

Beschreibung von Verbrennungsprozesszuständen mittels farbbildbasierten Eigenflames¹

Volker Stephan, Klaus Debes, Horst-Michael Gross
Technische Universität Ilmenau, Fachgebiet Neuroinformatik
98684 Ilmenau, Postfach 10 05 65
volker.stephan@informatik.tu-ilmenau.de

Franz Wintrich
Powitec GmbH
Im Teelbruch 134b, 45219 Essen

Zusammenfassung

Gegenstand des Beitrages ist es, mittels neuronaler PCA (Principal Component Analysis) aus videobasierten RGB-Farbbildern Merkmale zu gewinnen, die einen zuverlässigen Rückschluss auf den aktuellen Zustand eines Verbrennungsprozesses ermöglichen, um so Informationen zur Steuerung großindustrieller Prozesse so entstehungsnah wie möglich zur Verfügung zu stellen.

1 Problemstellung

Die Analyse von videobasierten Farbbildern für die Beschreibung von Prozesszuständen bei großindustriellen Verbrennungsprozessen ist ein relativ neuer, aber aussichtsreicher Ansatz für Automatisierungslösungen insbesondere im Bereich der Feuerungsführung, wie z.B. in der Kohlenstaubverbrennung [Stephan 01], bei der Zementherstellung und auch bei der Schadstoffverbrennung. Ziel der Arbeiten ist es, aus den RGB-Farbbildern Merkmale zu gewinnen, die einen zuverlässigen Rückschluss auf den aktuellen Prozesszustand ermöglichen, um so Informationen zur Steuerung der Prozesse (bezüglich Abgasverhalten, Wirkungsgrad etc.) so nah wie möglich am eigentlichen Verbrennungsort zur Verfügung zu stellen.

Voraussetzung für diese Art der Feuerungsführung sind so genannte Videolanzes der Firma Powitec, die auf der Basis standardisierter Videotechnik mit einer Reihe von Spezialumbauten die unmittelbare Beobachtung des Feuerraumes auch über längere Zeit ermöglichen. Die Untersuchungen werden gemeinsam mit der Fa. Powitec an Anlagen der Kohlenstaubverbrennung, der Zementherstellung und in Kürze in der Schadstoffverbrennung durchgeführt.

2 Bisheriger Ansatz: Bildbeschreibung durch Fitwerte

Die Nutzung von Bildern für die automatische Prozessführung erfordert zwingend eine Reduktion der sehr hochdimensionalen Bilddaten auf eine möglichst niedrigdimensionale, aber dennoch zur Lösung der Regelungsaufgabe ausreichend informationstragende Datenmenge. Die bisher dazu verwendeten Filterkerne beschreiben Lage und Form der Flamme innerhalb des Bildes und wurden genutzt, um objektiv Korrelationen zwischen den RGB-Flammenbildern und den

¹Gefördert durch die Arbeitsgemeinschaft für industrielle Forschung (AiF), Förderkennzeichen: KF 0363802KLF2

zugrundeliegenden Prozessparametern zu ermitteln. Diese Fitwerte m_{pq} werden dazu nach folgender Berechnungsvorschrift aus den Bildpixeln $b(x, y)$ bestimmt (Bilddimension $M \times N$) (s. auch [Voss 95]):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left(x - \frac{M}{2}\right)^p \left(y - \frac{N}{2}\right)^q b(x, y) \quad (1)$$

Die Berechnung kann als Faltung des Bildes mit den entsprechenden Filterkernen betrachtet werden.

In [Debes 00b] wurden dazu verschiedene Fitwerte jeweils mit dem Rot-, Grün- und Blauband eines Farbbildes gefaltet. Im Verlauf der damaligen Untersuchungen wurden signifikante Korrelationen zwischen einigen Fitwerten und wichtigen, emissionsrelevanten Prozessparametern festgestellt und resultierend folgende Fitwerte für alle weiteren Untersuchungen als relevant eingestuft: M_{00} , M_{01} , M_{10} , M_{02} , M_{20} . In Abbildung 3 sind diese fünf Filterkerne grafisch dargestellt.

