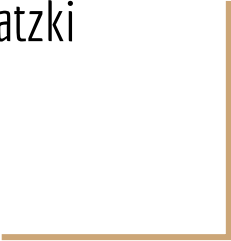


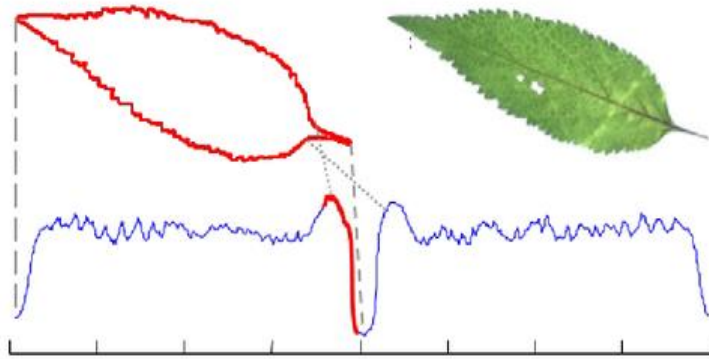


Univariate Shapelets

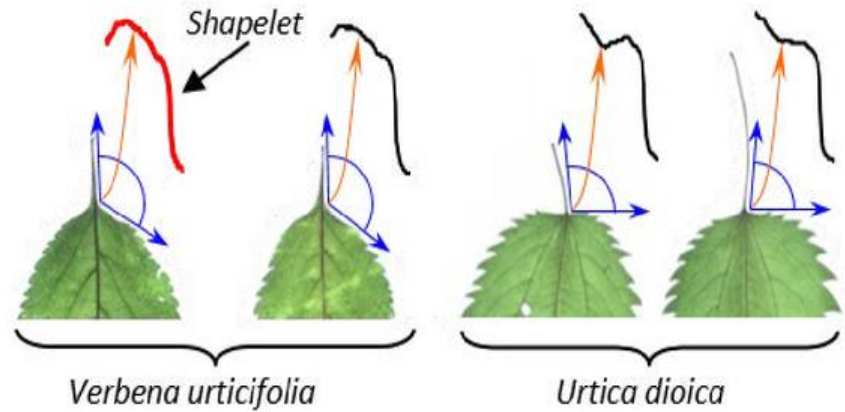
Martin Bauer, Tim Sikatzki



Shapelets



(a)

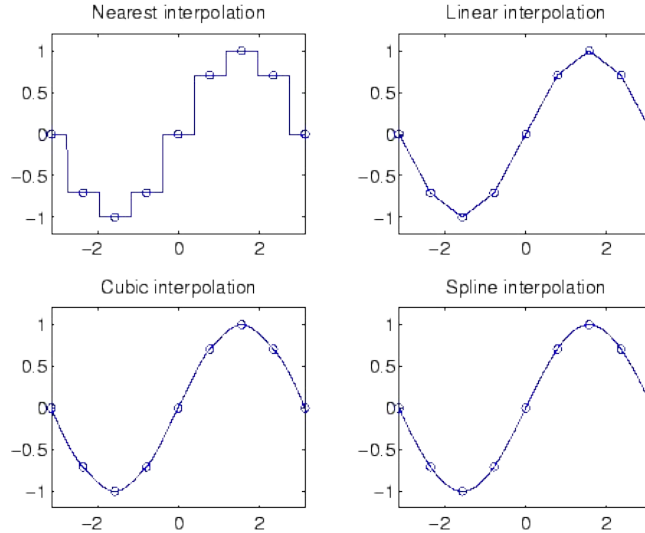


(b)

Input: Multivariate Zeitreihe

NIR:	?	n2	...	n128	<1>
R:	r1	?	...	r128	<1>
G:	g1	?	...	g128	<1>

Interpolation fehlender Werte



NIR:	n1	n2	...	n128	<1>
R:	r1	i(r2)	...	r128	<1>
G:	g1	i(g2)	...	g128	<1>

Umwandeln in univariate Zeitreihe

NIR:	n1	n2	...	n128	<1>
R:	r1	i(r2)	...	r128	<1>
G:	g1	i(g2)	...	g128	<1>

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{Rot}}{\text{NIR} + \text{Rot}}$$

NDVI:	z1	z2	...	z128	<128>
-------	----	----	-----	------	-------

Normalisierung

NDVI:	z1	z2	...	z128	<128>
-------	----	----	-----	------	-------

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

norm-NDVI:	x1	x2	...	x128	<128>
------------	----	----	-----	------	-------

Shapelet Discovery

Wende Shapelet Discovery-Algorithmus auf normalisierten Datensatz an

- Fast Shapelets
 - Hashing
 - SAX words (Symbolic Aggregate approxImation)
- Ultra-Fast Shapelets
 - Zufällige Shapelets
- Learning Shapelets
 - generiert "perfekte" Shapelets

Ergebnis ist Menge an charakteristischen Shapelets für die Klassen

Umwandlung der Zeitreihe in Distanzvektoren

norm-NDVI:	x1	x2	...	x128	<128>
------------	----	----	-----	------	-------

S1:	s1_1	s1_2	s1_3	
S2:	s2_1	s2_2	s2_3	s2_4

Berechne Minimalabstand jeder Zeitreihe zu jedem Shapelet und erhalte Vektor mit Abständen

d(norm_DVI S)	d(norm_DVI s1)	d(norm_DVI s2)	<1>
---------------	----------------	----------------	-----

Pipeline

1. Interpolation	0, linear, polynomial, binning
2. Umwandeln in univariates Signal	NDVI, ...
3. Normalisierung	z-Normalisierung, range-based
4. Shapelet Discovery	Fast, Ultra-Fast, Learning
5. Berechnung der Distanzvektoren	
6. Trainieren des Klassifikators	SVM, Random Forest/Decision Tree

Mögliche Herausforderungen

- Skalierbarkeit
- Optimierung der Auswahl verschiedener Shapelet Discovery Algorithmen
- Verlust an kritischer Information durch univariates Signal

Vielen Dank