



*Kosztván Zsolt Tibor*

**Színi hiba csökkentése tristimulusos  
színinger-mérő berendezések és  
számítógépes bemeneti eszközök  
esetén**

**DOKTORI (PhD) ÉRTEKEZÉS**

Témavezető: Prof. Dr. Schanda János



**Informatikai Tudományok Doktori Iskola**

**Veszprém**

**2011**

**SZÍNI HIBA CSÖKKENTÉSE TRISTIMULUSOS SZÍNINGER-MÉRŐ  
BERENDEZÉSEK ÉS SZÁMÍTÓGÉPES BEMENETI ESZKÖZÖK ESETÉN**

Értekezés doktori (PhD) fokozat elnyerése érdekében

\*a Pannon Egyetem Informatikai Tudományok

Doktori Iskolájához tartozóan\*.

Írta:

***Kosztván Zsolt Tibor***

\*\*Készült a ..... keretében

Témavezető: Prof. Dr.Schanda János

Elfogadásra javaslom (igen / nem)

(aláírás)\*\*

A jelölt a doktori szigorlaton ..... % -ot ért el,

Az értekezést bírálóként elfogadásra javaslom:

Bíráló neve: ..... igen /nem

.....  
(aláírás)

Bíráló neve: ..... igen /nem

.....  
(aláírás)

\*\*\*Bíráló neve: ..... igen /nem

.....  
(aláírás)

A jelölt az értekezés nyilvános vitáján .....% - ot ért el

Veszprém/Keszthely,

.....  
a Bíráló Bizottság elnöke

A doktori (PhD) oklevél minősítése.....

.....  
Az EDT elnöke

Megjegyzés: a \* közötti részt az egyéni felkészülők, a \*\* közötti részt a szervezett  
képzésben résztvevők használják, \*\*\* esetleges

## Tartalmi kivonat

### **Színi hiba csökkentése tristimulusos színinger-mérő berendezések és számítógépes bemeneti eszközök esetén**

A színinger-mérés egyik lehetséges módszere a tristimulusos színinger-mérés, melynek során a fotodetektor színeképi érzékenységét színes szűrőüvegekkel igazítjuk hozzá a nemzetközileg megállapított színinger-megfeleltető függvényekhez. A tristimulusos színinger-mérő berendezésekből már léteznek képalkotó berendezések is, melyek a színinger-mérést pixelenként végzik.

A színeképi illesztés ezekben az eszközökben csak véges pontossággal valósítható meg. A színi hiba főleg keskenysávú fényforrások (pl. LED-ek, gázkisülő lámpák) esetén lehet jelentős.

A színi hiba meghatározása a számítógépes bemeneti eszközök (pl. szkennerek, digitális fényképezőgépek) esetében is elengedhetetlen, hiszen ennek fényében jelezhetjük előre, hogy milyen pontossággal készíthető színhelyes átvitel a különböző eszközök között.

A számítógépes bemeneti eszközök jellemzésénél nehézségként merül fel, hogy az észlelő csatornák érzékenységét közvetlenül általában nagyon nehéz meghatározni.

Az értekezés célja olyan kalibrációs és karakterizációs módszerek kidolgozása, melyek az eddigi módszereknél hatékonyabban, kisebb hibával jellemzik a különböző számítógépes bemeneti eszközök színi hibáit. Az értekezés célja továbbá olyan számítógépes algoritmusok, módszerek kifejlesztése, melyekkel a színi hiba mind a tristimulusos színinger-mérő berendezések esetén, mind pedig számítógépes bemeneti eszközök esetében jelentős mértékben csökkenthető.

## **Summary of contents**

**on**

### **Decreasing Colorimetric Error in Case of Calibrating Tristimulus Colorimeters, and Characterizing Colour Scanners and Digital Cameras**

For colorimetric imaging the tristimulus technique is still the best practical method to keep the measurement time within reasonable limits. As a further new demand to the above considerations came the request to be able to measure the colour not only in one spot, but in the entire scene, thus image taking colorimeters had to be developed. Due to the fact that the number of coloured glasses that are available to adjust the detector responsivity to the CIE colour matching functions (CMF) is limited and the number of the filters used in a channel can not be increased without limits to decrease the adjustment error, as this would decrease the sensitivity of the colorimeter, the systematic errors of such instruments are substantial.

The systematic colorimetric error could be very high in case of measuring narrowband solid state lights, for instance coloured light emitting diodes (LEDs). In this study I investigated how to reduce the systematic error drastically using different kind of matrix-based calibration methods when measuring different kind of light sources.

Determining colorimetric error of characterizing colour scanners and digital cameras is very important for colour accuracy in colour management.

At characterizing colour scanners and digital cameras usually the responsivities of the detectors cannot be determined directly. When using indirect methods for spectral and colour characterizations the optimal selection of the reflectant samples can be the key of adequate characterization process with the fewest possible colorimetric error.

The aim of the dissertation was to create new methods for optimal colour sample selection, which can be used for colorimetric and spectral characterization too. Matrix correction methods for calibrating tristimulus colorimeters are also introduced. With these matrix correction and optimal colour sample selection methods the colorimetric error of calibration and characterization can be decreased significantly.

## **Auszug**

### **Verringerung von Farbfehlern bei Dreibereichs-Farbreiz-Messgeräten und Computereingabegeräten**

Eine mögliche Methode zur Farbreizmessung ist die Dreibereichs-Farbreizmessung, wobei die spektrale Empfindlichkeit des Detektors mit Hilfe von Farbfiltergläsern an die international definierten Spektralwertfunktionen angepasst wird. Es existieren bereits bildgebende Dreibereichs-Farbmessgeräte, bei denen die Farbreizmessung für die einzelnen Pixel durchgeführt wird.