Problematisch an dieser Vorgehensweise ist nach heutiger Einschätzung, dass die Auswahl der Filterkerne und damit auch der extrahierten Bildmerkmale empirisch erfolgte. Es besteht deshalb latent die Gefahr, für die gegebene Aufgabenstellung ungeeignet erscheinende Informationen aus dem Bild zu extrahieren und, bedingt durch das Verfahren, relevante Informationen zu ignorieren. Aus diesem Grunde wäre ein Verfahren wünschenswert, welches Filterkerne erzeugt, die maximalen Informationsgehalt bei möglichst wenig Redundanz tragen.

3 Neuer Ansatz: Bildbeschreibung mittels Eigenflames

Die lineare Hauptachsentransformation (engl. Principal Component Analysis, PCA) dient dazu, hochdimensionale Daten derart in ein neues Koordinatensystem zu transformieren, dass die neuen Koordinatenachsen in Richtung der größten Varianzen der Datenverteilungen ausgerichtet sind. Da jeder neuen Koordinate durch den so genannten Eigenwert ihre zugehörige Datenvarianz zugeordnet wurde, ist eine Datenreduktion mit minimalem Informationsverlust durch Weglassen der eigenwertkleinsten Koordinaten möglich. Dieses Verfahren ist zur Gewinnung von Merkmalen aus Bildern deshalb äußerst interessant, da die Information der naturgemäß hochdimensionalen Bilddaten auf eine deutlich niedrigdimensionalere Repräsentation heruntergebrochen werden kann. Basierend auf diesem neuen Koordinatensystem können nun vergleichbar einfache Zusammenhänge zwischen interessanten Prozessgrößen und einzelnen Koordinaten gesucht werden. Diese Verfahrensweise ist effektiv, da im Gegensatz zur ursprünglichen pixelbasierten Bildkodierung eine Koordinate nicht mehr nur einen Pixelfarbwert, sondern bereits ein globales Flammenmerkmal beschreibt.

3.1 Klassisches PCA-Verfahren

Klassische PCA-Verfahren berechnen die Eigenvektoren \underline{v} und deren Eigenwerte λ , indem zunächst die Kovarianzmatrix \mathbf{C} der Datenmenge \mathbf{X} , bestehend aus N -Messungen, ermittelt wird (Gleichung 2) und anschließend die Nullstellen des charakteristischen Polynoms der Kovarianzmatrix berechnet werden (Gleichung 3).

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\underline{x}_n - \bar{\underline{x}})(\underline{x}_n - \bar{\underline{x}})^T \quad (2)$$

$$\begin{aligned}\bar{\underline{x}} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \underline{x}_n \\ (\mathbf{C} - \lambda \mathbf{E})\underline{y} &= 0\end{aligned}\quad (3)$$

Da zur Bestimmung aller Eigenwerte und Eigenvektoren die Lösung eines linearen Gleichungssystems erforderlich ist, erscheint dieses Verfahren zumindest für den vorliegenden Fall von Bilddaten als inpraktikabel, da die Kovarianzmatrix die Größe 20736×20736 besitzt!²

3.2 Neuronales PCA-Verfahren

Als Alternative zur klassischen PCA-Methode bietet sich ein Verfahren nach [Sanger 89] auf Basis eines neuronalen Netzwerkes an, welches die n eigenwertgrößten Eigenvektoren einer Datenmenge durch stochastische Approximation ermittelt. Dazu werden zunächst die Wichtungen $\underline{w}^{(i)}$ aller Neuronen i , welche im Zuge des Approximationsverfahrens die Eigenwerte erlernen, zufällig initialisiert. Anschließend werden die Wichtungen des ersten Neurons $\underline{w}^{(i=1)}$ unter Nutzung des aktuellen Inputs $\underline{x}^{(0)}$ adaptiert (Gleichungen 4 - 6).

