

Automatische Verfahren zur Prädiktorauswahl in Regressionsmodellen

Literaturarbeit vorgelegt von
Markus Graf (markus.graf@uzh.ch)
am Psychologisches Institut der Universität Zürich
Betreut durch Dr. Christina Werner

Zusammenfassung

Ziel der multiplen Regression ist es Kriteriumsvariablen durch mehrere Prädiktorvariablen möglichst gut vorherzusagen. In diesem Kontext kommen Automatische Verfahren zur Prädiktorauswahl zur Anwendung, wenn für die Schätzung des Modells viele potentielle Prädiktoren zur Auswahl stehen, insbesondere wenn theoretische Grundlagen fehlen. Das exhaustive Verfahren in Kombination mit der Kreuzvalidierung ist die einzige Technik, die das beste und stabilste Model findet. Schrittweise Verfahren kommen zur Anwendung bei kleinem Stichprobenumfang. Während früher aus Mangel an Rechenleistung standardmässig schrittweise Verfahren angewandt wurden soll heutzutage dem rechenintensiven exhaustiven Verfahren bevorzugt werden.

Inhaltsverzeichnis

Einführung	4
Sinn und Zweck automatisierter Modellwahl	5
Automatische Verfahren zur Prädiktorauswahl	5
Exhaustive Schätzung	6
Schrittweise Verfahren	7
Multikollinearität	10
Überanpassung - Der einfachste Ausdruck verwickelter Probleme ist immer der beste	12
Kriterienbasierte Strategien	12
Kreuzvalidierung	14
Software zu den vorgestellten Verfahren	16
Modellselektion	16
Kreuzvalidierung	16
Diskussion	17
Glossar	19
Literatur	20

<i>AUTOMATISIERTE VERFAHREN ZUR PRÄDIKTORAUSWAHL</i>	3
--	---

Anhang	22
---------------	-----------

Einführung

Das Standardverfahren um eine Kriteriumsvariable durch Prädiktorvariablen vorherzusagen stellt die Regressionsanalyse dar. Begründet wurde dieses Verfahren durch Carl Friedrich Gauss in seiner Schrift, in der er, mit Hilfe der Methode der kleinsten Quadrate, die Bewegung der Himmelskörper um die Sonne im Kegelschnitt beschrieb (Gauss, 1809).

Im Unterschied zur einfachen linearen Regression, werden in einem multiplen Regressionsmodell mehrere Prädiktoren p mit einbezogen. Es resultiert eine Regressionsgleichung welche zur Vorhersage einer Kriteriumsvariable aufgrund mehrerer Prädiktorvariablen genutzt wird (Bortz & Schuster, 2011, S. 448).

$$x_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{i1} + \dots + \beta_p \cdot x_{ip} + \epsilon_i \quad (\text{multiple lineare Regression})$$

Beim klassisch hypothesengeleiteten Vorgehen wird eine Hypothese definiert, welche empirisch getestet wird. Der empirische Test wiederum ist ein Modell, in unserem Fall eine Regressionsgleichung, welche aufgrund theoretischer Überlegungen erstellt wurde. Wenn es jedoch keine klaren theoretischen Gründe gibt potentielle Prädiktorvariablen in das Modell auf zu nehmen, werden mehrere Modelle geschätzt und jenes mit der besten und stabilsten Vorhersagekraft verwendet. Bei komplexen Modellen mit vielen Prädiktoren werden Modelle mittels automatischer Verfahren geschätzt und selektiert. Ein zentrales Problem solcher Verfahren ist, dass sie dazu neigen zu komplexe Modelle zu schätzen. Komplexe Modelle können sehr gute Vorhersagen innerhalb des Trainingsdatensatz liefern, doch scheitern diese generelle Vorhersagen zu treffen.

Im folgenden wird diskutiert wann und weshalb automatische Verfahren zur Modellwahl eingesetzt werden. Anschliessend wird das exhaustive und schrittweise Verfahren vorgestellt und kritisch diskutiert. Die Frage nach der Generalisierbarkeit automatisch geschätzter Modelle wird im Anschluss besprochen und die Kreuzvalidierung als Lösungsansatz genannt.

Sinn und Zweck automatisierter Modellwahl

In psychologischen Fragestellungen kommt es vor, dass viele Prädiktoren in ein Modell einfließen oder potentiell für ein Modell in Frage kommen. Die Frage, welche Prädiktoren nun ein Modell am besten erklären ist dabei die eigentliche Gretchenfrage.

Unterteilen lässt sich die automatisierter Modellwahl in (a) eine explorative, und (b) eine optimierende Anwendung.

Im Falle der explorativen Anwendung fehlen grösstenteils theoretische Begründungen für die Auswahl bestimmter Prädiktoren. Ein Beispiel für eine solche Anwendung liefert eine Studie, die Prädiktoren des Alltagstransfers eines stationär erlernten Entspannungstrainings suchte (Bernardy, Krampen & Köllner, 2008). Oft werden Daten gleich für mehrere Studien erhoben und in anderen Studien verwendet. Diese systematische Anwendung automatischer Modellwahlverfahren mit dem Ziel neue Muster zu erkennen ist damit eine Aufgabenstellung des Datamining. Die so gewonnen Daten können zu neuen Fragestellungen führen.

