

Modeling

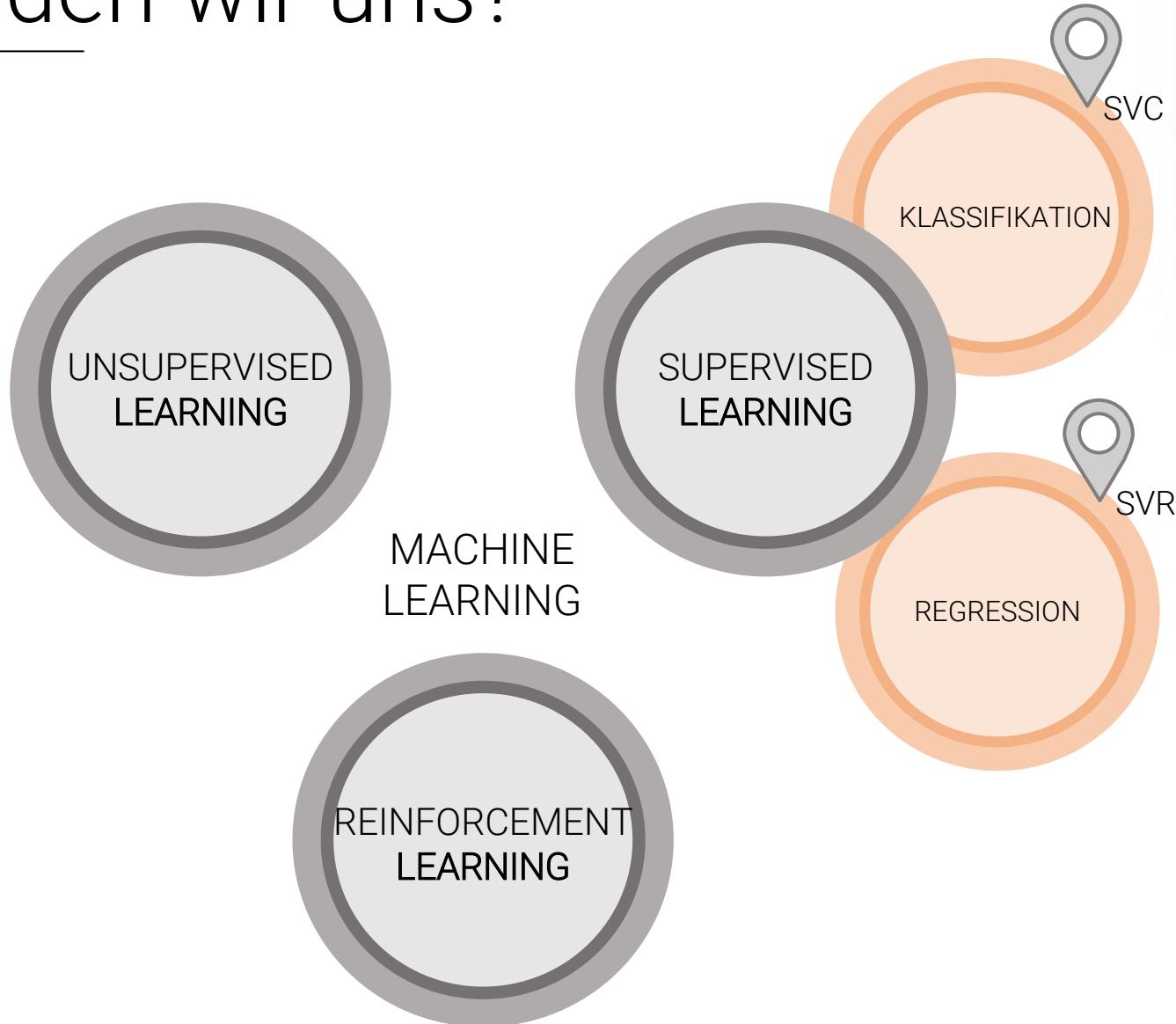
Supervised Learning: Support Vector Machines

Agenda

- 
1. SVM: Margin Maximierung und Support Vectors
 2. Mathematischer Hintergrund zu SVMs
 3. Soft-Margin SVM und Optimierung
 4. Nicht-lineare Probleme und Kernel-Trick



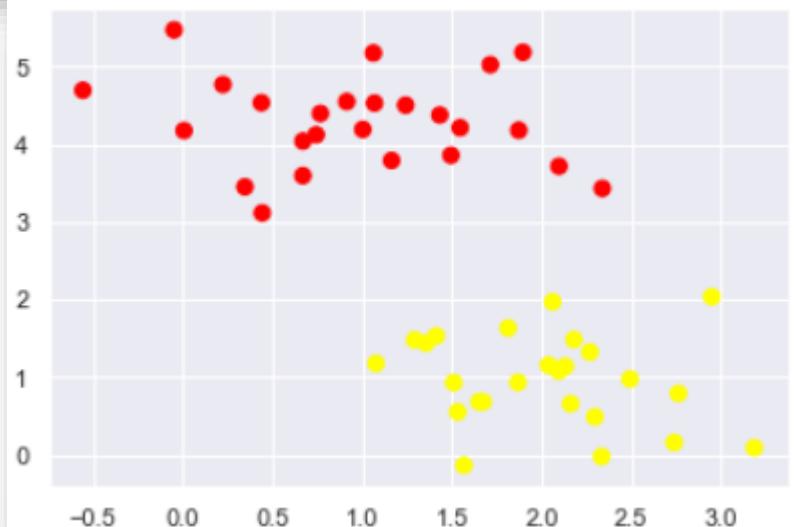
SVM: wo befinden wir uns?



SVM: allgemein



```
1 from sklearn.datasets.samples_generator import make_blobs  
2 X, y = make_blobs(n_samples=50, centers=2,  
3                     random_state=0, cluster_std=0.60)  
4 plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='autumn');
```



Unsere Ausgangssituation:

Zwei Klassen in einem 2D-Featureraum, die wir mit einem Klassifikator zu trennen versuchen



Was denken Sie?

Welches Problem sehen wir hier sofort?

- Support Vector Machines (**SVM**) sind eine der bekanntesten Modelle im Machine Learning
- Vor allem für **klein- und mittelgroße** Datensätze geeignet
- Sie sind flexibel und können für Klassifikations- und Regressionsprobleme verwendet werden
- SVMs stellen im Kontext der Klassifikation *diskriminative Klassifikatoren* dar



Was denken Sie?

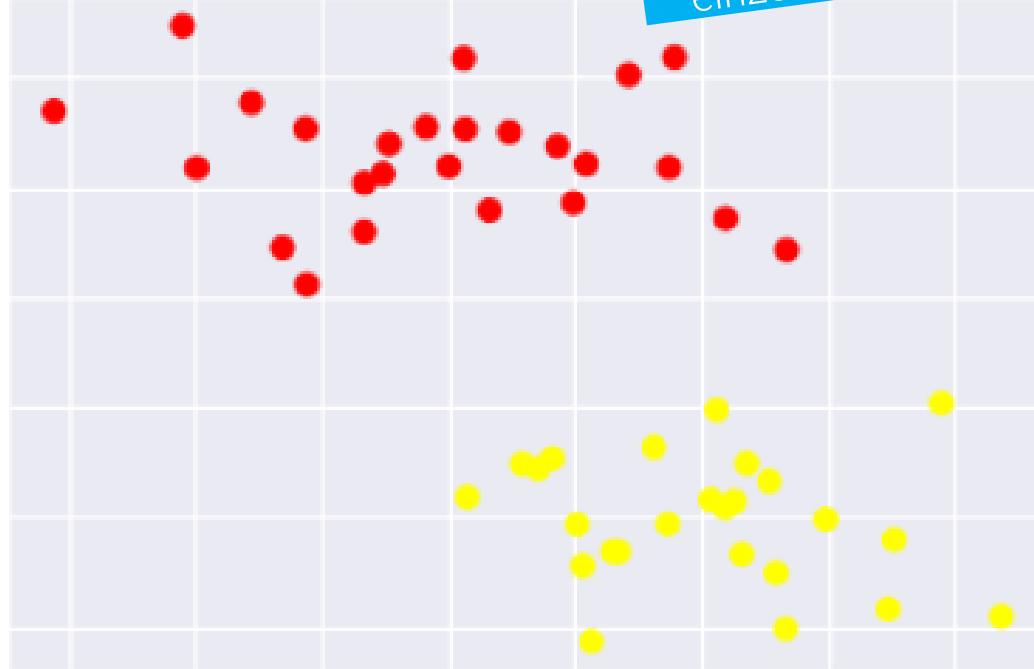
Was heißt diskriminativ?

Wir als Klassifikatoren

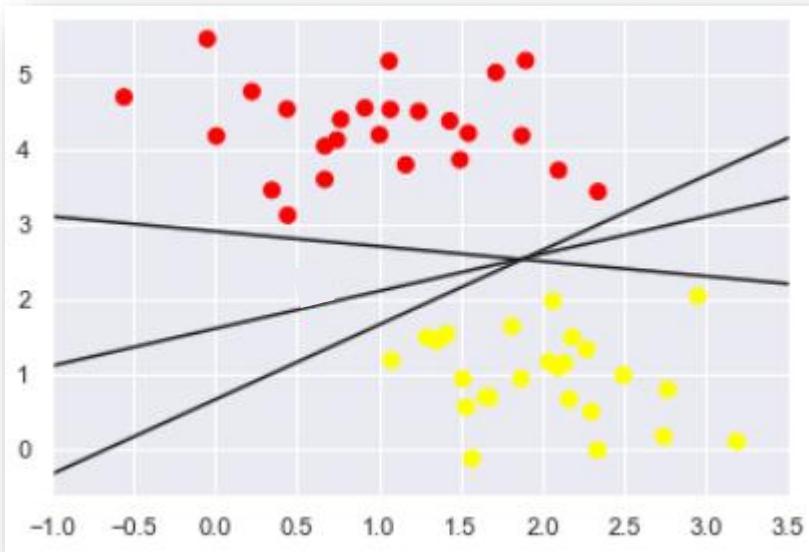


Was denken Sie?

Wie würden Sie – als Klassifikator
– eine optimale Trennlinie
einzeichnen? (Zoom: zeichnen)



SVM: allgemein



- Wir können also beliebig viele Geraden einzeichnen, die unsere Klassen trennen
- Alle drei Geraden separieren unsere Klassen quasi ideal
- Wie sieht es nun mit **neuen Datenpunkten** aus? Je nachdem welche Gerade wir in unsere Ausgangssituation legen, können neue Datenpunkte unterschiedlich klassifiziert werden

```
1 xfit = np.linspace(-1, 3.5)
2 plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='autumn')
3 plt.plot([0.6], [2.1], 'x', color='red', markeredgewidth=2, markersize=10)
4
5 for m, b in [(1, 0.65), (0.5, 1.6), (-0.2, 2.9)]:
6     plt.plot(xfit, m * xfit + b, '-k')
7
8 plt.xlim(-1, 3.5);
```



Was denken Sie?

