



AgEcon SEARCH
RESEARCH IN AGRICULTURAL & APPLIED ECONOMICS

The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library

This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.

Help ensure our sustainability.

Give to AgEcon Search

AgEcon Search
<http://ageconsearch.umn.edu>
aesearch@umn.edu

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*

Noell, Chr.: Passives und aktives Lernen in der Produktionssteuerung. In: Hanf, C.-H., Scheper, W.: Neuer Forschungskonzepte und -methoden in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften des Landbaues. Schriften der Gesellschaft für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften des Landbaues e.V., Band 25, Münster-Hiltrup: Landwirtschaftsverlag (1989), S. 327-331.

PASSIVES UND AKTIVES LERNEN IN DER PRODUKTIONSSTEUERUNG

von

Chr. NOELL, Kiel

1 EINFÜHRUNG

Regelmäßig treten bei der Steuerung landwirtschaftlicher Produktionsprozesse Abweichungen zwischen tatsächlich erzielten und erwarteten Erträgen auf. Besonders in der Pflanzenproduktion sind Ertragsschwankungen aufgrund stochastisch wirkender, nicht kontrollierbarer Einflüsse unvermeidlich. Ein Teil der Ertragsschwankungen kann jedoch durch falsche Annahmen über reale Input-Output-Beziehungen bedingt sein. Derartige Steuerungsfehler sind besonders in der Einführungsphase neuer Produktionsverfahren kaum zu umgehen, da noch keine spezifischen Erfahrungen vorliegen. Im Zeitablauf können aber die tatsächlichen Input-Output-Relationen durch Berücksichtigung der Steuerungsfehler erlernt werden.

Vielfach sind diese Lernvorgänge durch intuitives Probieren und Korrigieren gekennzeichnet und daher meist nur schwer nachvollziehbar. Dem stehen allerdings formalisierte Verfahren aktiven und passiven Lernens gegenüber, die die Rationalisierung von Lernprozessen sowie ihren Einbau in Planungs- und Steuerungsmodelle erlauben. Zwei sich ergänzende Anwendungsmöglichkeiten in der pflanzlichen Produktion sollen an dieser Stelle hervorgehoben und weiterhin zur Verdeutlichung der Thematik im Zusammenhang behandelt werden:

1. Der landwirtschaftliche Unternehmer ist häufig vor die Situation gestellt, allein auf Basis allgemeiner Informationen *neue Produktionsmethoden* in seinen Betrieb einzuführen bzw. bestehende zu modifizieren. Dabei kann es sich im Einzelfall um den Einsatz eines bisher nicht verwendeten Pflanzenschutzmittels handeln, den Anbau bisher ungenutzter Kulturfrüchte (Erbsen, Flachs) oder gar um den Übergang zu extensiveren Produktionsformen wie etwa den alternativen Landbau.
2. Die erfolgreiche Anwendung von *Steuerungsmodellen* in der landwirtschaftlichen Produktion wird häufig durch unzureichende Kenntnis standortspezifischer Input- und Outputrelationen in Frage gestellt. Selbst wenn die Struktur des Steuerungsmodells die Realität eines Betriebes hinreichend genau abbildet, stehen doch eingangs viele Parameter nur als Anhaltswerte zur Verfügung und müssen im Zeitablauf den tatsächlichen Verhältnissen angepasst werden.

2 PASSIVES UND AKTIVES LERNEN

Unabhängig vom Anwendungsgebiet beeinhalten Lernprozesse die Beschaffung und Nutzung von Startinformationen zum Beginn einer Handlungsfolge, die anschließende Informationsbeschaffung über Handlungsergebnisse sowie die Revision der Startinformationen durch diese Erfahrungs-Informationen. Lernen erscheint so als fortgesetzter Informationsbeschaffungs- und Verarbeitungsprozeß, in dem a priori-Informationen mit Ergebnisinformationen zu a posteriori-Informationen transformiert werden und diese wiederum als a priori-Informationen Entscheidungsgrundlage für nachfolgende Handlungen werden. Auch im Falle des Nichtlernens ist eine Startinformation zwingend erforderlich, eingehende Ergebnisinformationen werden jedoch ignoriert, so daß im Zeitablauf keine Veränderungen der Handlungsweise stattfinden.

Die Realisation von Lernprozessen hängt zum einen von der Art der Informationsbeschaffung ab: sie kann sowohl passiv als auch aktiv erfolgen (siehe Übersicht 1). Zum anderen können unterschiedliche Revisionsstrategien innerhalb der Informationsverarbeitung zur Anwendung kommen (siehe Abschnitt 3). Im weiteren wird außerdem stets vorausgesetzt, daß alle Informationen als Normalverteilungen bestimmter Parameter vorliegen.