$$\underline{y}^{(i)} = \underline{w}^{(i)T} \cdot \underline{x}^{(i-1)} \quad (4)$$

$$\underline{x}^{(i)} = \underline{x}^{(i-1)} - \underline{y}^{(i)} \cdot \underline{w}^{(i)} \quad (5)$$

$$\underline{w}^{(i)}(t+1) = \underline{w}^{(i)} + \gamma^{(i)}(t) \cdot \underline{y}^{(i)} \cdot \underline{x}^{(i)} \quad (6)$$

Die Lernrate $\gamma^{(i)}(t)$ wird dabei über die Zeit verringert, um eine Konvergenz der Wichtungen zu erzwingen. Nachdem die Wichtungen des ersten Neurons über dem verfügbaren Datensatz konvergiert sind, können auch die Wichtungen der nachgeschalteten Neuronen adaptiert werden. Dazu wird unter Nutzung der bereits erlernten ersten Hauptkomponente der in Gleichung 5 berechnete neue Eingabewert $\underline{x}^{(i)}$ genutzt, um die Wichtungen des jeweils nachfolgenden Neurons zu adaptieren. Sind die Wichtungen dieses nachfolgenden Neurons durch diesen Approximationsprozess gegen die zugehörige Hauptkomponente konvergiert, werden analog die Wichtungen des nächsten Neurons adaptiert usw.

4 Versuchsplanung

Um einen objektiven Vergleich zwischen der PCA und der Faltung des Flammenbildes mit den in Abschnitt 2 beschriebenen Filtermasken hinsichtlich ihrer Eignung zur Beschreibung von Prozesszuständen realisieren zu können, wurde folgendes Experiment durchgeführt: In einem Steinkohlekraftwerk in Süddeutschland wurden an einem 190MW-Kesselblock mit 4 speziellen Kamerasystemen der Firma Powitec 4 der 8 Brenner beobachtet, wobei zwischen den Versuchsphasen V1 (130min) und V2 (120min) die Luftverteilung zwischen den 4 beobachteten Brennern gezielt verändert wurde. In Konsequenz dessen wurde auf Seite der gemessenen Rauchgaswerte eine signifikante Änderung der NOx-Emissionen beobachtet (siehe Abb. 1). Die Farbbilder der 4 Brenner wurden jeweils in einem Takt von 5 min mit einer Auflösung von 96×72 Pixeln und einer Farbtiefe von 24 bit aufgenommen. Abbildung 4 zeigt exemplarisch einige Farbbilder der 4 Kameras.

²Die Größe eines Farbbildes in vektorieller Form ergibt sich aus der Bildgröße (96×72 Pixel) und der Farbtiefe 3 (RGB)

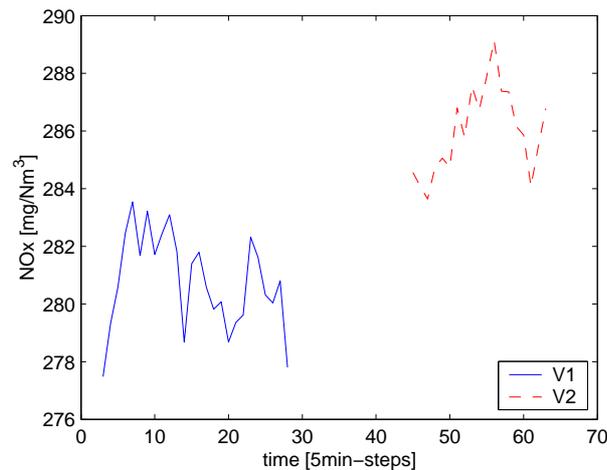


Abbildung 1: Änderung der NO_x-Emissionen zwischen den beiden Versuchsphasen V1 und V2.

Wenn die aus diesen Flammenbildern in den beiden Versuchsphasen V1 und V2 extrahierten Merkmale den Verbrennungsprozess möglichst gut beschreiben sollen, dann müssen sich analog zu dem NO_x-Anstieg auch Änderungen in den extrahierten Merkmalen zeigen. Je deutlicher diese Änderungen ausfallen, umso besser ist die gewählte Merkmalsextraktion zur Prozessmodellierung geeignet. Deshalb sollen im folgenden die gemessenen Änderungen der PCA-Merkmale und der Fitwerte dieses Versuches gegenübergestellt werden.