Die Anpassung der spektralen Empfindlichkeit ist für diese Geräte nur mit einer finiten Genauigkeit möglich. Farbfehler können vor Allem bei Lichtquellen mit einem schmalen Emissionsspektrum (wie bspw. LEDs) erheblich sein.

Die Bestimmung des Farbfehlers ist auch bei Computereingabegeräten wie Scannern oder Digitalkameras unerlässlich, da mit diesen Angaben prognostiziert werden kann, mit welcher Genauigkeit eine farbtreue Übertragung zwischen unterschiedlichen Geräten durchgeführt werden kann.

Bei der Charakterisierung von Computereingabegeräten tritt die Schwierigkeit auf, dass die Sensibilität der Erfassungskanäle direkt in der Regel äußerst schwer ermittelt werden kann.

Das Ziel der Dissertation ist die Ausarbeitung von Kalibrierungs- und Charakterisierungsmethoden, die effektiver, d.h. mit geringeren Fehlern die Farbfehler verschiedener Computereingabegeräte beschrieben werden können, als mit bisherigen Methoden. Ein weiteres Ziel der Dissertation ist die Entwicklung von computergestützten Algorithmen und Methoden, mit Hilfe derer Farbfehler sowohl bei Dreibereichs-Farbmessgeräten, als auch bei Computereingabegeräten im erheblichen Maße verringert werden können.

## Köszönetnyilvánítás

Ezúton is szeretnék köszönetet mondani *szüleimnek*, hogy segítettek az egyetemi éveim alatt, hogy munkámat a lehető legjobb tudásom szerint végezhessem el.

Köszönetet szeretnék mondani témavezetőmnek, *Prof. Dr. Schanda Jánosnak*, aki mindenfajta (tárgyi és szellemi) segítséget biztosított munkám elvégzéséhez.

Külön szeretnék köszönetet mondani feleségemnek, *Mátrai Ritának*, aki támogatott disszertációm megírása során.

# Tartalomjegyzék

<b>1 IRODALMI ÁTTEKINTÉS, ALAPFOGALMAK</b> .....	<b>1</b>
<b>1.1 Színrendszerek, színínger-különbségek, színi hibák</b> .....	<b>1</b>
1.1.1 Korai színrendszerek.....	1
1.1.2 A színínger-mérés.....	3
1.1.2.1 CIE- <b>RGB</b> színrendszer.....	3
1.1.2.2 CIE <b>XYZ</b> színrendszer – 2°-os szabványos színíngerészlelő.....	6
1.1.3 Színínger-különbség meghatározása.....	9
1.1.3.1 Egyenlőközű színdiagram.....	9
1.1.3.2 Színínger-különbség értékelése.....	11
<b>1.2 Színínger-mérő berendezések</b> .....	<b>14</b>
1.2.1 Színínger-mérő berendezések fejlődése.....	15
1.2.2 Modern fotometriai és színínger-mérési igények és kielégítésük.....	16
1.2.3 Tristimulusos színínger-mérő berendezések.....	17
1.2.3.1 Színképi illesztés.....	17
<b>1.3 Képi információ felvétele</b> .....	<b>20</b>
1.3.1 Karakterizáció, kalibráció.....	25
1.3.2 Karakterizációs módszerek.....	28
1.3.2.1 Polinom regressziós algoritmusok.....	28
1.3.2.2 Look-up-table interpolációval.....	34
1.3.2.3 Szkenner karakterizáció neurális hálózat segítségével.....	35
1.3.3 Spektrális karakterizáció.....	37
1.3.3.1 A detektor-érzékenység meghatározása.....	38
<b>2 SZÍNINGER-MÉRÉSI HIBA CSÖKKENTÉSE</b> .....	<b>44</b>
<b>2.1 A színínger-mérő berendezések színi hibájának csökkentése</b> .....	<b>44</b>
2.1.1 A színínger-mérő berendezések színi hibájának csökkentése mátrix-korrekcióval.....	46
2.1.1.1 A probléma matematikai leírása.....	46
2.1.2 LED-ek mérése 4,5,6 észlelőcsatornás képi információt feldolgozó tristimulusos színínger-mérővel.....	57
2.1.3 Fényforrások mérése 4,5,6 észlelőcsatornás tristimulusos berendezéssel.....	63
<b>2.2 Szkennerek és digitális kamerák modellezésén alapuló, a detektor érzékenységét meghatározó módszerek osztályozása</b> .....	<b>73</b>
2.2.1 Módszerek modellezésén alapuló értékelése különböző megvilágítók és színes reflexiós minták esetében.....	79
<b>2.3 Síkágvas szkennerek és digitális kamerák karakterizációja</b> .....	<b>85</b>
2.3.1 Reflexiós minták kiválasztása.....	87
2.3.2 Apriori információk felhasználása nélkül működő módszerek.....	88
2.3.2.1 Statisztikai osztályozás alapján működő módszer.....	89
2.3.2.2 Differenciákon alapuló, analitikus kiválasztási módszer.....	93
2.3.3 Kiválasztási módszerek finomítása apriori információk felhasználásával.....	94
2.3.3.1 Statisztikai kiválasztáson alapuló módszer apriori információk felhasználásával.....	94
2.3.3.2 Differenciákon alapuló, analitikus kiválasztási módszer apriori információk felhasználásával.....	96
2.3.4 Statisztikus kiválasztási módszer alkalmazása szkennerek és digitális kamerák detektorérzékenységének meghatározására.....	97
<b>3 KUTATÁSI EREDMÉNYEK ÖSSZEFOGLALÁSA, HIPOTÉZISEK, TÉZISEK</b> .....	<b>105</b>
<b>4 MELLÉKLETEK</b> .....	<b>I</b>
<b>4.1 A színínger-különbség számításának pontosítása</b> .....	<b>i</b>
<b>4.2 A színképi teljesítményeloszlás mérése</b> .....	<b>vi</b>