Übersicht 1: Handlungsablauf mit passivem, aktivem und ohne Lernen.

	HANDLUNGSABLAUF ...		
	OHNE LERNEN	MIT PASSIVEM LERNEN	MIT AKTIVEM LERNEN
Beschaffung und Nutzung von Start-a priori-Informationen	ja	ja	ja
Revision der a priori-Inform. durch Handlungserg. o. Erfahrung	nein	ja	ja
Anstellung von Experimenten zur Revision der a priori-Information	nein	nein	ja
Relative Geschwindigkeit des Lernvorgangs	null	mittel	schnell

Die hier vertretene Auffassung von passivem und aktivem Lernen entstammt der Theorie und Anwendung der "optimal control". Rausser und Hochman (1979, S.257ff) beschreiben sie als Erweiterung der "stochastic control" zur "adaptive control" (siehe dazu z.B. auch Pekelman und Rausser 1978; Berg, Harsh und Kuhlmann 1985). Dabei umfasst die Optimierung eines Steuerungsmodells auch das Lernen über die Parameter des Modells und bei aktivem Lernen darüber hinaus die optimale Gestaltung von experimentellen Variationen der Niveaus von Steuerungsparametern. Als aktives Lemelement wird dabei in der Regel ein Bayes-Ansatz verwendet (siehe dazu z.B. Morgan 1968; Box und Tiao 1973; Stange 1977; sowie Blönnings 1984; Griffith 1986 u.a.).

3 BAYES- UND ANDERE LERNSTRATEGIEN

Die hier neben der Bayes-Strategie aufgeführten Lerntypen sollen den Unterschied zu häufig verwendeten, quasi traditionellen Vorgehensweisen aufzeigen.

Am konsequentesten wird der oben beschriebene Lernprozeß von der s.g. *Bayes-Strategie* verwirklicht: Jede eingehende Erfahrungsinformation wird direkt genutzt. Die Erwartungswerte der Start- und Erfahrungsinformation werden dabei gewichtet zur a posteriori- Information verarbeitet, die als neue Entscheidungsgrundlage dient. Die Startinformation wird im Zeitablauf von der Erfahrungsinformation überlagert, aber mit sich vermindermendem Gewicht weitergenutzt. Diese Strategie basiert auf dem Bayes-Theorem bedingter Wahrscheinlichkeiten, wonach sich die Wahrscheinlichkeit für ein Ereignis aus seiner Einzelwahrscheinlichkeit und der Eintrittswahrscheinlichkeit der sie bedingenden Faktoren ergibt.

In einer weiteren, hier als *Signifikanz-Strategie* bezeichneten Lernweise erfolgt das eigentliche Lernen verzögert und in diskontinuierlicher Form: Alle eingehenden Erfahrungsinformationen werden gesammelt. Die a priori-Information wird zunächst als richtig angenommen, aber fortlaufend mit dem Durchschnitt der Erfahrungsinformationen verglichen. Von dem Zeitpunkt an, ab dem die a priori-Information signifikant vom Mittelwert der Erfahrungsinformationen abweicht wird letztere zur neuen Entscheidungsgrundlage gemacht. Diese Strategie basiert auf herkömmlichen statistischen Testmethoden, etwa dem Mittelwertvergleich.

Als letztes Lernverfahren soll die hier sogenannte *Eigenerfahrungs-Strategie* kurz skizziert werden, in der die Startinformation ohne Überprüfung nach der ersten Nutzung verworfen wird: Die Startinformation wird einmalig zu Beginn der ersten Handlungsperiode genutzt. Für die zweite Handlungsperiode wird die Erfahrungsinformation der ersten zur Entscheidungsgrundlage. Ab der dritten Handlungsperiode ist stets die Summe aller bis dahin aufgelaufenen Erfahrungsinformationen die Entscheidungsbasis. Diese Strategie wird in der Regel auf der Bildung eines gleitenden Mittelwerts für entsprechende Parameter beruhen.

4 EIN ANWENDUNGSBEISPIEL

4.1 Passiver Lernprozess in der Produktionssteuerung

Als Beispiel für einen passiven Lernprozess zur Verbesserung der Steuerung eines pflanzlichen Produktionsprozesses wird im weiteren die Adaption einer exponentiellen stochastischen Produktionsfunktion mit einer Inputgröße behandelt, wobei allerdings aus Raumgründen auf mathematische Darstellungen verzichtet werden muß.

