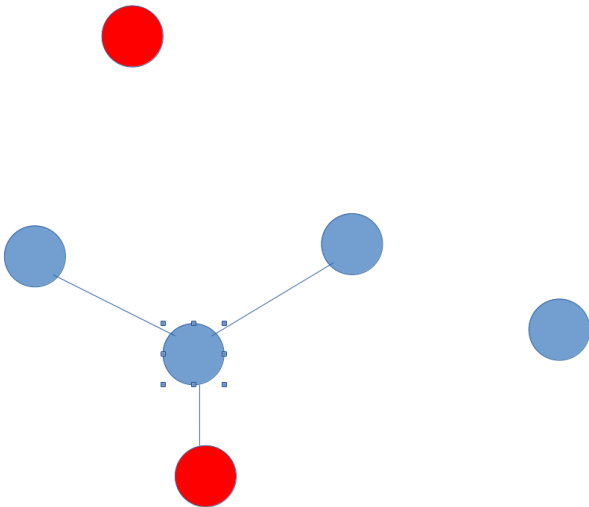
- Modificación a k-NN
- Algoritmo Principal

Resultados

- Tarea de Pronóstico
- Resultados

Conclusiones

- Conclusiones
Generales
- Trabajo Futuro



Pronóstico k-NN

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- En lugar de mediciones, cada individuo x_i se compone por un segmento de la serie de tiempo.
- En lugar de clases, θ_i es el valor encontrado en la última posición de x_i más τ .
- No se emiten votos, se promedian los θ_i de los k más cercanos.

Transformada Discreta Wavelet (DWT)

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Separa una señal en diferentes componentes de frecuencia.
- Se puede implementar como un banco de filtros.
- Las aproximaciones resultan de aplicar el pasa-bajas. Los detalles resultan de aplicar el pasa-altas.
- La transformación inversa de una reconstrucción perfecta.

Transformada Discreta Wavelet (DWT)

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

Sean y la señal original, H el filtro pasa-bajas, G el filtro pasa-altas, s las aproximaciones y ρ los detalles, la DWT de y se expresa como:

$$s[n] = \left(\sum_{i=1}^{\xi} y[n-i]H[i] \right) \downarrow_2$$

$$\rho[n] = \left(\sum_{i=1}^{\xi} y[n-i]G[i] \right) \downarrow_2 .$$

Transformada Discreta Wavelet (DWT)

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

Si se itera varias veces, para un nivel de descomposición l :

$$s_l[n] = \left(\sum_{i=1}^{\xi} s_{l-1}[n-i]H[i] \right) \downarrow_2$$

$$\rho_l[n] = \left(\sum_{i=1}^{\xi} s_{l-1}[n-i]G[i] \right) \downarrow_2 .$$

Transformada Discreta Wavelet (DWT)

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

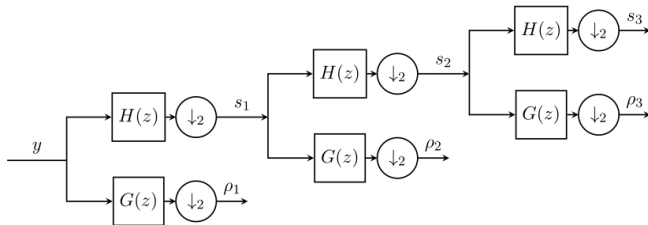
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Transformada Discreta Wavelet (DWT)

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

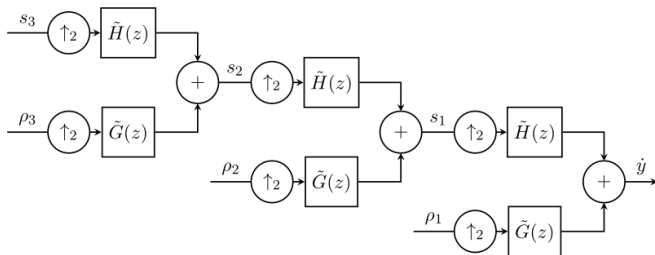
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Transformada Estacionaria Wavelet (SWT)

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Hay problemas de divisibilidad con la DWT.
- La SWT sólo requiere divisibilidad por 2 en la señal original.
- Las aproximaciones y detalles tienen el mismo número de muestras que la señal original.
- Es la versión usada para pronóstico.

Lifting

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Es una forma de aplicar la transformada wavelet.
- Puede representar más wavelets que usando la DWT.
- Daubechies y Sweldens (1998) probaron que tiene propiedades que lo hacen idóneo para evolución.