Der zweite Anwendungsfall ergibt sich, wenn bereits ein Modell vorhanden ist. Insbesondere komplexe Modelle sind meist schlecht generalisierbar. Automatisierte Verfahren können helfen Prädiktoren zu erkennen welche die Komplexität unnötig erhöhen.

Automatische Verfahren zur Prädiktorauswahl

Zu Beginn der Psychologischen Forschung mussten Modelle von Hand berechnet werden. Zwangsläufig wurden wenige Prädiktoren erhoben und einfache Modelle gerechnet. Friedman analysierte beispielsweise 1944 die Langlebigkeit von Turbinenschaufeln in Abhängigkeit von Stress, Temperatur und einigen Legierungsparametern. Zwar wurde die Berechnung nicht mehr von Hand durchgeführt, doch benötigte eine Regressionsschätzung inklusive Berechnung der Teststatistiken rund 40 Stunden (Armstrong, 2011, p.2). Jeder durchschnittliche Computer

erledigt dies heutzutage in Sekundenbruchteilen. Mit dem technischen Fortschritt einhergehend wurden Verfahren entwickelt, welche alle möglichen Kombinationen von Prädiktoren inklusiver ihrer Interaktionen berücksichtigen und gegeneinander testen.

Es gilt also das “beste” Modell zu schätzen. Gemeint ist mit dem “besten” Modell das, welches innerhalb des Trainingsdatensatzes, die beste Vorhersage liefert. Anhand des Trainingsdatensatzes wurde das Modell jedoch auch geschätzt. Entsprechend kann es Modelle geben die in der Gesamtpopulation bessere Vorhersagen liefern. “All models are wrong, but some are useful” (Box, 1979, p.202). Box will damit hervorheben, dass obschon in der Literatur oft vom “besten” oder “wahren” Modell gesprochen wird, dies nur ein Approximation der Wirklichkeit darstellt (Weakliem, 2004, p.172).

Exhaustive Schätzung

Eine naive Herangehensweise ist alle möglichen Modelle welche mit p Prädiktoren möglich sind durchzurechnen. Zur Beurteilung der Modellgüte kann die mittlere quadratische Abweichung herangezogen werden. Das Modell mit der kleinsten Fehlerquadratsumme SSE_p wird als das optimale Modell bezeichnet (Thompson, 1978, p. 6).

Da alle möglichen Kombinationen durchgerechnet werden, wird das Modell gefunden, das den Trainingsdatensatz am besten vorhersagt. Thompson (1978, p.6) sieht einzig den Nachteil darin, dass der Rechenaufwand exponentiell mit der Anzahl zu berücksichtigender Prädiktoren steigt. Es müssen immer $2^p - 1$ Modelle berechnet werden, bei 5 Prädiktoren sind dies 31 Modelle, bei 10 bereits 1023 usw. Während früher eingeschränkte Rechenkapazität oft ein ökonomischer Faktor war - es musste Rechenzeit in einem Rechenzentrum reserviert werden - spielt die Rechengeschwindigkeit auf modernen Systemen eine untergeordnete Rolle. Insbesondere in der psychologischen Forschung muss oft nur eine Handvoll Prädiktoren in die Schätzung einbezogen werden.

Schrittweise Verfahren

Das optimale Modell beinhaltet jeden Prädiktor, der die Voraussage auch nur minimal verbessert. Es stellt sich die Frage ob diese minimale Verbesserung auch nützlich ist oder einfach durch Zufall entstanden ist. Schrittweise Verfahren arbeiten wesentlich liberaler. Prädiktoren werden hinzugefügt oder eliminiert, je nach deren Relevanz für die Modellgüte. Es werden Kriterien festgelegt, nach welchen ein Modell als angemessen zu betrachten ist. Dies hat gegenüber dem exhaustiven Verfahren den Vorteil, dass nicht alle Modelle berechnet werden müssen und entsprechend schneller Lösungen gefunden werden.

Innerhalb der schrittweisen Verfahren unterscheidet man zwischen *forward selection* und *backward elimination*.