5 Analyse der Flammenbilder

Abbildung 5 zeigt das Ergebnis des in Abschnitt 3.2 beschriebenen neuronalen PCA-Verfahrens zur Approximation der hier 6 eigenwertgrößten Eigenvektoren (Eigenflames) für alle 4 Kameras. Es fällt auf, dass sich die Eigenflames durch kompakte Regionen auszeichnen. Das ist durchaus plausibel, da benachbarte Pixel auch benachbarte Raumwinkel der Verbrennungskammer beobachten, deren Lichtemissionen aufgrund physikalischer Gesetzmäßigkeiten stark korrelieren. Desweiteren ist gut erkennbar, dass verschiedene Eigenflames einer Kamera auch deutlich andere Bildregionen repräsentieren. So beschreibt beispielsweise die Eigenflame 2 der Kamera 1 das Zündverhalten am Brennermund, Eigenflame 3 derselben Kamera das Ausbrandverhalten im unteren Bereich und weiterhin Eigenflame 4 das Vorhandensein einer heißen Zone im Zentrum der Flamme. Die relativ dunkel erscheinenden ersten Eigenflames der Kameras 1,2 und 4 zeigen bei genauer Betrachtung einen Rand in den Bildecken, welcher durch die runde Blende der Spezialkamerahalterung hervorgerufen wird und offensichtlich eine in allen Bildern enthaltene dominante Komponente darstellt.

6 Vergleich der Verfahren

Basierend auf den ermittelten Eigenflames konnten nun einerseits die ursprünglichen Farbbilder dimensionsreduziert in das neue Koordinatensystem transformiert und andererseits die entsprechenden Fitwerte berechnet werden. Sowohl die neu berechneten Koordinaten als auch die Fitwerte wurden zunächst mit einem Boxfilter der Größe 3 tiefpassgefiltert. Um die Änderungen der extrahierten Merkmale gegenüber dem beobachteten NO_x-Sprung deutlich zu machen, wurde die in Abbildung 6 dargestellte Visualisierung genutzt. Hierbei sind die Merkmale beider

Verfahren über den NO_x-Emissionswerten geplottet, wobei die zugrundeliegenden Punktwolken durch Ellipsen repräsentiert werden, deren Mittelpunkt den Erwartungswert der Punktwolke in beiden Dimensionen und der Ellipsenradius die zugehörige Standardabweichung kodiert. Die horizontale Verschiebung zwischen den blauen (Versuch 1) und den roten Ellipsen (Versuch 2) wird durch den NO_x-Sprung verursacht. Die vertikale Verschiebung der Ellipsen ist demgegenüber ein Maß für die Änderung des entsprechenden Merkmals in Reaktion auf die NO_x-Änderung. Je stärker diese Merkmalsänderung unter Berücksichtigung deren Standardabweichung ist, desto besser spiegelt dieses Feature die gesuchten Veränderungen des Verbrennungsprozesses wieder.

Bereits in dieser Darstellung ist eine deutlichere Merkmalsänderung bei den durch die PCA transformierten Bildern erkennbar. Um dies objektiv gegenüber zu stellen, wurde eine auf Standardabweichung normierte Merkmalsänderung nach Gleichung 7 berechnet.

$$\Delta = \max_i \left\{ \frac{\text{mean}(x_i \in \text{Versuch1}) - \text{mean}(x_i \in \text{Versuch2})}{\text{std}(x_i \in \text{Versuch1}) + \text{std}(x_i \in \text{Versuch2})} \right\} \quad (7)$$

mean(·) : Mittelwert

std(·) : Standardabweichung

Abbildung 2 zeigt den Vergleich der nach Gleichung 7 für die PCA-Koordinaten und die Fitwerte berechneten Werte für alle 4 Kameras. Es ist deutlich erkennbar, dass mit Ausnahme der Kamera 4 die PCA-basierte Merkmalsextraktion größere Änderungen als Reaktion auf den NO_x-Sprung zeigt und damit besser zur Modellbildung des Verbrennungsprozesses geeignet ist.

