

Im Folgenden werden Studien hinzugezogen, um eine Einschätzung der Performance in den verschiedenen Szenarien vorzunehmen und Hypothesen abzuleiten. Vorab ist zu erwähnen, dass die Evaluation von Klassifikationsmethoden anhand synthetischer Datensätze in der Literatur begrenzt ist. Da für diese Arbeit die Form der Entscheidungsgrenze entscheidend ist, werden dennoch ausschließlich Arbeiten mit synthetischen Datensätzen zu Rate gezogen.

Aufgrund dessen, dass der datengenerierende Prozess hier so ausgearbeitet wurde, dass er mit den Annahmen der *SVM* arbeitet, erwarten wir zuerst einmal eine durchschnittlich bessere Performance der *SVM-Classifer* im Vergleich zu den anderen Methoden.

H1: Die *SVM-Classifer* performen über alle Datensituationen im Durchschnitt besser als die anderen Classifier.

Des Weiteren wurden in den einzelnen Kategorien des datengenerierenden Prozesses die Entscheidungsgrenzen speziell auf verschiedene Kernels zugeschnitten. Daher sollten *SVM* mit linearem Kernel im Setting mit linearer Entscheidungsgrenze mindestens so gut oder besser als die restlichen Classifier performen. Gleiches gilt für *SVM* mit polynomialen Kernel im Setting mit einer quadratischen Entscheidungsgrenze und radiale Kernel bei einer Hypershäre als Entscheidungsgrenze.

H2: Die *SVM-Classifer* mit dem Kernel, der für den jeweiligen DGP zugeschnitten ist sollten mindestens genauso gut oder besser performen als die restlichen Classifier.

Es konnte weiterhin gezeigt werden, dass in einem Szenario, indem erheblich mehr Beobachtungen als Dimensionen und eine lineare Entscheidungsgrenze vorliegen (S1), deutliche Unterschiede zwischen *SVM*, *K-NN* und *logistischer Regression* bei der Diskriminationsfähigkeit auftreten (Entezari-Maleki et al., 2009). *K-NN* und *SVM* mit linearem Kernel zeigen AUC-Werte nahe 1 auf, was für eine nahezu perfekte Differenzierung der Klassen spricht. Die *logistische Regression* hingegen hat einen Wert knapp über 0.5, was nur etwas besser als eine Zufallsauswahl ist. Darüber hinaus ist festzustellen, dass die Unterschiede deutlicher werden, je höher die Anzahl an Beobachtungen ist.

Für den Fall einer radialen Entscheidungsgrenze (S3) sind die Ergebnisse ähnlich. So erreicht in diesem Beispiel eine *SVM* mit radialem Kernel im Vergleich zu einer *logistischen Regression* eine um 34% höhere Genauigkeit (Fávero et al., 2022). Basierend auf den Ergebnissen der genannten Studien kann folgende Schlussfolgerung gezogen werden.

H3: In niedrigdimensionalen Szenarien performen *K-NN* und *SVM* besser als eine *logistische Regression*.

Die Szenarien S4 bis S6 finden in der Literatur kaum Beachtung, weshalb hier keine Studien herangezogen werden können. Liegt jedoch ein Szenario vor, indem die Anzahl der Dimensionen erheblich größer ist, als die Anzahl der Beobachtungen, mit einer linearen Entscheidungsgrenze (S7), sind die Ergebnisse differenziert zu betrachten. So schneidet die *SVM* mit polynomialen Kernel am besten unter den genannten Algorithmen ab, jedoch die *SVM* mit linearem Kernel am schlechtesten (als Kriterium wurde die mittlere Performance über 100 Datensätze evaluiert) (Scholz & Wimmer, 2021). Während *K-NN* auch in diesem Szenario eine gute Performance hat, schneiden *logistische Regression* und *SVM* mit radialem Kern mittelmäßig ab. Hierbei ist wichtig zu erwähnen, dass in der Studie keine Ergebnisse über die genaue Performance präsentiert wurden, sondern lediglich die Ränge der 25 behandelten Klassifikationsmethoden. Somit können nur eingeschränkte Schlussfolgerungen gezogen werden.

In hochdimensionalen Szenarien zeigt vermutlich die *SVM* mit polynomialen oder radialem Kernel eine gute Performance, unabhängig von der Form der Entscheidungsgrenze, während die linearen *SVM* voraussichtlich weniger gut abschneiden wird. Es scheint so, dass auch *K-NN* und *logistische Regression* in hochdimensionalen Szenarien zumindest mittelmäßig abschneiden. Hier ist jedoch zu beachten, dass nur eine lineare Entscheidungsgrenze betrachtet wurde und in den Szenarien S8 und S9 andere Ergebnisse möglich sind. Es ist aber auch bekannt, dass gerade die *K-NN* Methode in hochdimensionalen Szenarien schlechter performt (James et al., 2021), während *SVM* für solche Fälle sehr oft Verwendung finden (Moguerza & Muñoz, 2006). Wir schließen Final daraus:

H4: In hochdimensionalen Settings performen v.a. *SVM* mit radialen und polynomialen Kernel besser als die anderen Klassifikationsmethoden

Literatur

- Entezari-Maleki, R., Rezaei, A., & Minaei-Bidgoli, B. (2009). Comparison of Classification Methods Based on the Type of Attributes and Sample Size. *Journal of Convergence Information Technology*, 4(3), 94–102. <https://doi.org/10.4156/jcit.vol4.issue3.14>
- Fávero, L. P., Belfiore, P., Santos, H. P., dos Santos, M., de Araújo Costa, I. P., & Junior, W. T. (2022). Classification Performance Evaluation from Multilevel Logistic and Support Vector Machine Algorithms through Simulated Data in Python. *Procedia Computer Science*, 214, 511–519. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.11.206>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*. Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>
- Moguerza, J. M., & Muñoz, A. (2006). Support Vector Machines with Applications. Zugriff 27. August 2024 unter <https://projecteuclid.org/journals/statistical-science/volume-21/issue-3/Support-Vector-Machines-with-Applications/10.1214/088342306000000493.short>
- Scholz, M., & Wimmer, T. (2021). A Comparison of Classification Methods across Different Data Complexity Scenarios and Datasets. *Expert Systems with Applications*, 168, 114217. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114217>