In dem gegebenen Beispiel sei die Outputgröße (Y) gleich dem Sonnenblumenenertrag (indt/ha) und die Inputgröße (X) gleich dem Stickstoffeinsatz (in kg/ha). Weiterhin ist α der Wirkungswert der Stickstoffdüngung und $\sigma(\alpha)$ die zufallsbedingte Streuung des Wirkungswertes. Diese Form der Produktionsfunktion bewirkt, daß bei steigendem Ertragsziel (Y) und damit steigendem Stickstoffeinsatz (X) die Streuung der Sonnenblumenerträge absolut zunimmt.

Ein Landwirt plant die Aufnahme der Sonnenblumenproduktion auf 17 Feldstücken (Anmerkung dazu s.u.). Zur Vermeidung einer Komplizierung des Ansatzes wird ihm ein Ertragsziel von 80dt/ha unterstellt. Er verfügt selbst über keine Erfahrung mit dem Anbau von Sonnenblumen, hat aber bei der vorbereitenden Informationsbeschaffung Kenntnis von einer Sonnenblumenproduktionsfunktion der oben dargestellten Form erhalten. Sie basiert auf 100 Ergebnissen aus Feldversuchen und erscheint ihm als beste Ausgangsinformation zur Steuerung seiner Sonnenblumenproduktion. Der Landwirt entscheidet sich daher im ersten Anbaujahr für die entsprechend abgeleitete Düngungsempfehlung zur Erreichung seines Produktionsziels. Er geht aber davon aus, daß die Parameter der Produktionsfunktion möglicherweise nicht seinen Standortbedingungen entsprechen und plant mangels weiterer Informationen, die Produktionsfunktion, und damit seine Steuerungsplanung für das jeweils nächste Anbaujahr auf der Basis seiner Ernteergebnisse zu revidieren. Für ein Ertragsziel von 25dt/ha Sonnenblumensamen leitet sich in diesem Beispiel eine Düngungsmenge von 80kg Stickstoff ab.

Wie Tabelle 1 zeigt, war in dem gegebenen Beispiel die empfohlene Düngungsmenge offensichtlich zu niedrig, d.h. der Wirkungswert α war zu hoch angesetzt. Düngungsmenge, Sonnenblumenenertrag und seine

Tabelle 1: Verlauf des Bayes-Lernprozesses im Zeitraum von 8 Jahren

Jahr	Ertr. Ziel	Std. abw.	Er- trag	Std. abw.	Dün- gung	α o	V o	n o
j	dt/ha	dt/ha	dt/ha	dt/ha	kg/ha	-	-	-
0	25.0	2.29	22.7	1.06	80.0	0.209	0.100	100
1	25.0	2.00	23.3	1.07	96.0	0.201	0.087	117
2	25.0	1.83	24.3	0.99	108.0	0.196	0.080	134
3	25.0	1.65	24.3	0.99	113.0	0.194	0.072	151
4	25.0	1.54	24.7	1.15	116.0	0.193	0.067	168
5	25.0	1.50	24.5	0.86	117.0	0.192	0.065	185
6	25.0	1.39	24.2	1.05	120.0	0.191	0.061	202
7	25.0	1.36	24.8	1.20	123.0	0.190	0.059	219
8	25.0	1.35	24.2	0.91	124.0	0.190	0.059	236
J	25.0	0.54	25.0	0.54	130.0	0.188	0.050	N

Streuung nähern sich aber im Zeitablauf den dem Standort zu Grunde liegenden wahren Werten, da der Einfluß der eigenen Ernteergebnisse auf die Produktionsfunktion zunimmt. Durch den beschriebenen passiven Lernprozeß werden nach und nach die Steuerungsfehler durch Unwissen über die Standortproduktionsfunktion und die Fehlsteuerungen des Produktionsprozesses durch stochastische Einflüsse weitestgehend auf den stochastischen Teil reduziert werden. Unter realen Bedingungen muß in der Anfangsphase des Lernprozesses allerdings eine andere Vorgehensweise gewählt werden, da ein Anbaujahr auf einem Standort strenggenommen nur als ein Stichprobenglied angesehen werden kann.

Bei nichtlernendem Verhalten wird die Steuerungsplanung auf die a priori-Produktionsfunktion eingestellt und dann nicht mehr revidiert. Alle Informationen über Abweichungen vom ursprünglichen Produktionsziel werden ignoriert, es erfolgt keine Anpassung der Prozeßsteuerung an die Standortverhältnisse.