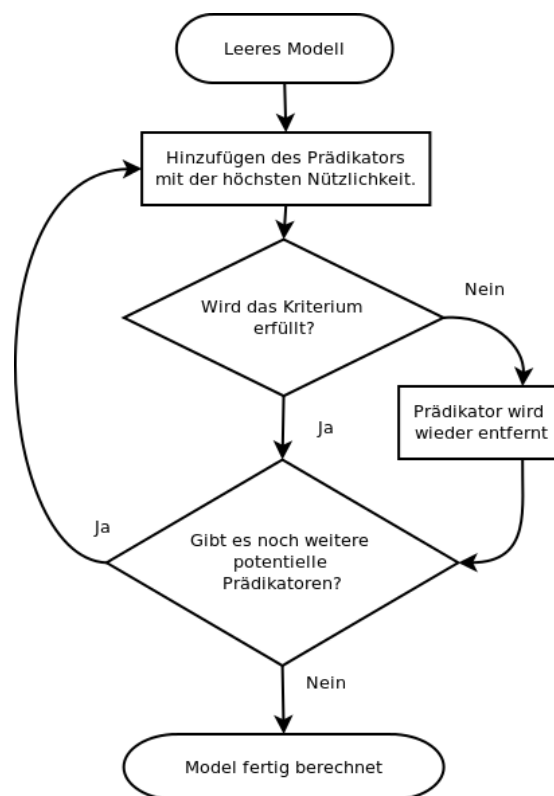


Abbildung 1. : Forward Selection. Das Flussdiagramm beschreibt den schrittweisen Aufbau eines neuen Modells aus dem leeren Modell durch Hinzufügen potentieller Prädiktoren.

Ausgehend vom leeren Modell werden in der ersten Variante schrittweise weitere Variable der Nützlichkeit nach in das Modell integriert. Dies dauert so lange an, bis kein Prädiktor mehr gefunden wird, der ein gewisses Kriterium erfüllt.

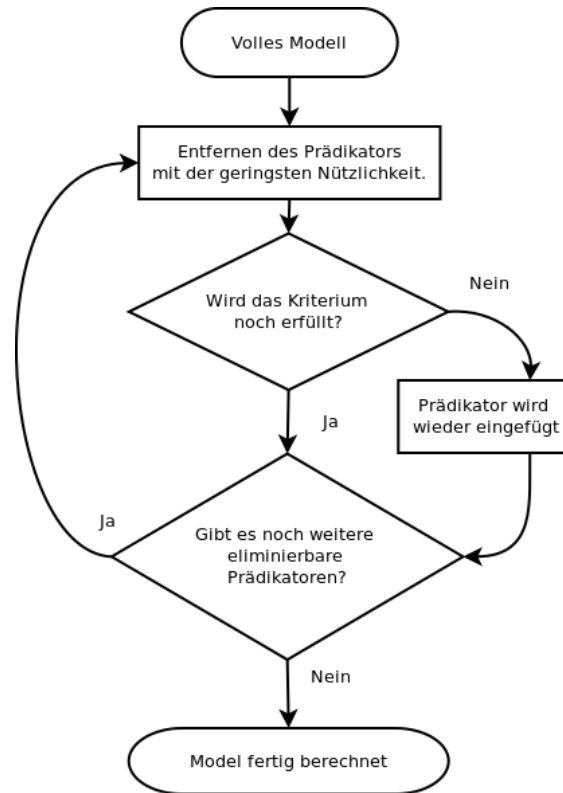


Abbildung 2. : Backward Elimination. Das Flussdiagramm beschreibt die schrittweise Elimination von unnützen Prädiktoren aus dem vollen Modell.

In der zweiten Variante werden alle Prädiktoren in das Modell integriert und sukzessive nach einander entfernt. Wiederum endet das Verfahren sobald kein Prädiktor mehr weggelassen werden kann ohne dass ein gewisses Kriterium unterschritten wird.

Die Aufnahme einer neuen Variable kann dazu führen, dass eine bereits im Modell vorhandene Variable obsolet wird. Um diesem Umstand Rechnung zu tragen werden oft Forward Selection und Backward Elimination kombiniert (Bortz & Schuster, 2011, p. 461).

In seltenen Fällen kann es vorkommen, dass zwei Variablen für sich in die Regressionsgleichung aufgenommen die Vorhersage kaum verbessern und das Kriterium nicht erfüllen. Zusammen leisten sie jedoch einen substantiellen Beitrag (Jacob Cohen, West, Cohen & West, 2003, p.261). Schrittweise Verfahren sind entsprechend nicht in der Lage solche Effekte mit zu berücksichtigen.

Zentrales Element der schrittweisen Regression ist das Kriterium zur Beurteilung der Modellanpassung, welches besagt, weshalb und wann ein Modell als akzeptabel zu betrachten ist. Als Folge dessen wird damit auch die Anzahl relevanter Prädiktoren bestimmt. Im Laufe der Zeit wurden diverse Kriterien definiert, welche alle für sich ihre Berechtigung haben. Einteilen lassen sie sich in Kriterien, welche (a) sich auf die Beurteilung innerhalb des Trainingsdatensatzes beschränken oder (b) die Generalisierbarkeit ausserhalb des Trainingsdatensatzes zu berücksichtigen versuchen. Letztere werden im Abschnitt der Überanpassung beschrieben.

Interessiert uns die Modellgüte innerhalb des Trainingsdatensatzes bietet das Bestimmtheitsmass erste Hinweise. Im Fall der multiplen Regression entspricht dies dem Quadrat des multiplen Korrelationskoeffizienten R^2 und besagt wie viel systematische Varianz durch das Modell aufgeklärt wird. Das Bestimmtheitsmass steigt mit der Anzahl der Prädiktoren p , insbesondere bei kleinem Stichprobenumfang n , weshalb eine Schrumpfungskorrektur vorgenommen werden muss (Bortz & Schuster, 2011, p. 451).