Wie würden Sie intuitiv das „x“ zuordnen – je nach Gerade?



Was denken Sie?

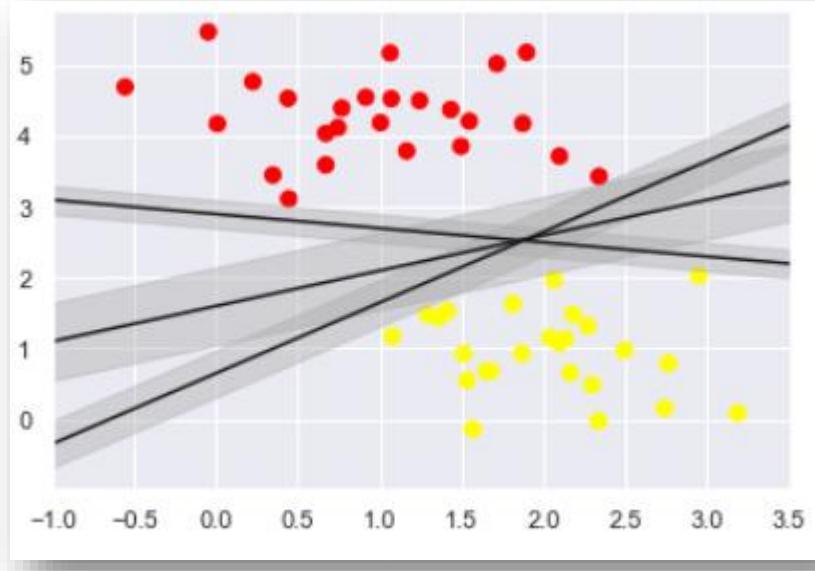
Wie würden Sie intuitiv entscheiden, welche Gerade die beste ist?

SVM: Margin Maximierung



Was denken Sie?

Was könnte man noch tun – außer nur eine Gerade zu zeichnen?



```
1 xfit = np.linspace(-1, 3.5)
2 plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='autumn')
3
4 for m, b, d in [(1, 0.65, 0.33), (0.5, 1.6, 0.55), (-0.2, 2.9, 0.2)]:
5     yfit = m * xfit + b
6     plt.plot(xfit, yfit, '-k')
7     plt.fill_between(xfit, yfit - d, yfit + d, edgecolor='none',
8                      color='#AAAAAA', alpha=0.4)
9
10 plt.xlim(-1, 3.5);
```

- Anstatt nur eine bloße Gerade zur Trennung der Klassen zu nutzen, wird ein sog. **Margin** (dt. Rand, Spanne) um die Gerade gelegt
- Dieser Margin wird bis zu den **nächstliegenden** Punkten der Klassen erweitert
- Die **optimale** Gerade ist dann die mit dem **größten** Margin

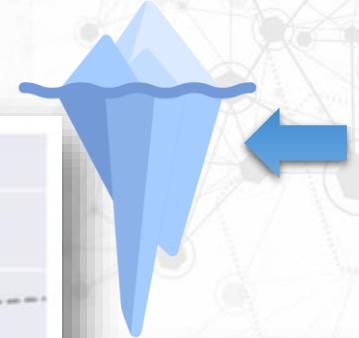
→ SVMs sind sog. *Maximum Margin Estimators*



Was denken Sie?

Welche Gerade wird wohl die beste sein – und warum?

SVM: Fitting/Training



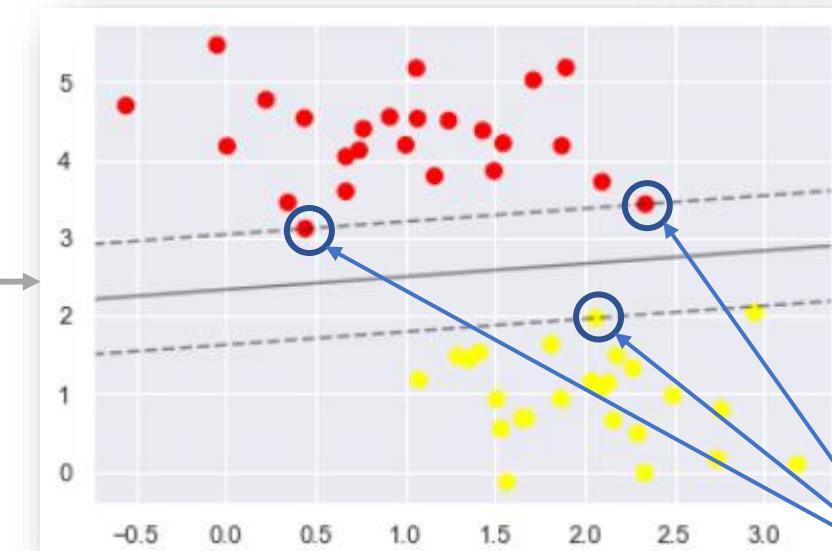
```
1 from sklearn.svm import SVC # "Support vector classifier"  
2 model = SVC(kernel='linear', C=1E10)  
3 model.fit(X, y)
```



Was denken Sie?

Können Sie sich vorstellen,
woher das „Support
Vector“ in SVM kommt?

Modell



Support Vectors

- Wie wir es bei der Einführung der `sklearn`-Syntax gelernt haben instanziieren wir das SVM Modell
`SVC(kernel=<kernel_type>, C=<regularization_parameter_value>)`
Was `kernel` und `C` repräsentieren lernen wir später
- Dann können wir die `.fit()`-Methode verwenden, um das Modell auf unsere Daten in `x` (Features) und `y` (Labels) anzupassen/fitten/trainieren
- Dadurch erhalten wir die Trennlinie mit dem **maximalen Margin**, die unsere beiden Klassen am besten trennt
- SVC bedeutet **Support Vector Classifier** – SVMs können also auch **regressiv** verwendet werden, sehen wir später

SVM: Support Vectors

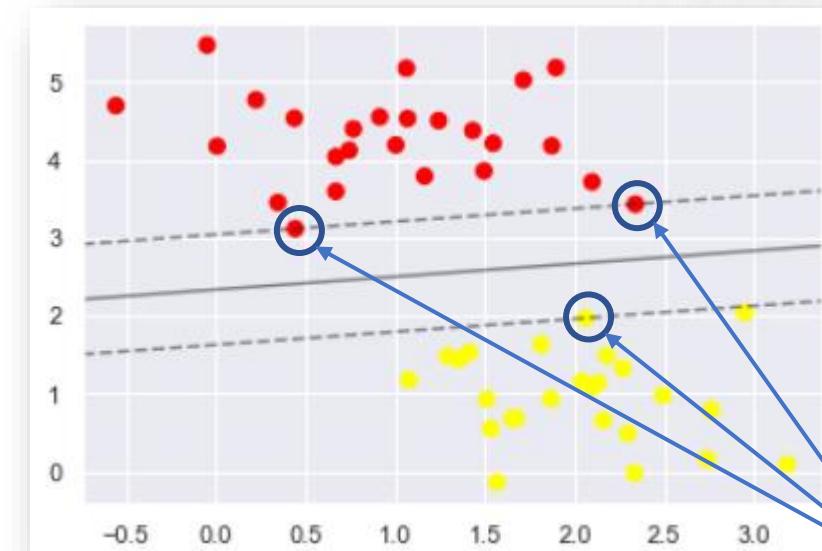


Was denken Sie?

Welchen? Von was
hängt das Modell ab?

```
1 model.support_vectors_
```

```
array([[ 0.44359863,  3.11530945],  
       [ 2.33812285,  3.43116792],  
       [ 2.06156753,  1.96918596]])
```



Support Vectors

- Diese Support Vectors stellen einen entscheidenden Aspekt dieses ML-Modells dar
- Der Fit des Modells hängt **nur** von diesen Datenpunkten ab!
- Wir können über das Attribut `.support_vectors_` auf diese zugreifen



So what?

