

# Anwendungen künstlicher Intelligenz in Farbkorrektur und Color Grading von digitalem Video

Justin Janßen

Hochschule der Medien, Stuttgart  
jj044@hdm-stuttgart.de, 42802

## Abstract

Waren Farbkorrektur und Color Grading von digitalem Video bisher ein manueller Prozess, der viel Zeit und handwerkliches Geschick erforderte, können künstliche Intelligenzen diesen inzwischen stark vereinfachen oder teilweise komplett übernehmen. Dieses Paper erläutert die Schritte einer konventionellen Color-Grading-Pipeline, geht auf die grundlegende Funktionsweise einiger Machine-Learning-Algorithmen ein und stellt abschließend drei kürzlich neu in den Markt eingeführte Softwarelösungen aus diesem Bereich vor.

## 1. Grundlagen Farbkorrektur

In der digitalen Filmproduktion ist die Farbkorrektur ein unerlässlicher Schritt während der Postproduktion. Sie ist notwendig, da zum einen die aufgenommenen Bilder oft noch nicht dem gewünschten Look entsprechen, weil sie z. B. nicht korrekt belichtet wurden oder einen Farbstich haben, zum anderen wird gerade im professionellen Bereich häufig mit sog. logarithmischer Codierung aufgezeichnet, die eine nachträgliche Bearbeitung zwingend erforderlich macht, da das Bild sonst kontrastarm

und entsättigt aussieht. Beim konventionellen Workflow erfolgt zunächst die visuelle Evaluation der Bilder durch den:die Colorist:in. Hierbei werden die nötigen Korrekturen festgestellt, in der Regel unter Zuhilfenahme von digitalen Messinstrumenten (Scopes) wie dem Waveformmonitor zur Beurteilung von Videopegeln bzw. Helligkeiten oder dem Vektorskop zur Beurteilung von Farbgebung und Sättigung. Anschließend erfolgen die primäre und die sekundäre Farbkorrektur.

Unter der primären Farbkorrektur (engl. *color correction*) versteht man zunächst eine Fehlerkorrektur, mit der Farbstiche entfernt, Helligkeit und Kontrast angepasst oder ein falscher Weißabgleich korrigiert werden. Darüber hinaus müssen bei Verwendung von Material verschiedener Kameras die Bilder untereinander angeglichen werden (engl. *matching*). Ziel ist, ein homogenes und ausgewogenes Verhältnis aller Szenen und Einstellungen zueinander zu schaffen, das als Grundlage für die sekundäre Farbkorrektur dient.

In der sekundären Farbkorrektur (engl. *color grading*) wird das Bild unter künstlerischen Gesichtspunkten verändert, sodass bestimmte Stimmungen bzw. *Looks* entste-

hen. Während Korrektur und Matching immer auf das gesamte Bild angewandt werden, beschränkt sich das Grading häufig nur auf Teilbereiche. In der Regel ist das Grading weitaus vielschichtiger, da hier die heutigen technischen Möglichkeiten umfangreiche Manipulationen ermöglichen. Dazu zählen neben der Umsetzung der künstlerischen Intention auch spezifische Fehlerkorrekturen. Im deutschen Sprachgebrauch werden die Begriffe Farbkorrektur und Color Grading oft synonym verwendet, korrekterweise bezeichnen sie jedoch zwei verschiedene Schritte in der Postproduktion.

Am Ende der Pipeline werden die Korrekturen von den Verantwortlichen (Regie, Kamera) abgenommen, es kommt in der Regel zu mehreren Revisions Schleifen, bis alle Beteiligten mit dem Ergebnis zufrieden sind.

## 2. Vorteile K. I.-gestützter Farbkorrektur

War die Farbkorrektur bisher ein zeitintensiver, größtenteils manueller Prozess, so gibt es inzwischen einige Softwarelösungen, die mithilfe von künstlicher Intelligenz (K. I.) bestimmte Schritte vereinfachen, beschleunigen oder gänzlich übernehmen. Hieraus ergeben sich zunächst folgende Vorteile:

(1) Der Einsatz von künstlicher Intelligenz steigert die Effizienz der Postproduktion, denn ein beschleunigtes Matching oder eine schnellere Farbkorrektur sparen Zeit. So wird der Workload der Colorist:innen reduziert, die Produktion spart Geld.