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n-p-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (\text{korrigiertes Bestimmtheitsmass})$$

Insbesondere bei kleinem R^2 sollte auf Signifikanz getestet werden, entsprechend werden Modelle in schrittweisen Verfahren nicht einzig aufgrund von R^2 selektiert sondern aufgrund des Signifikanzniveaus.

Beim Signifikanztest als Kriterium wird das Verfahren beendet, wenn kein Prädiktor mehr hinzugefügt werden kann, der das Vorhersagepotential signifikant erhöht (Bendel & Afifi, 1977, p.48). Das vergleichen zweier Regressionsgleichungen mittels Signifikanztest bedingt, dass diese geschachtelt sein müssen, das kleinere Modell muss im grösseren enthalten sein (Jacob Cohen et al., 2003, p. 508). Das gewählte Signifikanzniveau ist eigentlich unbegründet gewählt (Weakliem, 2004, p. 174). Derksen und Keselman (1992, p. 269) diskutieren mehrere Empfehlungen für Signifikanzniveaus und weisen darauf hin, das sich über mehrere Tests der α -Fehler kumuliert. In Simulationen mit artifiziellen Daten zeigen Mundry und Nunn (2009) das Problem multipler Tests beispielhaft auf. Daraus resultierend lehnen sie die Verwendung der schrittweisen Regression mittels Signifikanztestes gar ab.

Ein weitere Schwäche des Hypothesentestens ist der Einfluss der Stichprobengrösse. So kann bei genügend grossem Umfang nahezu jedes Modell signifikant werden, was wiederum zu komplexen und überangepassten Modellen führt (Weakliem, 2004, p.173).

Entgegen dem exhaustiven Verfahren besteht bei schrittweisen das Problem, dass unter Umständen nicht das optimale Modell gefunden wird. Bortz und Schuster (2011, p. 462) bezeichnen diese Verfahren eher zu den explorativen gehörend, da die Nützlichkeitsunterschiede, welche oft nur geringe statistische Bedeutung haben, das Modell bestimmen. Harrell (2001, p. 56ff) lehnt das Verfahren gar ab und führt ins Feld, dass sämtliche statistischen Prinzipien verletzt würden. Berk (1978) zeigte jedoch in einem Vergleich, dass die durchschnittliche Differenz der Fehlerquadratsummen zwischen exhaustiven und schrittweiser Regression kaum 7% übertrifft.

Multikollinearität

Multikollinearität, als hohe Korrelationen zwischen mehreren Prädiktoren, führt zu Problemen bei der automatischen Modellwahl. In schrittweisen Verfahren ist es in solchen Fällen häufig vom Zufall abhängig welche der beteiligten Variablen als

erste weggelassen beziehungsweise aufgenommen wird. Ein Anstieg der Korrelation zwischen Prädiktoren hat zur Folge, dass (a) die p-Werte bei Signifikanztests sinken, (b) schwache Prädiktoren entgegen den starken eher fälschlicherweise ausgeschlossen werden, (c) korrekt hoch signifikante Prädiktoren werden eher ausgeschlossen wenn die Korrelation zwischen einem konfundierenden Prädiktor und dem Kriterium steigt und (d) selbst wenn die Korrelation zwischen konfundierendem Prädiktor und Kriterium klein ist, besteht die Gefahr, dass korrekt schwach signifikante Prädiktoren nicht signifikant werden (Graham, 2003, p. 2810).

Grundsätzlich gilt die Unabhängigkeit der Prädiktoren als Voraussetzung für die multiple Regression. Doch gerade in der psychologischen Forschung lassen sich Korrelationen meist schlecht vermeiden. Um bereits im Vorfeld Hinweise auf potentielle Kollinearität zu erhalten, empfiehlt es sich die Kovarianzmatrix zwischen allen Prädiktoren vor der eigentlichen Auswahl zu betrachten. Eventuell wurde das selbe Merkmal mehrmal erhoben. Der Zusammenhang zwischen einer Prädiktorvariable i und der vorhergesagten Kriteriumsvariable lässt sich mit dem Strukturkoeffizienten c_i ausdrücken.

$$c_i = \frac{r_{ic}}{R} \quad (\text{Strukturkoeffizient})$$

r_{ic} beschreibt den einzelnen Korrelationskoeffizient zwischen dem Prädiktor i und dem Kriterium c und R den multiplen Korrelationskoeffizient. So kann auf die Prädiktoren eingeschränkt werden, welche am besten das Kriterium vorhersagen (Bortz & Schuster, 2011, S. 453).

Überanpassung - Der einfachste Ausdruck verwickelter Probleme ist immer der beste

Es können beliebig viele potentiell erklärende Variablen erhoben werden um sich komplexe Modell generieren zu lassen. Und Menschen tendieren zu glauben, dass komplexe Probleme komplexe Lösungen benötigen. Die Forschung zeigt jedoch, dass oft das Umgekehrte der Fall ist (Armstrong, 2011, p.3). Insbesondere Gigerenzer demonstrierte eindrucksvoll wie mit einfachen Rekognitionsheuristiken bessere Vorhersagen gemacht werden konnten als mit komplexen statistischen Modellen (Borges, Goldstein, Ortmann & Gigerenzer, 1999). Komplexe Modelle können sehr gute Vorhersagen innerhalb des Trainingsdatensatz liefern, doch scheitern oft beim Versuch, der Generalisierung.