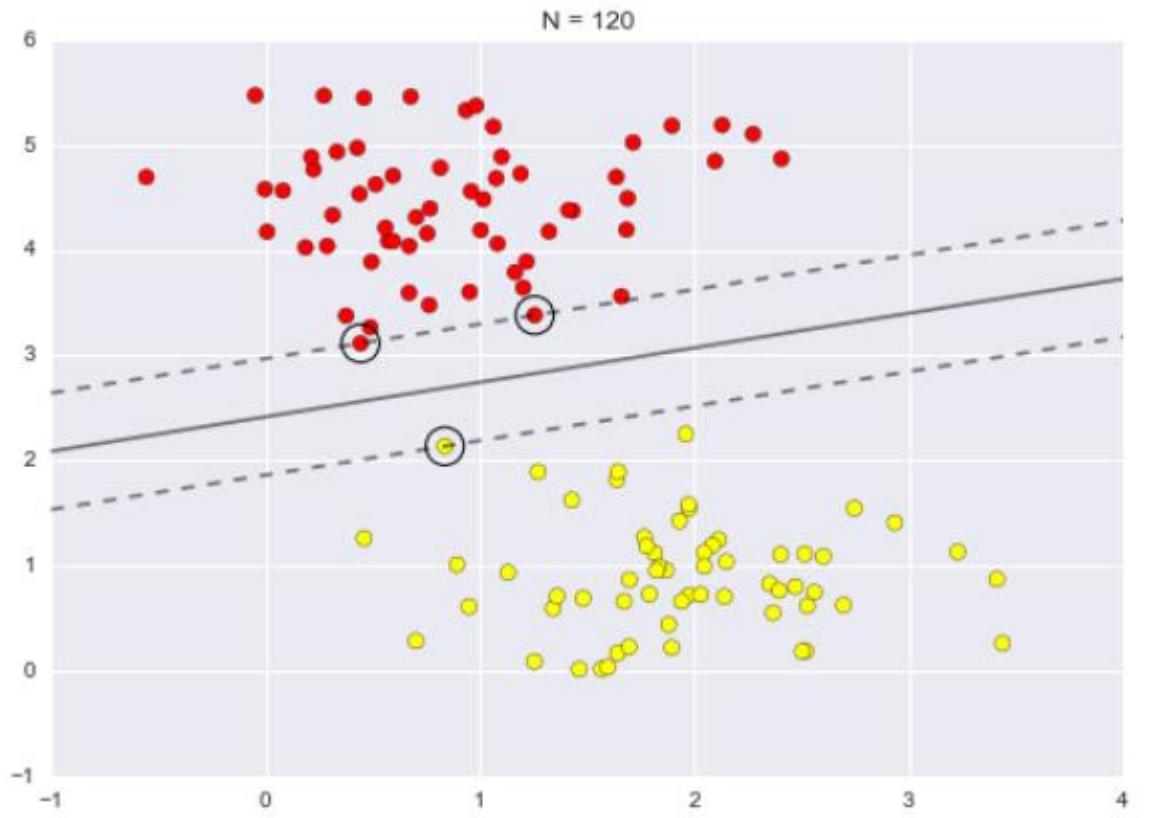
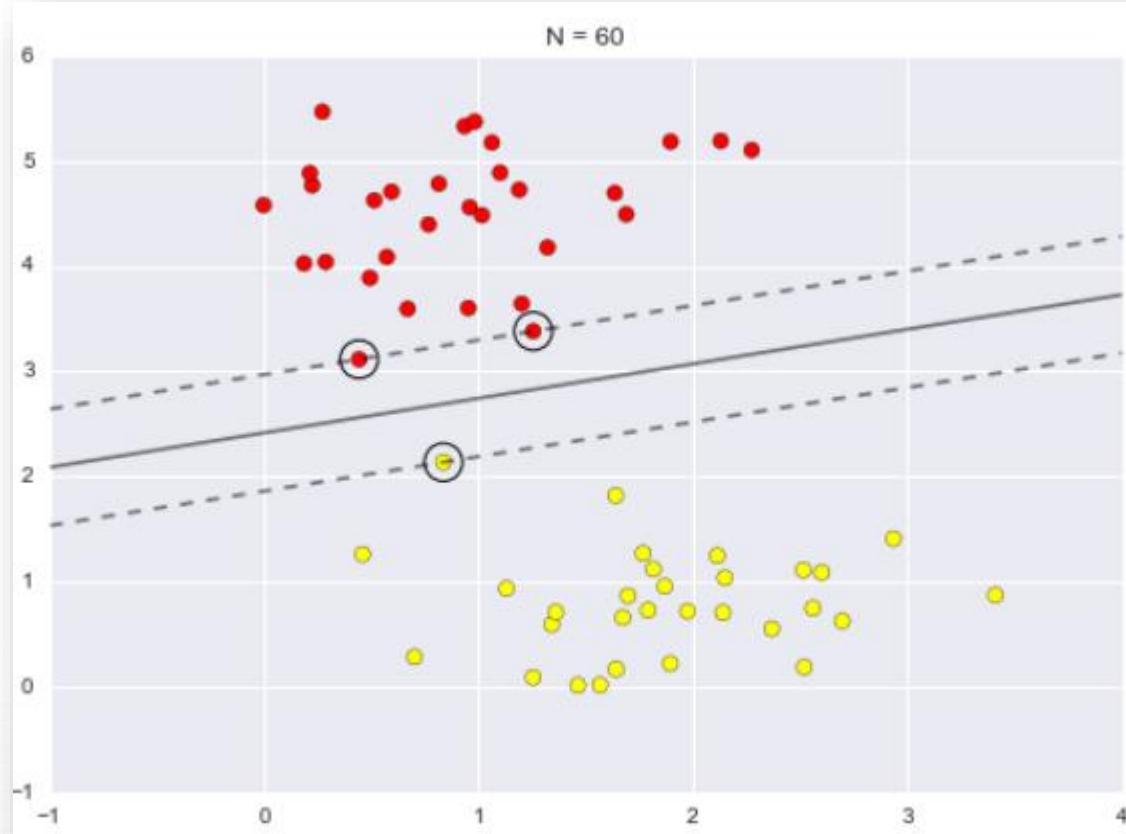
In höheren Dimensionen spricht man nicht mehr von Geraden, sondern Hyperebenen, die unsere Klassen trennen



Was denken Sie?

Wie sieht unser Modell in höheren Dimensionen aus?

SVM: Support Vectors



So what?

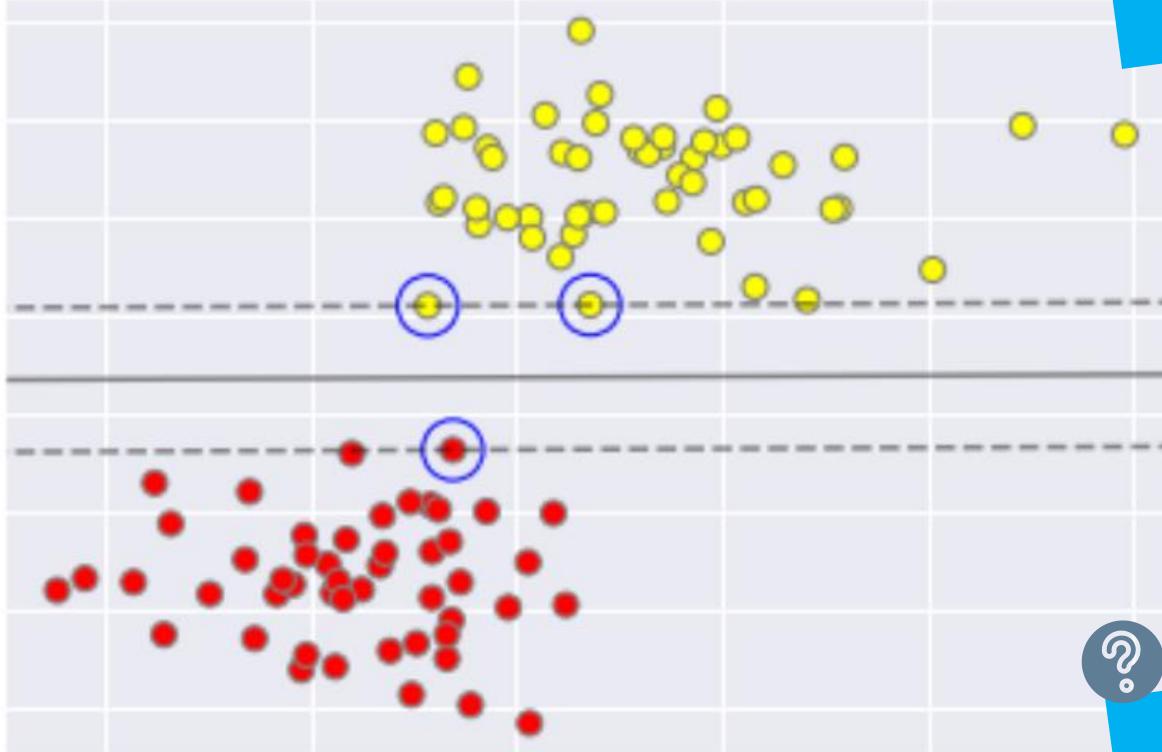
Diese Unempfindlichkeit des Modells auf entfernt liegende Punkt ist eine der Stärken dieser Art ML-Modelle

Wir als Klassifikatoren 2.0



Was denken Sie?

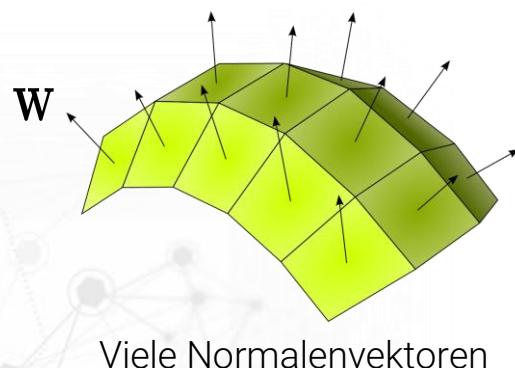
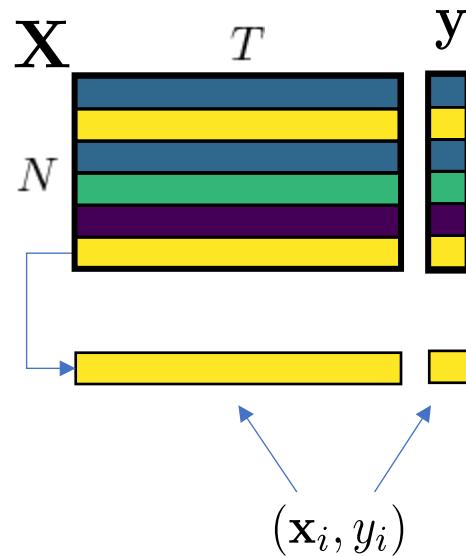
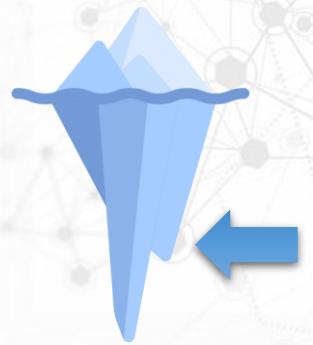
Wie würden Sie nun – als Klassifikator – eine optimale Trennlinie einzeichnen?
(Zoom: zeichnen)



Was denken Sie?

Was sind die Support Vektoren? (Zoom: zeichnen)

SVM: Mathematik



Uns liegt ein historischer Datensatz bzw. Trainingsdatensatz vor

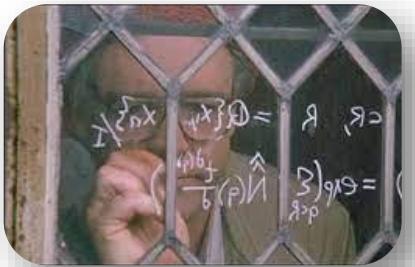
$$\{(\mathbf{x}_i, y_i) | i = 1, \dots, N, y_i \in \{-1, 1\}\}$$

Anhand dessen wird unsere Hyperebene gelernt. Wir beschreiben unsere Hyperebene mittels des Normalenvektors \mathbf{W} durch den Ursprung

und des Abstandes vom Ursprung b , den man *Bias* nennt

Mit diesen beiden Informationen haben wir eindeutig eine Hyperebene im Raum definiert

SVM: Mathematik



Fenster Time!



Was denken Sie?

Wie berechnet man
also die Klassen/Labels
neuer Daten?



Was denken Sie?

Was sucht also der
Trainingsprozess?

Für die Datenpunkte auf der Hyperebene gilt

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b = 0$$



Was denken Sie?

Wie drückt man das
in einer Formel aus?



Was denken Sie?