4.2.1	A detektor érzékenység meghatározása közvetlenül monokromátor vagy interferenciás szűrők segítségével.....	vii
4.3	<b>A szkener-megvilágítók spektrális teljesítmény-eloszlásának mérése.....</b>	<b>vii</b>
4.4	<b>Az optikai felbontás vizsgálata.....</b>	<b>x</b>
4.5	<b>Síkágys szkenerek detektorérzékenységének linearitás vizsgálata.....</b>	<b>xi</b>
4.6	<b>A színminták spektrális reflexiójának mérése, a színminták szkennelése.....</b>	<b>xiii</b>
4.7	<b>Színmetrikai karakterizáció.....</b>	<b>xiv</b>
4.8	<b>Detektorérzékenységek meghatározása interferenciás szűrők segítségével.....</b>	<b>xvii</b>
4.8.1	Érzékenység meghatározása interferenciás szűrőkkel.....	xvii
5	<b>FÜGGELÉK.....</b>	<b>XXIV</b>
5.1	<b>Az ICC-profil felépítése.....</b>	<b>xxiv</b>
5.2	<b>Bizonytalanságanalízis.....</b>	<b>xxvi</b>
5.2.1	Mérési bizonytalanságok jellemzése, csoportosítása.....	xxvii
5.2.1.1	A standard bizonytalanság meghatározása.....	xxvii
5.2.1.2	A „GUM-módszer” lépései.....	xxvii
5.3	<b>Alkalmazott statisztikai módszerek bemutatása.....</b>	<b>xxx</b>
5.3.1	Többváltozós lineáris regressziós modell.....	xxx
5.3.1.1	Heteroszkedaszticitás.....	xxxiii
5.3.1.2	Autokorreláció.....	xxxvi
5.3.1.3	Multikollinearitás.....	xli
5.3.1.4	A magyarázó változók kiválasztását segítő mutatók.....	xliii
5.3.2	Zajszűrő/simító eljárások (Mozgó átlag, Savitzky-Golay, (R)Lowess, (R)Loess).....	xlvi
5.4	<b>A felhasznált színminták bemutatása.....</b>	<b>xlvii</b>
6	<b>IRODALOMJEGYZÉK.....</b>	<b>L</b>

## 1 Irodalmi áttekintés, alapfogalmak

Az irodalmi áttekintést, illetve az alapfogalmak áttekintését 3 alfejezetre tagolom. Az első alfejezetben a színrendszereket tekintem át röviden, különös tekintettel az egyes színrendszerekben számolható színinger-különbségekre, illetve színi hibákra. Bemutatom, hogy mely mérés esetén melyikkel célszerű számolni. A következő alfejezetben a színinger-mérő berendezéseket tekintem át röviden. Itt a tristimulusos berendezéssel foglalkozom részletesebben, hiszen az értekezés egyik tárgya a tristimulusos színinger-mérő berendezések színi hibájának csökkentése. A következő alfejezetben áttekintem a legfontosabb számítógépes bemeneti eszközöket. Részletesen bemutatom a karakterizációs, kalibrációs eljárásokat. Rámutatok a számítógépes beviteli eszközök kalibrációja során alkalmazott módszerek hiányosságaira.

### 1.1 Színrendszerek, színinger-különbségek, színi hibák

Ebben az alfejezetben röviden a színrendszereket tekintem át, majd bemutatom a színinger-különbségek számítási módjait.

#### 1.1.1 Korai színrendszerek

A színek kategorizálásával már az újkor hajnalán is foglalkoztak. Sigfrid Aronus Forsius (1611) [1] volt az egyik első szerző, aki a színmintákat háromdimenziós modellben ábrázolta gömbbe rendezett formában. A pólusokba helyezte a fehéret és a feketét. A sárgát és kéket, illetve a vöröset és a zöldet az egyenlítő átteljes pontjain ábrázolta. Goethe (1810) [2] az általa felállított hatrészes színekörön ábrázolta a színeket (1. ábra). Moses Harris (1766) [3] 18 színű színekört alkalmazott (2. ábra).



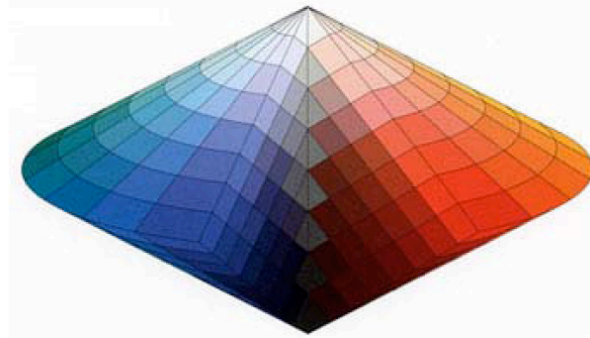
1. ábra: Goethe színeköre



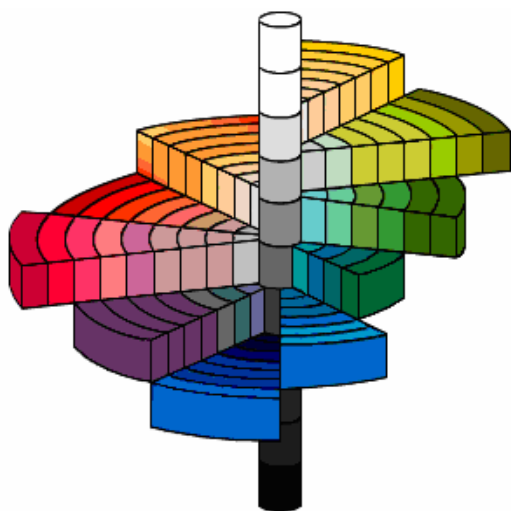
2. ábra: 18 színű kromatikus színekör

A korai színrendszerekben színinger-különbségeket nem tudtak számítani. Ehhez egyenkénti szinterek definiálására volt szükség.