Die Illusion der Komplexität ist auch in der Statistik anzutreffen (Armstrong, 2011, p. 3). Im Kontext der Modellwahl äussert sich dies in Form der Überanpassung. Das heisst, dass das Modell zu sehr an die Testdaten angepasst ist. Insbesondere Modellwahlverfahren, welche die Anzahl der Prädikatoren nicht abstrafen, sind davon betroffen. Als Einflussfaktoren seitens der Daten sind Repräsentativität und Stichprobengrösse zu nennen. Mit steigendem Stichprobenumfang und höheren Repräsentativität sinkt die Überanpassung und steigt die Stabilität der Vorhersage.

Kriterienbasierte Strategien

Die bisher beschriebenen Modellwahlverfahren fokussieren sich darauf, anhand der gegebenen Daten das "beste" Modell zu finden. Kriterienbasierende Strategien zur Vermeidung der Überanpassung beurteilen nicht nur die Güte des Modells, sondern strafen auch Komplexität ab. Je komplexer ein Regressionsmodell wird, desto besser muss die Vorhersage stimmen um die Komplexität zu rechtfertigen.

Colin Lingwood Mallows entwickelte das C_p Kriterium, dass auf der Methode der kleinsten Quadrate aufbaut und sowohl die Prädiktoranzahl p als auch die Stichprobengrösse n berücksichtigt.

$$C_p = \frac{SSE_p}{\sigma^2} - n + 2p \quad (\text{Mallows's } C_p)$$

Angestrebt wurde dabei alle wichtigen Prädiktoren zu berücksichtigen. Das “beste” Modell ist das mit (a) dem niedrigsten C_p -Wert, der (b) möglichst gleich p ist (Gilmour, 1996). Angewendet wird dieses Kriterium insbesondere in Kombination mit dem exhaustiven Verfahren.

Die bisher auf der Methode der kleinsten Quadrate basierenden schrittweisen Verfahren bedingen, dass die Prädiktoren geschachtelt sind. Das soll heissen, dass jeweils alle Prädiktoren des kleineren Modell im grösseren enthalten sein müssen. Dies wird für die beiden Kennwerte, Akaikes Informationskriterium (AIC) und Bayessche Informationskriterium (BIC) nicht vorausgesetzt. Beide Kennwerte basieren auf dem Maximum-Likelihood-Methode L und berücksichtigen die Anzahl Prädiktoren p . Dem Prinzip der Sparsamkeit entsprechend geben kleinere Modell bei gleicher Vorhersagekraft, bessere Kennwerte (Jacob Cohen et al., 2003, p. 509). Bei Regressionsmodellen mit normalverteilten Fehler entspricht die Wahrscheinlichkeitsfunktion L der des quadrierten Standardfehlers der Regression σ^2 (Weakliem, 2004, p. 169).

$$AIC = n \log(\sigma^2) + 2p \quad (\text{AIC})$$

Gegenüber AIC ist BIC konservativer, denn es wird zusätzlich der Stichprobenumfang n berücksichtigt (Weakliem, 2004, p. 169).

$$BIC = n \log(\sigma^2) + p \log(n) \quad (\text{BIC})$$

Durch die Berücksichtigung der Komplexität im Kriterium ist es möglich sowohl im schrittweisen Verfahren die Anzahl der Prädiktoren zu verringern.

Berücksichtigt werden dabei jedoch nur Daten aus dem Trainingsdatensatz. Entsprechend fehlt die Möglichkeit diese Vereinfachung empirisch zu rechtfertigen. Das soll heissen, dass man nicht sagen kann ob ein komplexeres und entsprechend exakteres Modell gerade in diesem Fall wirklich schlechter generalisierbar wäre. Um dies zu bewerkstelligen müssen die Vorhersagen der Modelle mittels unabhängiger Datensätze verglichen werden, was mittels Kreuzvalidierung erreicht werden kann.

Kreuzvalidierung

Die Stabilität eines Modelles lässt sich durch den Vergleich mit unabhängigen Stichproben ermitteln. Zu diesem Zweck kommen sogenannte Kreuzvalidierungsverfahren zum Einsatz.

Die Idee hinter der Kreuzvalidierung liegt darin, die Daten aufzuteilen. Zum einen in eine Trainingsstichprobe, anhand der die Gleichung geschätzt wird, zum anderen in eine oder mehrere zusätzliche Teststichproben, anhand derer die Stabilität validiert wird. Kennwert der Stabilität ist meist die durchschnittliche Fehlerquote der einzelnen Vorhersagen (Arlot & Celisse, 2010, p. 3).