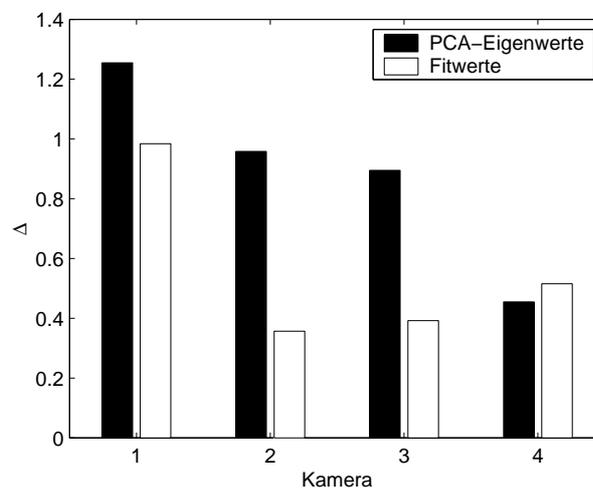


Abbildung 2: Vergleich der beiden Verfahren bezüglich der Reaktionsintensität auf einen NO_x-Sprung beim Verbrennungsvorgang.

7 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde die lineare neuronale PCA genutzt, um in einem Lernprozess die eigenwertgrößten Eigenvektoren bzw. „Eigenflames“ aus einem Videodatenstrom von Flammenbildern zu approximieren. Mit deren Hilfe können die Flammenbilder in einem neuen, dem Problem angepassten orthonormalen System bezüglich ihres Informationsgehaltes komprimiert

dargestellt werden. Im Gegensatz zu den bisher von uns für diese Merkmalsextraktion verwendeten, die Flammenform und -lage beschreibenden Fitwerte, die über den einzelnen Farbkkanälen zur Anwendung kamen ([Debes 00a], [Debes 00b], [Stephan 00]), gewinnt man mit der neuronalen Anwendung der PCA alle typischen Flammenausprägungen deutlich besser und mit einer fast beliebigen Feinheit für Makro- und Mikromerkmale des Flammenbildes.

Die Analyse der Zusammenhänge zwischen Bildmerkmalen und Prozessparametern liefert die Basis für eine Modellierung des Verbrennungsprozesses, die notwendig ist, um entsprechende Steuerinformationen für den Prozess zu generieren - zeitnah und zuverlässig, sofern ausreichend viele Prozesszustände bei der Ermittlung der Eigenflames berücksichtigt wurden.

Weiterführende Untersuchungen sind insbesondere zu den folgenden Schwerpunkten geplant:

- Nutzung einer umfangreicheren Datenbasis mit einer größeren Vielfalt von Flammenbilder und Prozesssituationen
- Approximation einer größeren Anzahl von Eigenflames und deren Korrelation mit den Prozessgrößen
- Berechnung der PCA auf einzelnen Farbbändern bzw. in anderen Farbräumen
- Untersuchung universellerer Verfahren, wie z. B. nichtlineare PCA oder Independent Component Analysis (ICA) [Hyvaerinen 01].

Literatur

[Debes 00a] **Debes, K., Stephan, V., Gross, H.-M., Wintrich, H., Wintrich, F.:** Farbbildbasierte Prozessführung in der Kohlenstaubfeuerung mittels Reinforcement-Lernverfahren in: Proc. SOAVE2000 - Selbstorganisation von adaptivem Verhalten, Ilmenau, Fortschrittsberichte VDI, Reihe 10: Informatik/Kommunikationstechnik, Vol. 643, pp 155-163, VDI-Verlag, 2000.

[Debes 00b] **K. Debes, V. Stephan, Andrea Heinze, J. Key, D. Heinke, H.-M. Gross:** Projekt VIP - Visuell basierte intelligente Prozessführung. Schriftenreihe des FG Neuroinformatik der TU Ilmenau, Report 1/00, ISSN 0945-7518, 2000.