Was gilt für Punkte,
die nicht auf der
Hyperebene liegen?



Was denken Sie?

Wie könnten wir das
mit einer Ungleichung
ausdrücken?



Wenn also eine Hyperebene **alle Punkte** unserer Klassen voneinander **trennt**,

dann weisen die Punkte einer Klasse alle entweder **positive** oder **negative**

Vorzeichen auf

Für unsere Klassen gilt dann also

$$y_i = \text{sgn}(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b)$$

$$y_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 0$$



Unser Modell!

Aus den unendlich vielen Hyperebenen wählt man nun die, die den größten
Margin zwischen den beiden Klassen aufweist



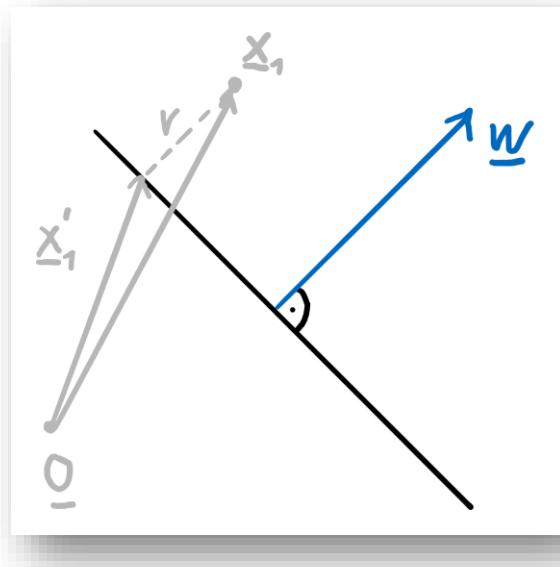
Was denken Sie?

Warum soll der Margin
maximiert werden?

SVM: Mathematik



$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{x}'_1 + r \frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|}$$



So what?

Wir versuchen nun sukzessive dieses Optimierungsproblem zu vereinfachen. Was heißt hier vereinfachen?

Was bedeutet ein **maximaler Margin** mathematisch für uns?

Der Margin wird durch den **Abstand** zu den **nächsten** Punkten der Klassen zur Hyperebene definiert – wir brauchen also einen Abstand

Mit diesem Abstand r können wir nun unsere **Bedingung**, auf den jeweiligen Seiten der Hyperebene **nur Datenpunkte je einer Klasse** vorzufinden formulieren

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq r$$

Wir können nun ein **Optimierungsproblem** formulieren

$$\max_{\mathbf{w}, b} r$$

unter den **Bedingungen**

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq r \quad \|\mathbf{w}\| = 1 \quad r > 0$$

SVM: Mathematik



Was denken Sie?

Wieso heißen
diese Bedingungen
Hard Margin?

Der Normalenvektor sei nun **nicht mehr normalisiert**. Um das Optimierungsproblem *berechenbar* zu machen, müssen wir eine kleine Umformung machen: durch eine **Skalierung** der Daten auf die Bedingung

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_a \rangle + b = 1$$

mit \mathbf{x}_a als der nächste Punkt zur Hyperebene (Support Vector) und den vorher definierten Abstand kann gezeigt werden, dass

$$r = \frac{1}{\|\mathbf{w}\|}$$

und für unsere Bedingung gilt dann

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1$$

Damit reduziert sich unser Problem auf

$$\max_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{\|\mathbf{w}\|} \quad \text{bzw.} \quad \min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$

unter der Bedingung

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1$$

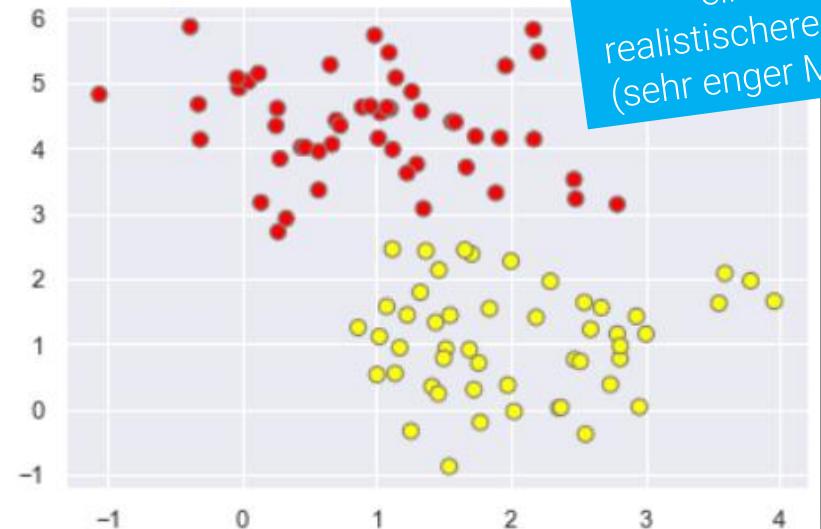


SVM: Hard- und Soft-Margin



Was denken Sie?

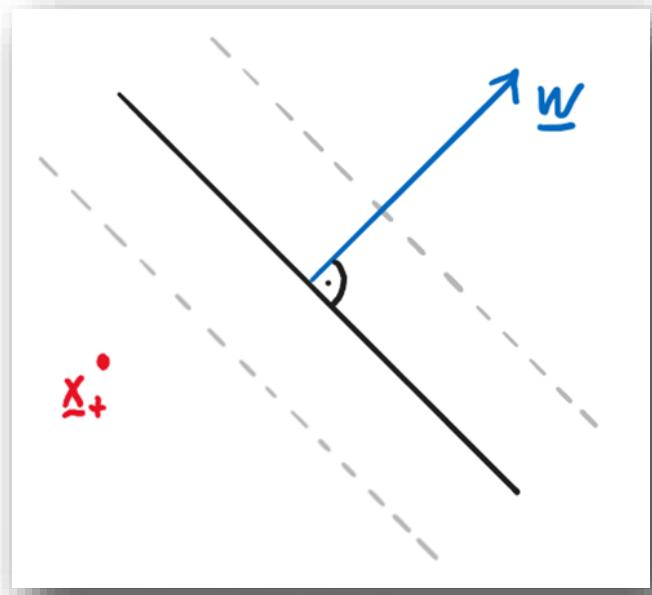
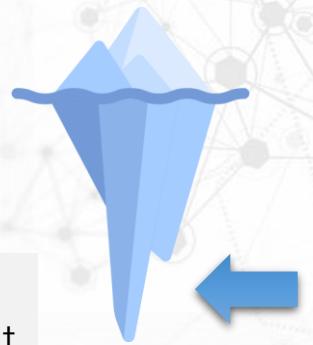
Was tun Sie in so
einem –
realistischeren – Fall
(sehr enger Margin)?



```
1 X, y = make_blobs(n_samples=100, centers=2,  
2                      random_state=0, cluster_std=0.8)  
3 plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='autumn', edgecolors='gray');
```

- Bei SVMs hat man die Möglichkeit die Margins entweder starr bzw. **hard** oder weich bzw. **soft** zu definieren
- In anderen Worten: lässt man zu, dass Datenpunkte **innerhalb** des Margins auftauchen dürfen – Leitfrage: **wie viele** bzw. zu welchem Ausmaß?
- Hierzu gibt es einen Hyperparameter, der getuned werden muss – in `sklearn` ist es das Argument `C`
- **Große** Werte entsprechen einem **Hard**-, **kleine** Werte einem **Soft-Margin**
- Der **optimale** Wert von `c` hängt also vom Datensatz ab und muss via z.B. Cross-Validation bestimmt werden
→ Zuerst schauen wir, wo in der Mathematik dieses `C` zu finden ist

SVM: Soft-Margin: Mathematik



Was denken Sie?
Was ändern wir an unseren
Formulierungen? Wie
quantifizieren wir
Verletzungen des Margins?

Wir führen eine sog. *Slack Variable* ein, die **bestraft** wenn ein Datenpunkt innerhalb des Margins bzw. auf der falschen Seite liegt – dies ermöglicht uns im Umkehrschluss: **Verletzungen des Margins werden zugelassen!**

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_i \xi_i$$

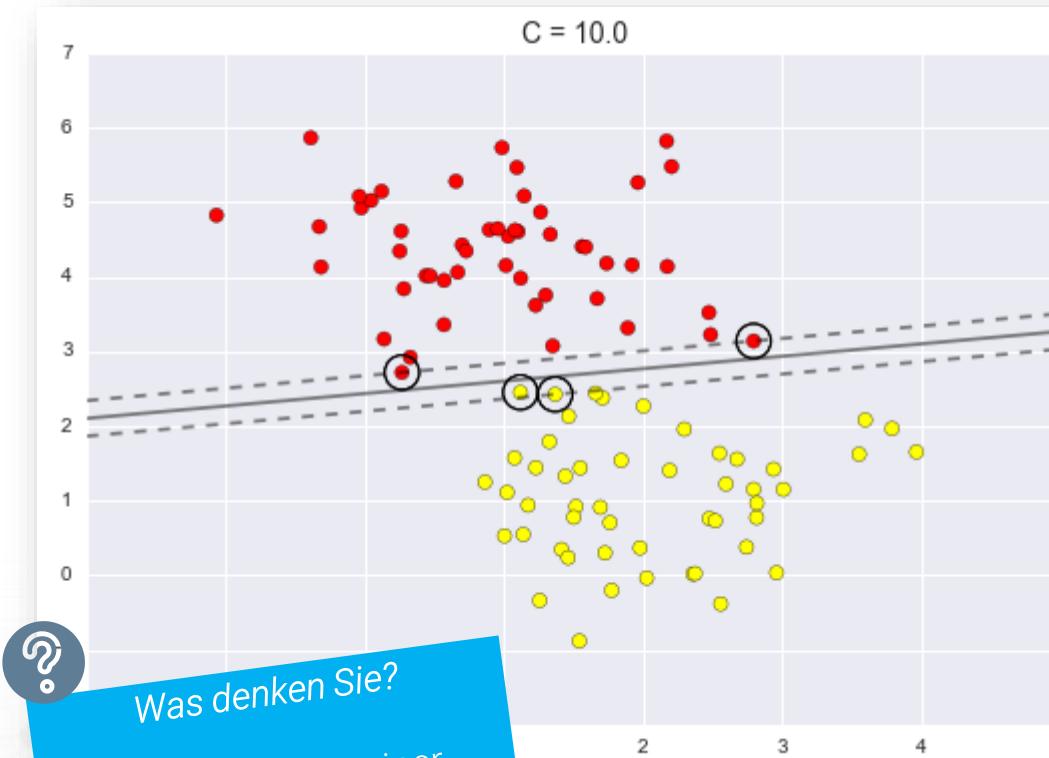
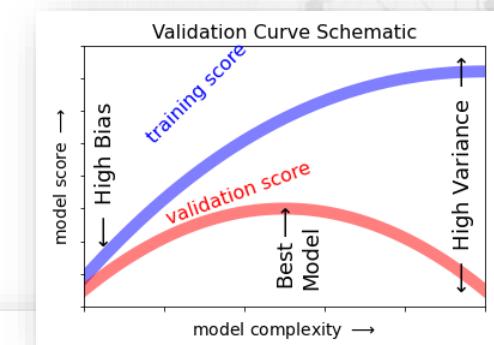
mit den Bedingungen