Die Frage stellt sich, welchen Platz die Kreuzvalidierung in der automatisierten Modellwahl einnimmt. Kreuzvalidierungen können über ein Set von n Regressionsgleichungen durchgeführt werden, beispielsweise potentielle Modelle nach einer schrittweisen Regression (Arlot & Celisse, 2010, p. 12). n potentiellen Modelle werden validiert, wobei unter Umständen das Stabilste nicht gleich dem Vielversprechendsten aus der vorangegangenen Selektion ist. Überangepasste Modelle können somit eliminiert werden und an deren Platz rücken einfachere und stabilere Modelle. Der Vorteil dieses Vorgehens liegt darin das (a) die Validierung komplett von der Modellselektion getrennt werden kann und (b) es nur n Durchgänge benötigt. In der Modellselektion wird jedoch die Stabilität nicht berücksichtigt. Bei der schrittweisen Regression haben wir gesehen, dass das “beste” Modell nicht zwangsläufig gefunden wird. Entsprechendes gilt für die Stabilität, was zur Konsequenz führen kann, dass zwar gute Modelle gefunden werden, diese jedoch

allesamt nicht stabil genug sind oder das Stabilste schlicht nicht gefunden wird. Arlot und Celisse (2010, p. 12) nennen noch die Möglichkeit die Stabilität in die Modellselektion zu integrieren und als Kriterium zu berücksichtigen. Zu jeder Modellschätzung wird deren Stabilität berechnet und Modelle welche keine genügenden Werte aufweisen werden abgewiesen. Ein Nachteil dessen ist der höhere Rechenaufwand, da jedes Modell zusätzliche Durchgänge benötigt.

Kreuzvalidierungsverfahren unterscheiden sich in erster Linie anhand der Strategie, mit der die Daten “getrennt” werden. In der Regel wird dafür ein genug grosser Datensatz herangezogen und unterteilt, wobei vorausgesetzt wird, dass die Teilstichproben unabhängig und gleich verteilt sind. Bei k -Facher-Kreuzvalidierung wird der Datensatz in k möglichst gleich grosse Teile aufgeteilt und k Testläufe durchgeführt. Der Durchschnitt aus den Einzelfehlerquoten der k Durchläufe entspricht der Gesamtfehlerquote, welche für jede Lösung verglichen wird (Arlot & Celisse, 2010, p. 14). Je niedriger die Gesamtfehlerquote, desto stabiler ist die Regressionsgleichung. Um die Gleichverteilung der Untermengen zu gewährleisten, werden diese gelegentlich auch stratifiziert (Diamantidis, Karlis & Giakoumakis, 2000). Weitere Verfahren und deren Vergleiche finden sich bei Arlot und Celisse (2010).

Die Kreuzvalidierung ist ein gutes Mittel um Überanpassung entgegen zu wirken. Sie kann immer auf ein Set potentieller Modelle angewandt werden unabhängig vom Modellselektionsverfahren. Darüber hinaus ist die Stabilität ein guter Indikator für die Generalisierbarkeit. Bedingung ist jedoch, dass dadurch zusätzlich Datensätze zur Verfügung stehen, was im Bereich der Psychologischen Forschung durchaus nicht immer gegeben ist.

Software zu den vorgestellten Verfahren

Die bisher vorgestellten Verfahren sind in den meisten grösseren Statistikprogrammen bereits integriert oder können als Erweiterung hinzugefügt werden. Insbesondere wenn es darum geht verschiedene Verfahren der Modellselektion zu beurteilen bietet sich R an.

R ist eine frei verfügbare Programmiersprache für statistisches Rechnen und setzt momentan den Standart im Bereich der Rechnergestützten Datenanalyse. Eine guter Einstieg in R, mit vielen interaktiven Übungen, bietet der Kurs “tryR”¹ von code school. Für das tägliche Arbeiten mit R ist Teetor (2011) empfehlenswert.

Modellselektion

Das exhaustive Verfahren wurde im Paket “leaps” von Alan Miller (2013) implementiert. Ausgegeben werden kann Mallows’s C_p , R^2 oder auch das adjustierte Bestimmtheitsmass \bar{R}^2 .

Die schrittweise Regression ist ein fester Bestandteil von R (R Development Core Team, 2011) und ermöglicht eine bestehende Gleichung schrittweise vorwärts, rückwärts oder beidseitig zu durchsuchen. Als Kriterium wird dabei Akaikes Informationskriterium verwendet, da `step(object, ...)` eine vereinfachte Implementierung der Funktion `stepAIC(object, ...)` aus dem Paket “MASS” darstellt (Venables & Ripley, 2002). Ausführlicher werden die kriteriumsbasierenden Verfahren mit R bei Faraway (2002) beschrieben.

Kreuzvalidierung

Für die k -Fache-Kreuzvalidierung bietet sich die Funktion `CVlm(...)` aus dem Paket “DAAG” an (Maindonald & Braun, 2013). Die Funktion bietet über die reine Berechnung hinaus die Möglichkeit die k Durchgänge grafisch auszugeben.

¹<http://tryr.codeschool.com>

Diskussion

Automatisierter Verfahren zur Bestimmung von Regressionsgleichungen können eingesetzt werden um Modelle zu optimieren oder explorativ neue Modelle zu generieren, insbesondere wenn viele potentielle Prädiktoren involviert sind.