Lifting

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

El lifting se define en 3 pasos:

- *Split*: Separar la señal y en las muestras pares y_e e impares y_o .
- *Predict*: Se interpolan los impares a partir de los pares:

$$P(y_e)[n] = \alpha(y_e[n-1] + y_e[n]).$$

Se obtiene el error, que corresponde a los detalles:

$$\rho[n] = y_o[n] - P(y_e)[n].$$

- *Update*: Se interpolan los pares a partir de los detalles:

$$U(\rho)[n] = \beta(\rho[n] + \rho[n+1]).$$

Se hace la actualización, que corresponde a las aproximaciones:

$$s[n] = y_e[n] + U(\rho)[n].$$

Lifting

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

- Introducción
- Antecedentes
- Problema e Hipótesis
- Objetivos
- Mot y Just

Preliminares

- Serie de Tiempo
- NN
- WT
- Lifting**
- DE

Lift k-NN

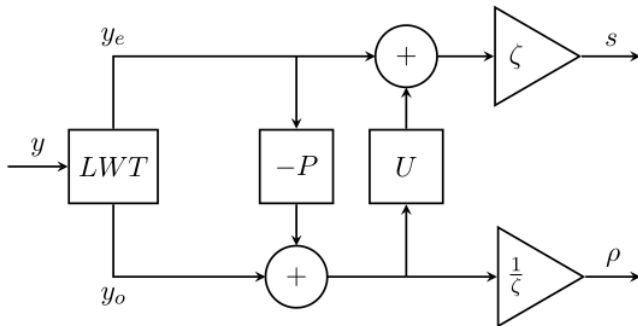
- Modificación a k-NN
- Algoritmo Principal

Resultados

- Tarea de Pronóstico
- Resultados

Conclusiones

- Conclusiones Generales
- Trabajo Futuro



Lifting

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

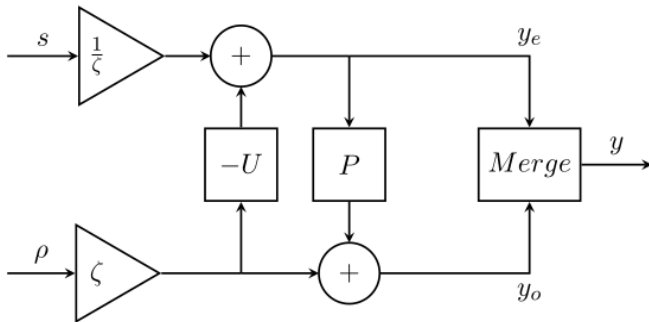
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Lifting Redundante

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

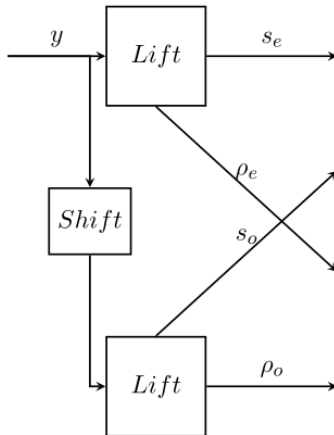
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Evolución Diferencial (DE)

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Intenta hallar el mínimo global evaluando una población que cambia de generación en generación.
- Se empieza con una población de vectores aleatoria.
- Se genera un nuevo vector mediante la mutación.
- El vector mutado se mezcla con otro predefinido en la cruce.
- La selección consiste en comparar el vector resultante con el original y elegir al mejor.

Modificación a k -NN

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Existe la necesidad de reducir los tiempos de k -NN.
- El consumo de energía eléctrica tiende a ser similar a las mismas horas.
- Sólo se busca en horas cercanas a la de interés.
- Los hiperparámetros de k -NN se eligieron mediante una búsqueda de malla.

Algoritmo Principal

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

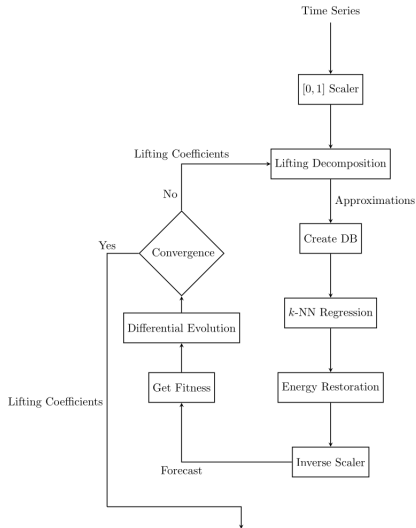
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Tarea de Pronóstico

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Siete series de tiempo de 35,421 muestras, tomadas cada 15 minutos.
- Las últimas 92 son usadas como conjunto de prueba.
- Después de pronosticar las siete series, se suman los pronósticos y se obtiene el pronóstico de una octava.
- La medida de error usada es el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE):

$$E = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|.$$

- El valor a vencer es de 0.6475397.

Resultados

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Los hiperparámetros ganadores de k -NN fueron $M = 61$ y $k = 5$.
- Al usar k -NN con algunas wavelets estándar, ganó Daubechies de orden 2.
- Se evolucionaron 5 coeficientes de lifting, convergiendo después de 49 iteraciones.
- El mejor esquema en error fue el propuesto.