(2) Eine künstliche Intelligenz ist unter Umständen in der Lage, eine bessere Angleichung zwischen verschiedenen Bildern oder Szenen zu erreichen als ein Mensch. Hierdurch wird eine verbesserte Konsistenz erreicht, was vor allem bei großen Projekten nützlich ist.

(3) Schlussendlich kann eine künstliche Intelligenz förderlich für die Kreativität sein: wenn ein Algorithmus gewisse Aufgaben übernimmt, bleiben Colorist:innen mehr Zeit und Möglichkeiten, kreativ zu sein, sich auszuprobieren oder im Feinschliff genauer zu arbeiten [1].

## 3. Machine-Learning-Ansätze für Farbkorrektur-Anwendungen

Machine-Learning-Algorithmen für Farbkorrektur- oder Color-Matching-Anwendungen basieren auf neuronalen Netzen, die für diesen speziellen Einsatzbereich trainiert wurden. Verschiedene Konzepte und Verfahren wurden hierzu erforscht, auf einige beispielhafte soll im Folgenden näher eingegangen werden.

### 3.1. Farbkorrektur

Für die Farbkorrektur mithilfe von künstlicher Intelligenz eignen sich u. a. zwei verschiedene Ansätze: Klassifizierung (*classification networks*) und Generierung (*generative networks*).

Ein klassifizierendes Netzwerk kann – wie der Name sagt – Daten klassifizieren. Im Kontext von Bilddaten kann es so bei-

spielsweise ein fehlerhaftes Bild identifizieren, den Fehler benennen und eine Handlungsanweisung ableiten. Diese kann anschließend manuell oder automatisiert umgesetzt werden, beispielsweise indem ein Parameter an eine Farbkorrektur-Software übergeben wird. Der Algorithmus selbst verändert dabei das Bild nicht. Für das Training eines solchen Netzwerks kommt das überwachte Lernen (engl. *supervised learning*) zum Einsatz. Das genaue Vorgehen soll beispielhaft an der Arbeit von John Gibbs (University of Georgia) erläutert werden, der eben diese beiden Ansätze miteinander verglichen hat: Für das verwendete CNN (*convolutional neural network*) zur Klassifizierung wurde ein großer Datensatz aus Bildpaaren benötigt: jeweils einem korrekten (subjektiv gut belichteten) und einem manuell veränderten Bild, die jeweils mit einem Label versehen waren. Bei diesen verfälschten Bildern wurde jeweils ein Parameter um feste Schrittweiten verändert, beispielsweise „Contrast33Pct-TooHigh“ oder „FourPointsTooBlue“. „Fütterte“ man das neuronale Netz mit den verfälschten Bildern und gab die „korrekten“ Bilder als Referenz vor, konnte das Netzwerk den Fehler ermitteln und mit dem entsprechenden Label benennen. Hieraus ließ sich eine Handlungsanweisung ableiten (z. B. „Kontrast 33 % senken“), die entweder manuell oder mithilfe eines Plugins oder Skriptes direkt an ein Farbkorrekturprogramm übergeben werden konnte [2].