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \quad \text{und} \quad \xi_i \geq 0$$

Der Parameter C versucht also eine **Balance** bzw. einen **Trade-Off** zwischen „Größe des Margins“ und „Verletzung dessen“ herzustellen

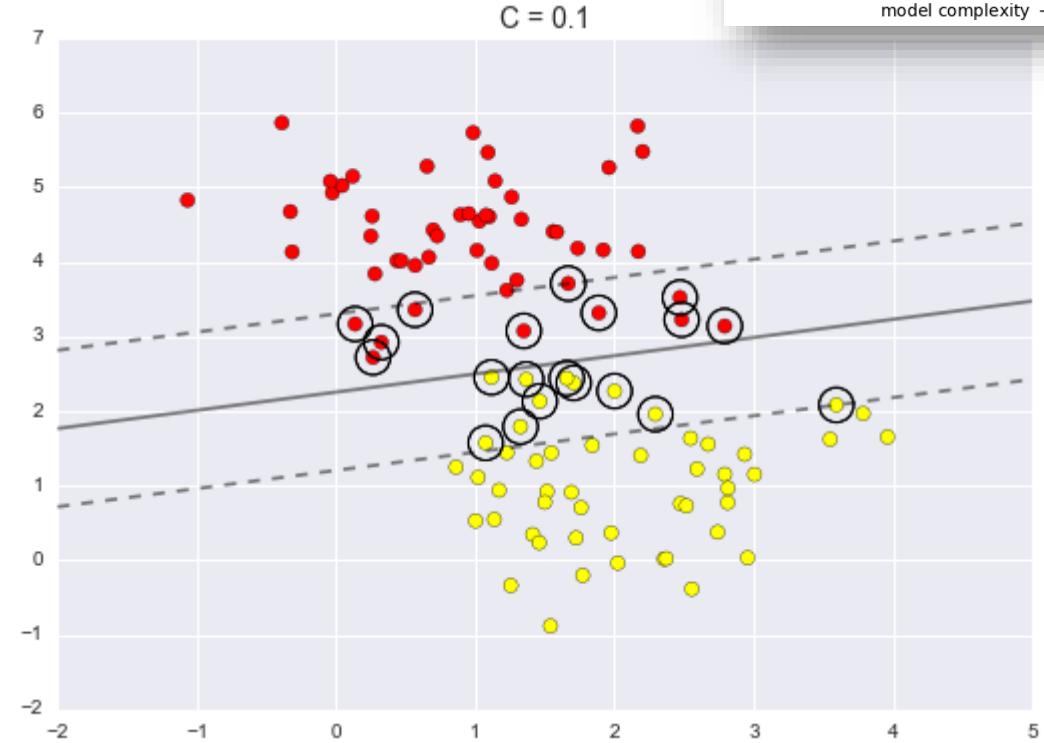
Zu diesem Parameter sagt man **Regularisierungsparameter**

SVM: Hard- und Soft-Margin



Was denken Sie?

Was entspricht einer hohen, was einer niedrigen Modellkomplexität?

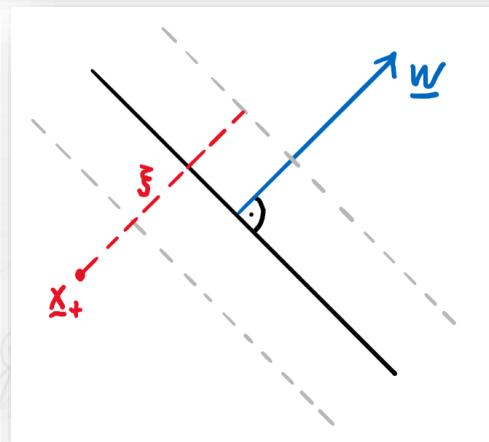
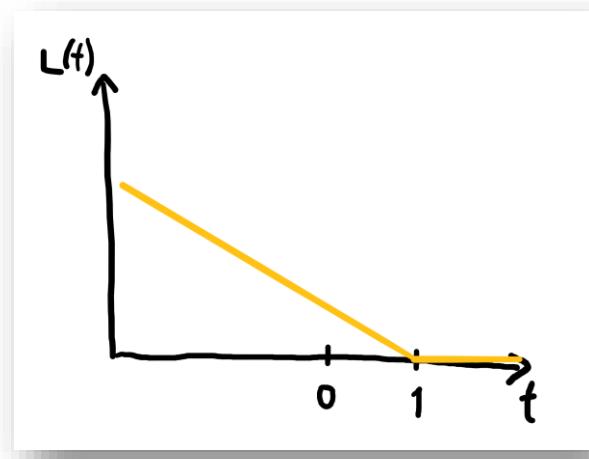


SVM: Optimierung mittels Loss Function



Was denken Sie?

Wie würden Sie die Kostenfunktion aufstellen?



Die naheliegendste Formulierung einer Loss Function wäre die Accuracy – also: wie gut decken sich Vorhersage und Labels?

Diese ist jedoch ungeeignet, da es sich hierbei um ein sog. *kombinatorisches Optimierungsproblem* handelt

Eine kontinuierliche Loss Function ist also anzustreben – mögliche Formulierung: **Hinge Loss**

$$L(t) = \max\{0, 1 - t\} \quad \text{mit} \quad t = y f(\mathbf{x}) = y(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b)$$

Damit ergibt sich unser letztendlich **optimierbares** Problem zu

$$\min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_i \max\{0, 1 - y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b)\}$$

Hierzu sagt man auch **Regularisierung** – Margin Maximierung ist also Regularisierung



So what?

Durch diesen Hinge-Loss konnten wir die vorher eingeführte Slack-Variable wieder ersetzen und dadurch unser Optimierungsproblem vereinfachen.



Was denken Sie?

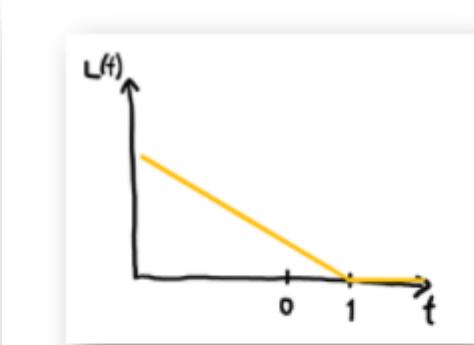
Wie schaut die math. Formulierung hierzu aus?



Was denken Sie?

Wie leitet man die max-Funktion ab?

Beispiel: SVM from Scratch: Loss Function



Was denken Sie?

Ohne es hier schon behandelt zu haben: haben Sie eine Vermutung wie man damit nun die optimalen Modellparameter findet?

Wir haben gesehen, dass man durch ein paar mathematische Umformungen zu einem übersichtlichen Optimierungsproblem bzw. einer relativ überschaubaren Kostenfunktion gelangt. Wir wollen uns nun in diesem Beispiel damit beschäftigen die Loss Function

$$\min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_i \max\{0, 1 - y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b)\}$$

als Funktion in Python abzubilden.



So what?

Nun wissen wir wie die SVM als mathematisches Modell aussieht und welche Kostenfunktion minimiert werden soll. Das Werkzeug für die Minimierung – z.B. den sog. Gradientenabstieg – sehen wir uns in einer späteren Veranstaltung an.

SVM: Optimierung mittels Loss Function



Was denken Sie?
Wie geht es jetzt
weiter?

Die Gradienten müssen wir abschnittsweise bestimmen – also ob eine Verletzung der Margin vorliegt oder nicht

Wenn ein Datenpunkt den Margin der SVM **nicht verletzt**, dann gilt

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1$$

und die zur Optimierung nötigen Gradienten sind

$$\nabla_{\mathbf{w}} E(\mathbf{w}, b) = \mathbf{w}$$

$$\nabla_b E(\mathbf{w}, b) = 0$$

Wenn ein Datenpunkt den Margin der SVM **verletzt**, dann gilt

$$y_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) < 1$$

und die zur Optimierung nötigen Gradienten sind

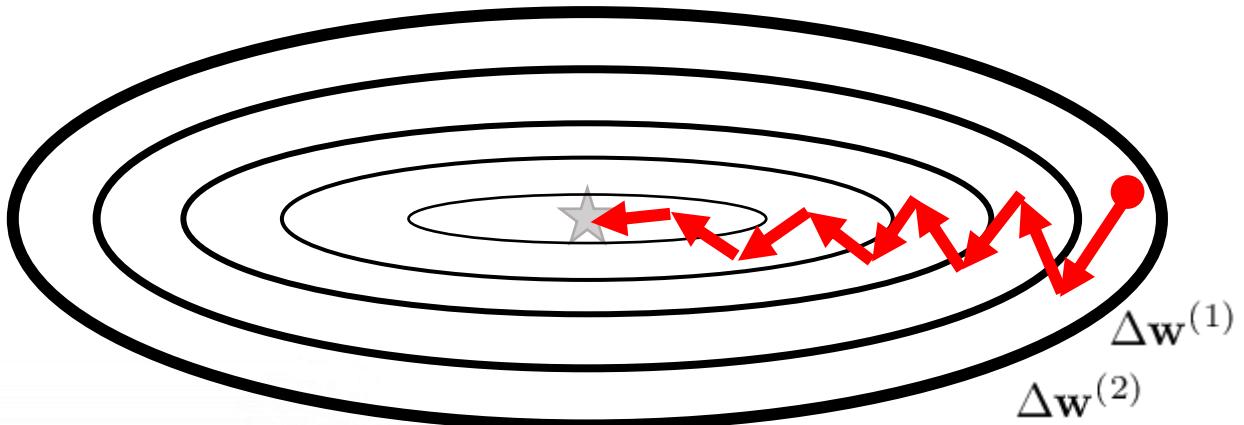
$$\nabla_{\mathbf{w}} E(\mathbf{w}, b) = \mathbf{w} - C \sum_i y_i \mathbf{x}_i$$

$$\nabla_b E(\mathbf{w}, b) = -C \sum_i y_i$$

Session Exercise: SVM from Scratch: Gradienten

Alleine mit der Kostenfunktion kommen wir nicht weit - wir müssen die Gradienten dieser nach w und b bilden. Schreiben Sie eine Funktion `svm_gradients`, die diese Gradienten basierend auf den Eingabeargumenten `X, y, w, b, C` berechnet und ausgibt.