[Hyvaerinen 01] **Hyvaerinen, A., Karhunen, J., Oja, E.:** Independent component analysis. Wiley, New York, 2001.

[Sanger 89] **Sanger, T.:** Optimal Unsupervised Learning in a Single Layer Linear Feedforward Neural Network. in: Neural Networks, vol. 2, pp. 459 - 473, 1989.

[Stephan 01] **Stephan, V., Debes, K., Gross, H.-M., Wintrich, F., Wintrich, H.:** A New Control Scheme for Combustion Processes using Reinforcement Learning based on Neural Networks. International Journal on Computational Intelligence and Applications, vol. 1 (2001) 2, pp. 121-136, Imperial College Press, 2001.

[Stephan 00] **Stephan, V., Debes, K., Gross, H.-M., Wintrich, F., Wintrich, H.:** Farbbildbasierte Flammendiagnose zur Führung von Kohlenstaubfeuerungsprozessen in: Proc. VDI/VDMA-Fachtagung *Computational Intelligence (CI 2000)*, Baden-Baden, Mai 2000, VDI-Berichte 1526, pp. 251-256, VDI-Verlag, 2000.

[Voss 95] **Voss, K., Suesse, H.:** Adaptive Modelle und Invarianten für zweidimensionale Bilder. Shaker-Vlg., Aachen, 1995.

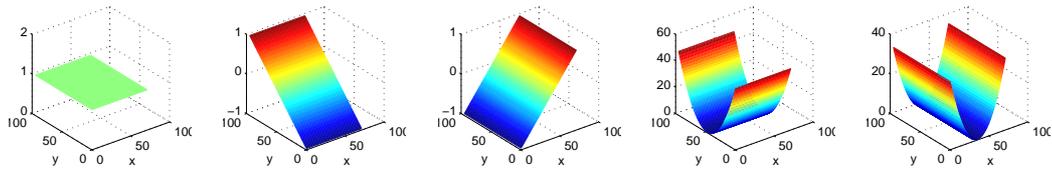


Abbildung 3: Von links nach rechts: Filterkerne M_{00} , M_{01} , M_{10} , M_{02} , M_{20} .

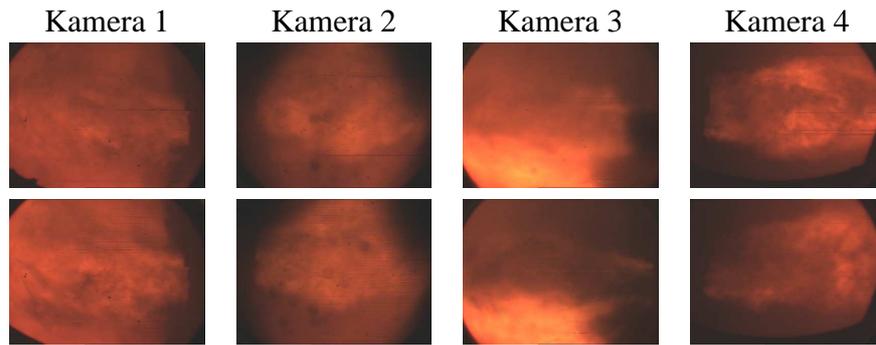


Abbildung 4: Exemplarische Farbbilder der 4 Kameras (oben: Versuch 1, unten: Versuch 2).