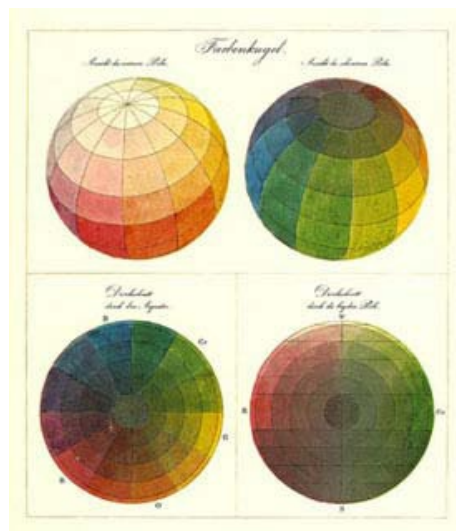
A színek síkon kívüli ábrázolásához több neves fizikus, nyomdász és művész készített térábrázolást: Ostwald [4] kettős kúpot (3. ábra), Munsell [5] hengeres testet (amire a mai nyomdai színszabványok épülnek) (4. ábra), Runge [6] színgömböt (5. ábra), majd Schrödinger [7] színkúpot.



3. ábra: Ostwald kettős kúpja



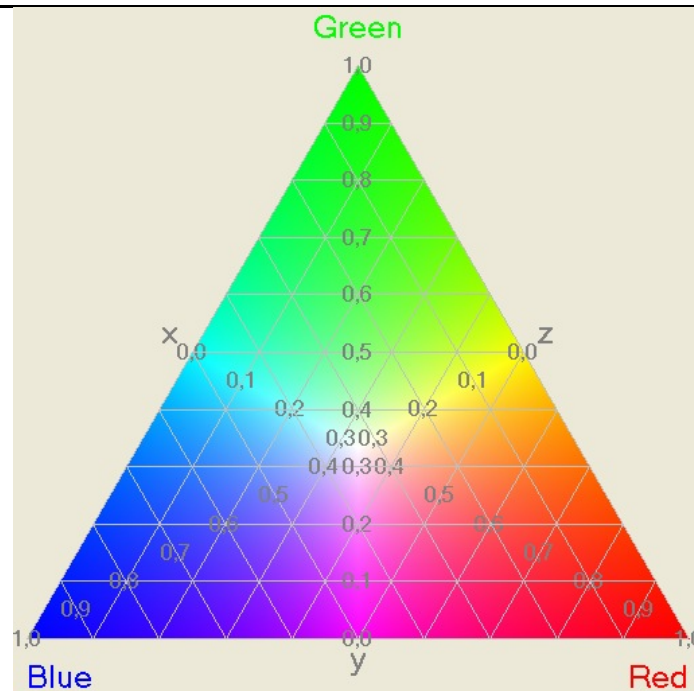
4. ábra: Munsell hengeres teste



5. ábra: Runge színgömbje

Mindnyájan felismerték, hogy a színek és a színkeverés tudományos vizsgálatához nem elég a színek beosztására a sík, ki kell lépni a térbe. Ezen térbeli színrendszerelképzéseknek se szeri, se száma [8].

A bemutatott színrendszerek többségénél 3-nál több alapszínből dolgoztak. Maxwell (1857) [9] színrendszere azonban csak 3 alapszín használ (6. ábra), még hozzá a mai számítástechnikában alkalmazott vöröset (red), zöldet (green) és kéket (blue).



6. ábra: Maxwell színrendszere

### 1.1.2 A színiger-mérés

A Nemzetközi Világítástechnikai Bizottság (CIE: Commission Internationale d'Éclairage) 1931-ben fogadta el azt a – különböző próbálkozások eredményeit összefoglaló – **trikromatikus rendszert**, mely a mai színiger-mérésnek is alapját képezi. Ahhoz, hogy a színiger-mérés egyértelmű legyen, a mérés körülményeire vonatkozóan néhány megszorítást kell tennünk, és a mérés feltételeit rögzítenünk kell. Hangsúlyoznunk kell, hogy **a színiger-mérés csak színiger-megfeleltetésre vonatkozik**. Csak azt rögzíti, hogy azonos külső feltételek esetén az azonos színigerösszetevőkkel jellemzett színigerek azonos színészleletet fognak kiváltani az *átlagos észlelőben*.

Két fontos megszorítást kell figyelembe vennünk. A színiger-mérés törvényei csak fotopos látási körülmények között érvényesek, amikor a pálcikák még nem hatnak a színészlelet kialakulására. Feltételezzük továbbá az ún. Abney-törvény[10] érvényességét, azaz a színigerek additivitását és proporcionalitását.

#### 1.1.2.1 CIE-RGB színrendszer

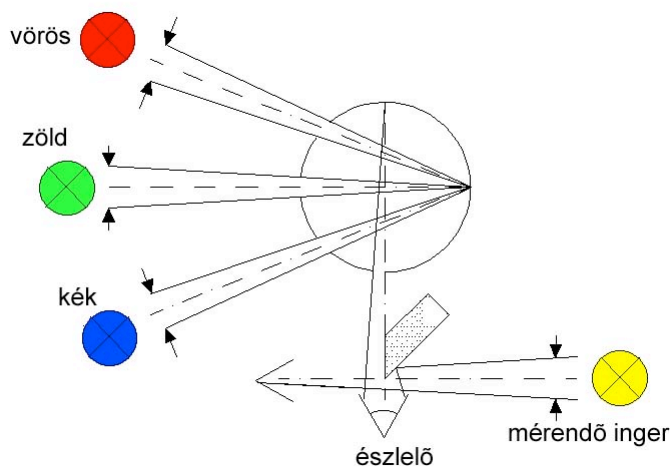
Az adott színigerpárról kialakuló színészlelet függhet a látószögtől, az adaptációs állapottól, a nézési iránytól stb. Ezért a CIE A színiger-méréshez két előfeltételt rögzítettek:

1. A színinger-megfeleltetést közelítőleg 2°-os, közepén kettéosztott látómezőben kell végezni, centrális rátekintéssel, sötét környezetben.
2. A CIE RGB trikromatikus rendszerben használt három alapszíninger monokromatikus sugárzás, melyek hullámhosszát és fénysűrűségét a következő értékekben határozták meg:

1. táblázat: Alapszíningerek fénysűrűsége és hullámhossza

Színinger neve	jele	hullámhossza	fénysűrűsége
Vörös (Red)	<b>R</b>	700 nm	1,0000 cd·m <sup>-2</sup>
Zöld (Green)	<b>G</b>	546,1 nm	4,5907 cd·m <sup>-2</sup>
Kék (Blue)	<b>B</b>	435,8 nm	0,0601 cd·m <sup>-2</sup>

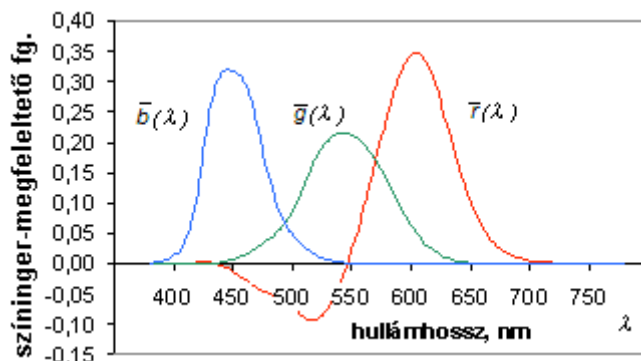
Az így megválasztott alapszíningerek felhasználásával minden egyes monokromatikus hullámhosszúságú, egységnyi fénysűrűségű színingerrel színmegfeleltetést végeztek. Egy ilyen színmegfeleltető berendezés (vizuális színinger-mérő) vázlatát mutatja a 7. ábra.



7. ábra: Vizuális színinger-mérő vázlata

A kísérlet során kiderült, hogy a színek különböző tartományaiban nem lehet egyszerű színinger-megfeleltetést végezni, mert a három alapszíninger valamelyikét nullára csökkentve sem kapunk még színmegfeleltést. Negatív mennyiséget kellene az adott alapszíningerből venni ahhoz, hogy színmegfeleltést lássunk. Így pl. ha a mérendő színinger 520 nm-es monokromatikus sugárzás, csak akkor sikerül színinger-megfeleltetést elérni, ha a látótér

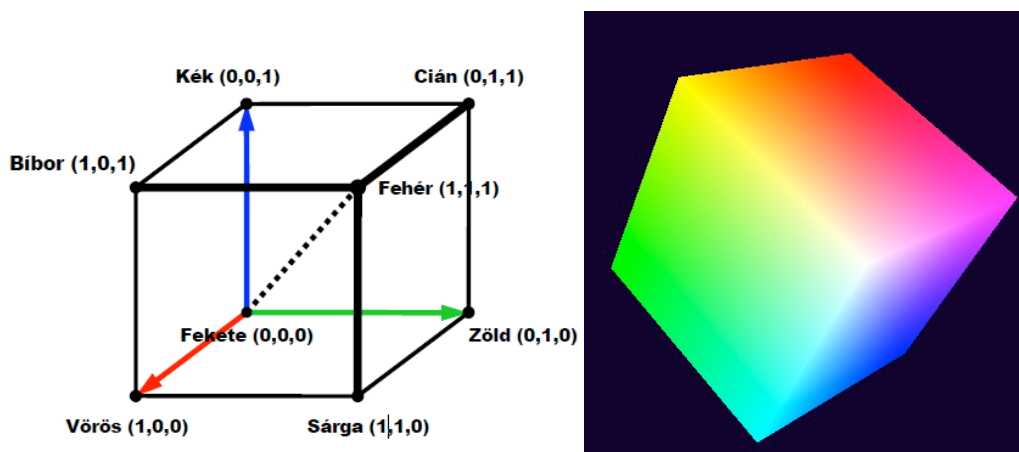
egyik oldalán a zöld és kék alapszíniger additív keveréke látható, míg a másik látótérfélben a mérendő színigerhez (520 nm monokromatikus sugárzás) a vörös alapszíniger adott mennyiségét keverjük.



8. ábra: Színiger-megfeleltető függvények

A színiger-megfeleltető függvények közül az alapszínigerek hullámhosszán csak az egyik tér el zérustól. Az RGB alapszínigereket a CIE 1931 trikromatikus rendszerben úgy választották meg, hogy az alapszínigerek fénysűrűségét rögzítették. Ha egy adott színiger  $R$ ,  $G$ ,  $B$  színösszetevőit meghatároztuk, az  $L = 1,0000 R + 4,5907 G + 0,0601 B$  egyenlet a színiger fénysűrűségét szolgáltatja.

Az RGB alapszínigereket felfoghatjuk egy háromdimenziós tér alapvektoraiként. Pozitív összegzéssel csak olyan színigerek feleltethetők meg az alapszínigerek additív összegével, melyek a három alapszíniger által kifeszített térrészen belül helyezkednek el. Így a monokromatikus színigerek egy része csak „negatív” összegzéssel keverhető ki. [11]



9. ábra: RGB színtér

Az összetett színek színigerek színiger-összetevőinek meghatározása során számítási nehézséget jelent a negatív színiger-megfeleltető függvényekkel való számolás,

ezért a Nemzetközi Világítástechnikai Bizottság az RGB rendszer olyan transzformációját kereste, melyben a színínger-megfeleltető függvényeknek csak pozitív értékei vannak. A CIE XYZ rendszer ilyen szabványos transzformáció.