Gradientenabstieg: Algorithmus



Ausführung: Gradientenabstieg

1. Initialisierung:

Randomisiere den Gewichtsvektor $\mathbf{w}^{(1)}$

2. Schätzung Gradient:

Wähle ein Target
und berechne

$$\Delta\mathbf{w}^{(i)} = -\eta \nabla \Lambda|_{\mathbf{w}^{(i)}}$$

η : Lernrate

3. Update bis Konvergenz:

$$\mathbf{w}^{(i+1)} = \mathbf{w}^{(i)} + \Delta\mathbf{w}^{(i)}$$

Session Exercise: SVM from Scratch: Gradientenabstieg

Um nun die SVM zu trainieren wählen wir eine Minimalversion des sog *Gradientenabstiegs*. Wir führen dieses in der *Full Batch* Version durch, d.h. für jeden Update-Schritt (Epoche) von w berechnen wir die Gradienten anhand der gesamten Daten. Wir müssen im Grunde nur

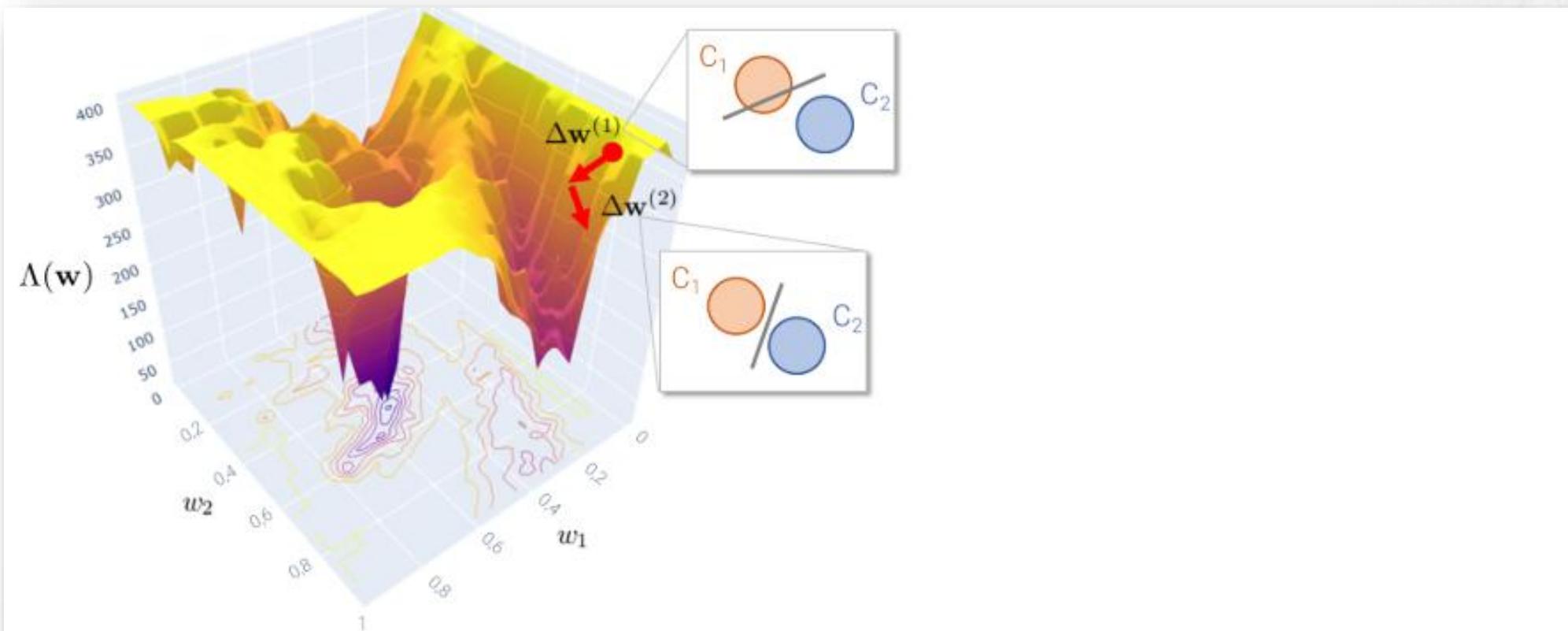
$$w^{(i+1)} = w^{(i)} + \Delta w^{(i)}$$

epochs Epochen lang ausführen und darin

$$\Delta w^{(i)} = -\eta \nabla \Lambda|_{w^{(i)}}$$

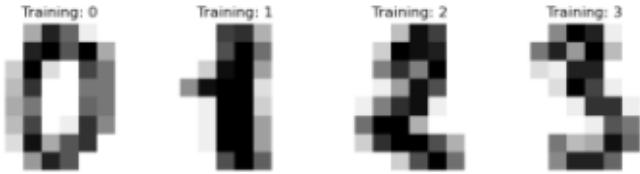
berechnen. D.h. unsere zu erstellende `svm_train`-Funktion benötigt noch dieses η , das wir nun *learning rate* nennen und mit `lr` als weiteres Eingabeargument in `svm_train` eingehen soll. Lassen Sie sich auch noch den Wert der Kostenfunktion zu jeder Epoche in eine Liste schreiben und diese - neben w , b - als Ausgabeargument ausgeben. Diese Liste plotten wir dann, um den Lernfortschritt zu visualisieren.

Session Exercise: SVM from Scratch: Visualize Training



Schreiben Sie eine Funktion `visualize_svm_training`, die Ihnen die trainierten Parameter \mathbf{w} , b nach dem Gradientenabstieg aufnimmt und daraus die entsprechende Hyperebene in den Feature-Raum zeichnet. Damit die Visualisierung zumindest einigermaßen klappt, muss \mathbf{w} normalisiert werden. Bonus: wenn das funktioniert, dann können Sie versuchen eine Funktion `animate_svm_training` zu bauen, die Ihnen das Training der SVM dynamisch visualisiert. Hierzu könnten Sie z.B. die `svm_train` so anpassen, dass sie Ihnen Zwischenschritte für \mathbf{w} und b in Listen abspeichert. Diese können Sie dann für die Animation verwenden.

Beispiel: SVM zur Handschrifterkennung



Stellen Sie sich vor Sie müssten einem Modell aus handschriftlichen Notizen beibringen geschriebene Zahlen zu erkennen. Dieser Use Case kann Ihnen an vielen Stellen begegnen - z.B.

- wenn Sie als Post von Briefen die geschriebene Postleitzahl und Hausnummer digitalisieren müssten und so die Weiterverarbeitung von Briefen beschleunigen würden
- wenn in hochautomatisierten Produktionsanlagen in Bauteilen eingestanzte Seriennummern erkannt und digitalisiert werden müssen
- wenn Sie im Rahmen einer Absatzprognose Notizen von Mitarbeitern erhalten, auf denen noch Absatzzahlen handschriftlich festgehalten werden.

In diesem Beispiel wollen wir eine SVM nutzen, um genau diesen Use Case zu lösen. Hierzu nutzen wir das sog. *Digits-Dataset* aus `sklearn`, in dem eine Vielzahl handschriftlicher Zahlen in $(8, 8)$ großen Arrays abgespeichert sind. Unser Ziel ist es, dass die SVM so trainiert wird, dass sie **ungesehene** handschriftliche Zahlen in die richtige Klasse (die zugrundeliegende Zahl) einordnen kann.

Bemerkung: wir kommen hier mit einer *Multi-Class SVM* in Berührung.

Bonus: schreiben Sie selbst Ziffern auf einen Zettel, fotografieren Sie diese und scoren sie an unserem Modell. Wie schneidet es ab?



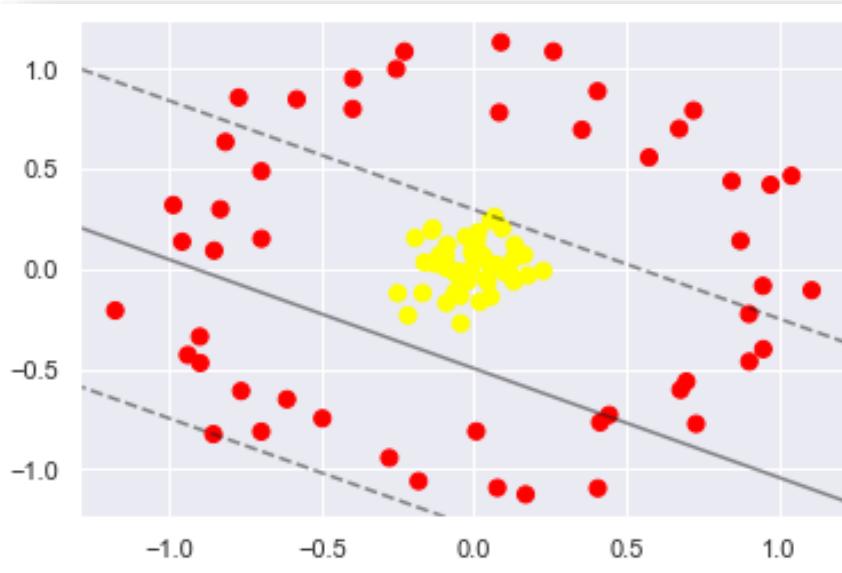
So what?

Hier haben wir etwas neues kennengelernt: SVMs können auch für Multi-Class-Probleme verwendet werden (sprechen wir später kurz an)

SVM: Nicht-lineare Probleme



Was denken Sie?
Was tun Sie hier?