Ein generatives Netzwerk kann gegenüber dem klassifizierenden selbst Daten generieren. Statt den Fehler in einem Bild nur zu benennen kann also direkt ein korrigiertes

Bild erzeugt werden. Solche Netzwerke werden meist unüberwacht trainiert (engl. *unsupervised* oder *self-supervised*). Gibbs ging hier folgendermaßen vor: ein cGAN (*Conditional Generative Adversarial Network*), bestehend aus einem *generator* und einem *discriminator* [3], wurde mit ungelabelten Bildpaaren trainiert, jeweils einem (subjektiv) korrekten und einem verfälschten. Der *generator* erzeugt aus den Inputs durch Mustererkennung korrigierte Bilder, der *discriminator* versucht anschließend, sie von den korrekten Referenzbildern zu unterscheiden. Kann der *discriminator* korrekt zwischen generiertem und originalem Bild unterscheiden, wird er mit entsprechendem Feedback belohnt und gibt Rückmeldung an den *generator*. Dieser Prozess wird wiederholt, bis das generierte nicht mehr vom originalen Bild zu unterscheiden ist [2].

Wichtig für beide Ansätze ist, dass ein hinreichend großer Datensatz verwendet wird, der eine große Varianz an verschiedenen Belichtungen, Farben und Inhalten enthält. In den oben skizzierten Versuchen von Gibbs konnten – trotz vereinfachter Vorgehensweise mit reduzierten Bildgrößen – sehr gute Resultate erzielt werden.

### 3.2. Matching

Ansätze, die das Color Matching, also das angleichen zweier oder mehrerer aufeinanderfolgender Einstellungen oder Szenen, automatisieren, gab es bereits ohne den Einsatz von K. I., beispielsweise mit dem Histogramm-Matching [4].

Ähnlich wie bei den Farbkorrektur-Netzwerken können CNNs auch für *style transfers* verwendet werden. Hierbei wird dem

neurologischen Netz ein Input- und ein Referenzbild übergeben. Das Netz kann dann Elemente des Referenzbildes auf das Inputbild übertragen, im Falle des Color Matchings also Farben.

Einen recht neuen Ansatz liefern Min Xu und Youdong Ding (Shanghai University) mit ihrem Color Transfer-Algorithmus: in ihrem Vorschlag kommt ein zweistufiges CNN zum Einsatz, für das ein Target-Bild  $T$  und ein Referenz-Bild  $R$  benötigt werden. Bei  $T$  handelt es sich um das Bild, das verändert werden soll, bei  $R$  um jenes, dessen Stil auf  $T$  transferiert werden soll. In der ersten Stufe kommt das *reference image-based color transfer model (RICT)* zum Einsatz, das Muster (*features*) beider Bilder extrahiert, um einen Farbtransfer durchführen zu können. In der zweiten Stufe, basierend auf dem *palette-based emotional color enhancement model (PECE)*, kann man durch Manipulation einer zuvor ebenfalls extrahierten Farbpalette das Bild weiter anpassen, sodass im Ergebnis ein Bild entsteht, das der emotionalen Intention entspricht [5].

#### 4. Softwarelösungen

Tatsächlich bieten inzwischen mehrere Firmen Softwarelösungen an, die Mithilfe von K. I. bestimmte Schritte der Farbkorrektur, des Color Matchings oder des Color Grading übernehmen oder stark vereinfachen. So sollen im Folgenden drei unterschiedliche Produkte, ihr Funktionsumfang und ihre Anwendung kurz vorgestellt werden. Zwar teilt keiner der im folgenden aufgeführten Hersteller die genauen technischen Details seiner Produkte öffentlich, dennoch

ist davon auszugehen, dass sie alle sich ebendiese zuvor genannten Technologien zunutze machen – in dieser oder in ähnlicher Form.

##### 4.1. Match<sup>AI</sup>

Match<sup>AI</sup> ist eine Anwendung der deutschen Color-Grading-Suite color.io, erstmals veröffentlicht im Jahr 2021. Es handelt sich um eine sog. Progressive Web App (PWA), also ein browserbasiertes Tool, das keine Downloads erfordert. Mit Match<sup>AI</sup> lassen sich – mithilfe eines K.I-Algorithmus – Stile von Bildern kopieren und auf andere Bilder übertragen. So kann ein bestimmter Look eines bereits bestehenden Bildes auf das eigene Bild angewandt werden (s. Abb. 1). Hierbei lassen sich nachträglich noch vielfältige Parameter manuell verändern, um das Ergebnis den eigenen Bedürfnissen anzupassen. Anschließend können die so gewählten Einstellungen als LUT exportiert werden. Erwähnenswert ist, dass hier lediglich Fotos verwendet werden. Für einen Color-Grading-Workflow im Videobereich müssten also zunächst Stills extrahiert, in Match<sup>AI</sup> gematched und die daraus generierte LUT wieder an die jeweilige Grading-Software übergeben werden [6].