### 1.1.2.2 CIE XYZ színrendszer – 2°-os szabványos színíngerészlelő

A CIE 1931-ben tehát az RGB rendszer mellett elfogadta ennek olyan transzformációját is, melyben a színínger-megfeleltető függvényeknek csak pozitív értékei vannak, és az egyik színínger-összetevő függvény értékei megegyeznek a szabványos fotometriai **láthatósági függvénnyel**, vagy más néven **spektrális fényhatásfok**-, vagy  $V(\lambda)$ - **függvénnyel**.

A hullámhossz-függő mennyiségeket felfoghatjuk  $n$ -dimenziós vektorként, ahol  $n$  azon hullámhosszértékek száma, melyeknél a színeképet meghatároztuk. Így például ha 380 nm és 780 nm közt 5 nm-es lépésekkel határozunk meg egy színeképet, 81 dimenziós vektortér vektorát kapjuk. A színínger-megfeleltető függvények (5 nm-es lépésközzel mintavételezett diszkrét változata) ugyanezen vektortér vektorai. Maguk a színínger-összetevők ezen vektortér háromdimenziós alterét feszítik ki. A  $V(\lambda)$ -függvény ugyancsak egy vektor ebben a vektortérben. Így annak a transzformációnak a meghatározása, mely

- olyan színínger-megfeleltető függvényekhez vezet, melyeknek csak pozitív értékei vannak,
- melynél az egyik alapszínínger megegyezik a  $V(\lambda)$ -függvénnyel (az ezzel meghatározott színínger-összetevő fotometriai adatot szolgáltat),
- az **equienergetikus színínger** mindhárom színíngerösszetevője azonos, és
- a lehető legszorosabban veszi közre a valós színínger-vektorok által meghatározott színtérrészt,

vektoralgebrai feladat, és mátrix-transzformációhoz vezet.

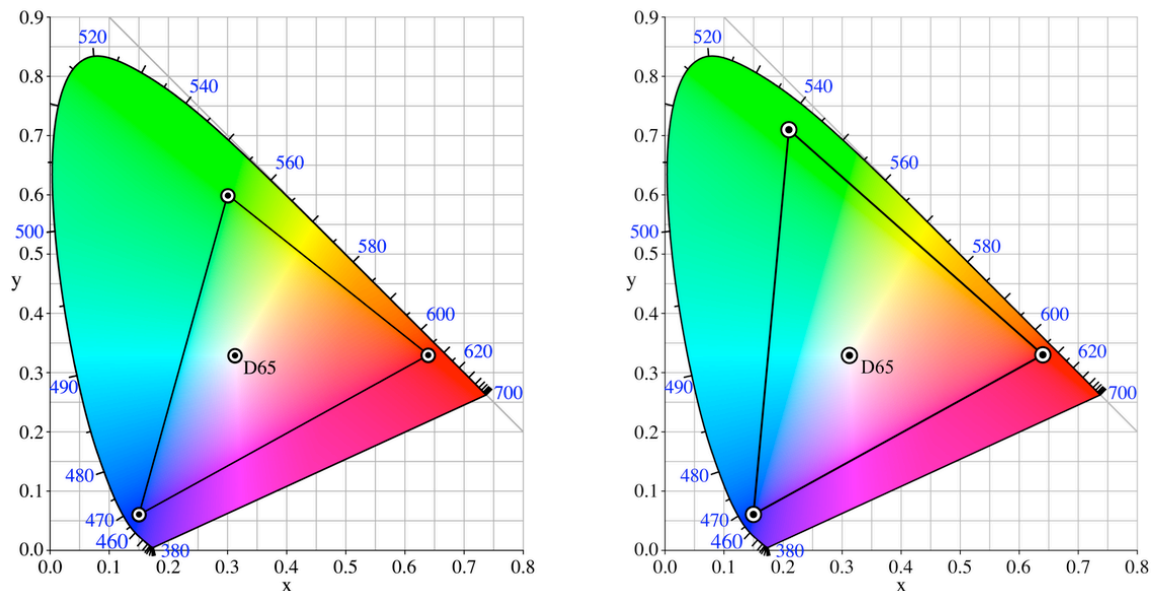
Az új színösszetevőket X, Y, Z-vel jelölik, a transzformációs mátrixegyenlet pedig a következő:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2,76888 & 1,75175 & 1,13016 \\ 1,00000 & 4,59070 & 0,06010 \\ 0,00000 & 0,05651 & 5,59427 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (1-1)$$

Mint látható, az Y színösszetevő egyenlete valóban a színinger fotometriai mennyisége [12]. Az XYZ színingerösszetevőkből az RGB színingerösszetevőket inverz transzformációval kapjuk [13], melynek mátrixa:

$$\begin{pmatrix} 0,41846 & -0,15866 & -0,08283 \\ -0,09117 & 0,25243 & 0,01571 \\ 0,00092 & -0,00255 & 0,17860 \end{pmatrix} \quad (1-2)$$

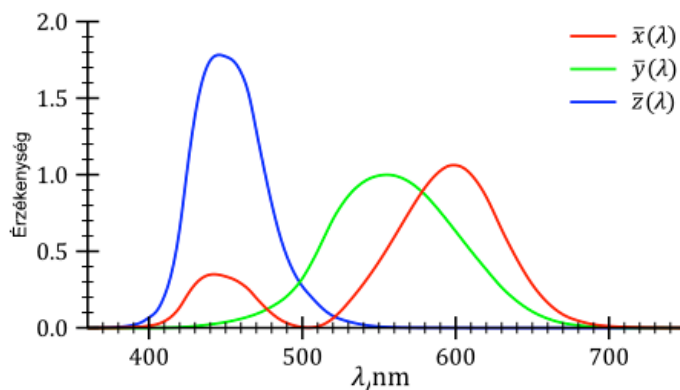
A CIE RGB színteren kívül más RGB színtereket is alkalmaznak, melyekben más alapszíningerek használhatók, ebből adódóan más lesz az átváltások értelmezési tartománya és maga a transzformációs mátrix is (10. ábra).