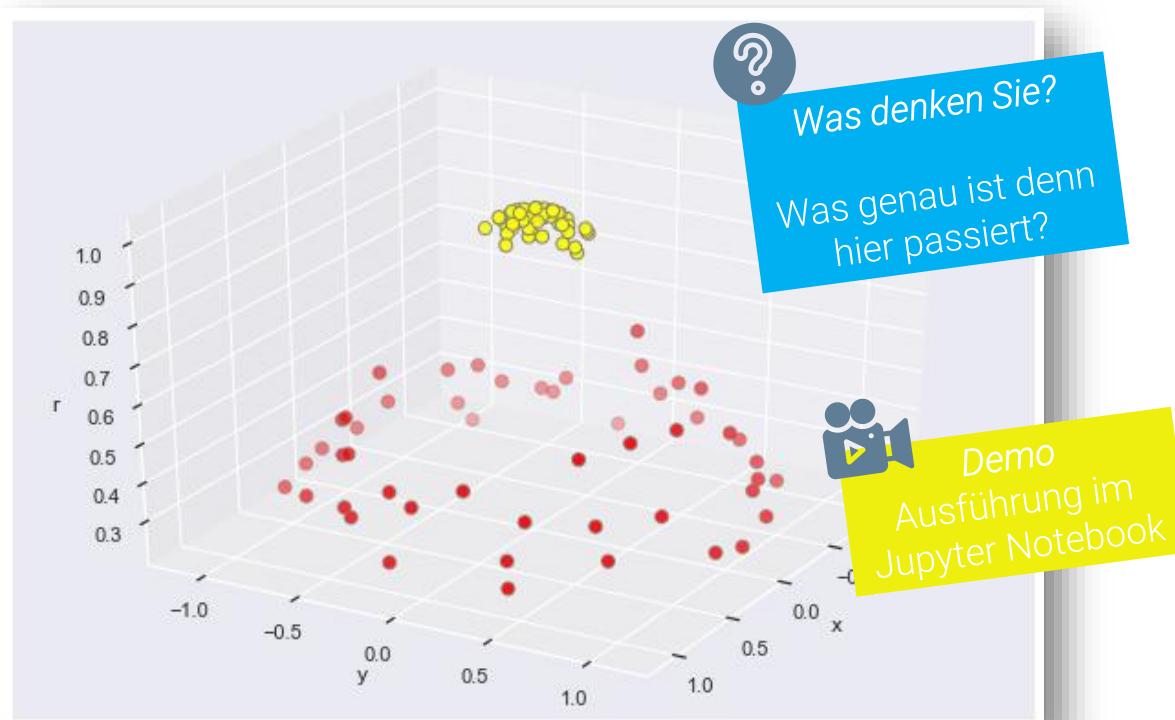


```
1 from sklearn.datasets.samples_generator import make_circles
2 X, y = make_circles(100, factor=.1, noise=.1)
3
4 clf = SVC(kernel='linear').fit(X, y)
5
6 plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='autumn')
7 plot_svc_decision_function(clf, plot_support=False);
```

- Bei unserem Digits-Beispiel haben wir implizit angenommen, dass wir die Klassen *linear* – also mit einer geraden Linie – trennen können. Was passiert wenn dem nicht so ist?
- Keine lineare Hyperebene wird die beiden Klassen jemals trennen können
→ Es liegt also ein **nicht-linear separierbares** Problem vor
- SVMs sind in der Lage auch solche Probleme zu lösen

Lösung: Projektion der Daten in einen höherdimensionalen Raum!

SVM: Nicht-lineare Probleme



```
1 def plot_3D(elev=30, azim=30, X=X, y=y):
2     ax = plt.subplot(projection='3d')
3     ax.scatter(X[:, 0], X[:, 1], r, c=y, s=50, cmap='autumn', edgecolors='gray')
4     ax.view_init(elev=elev, azim=azim)
5     ax.set_xlabel('x')
6     ax.set_ylabel('y')
7     ax.set_zlabel('r')
8
9 plt.figure(figsize=(10, 7))
10 plot_3D()
```

Was denken Sie?
Welches Problem sehen
Sie hier generell?

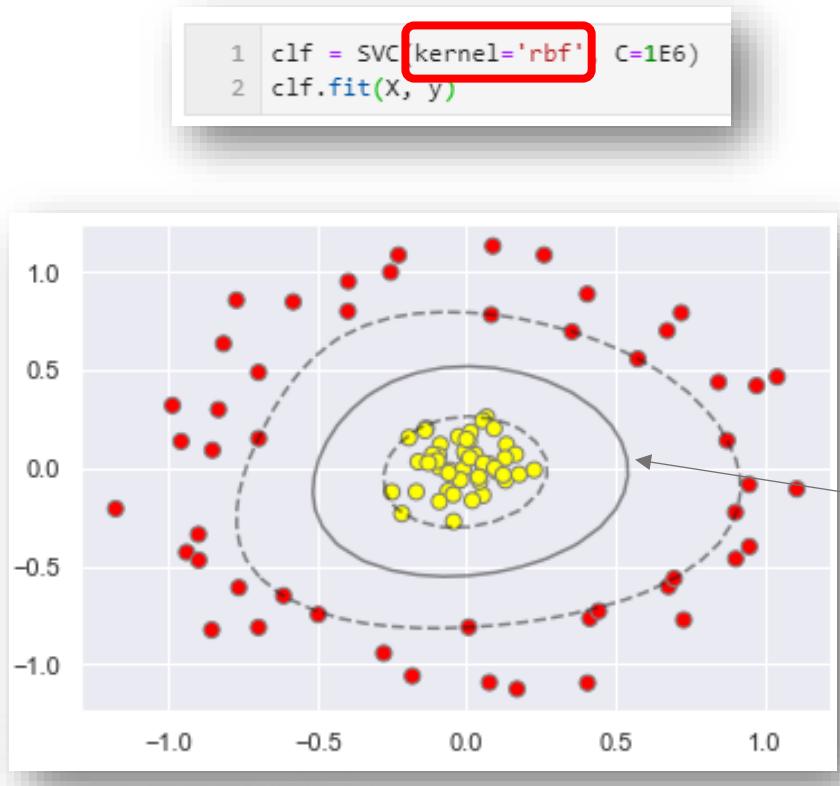
- Eine Möglichkeit eine neue Dimension an unseren Raum hinzuzufügen ist z.B. sogenannte *Radial Basis Functions* zu verwenden
 - RBFs sind skalare Funktionen $\phi(r)$, die nur vom Abstand zum Ursprung abhängen
 - Dadurch machen wir also aus unserem 2D- einen 3D-Datensatz
- Das Problem wird in einer höheren Dimension linear separierbar

```
1 np.concatenate((X, r.reshape(-1, 1)), axis=1)
array([[-8.98674223e-01, -3.38601143e-01, 3.97616982e-01],
       [ 1.04061333e+00,  4.64382873e-01, 2.72933376e-01],
       [ 6.75066947e-02,  2.58705545e-01, 9.31009579e-01],
       [-3.21867918e-03,  7.00834554e-02, 9.95090043e-01],
       [ 7.27800725e-01, -7.74453768e-01, 3.23203690e-01],
```

```
1 r = np.exp(-(X ** 2).sum(1))
```

Was denken Sie?
Wieso hängt r hier nur
vom Ursprung ab?

SVM: Kernel-Trick



- Diese Projektion in höhere Dimensionen wird durch den sog. **Kernel-Trick** auf die Spitze getrieben
- Man kann **implizit** an jeden der N Datenpunkt eine zusätzliche Dimension anfügen – ohne diese Projektion wirklich durchzuführen
- In diesem N -dimensionalen Raum wird dann eine **linear separierende** Hyperebene gesucht
- Diese lineare Hyperebene im N -dimensionalen Raum wird im **ursprünglichen**, niedrigdimensionalen Raum zu einer **nicht-linearen Hyperebene**
- In sklearn wird das mittels des Hyperparameters `kernel='rbf'` realisiert

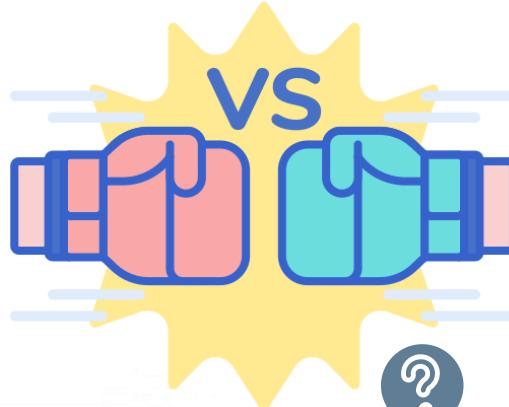
```
1 plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='autumn', edgecolors='gray')
2 plot_svc_decision_function(clf)
3 plt.scatter(clf.support_vectors_[:, 0], clf.support_vectors_[:, 1],
4             s=300, lw=1, facecolors='none');
```

Multi-Class SVMs



Was denken Sie?

Sie kennen jetzt eine SVM, die zwei Klassen unterscheiden kann: wie funktioniert das bei mehreren Klassen?



Was denken Sie?

Was könnte „one-versus-rest“ hier bedeuten?



Was denken Sie?

Wie viele SVMs müssen dann erzeugt werden?



Was denken Sie?

Sind die Entscheidungsgrenzen gleich?

- Liegen mehr als zwei Klassen vor, so lässt sich unser obiger Ansatz nicht eins-zu-eins anwenden
- Eine Möglichkeit mehrere Klassen zu unterscheiden ist: für **jede Klassenpaarung** einen Klassifikator bzw. eine SVM zu trainieren
- Diesen Ansatz nennt man „one-versus-one“ – im Gegensatz zu „one-versus-rest“
- Für N Klassen müssen dann $\frac{N(N - 1)}{2}$ SVMs trainiert werden
- Die Entscheidungsgrenzen ergeben sich dann aus der Kombination aller Klassifikatoren

Vorteile, Nachteile, Besonderheiten: SVM



Pros:

- SVMs sind sehr effektiv bei **höherdimensionalen** Datensätzen
- SVMs helfen in Fällen, in denen die **Anzahl** der Dimensionen größer ist als die Anzahl der Datenpunkte
- SVMs sind **komputativ effizient**
- Pädagogisch: SVM lassen **geometrische Interpretationen** zu

Cons:

- SVMs haben Probleme mit **sehr großen** Datensätzen (liegt an der **Kernel-Matrix** beim Kernel-Trick – diese wird zu groß)
- SVMs haben Probleme bei **stark überlappenden** Klassen bzw. **viel Rauschen** in den Daten
- **Probabilistische** Interpretation **nicht möglich**

Beispiel: SVM zur Face Recognition



Wir wollen uns in diesem Beispiel gleich einem interessanten Anwendungsfall im maschinellen Lernen widmen: der Gesichtserkennung. Hierzu laden wir uns mittels eines sog. *Fetchers* aus `sklearn.datasets` einen Datensatz, der Bilder von Gesichtern berühmter Personen beinhaltet.