Abb. 1) oben: Input (unkorrigiert, S-Log), unten: Output Match<sup>AI</sup>, rechts: Referenz (Foto: [Rui Silvestre](#))

## 4.2. fylm.ai

Bei fylm.ai handelt es sich um eine 2021 veröffentlichte und aus Israel stammende SaaS (*Software as a Service*), also eine browserbasierte Online-Anwendung. Standbilder oder Video-Files werden auf den fylm.ai-Server hochgeladen und dort verarbeitet. Im Gegensatz zu Match<sup>AI</sup> handelt es sich jedoch bei fylm.ai weniger um ein simples Tool als vielmehr um eine vollausgestattete Color Grading-Suite inklusive Dateimanagement und Kollaborationswerkzeugen. Zu den Grading-Features gehören unter anderem die K. I.-basierten automatischen Korrekturen und das Matching. So kann ein importiertes Bild zunächst automatisch hinsichtlich Belichtung, Kontrast oder Farbstich korrigiert werden (s. Abb. 2, 1. und 2. Bild). Die Software bietet hierbei verschieden korrigierte Ergebnisse zur Auswahl an. Importiert man mehrere Bilder, beispielsweise von verschiedenen Einstellungen der gleichen Szene, kann man diese nach der K. I.-basierten Korrektur dann ebenfalls mithilfe von K. I. aneinander angleichen lassen (s. Abb. 2, 1.-3. Bild). Hier werden ebenfalls verschiedene Matching-Ergebnisse zur Auswahl angeboten, die sich in ihrer Farbgebung voneinander unterscheiden und damit kreativen Freiraum lassen. Neben den K. I.-Features lassen sich in fylm.ai auch weitere Korrektur- oder Grading-Werkzeuge verwenden, sodass man den Look auch über das Matching hinaus den eigenen Wünschen anpassen kann. Auch der „Magic Mode“ erreicht mit wenigen Klicks gute Ergebnisse.

Anschließend ist auch hier ein LUT-Export möglich, mit dem fylm.ai in den eigenen

Postproduktions- oder Color-Grading-Workflow eingebunden werden kann. Zu beachten ist, dass fylm.ai im Hintergrund mit ACES arbeitet, sodass beim Import der Bilder zunächst die richtigen Input- und Output-Transforms gewählt werden müssen. Idealerweise wählt man für das anschließende Color Grading ebenfalls einen ACES-Workflow, die in fylm.ai hochgeladenen Bilder sollten jedoch vor jeglichen Transforms exportiert werden. Neben Stills werden auch Video-Files unterstützt, aus Speicher- und Performance-Gründen jedoch nur mit niedriger Datenrate H.264-encodiert und maximal in 4K-Auflösung [7].



**Abb. 2)** oben: Input (unkorrigiert, S-Log), darunter: das gleiche Bild nach Anwendung von „AI Auto Correct“, darunter: zwei weitere Filmstills, die mit „AI Colour Match“ an das zuerst korrigierte Bild angeglichen wurden