10. ábra: Az sRGB (bal oldal) és Adobe RGB (jobb oldal) színterek értelmezési tartományai a CIE x,y színességi diagramon szemléltetve [14]

A CIE-RGB alapszínei spektrumszínek, míg a többi szabvány alapszínei nem feltétlenül spektrumszínek. Ennek egyik oka, hogy egy megjelenítő eszköz (pl. CRT, LCD monitor) alapszínei sem spektrumszínek. Általában egy ilyen eszközt az sRGB, vagy az AdobeRGB szabvánnyal jobban jellemezhetünk [15]. Értekezésemben a szkennerek eszközfüggetlen RGB teréből CIE XYZ térbe való átváltáshoz az sRGB, illetve AdobeRGB színteret, illetve az ezekhez kapcsolódó transzformációs mátrixokat használtam.

Az  $\bar{r}(\lambda)$ ,  $\bar{g}(\lambda)$ ,  $\bar{b}(\lambda)$  színínger-megfeleltető függvények transzformációiként kapjuk az  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$ ,  $\bar{z}(\lambda)$  színínger-megfeleltető függvényeket. Ezek színeképét a 11. ábra szemlélteti.



11. ábra: Színínger-megfeleltető függvények

Látható, hogy a megkívánt feltételnek megfelelően a függvények csak pozitív értéket vesznek fel, és az  $\bar{y}(\lambda)$ -függvény alakja megegyezik a  $V(\lambda)$ -függvény alakjával [16]. A transzformáció egyik „szépséghibája”, hogy az  $\bar{x}(\lambda)$ -függvény két ágra szakadt, s ez majd a tristimulusos színínger-mérők készítésénél jelent bizonyos bonyodalmat. A másik probléma, hogy az  $\bar{x}(\lambda)$ -kék tartományban lévő ága és a  $\bar{z}(\lambda)$ -függvény igen nagy mértékben korrelál egymással.

Az RGB rendszerhez hasonlóan összetett színeképű színínger XYZ színösszetevőit a következő integrálok segítségével határozhatjuk meg:

$$X = k \int_{380}^{780} S_{\lambda} \bar{x}(\lambda) d\lambda; \quad Y = k \int_{380}^{780} S_{\lambda} \bar{y}(\lambda) d\lambda; \quad Z = k \int_{380}^{780} S_{\lambda} \bar{z}(\lambda) d\lambda, \quad (1-3)$$

ahol  $S_{\lambda}$  a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása,  $k$  pedig egy konstans. Az integrációs határokat a leggyakrabban használt 380 nm – 780 nm-ben választjuk meg, de esetenként más határokkal is találkozunk.

Az  $X$ ,  $Y$ ,  $Z$  megadása nem szemléletes. Egy fokkal könnyebben megérthető számértékekhez jutunk, ha helyettük egyrészt az  $Y$  színínger-összetevőt és az

$$x = \frac{X}{X + Y + Z}, \quad y = \frac{Y}{X + Y + Z} \quad (1-4)$$

**színességi koordinátát** (vagy más néven **színínger koordinátát**) használjuk. (A harmadik színességi koordináta ( $z$ ) hasonlóan számolható, de redundáns információ, ezért nem

használjuk.) Fontos azonban megjegyezni, hogy a színínger 3 dimenziós; az  $x, y$  színességi koordináták mellett mindig meg kell adni az  $Y$  színínger-összetevőt is [17].

A CIE 1964-ben Stiles és Burch [18][19], valamint Speranskaya [20] munkáira alapozva elfogadott egy  $10^\circ$ -os látómezőre érvényes színínger-mérési rendszert [21]. Az itt definiált színínger-megfeleltető függvények kismértékben eltérnek az 1931-ben szabványosított  $2^\circ$ -os látómezőre vonatkozó függvényektől. A mérés technikában (főleg tristimulusos színínger-mérők esetében) általában az 1931-ben szabványosított függvényekkel dolgozunk, annak ellenére, hogy későbbi kutatások [22][23] pontosították a színínger-megfeleltető függvényeket. A CIE XYZ színrendszernek nagy hiányossága, hogy nem egyenközű színíngertér [24].

### 1.1.3 Színínger-különbség meghatározása

Adott színínger által kiváltott színészlelet számos környezeti hatástól is függ. Ugyanakkor, ha két színínger azonos színészleletet vált ki egy adott környezetben, úgy nagy valószínűséggel azonos színészleletet fog kiváltani egy második környezetben is. Ezt nevezzük **színállandóságnak**. A gyakorlati színínger-meghatározás során ezért az egyik legfontosabb feladat annak megállapítása, hogy két színínger mennyire tér el egymástól. Adott felhasználás esetén el fogjuk-e fogadni a kettőt egymás mellett, mint azonos színészleletet létrehozó ingert, vagy sem. Ehhez a színíngerek különbségét kell meghatároznunk. Wright [25] majd MacAdam [26] kimutatták, hogy a színességi diagramban az azonos fénysűrűségű színíngerek megkülönböztethetősége a színdiagram különböző tartományaiban más és más. (Később Brown és MacAdam [27] kiterjesztette a vizsgálatokat különböző fénysűrűségekre is.) A színdiagram adott helyén nem azonos mértékű  $\Delta x$  és  $\Delta y$  változás észlelhető azonosnak, pl. a színdiagram zöld tartományában sokkal nagyobb  $\Delta x$  vagy  $\Delta y$  színínger-koordináta különbséget észlelünk ugyanakkora szín(észlelet)különbségnek, mint a kék színtartományban. Az egyenlőközű színíngerterek megalkotása során az volt a cél, hogy a színínger-koordináták különbségei azonos színészlelet-különbséget eredményezzenek. Az ilyen színíngertereket egyenlőközű színíngertereknek nevezzük.