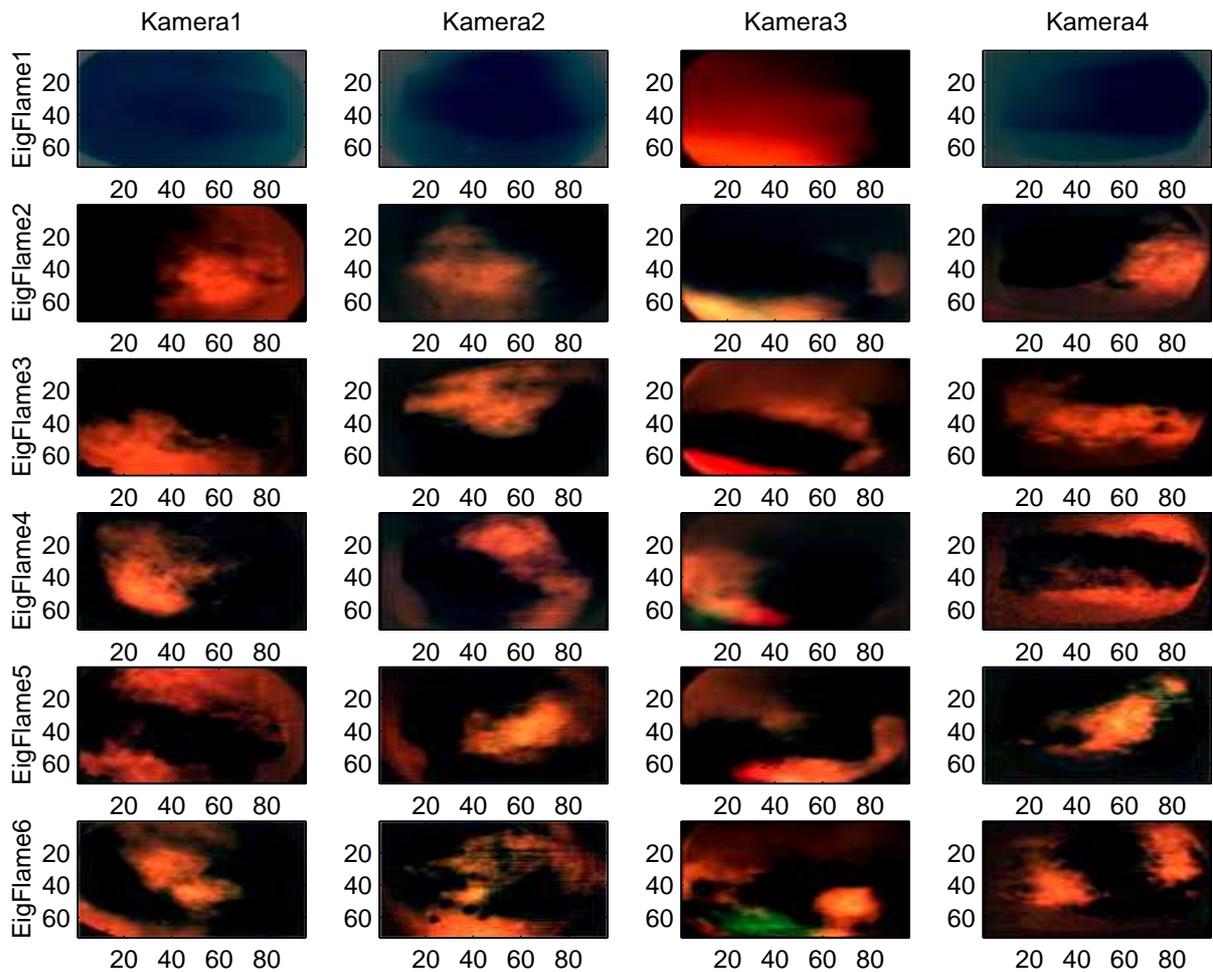


Abbildung 5: Durch das neuronale PCA-Verfahren approximierte 6 eigenwertgrößte Eigenflames der 4 Kameras.