Resultados

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

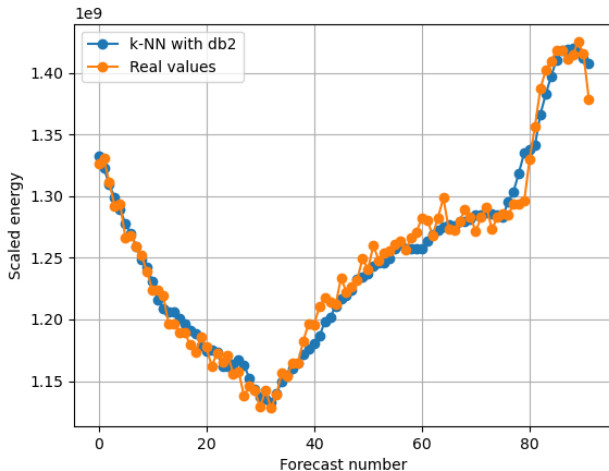
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Resultados

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

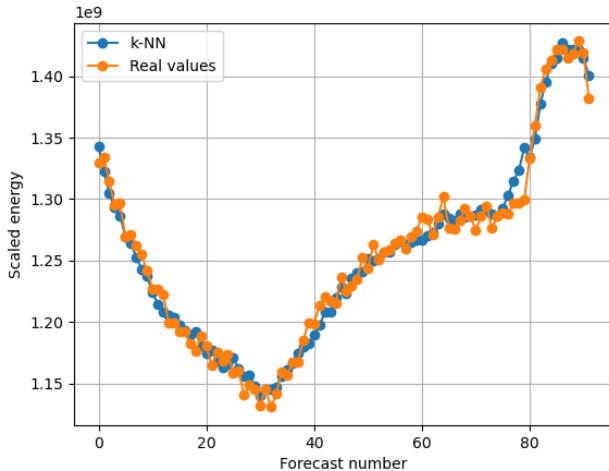
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Resultados

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

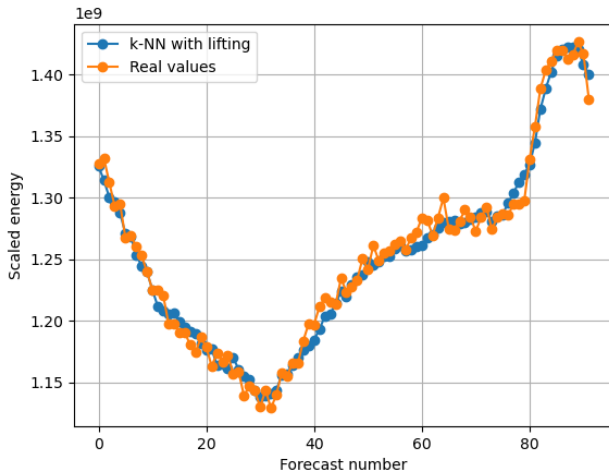
Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro



Resultados

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Serie de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

Time Series	Daubechies wavelets				
	Order 1 (db1)	Order 2 (db2)	Order 3 (db3)	Order 4 (db4)	Order 5 (db5)
1st	2.3227990	1.9160500	2.1322805	2.3481188	2.5712097
2nd	2.2085885	1.7996213	2.0864264	2.1306598	2.1306258
3rd	2.0944288	2.0321481	2.5594039	3.0444270	3.5019938
4th	2.7364407	1.4411677	1.2768998	1.3060665	1.5089668
5th	2.7606201	1.7703327	2.0083601	2.0965425	2.2691137
6th	1.8296414	1.5238273	1.5241821	1.8209926	2.2528962
7th	2.0423074	1.6897004	1.9228182	2.2751868	2.5963218
Main	1.4018464	0.7121444	1.0288592	1.2334200	1.4569735

Resultados

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

	Schemes		
Time Series	k -NN	k -NN + db2	k -NN + lifting
1st	1.8636617	1.9160500	1.8255230
2nd	1.8258686	1.7996213	1.7646766
3rd	1.8999023	2.0321481	1.8286672
4th	2.7630127	1.4411677	1.5363824
5th	1.7102076	1.7703327	1.6357255
6th	1.5633339	1.5238273	1.5222299
7th	1.8226193	1.6897004	1.5631419
Main	0.6374744	0.7121444	0.6337626

Conclusiones Generales

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones
Generales

Trabajo Futuro

- Fue posible definir un método de pronóstico basado en k -NN y lifting que mejoró resultados de investigaciones anteriores.
- El esquema propuesto mejoró los resultados de esquemas sin wavelets o usando wavelets estándar.
- Hasta donde se sabe y en el momento en que se escribió la tesis, se pudo realizar el primer experimento exitoso de evolución de wavelets para pronóstico.
- Se pudieron comprobar algunas propiedades atribuidas al lifting.

Trabajo Futuro

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

- Pronosticar cada componente con esquemas que realicen un ajuste a una señal.
- Probar con más métodos de pronóstico.
- Realizar tareas de evolución que consideren más parámetros.
- Usar este esquema en series de tiempo de otras naturalezas.

k-NN + DWT

Sebastián

Introducción

Introducción

Antecedentes

Problema e Hipótesis

Objetivos

Mot y Just

Preliminares

Series de Tiempo

NN

WT

Lifting

DE

Lift k-NN

Modificación a k-NN

Algoritmo Principal

Resultados

Tarea de Pronóstico

Resultados

Conclusiones

Conclusiones

Generales

Trabajo Futuro

Fin