### 4.3. Colourlab AI

Colourlab AI entstand im Jahr 2020 mit Unterstützung des Start-up-Centers *Y Combinator* in den USA. Im Gegensatz zu den beiden zuvor vorgestellten Anwendungen handelt es sich bei Colourlab AI um eine vollwertige Desktop-Software. Der Funktionsumfang ist ähnlich zu dem von *fyln.ai*, so können K. I.-basiert Bildkorrekturen vorgenommen und Bilder untereinander gematched werden. Jedoch ist es in Colourlab AI möglich, ganze Videofiles zu importieren und so die Auswirkungen der Korrekturen auf den gesamten Clip zu beurteilen. Eine weitere Besonderheit sind die vielen vordefinierten Looks in Form von Beispielsbildern, die man ebenfalls als Referenz für ein automatisches Matching verwenden kann. So werden die eigenen Videoclips direkt an

den gewünschten Look angepasst. Neben den namensgebenden K. I.-Funktionen ist Colourlab AI gleichzeitig auch eine umfangreiche Color-Grading- und Editing-Suite mit allen Werkzeugen, die auch beispielsweise in *DaVinci Resolve* zum Einsatz kommen. Neben dem einfachen LUT-Export der erstellten Gratings werden auch direkte Integrationen in andere Editing-Programme angeboten, darunter *DaVinci Resolve*, *Adobe Premiere* oder *Final Cut Pro X*. So lassen sich beispielsweise die in Colourlab AI durchgeführten Anpassungen direkt als Node im *DaVinci Resolve* Color-Tab einbinden [8].



**Abb. 3)** Benutzeroberfläche von Colourlab.ai; oben links: Viewer mit K. I.-korrigiertem Bild, oben rechts: Galerie mit zur Verfügung gestellten „Ai references“, die als Referenz für intelligentes Matching verwendet werden können, unten links: Color Wheels zur individuellen Manipulation (wie in Gratingssoftware üblich), unten rechts: Scopes (hier Waveform- bzw. RGB-Parade)

## 5. Fazit

In der digitalen Video-Postproduktion kann künstliche Intelligenz – Stand heute – bereits zwei hochrelevante Schritte der Farbkorrektur- und Grading-Pipeline übernehmen oder vereinfachen. Intelligente Belichtungskorrektur und smartes Matching von Bildern und Szenen erzielen bei den bisher auf dem Markt befindlichen Produkten hervorragende Ergebnisse. Durch die gute Integration in bestehende Workflows – direkt oder mithilfe von LUTs – können Colorist:innen bei ihrer Arbeit schon heute von künstlicher Intelligenz profitieren. Somit bleibt mehr Zeit und kreativer Freiraum für spezifische Anpassungen und die Erstellung des gewünschten Looks. Auch hier können K. I.-Anwendungen bereits unterstützen, indem sie Stile von vorhandenen Bildern oder Film-Gradings auf das eigene Projekt übertragen. Aktuelle und zukünftige Forschung wird die Fortschritte in diesem Bereich weiter ausbauen.

## Literatur

- [1] Anfrage bei ChatGPT: „can you tell me something about AI in color grading workflows“, (da das Paper ein K. I.-bezogenes Thema behandelt, wurde hier testweise eine Antwort von einer K. I. verwendet, die Angaben waren logisch und plausibel), <https://chat.openai.com>
- [2] Gibbs, John L.: *Video Color Grading via Deep Neural Networks*, IADIS International Journal on Computer Science and Information Systems, Vol. 13, No. 2, pp. 1-15, 2018
- [3] Górriz Blanch, Marc & Mrak, Marta: *AI & Auto Colourisation - Black & White to Colour with Machine Learning*, BBC Research & Development, 24.09.2019 (<https://www.bbc.co.uk/rd/blog/2019-09-artificial-intelligence-colourisation-video>)
- [4] Rosebrock, Adrian: *Histogram matching with OpenCV, scikit-image, and Python*, pyimage-search, 08.02.2021 (<https://pyimage-search.com/2021/02/08/histogram-matching-with-opencv-scikit-image-and-python/>)
- [5] Xu, M. & Ding, Y.: *Color Transfer Algorithm between Images Based on a Two-Stage Convolutional Neural Network*, Sensors 2022, 22, 7779 (<https://doi.org/10.3390/s22207779>)
- [6] <https://color.io/match>
- [7] <https://fylvn.ai>
- [8] <https://colourlab.ai>

Alle Bilder stammen – sofern nicht anders angegeben – vom Autor.