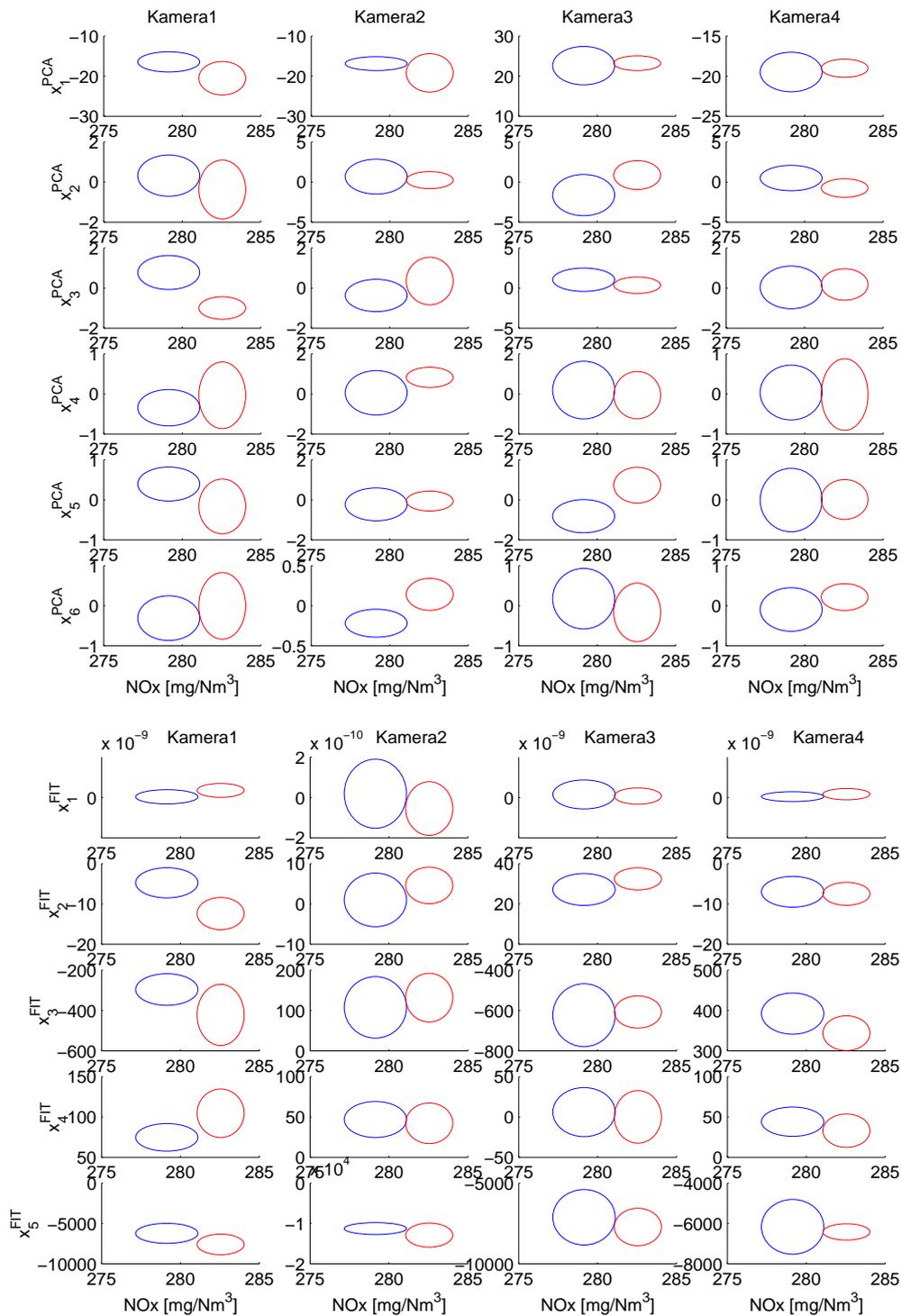


Abbildung 6: **Oben:** Plot der Koordinaten x_i^{PCA} der mit den Eigenflames transformierten Ursprungsbilder über den NOx-Emissionswerten (blau: Versuch 1; rot: Versuch 2 mit den höheren NOx-Werten). **Unten:** Plot der Fitwerte x_i^{FIT} , die durch Faltung der Ursprungsbilder mit den Filterkernen berechnet wurden, über den NOx-Emissionswerten. Die Ellipsen symbolisieren mit ihrer Position den Mittelwert und mit dem Radius die jeweilige Standardabweichung der zugehörigen Punktwolke. Es ist anhand der stärkeren vertikalen Verschiebung der Ellipsen schwach erkennbar, dass sich die NOx-Änderungen in den PCA-Koordinaten besser widerspiegeln, als in den Fitwerten. Ein objektiver Vergleich wird in Abbildung 2 gegeben.