Im Falle der Optimierung gilt es insbesondere ein zu stark an die Trainingsdaten angepasstes Modell zu vereinfachen. Einfachere Modelle sind in der Regel stabiler, was wiederum die Generalisierbarkeit erhöht. Ziel ist es hierbei Prädiktoren mit geringer Vorhersagekraft zu eliminieren. Mittels exhaustiver Verfahren können sämtliche Kombinationen von den im Modell enthaltenen Prädiktoren geschätzt werden. Aus diesem Set meist einfacherer Modelle kann mittels Kreuzvalidierung die durchschnittliche Fehlvorhersage berechnet werden. Im Idealfall wird ein einfacheres Modell gefunden, das die Daten generell besser vorhersagt als das komplexe Modell. Der Vorteil exhaustiver Verfahren gegenüber den standardmässig eingesetzten schrittweisen Verfahren ist, dass das optimale Modell gefunden wird, insbesondere in Kombination mit der Kreuzvalidierung. Der erhöhte Rechenaufwand sollte heutzutage nicht mehr ins Gewicht fallen, insbesondere da in der Psychologie meist nur eine Handvoll Prädiktoren ein Modell beschreiben.

Die explorative Anwendung ist verbreiteter und dient dem schätzen von Modellen ohne klare theoretische Begründung. Eine Auslese potentieller Prädiktoren sollte möglichst unkorreliert sein um der Multikolinearität vorzubeugen. Bei genügend grossem Stichprobenumfang und einer mässigen Anzahl an potentiellen Prädiktoren führt auch hier das exhaustive Verfahren gefolgt von einer Kreuzvalidierung zur optimalen und stabilsten Vorhersage. In der psychologischen Forschung ist der Stichprobenumfang oft knapp bemessen. Kann aufgrund des Stichprobenumfangs eine Kreuzvalidierung nicht verlässlich geschätzt werden, kommen schrittweise Verfahren zum Einsatz. Dabei werden Prädiktoren schrittweise hinzugefügt oder eliminiert, bis ein zuvor bestimmtes Kriterium nicht mehr erfüllt werden kann. Das Kriterium besagt weshalb und wann ein Modell als akzeptabel zu betrachten ist. Es soll ein Kriterium herbei gezogen werden, welches die Anzahl der Prädiktoren im Modell berücksichtigt um einer Überanpassung

entgegen zu wirken. Akaikes Informationskriterium als zuverlässiges Kriterium schrittweiser Regression erwiesen.

Harrell (2001, p. 57) erwähnte eine ganz generelle Schwierigkeit: “It allows us to not think about the problem.”. Moderne leicht zu bedienende Statistikprogramme gepaart mit der Möglichkeit schier grenzenloser Rechenkapazität verführen einem nach Effekten zu fischen und Datamining zu betreiben. Der Einsatz automatisierter Verfahren zur Bestimmung von Regressionsgleichungen ist umstritten. Während die einen Autoren dies als ein probates Mittel ansehen lehnen andere insbesondere die schrittweise Regression ab. Schrittweise verfahren halten sich auch heute noch hartnäckig obschon es keinen Grund gibt nicht vollumfänglich alle Modelle durch zu rechnen. Die Rechenkapazität sowie die nötige Software ist vorhanden. Forschende sollten sich vom Gedanken lösen das Resultat gleich unmittelbar zu bekommen und dem Computer eine Kaffeepause lang die Möglichkeit geben, das optimale Resultat zu finden. Zu guter Letzt kann man auch hier die Faustregel anwenden, dass das simpelste Verfahren das beste Resultat ergibt.

Glossar

Datamining Systematische Anwendung statistischer Methoden auf einen grossen Datenbestand mit dem Ziel, neue Muster zu erkennen.

Prädiktorvariable Erklärende Variable welche eine Wirkung verursacht.

Trainingsdatensatz Datensatz anhand dessen das Regressionsmodell geschätzt wird.

Literatur

- Alan Miller, T. L. (2013). leaps: regression subset selection [Software-Handbuch]. Verfügbar unter <http://cran.r-project.org/web/packages/leaps> (R package version 2.9 using Fortran)
- Arlot, S. & Celisse, A. (2010). A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statistics Surveys*, 4, 40–79.
- Armstrong, J. (2011). Illusions in regression analysis. *Available at SSRN 1969740*.
- Bendel, R. B. & Afifi, A. A. (1977). Comparison of stopping rules in forward “stepwise” regression. *Journal of the American Statistical Association*, 72 (357), 46–53.
- Berk, K. N. (1978). Comparing subset regression procedures. *Technometrics*, 20 (1), 1–6.
- Bernardy, K., Krampen, G. & Köllner, V. (2008). Prädiktoren des alltagstransfers eines stationär erlernten entspannungstrainings. *Die Rehabilitation*, 47 (6), 359 - 365.
- Borges, B., Goldstein, D. G., Ortmann, A. & Gigerenzer, G. (1999). Can ignorance beat the stock market. *Simple heuristics that make us smart*, 59, 72.
- Bortz, J. & Schuster, C. (2011). *Statistik für Human-und Sozialwissenschaftler* (Bd. 6). Springer.
- Box, G. E. (1979). *Robustness in the strategy of scientific model building*. (Bericht). DTIC Document.
- Derksen, S. & Keselman, H. (1992). Backward, forward and stepwise automated subset selection algorithms: Frequency of obtaining authentic and noise variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 45 (2), 265–282.
- Diamantidis, N., Karlis, D. & Giakoumakis, E. (2000). Unsupervised stratification of cross-validation for accuracy estimation. *Artificial Intelligence*, 116 (1), 1–16.
- Faraway, J. (2002). Practical regression and anova using r: <http://cran.r-project.org/doc/contrib.Faraway-PRA.pdf>.
- Gauss, C. F. (1809). *Theoria motus corporum coelestium in sectionibus conicis solem ambientium*.
- Gilmour, S. G. (1996). The interpretation of mallows’s c_p-statistic. *The Statistician*, 49–56.
- Graham, M. H. (2003). Confronting multicollinearity in ecological multiple regression. *Ecology*, 84 (11), 2809–2815.