4.2 Erweiterung zum aktiven Bayes-Lernprozess

Der passive Bayes-Lernprozess aus dem vorhergehenden Abschnitt kann quasi als Grundmodul für den aktiven Lernprozess in der Prozeßsteuerung gelten. Zum einen beschleunigt der aktive Prozeß die Adaption der Produktionsfunktion durch bewußte Variation der Inputmenge. Zum anderen treten bei passivem Lernen erhebliche Verzögerungen im Anpassungsvorgang auf, wenn mehr als ein Inputfaktor zu berücksichtigen ist. Ähnlich wie in der Initialisierungsphase des Ein-Faktor-Falles können nicht mehrere Faktoren gleichzeitig revidiert werden, sondern müßten nacheinander, alternierend oder einheitlich im Niveau verändert werden. Dies wäre beispielsweise dann der Fall, wenn der Stickstoffeinsatz auf mehrere Düngungstermine verteilt würde, die Einzelgaben also Faktoren der Produktionsfunktion würden. Gleiches gilt für die Einbeziehung weiterer Nährstoffe und alle anderen Differenzierungen der Produktionsfunktion.

Der Übergang zum aktiven Lernprozeß wird also im allgemeinen Fall dann notwendig, wenn die Schätzung eines einzelnen Wertes zur eindeutigen Bestimmung der a posteriori-Produktionsfunktion nicht mehr ausreicht. Gezielt angelegte Experimente mit Steuerungsstrategien, z.B. Verwendung mehrerer Düngungsniveaus würden die erforderliche Anzahl an

Ertragswerten erbringen. Durch spezielle mathematisch-statistische Verfahren, etwa die Methode der Kleinsten Quadrate, könnte eine a posteriori-Produktionsfunktion geschätzt werden, deren Abweichung von den Einzelwerten insgesamt minimal ist. Abschließend muß darauf hingewiesen werden, daß insbesondere bei aktiven Lernprozessen die ökonomischen Rahmenbedingungen der Informationsbeschaffung zu beachten sind. Zur optimalen Gestaltung eigener Experimente sind präposteriori-Analysen unabdingbar.

5 ZUSAMMENFASSUNG

Ertragsschwankungen in der pflanzlichen Produktion können über stochastische Einflüsse hinaus auch durch Steuerungsfehler bedingt sein, die durch falsche Annahmen über Input-Output-Beziehungen hervorgerufen werden. Besonders in der Einführungsphase von neuen Produktionsmethoden und Steuerungssystemen ist dies kaum zu umgehen. Es werden formalisierte passive und aktive Lernprozesse beschrieben und in einem Anwendungsbeispiel demonstriert, die geeignet sind entsprechende Anpassungsvorgänge zu optimieren. Der Bayes-Ansatz, zentrales Element dieser Lernprozesse, erscheint als gleichermaßen einsetzbar für direkte praktische Anwendungen sowie die Entwicklung "selbstlernender" Steuerungs- und Planungsmodelle der pflanzlichen Produktion.

BENSOUSSAN, A., KLEINDORFER, P.R. und CH.S.TAPIERO (Hrsg.) (1978): "Applied Optimal Control", 204 S., North Holland, Amsterdam, New York, Oxford, 1978.

BERG, E., HARSH, S.B. und F. KUHLMANN (1985): "Kontrolltheoretische Konzepte als Grundlage für die Entwicklung von Entscheidungshilfsmitteln", *Agrarwirtschaft*, 34, 7-85, S. 206-212.

BLÖNNINGEN, P. (1985): "Adaptive Verwertung produktionstechnischer Informationen im Rahmen des Entscheidungsprozesses", *Agrarwirtschaft*, 34, 2, S.27-32, 1985.

BOX, G.E.P. und G.C. TIAO (1973): "Bayesian Inference In Statistical Analysis", 588 S., Addison-Wesley, USA, 1973.

GRIFFITH, W.E. (1986): "A Bayesian Framework For Optimal Input Allocation With An Uncertain Stochastic Produktion Function", *Austr. J. of Agr. Ec.*, 30, 2/3, S.128-152, 1986).

MORGAN, B.W. (1968): "An Introduction To Bayesian Statistical Decision Processes", 115 S., Prentice-Hall, USA, 1968.

PEKELMAN, D. und G.C. RAUSSER (1978): "Adaptive Control: Survey of Methods and Applications" in BENSOUSSAN et al. (1978), S. 89-120.

RAUSSER, G.C. und E. HOCHMAN (1979): "Dynamic Agricultural Systems: Economic Prediction and Control", 364 S., North Holland, New York, Oxford, 1979.

STANGE, K. (1977): "Bayes-Verfahren: Schätz- und Testverfahren bei Berücksichtigung von Vorinformationen", 312 S., Springer, Berlin, Heidelberg, New York, 1977.