Unser Ziel ist es eine SVM zu trainieren, die diese Gesichter erkennen - also **klassifizieren** - kann. Zu jeder Person gibt es eine Vielzahl verschiedener Aufnahmen - jede Person stellt also eine **Klasse** dar. Die Bilder haben die Dimensionalität `(62, 47)` und somit ca. 3000 Pixel. Wenn jeder Pixel einer Dimension in einem Raum entsprechen würde, dann wäre ein Gesicht ein Datenpunkt in diesem Raum. Dieser Raum ist uns zu hochdimensional. Daher *projizieren* wir die Gesichter in einen niedrigdimensionaleren Raum (wir greifen hier den Themenblock PCA vorweg).

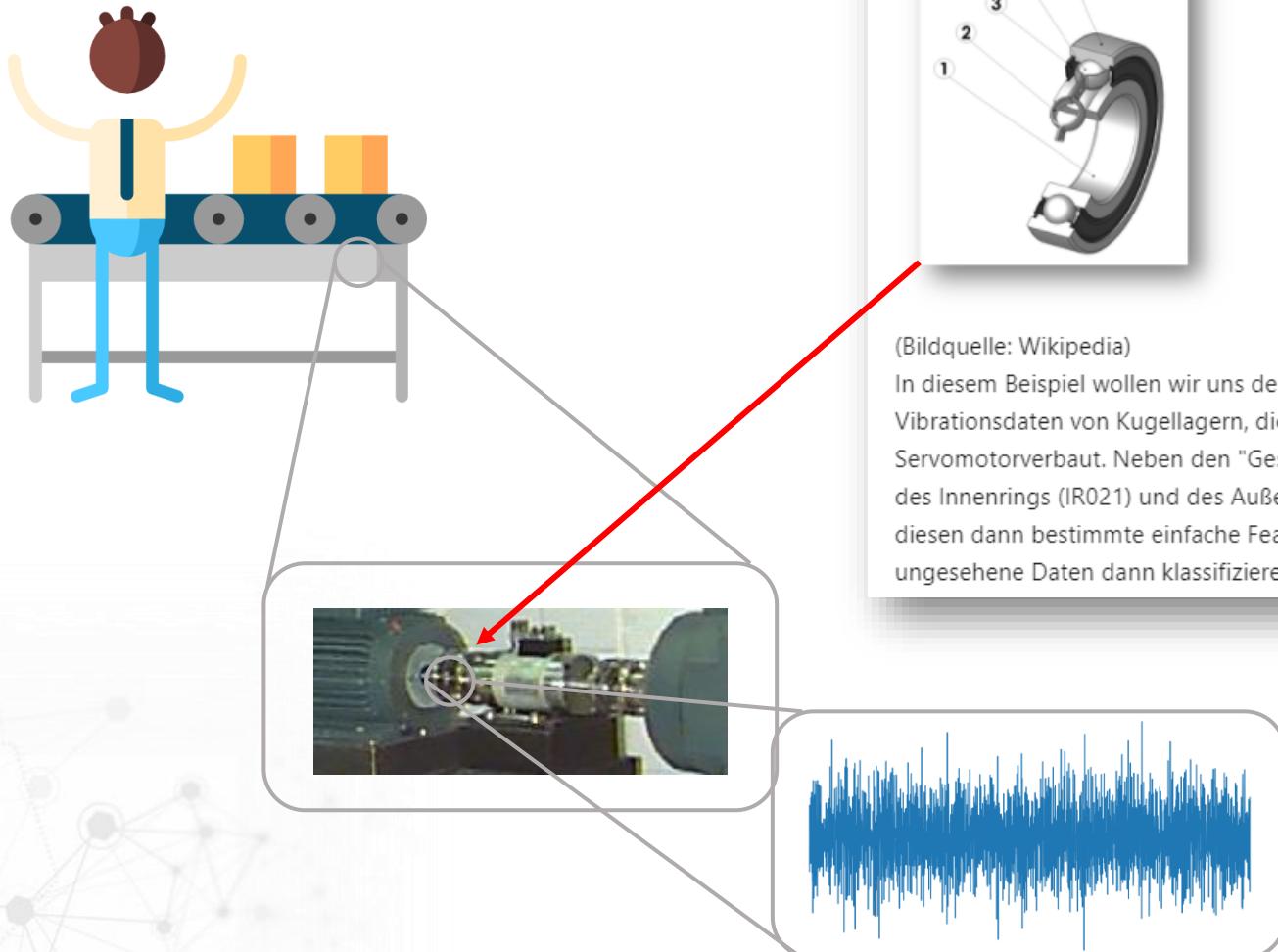


So what?

`accuracy_score` aus `sklearn.metrics`

→ Entspricht der gewöhnlichen Genauigkeit: wie viel Prozent der Labels im Testdatensatz wurden korrekt vorhergesagt

Beispiel: Fault Classification of Bearing Faults



(Bildquelle: Wikipedia)

In diesem Beispiel wollen wir uns dem Aspekt der *Fault Classification* annehmen. Hierzu nutzen wir Vibrationsdaten von Kugellagern, die verschiedene Schadensklassen aufweisen. Diese Kugellager sind in einem Servomotorverbaut. Neben den "Gesunddaten" liegen uns Daten von Beschädigungen an einer Kugel (B021), des Innenrings (IR021) und des Außenrings (OR021@6) vor. Wir wollen diese Zeitserien in *Fenster* aufteilen, aus diesen dann bestimmte einfache Features extrahieren und anhand derer dann eine SVM trainieren, die uns ungesiehene Daten dann klassifizieren soll.

SVR: Support Vector Regression

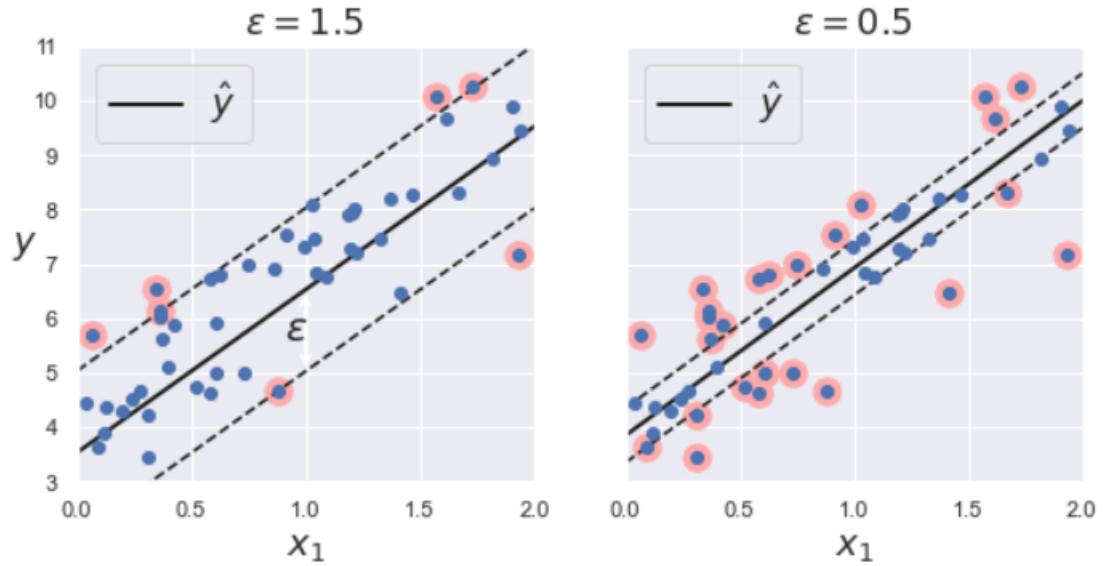


Was denken Sie?

Wieso benötigen wir
nun ein Epsilon?



Whiteboard Time!



Was denken Sie?

Wie könnte nun unsere
Kostenfunktion aussehen?



Was denken Sie?

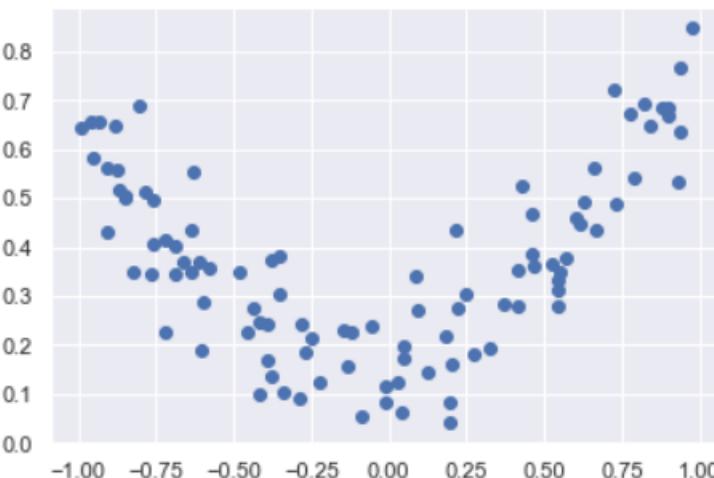
Was ist der clevere Trick, der
uns von einer Klassifikation
zu einer Regression bringt?

- SVMs können auch zur Regression verwendet werden – hierzu sagt man dann *Support Vector Regression*
- Hierzu kehrt man unsere Optimierungsbedingung um – wir suchen nun nach einer Hyperebene plus Margin, innerhalb dessen sich **so viele Datenpunkte wie möglich** befinden
- Auch die Bestrafung muss hierzu umgekehrt werden: Datenpunkte **außerhalb** des Margins führen zu Penalties!
- Uns liegen in dieser Situation **keine** wirklichen **Support Vectors** zwischen verschiedenen Klassen mehr vor → Ein weiterer **Hyperparameter** ε nötig, der variiert werden muss
- Die Kostenfunktion der SVR ist dann:

$$\min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_i \max\{0, |y_i - (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b)| - \varepsilon\}$$

SVR: Support Vector Regression: sklearn

```
1 # Some data
2 np.random.seed(42)
3 m = 100
4 X = 2 * np.random.rand(m, 1) - 1
5 y = (0.2 + 0.1 * X + 0.5 * X**2 + np.random.randn(m, 1)/10).ravel()
6
7 # Show
8 plt.scatter(X, y);
```



```
1 from sklearn.svm import SVR
2
3 svm_reg1 = SVR(kernel="rbf", C=100, epsilon=0.1)
4 svm_reg2 = SVR(kernel="rbf", C=0.01, epsilon=0.1)
5 svm_reg1.fit(X, y)
6 svm_reg2.fit(X, y)
```

- In sklearn haben wir eine entsprechende Klasse vorliegen
`SVR(kernel=<kernel_type>, C=<regularization_parameter_value>, epsilon=<margin_width>)`
- Auch hier gilt wieder: wir können sowohl lineare, als auch nicht-lineare Probleme lösen → der Kernel-Trick findet auch hier Anwendung