- Harrell, F. E. (2001). *Regression modeling strategies: with applications to linear models, logistic regression, and survival analysis*. Springer.
- Jacob Cohen, P. C., West, L. S. A., Cohen, J. & West, S. G. A. (2003). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences/*. Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Maindonald, J. & Braun, W. J. (2013). Daag: Data analysis and graphics data and functions [Software-Handbuch]. Verfügbar unter <http://CRAN.R-project.org/package=DAAG> (R package version 1.16)
- Mundry, R. & Nunn, C. L. (2009). Stepwise model fitting and statistical inference: turning noise into signal pollution. *The American Naturalist*, 173 (1), 119–123.
- R Development Core Team. (2011). R: A language and environment for statistical computing [Software-Handbuch]. Vienna, Austria. Verfügbar unter <http://www.R-project.org/> (ISBN 3-900051-07-0)
- Teetor, P. (2011). *R cookbook* (1. Aufl.). O'Reilly. Verfügbar unter <http://oreilly.com/catalog/9780596809157>
- Thompson, M. L. (1978). Selection of variables in multiple regression: Part I. A review and evaluation. *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, 1–19.
- Venables, W. N. & Ripley, B. D. (2002). *Modern applied statistics with s* (Fourth Aufl.). New York: Springer. Verfügbar unter <http://www.stats.ox.ac.uk/pub/MASS4> (ISBN 0-387-95457-0)
- Weakliem, D. L. (2004). Introduction to the special issue on model selection. *Sociological Methods & Research; Sociological Methods & Research*.

Anhang

Selbstständigkeitserklärung zur Literaturarbeit am Psychologischen Institut

Originalarbeit Ich erkläre ausdrücklich, dass es sich bei der von mir eingereichten schriftlichen Arbeit mit dem Titel “Automatische Verfahren zur Prädiktorauswahl in Regressionsmodellen” um eine von mir selbst und ohne unerlaubte Beihilfe sowie in eigenen Worten verfasste Originalarbeit handelt. Sofern es sich dabei um eine Arbeit von mehreren Verfasserinnen oder Verfassern handelt, bestätige ich, dass die entsprechenden Teile der Arbeit korrekt und klar gekennzeichnet und der jeweiligen Autorin oder dem jeweiligen Autor eindeutig zuzuordnen sind. Ich bestätige überdies, dass die Arbeit als Ganze oder in Teilen weder bereits einmal zur Abgeltung anderer Studienleistungen an der Universität Zürich oder an einer anderen Universität oder Ausbildungseinrichtung eingereicht worden ist noch inskünftig durch mein Zutun als Abgeltung einer weiteren Studienleistung eingereicht werden wird.

Verwendung von Quellen Ich erkläre ausdrücklich, dass ich sämtliche in der oben genannten Arbeit enthaltenen Bezüge auf fremde Quellen (einschliesslich Tabellen, Grafiken u. Ä.) als solche kenntlich gemacht habe. Insbesondere bestätige ich, dass ich ausnahmslos und nach bestem Wissen sowohl bei wörtlich übernommenen Aussagen (Zitaten) als auch bei in eigenen Worten wiedergegebenen Aussagen anderer Autorinnen oder Autoren (Paraphrasen) die Urheberschaft angegeben habe.

Sanktionen Ich nehme zur Kenntnis, dass Arbeiten, welche die Grundsätze der Selbstständigkeitserklärung verletzen – insbesondere solche, die Zitate oder Paraphrasen ohne Herkunftsangaben enthalten –, als Plagiat betrachtet werden und die entsprechenden rechtlichen und disziplinarischen Konsequenzen nach sich ziehen können (gemäss §§ 7ff der Disziplinarordnung der Universität Zürich sowie § 36 der Rahmenordnung für das Studium in den Bachelor- und Masterstudiengängen der Philosophischen Fakultät der Universität Zürich).

Ich bestätige mit meiner Unterschrift die Richtigkeit dieser Angaben.

Name: Markus Graf

Matrikelnummer: 08-91271-9

.....

Zürich, 28. Mai 2013