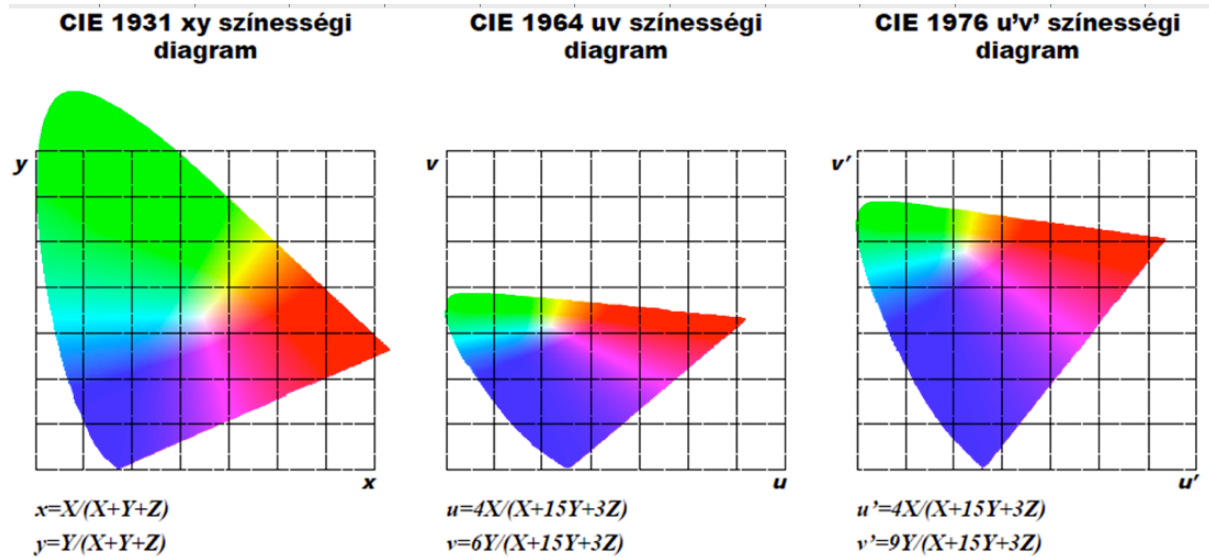
#### 1.1.3.1 Egyenlőközű színdiagram

Az elmúlt ötven évben az  $xy$ -színességi diagram és az XYZ színíngertér számos transzformációjával próbálkoztak, hogy azt egyenlőközűvé tegyék. Jelenleg a CIE által 1976-

ban elfogadott **CIE 1976 UCS diagramot** [28] (CIE 1976 egyenletes színességi skálájú diagram, vagy  $u',v'$  színdiagram) tekintjük a legjobb közelítésnek. Ennek transzformációs egyenletei a következők:

$$u' = 4X / (X+15Y+3Z) = 4x / (-2x+12y+3) \quad (1-5)$$

$$v' = 9Y / (X+15Y+3Z) = 9y / (-2x+12y+3) \quad (1-6)$$



12. ábra: CIE színességi diagramok 1931-76

Az  $u',v'$ -diagramban két újabb fogalmat definiáltak, melyek a színinger leírását közelebb hozzák a színészlelethez. Azonos fényssűrűségértékek esetén a **CIE 1976 u,v színezeti szög**:

$$h_{uv} = \arctg[(v' - v'_n) / (u' - u'_n)] \quad (1-7)$$

ahol  $u',v'$  a minta színességi koordinátái,  $u'_n, v'_n$  a referenciaként választott akromatikus színinger koordinátái

$$0 < h_{uv} \leq 90^\circ, \text{ ha mind } u' - u'_n \text{ és } v' - v'_n \text{ pozitív,}$$

$$90^\circ < h_{uv} \leq 180^\circ, \text{ ha } u' - u'_n \text{ negatív és } v' - v'_n \text{ pozitív,}$$

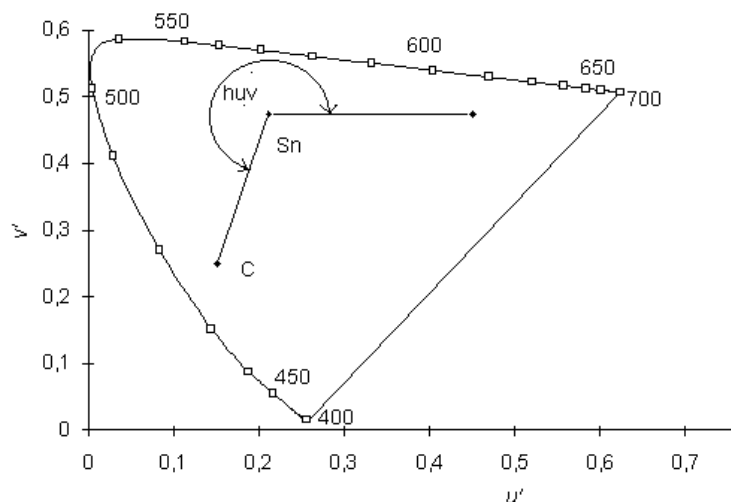
$$180^\circ < h_{uv} \leq 270^\circ, \text{ ha mind } u' - u'_n \text{ és } v' - v'_n \text{ negatív,}$$

$$270^\circ < h_{uv} \leq 360^\circ, \text{ ha } u' - u'_n \text{ pozitív és } v' - v'_n \text{ negatív.}$$

**CIE 1976 u,v telítettség:**

$$s_{uv} = 13[(u' - u'_n)^2 + (v' - v'_n)^2]^{1/2} \quad (1-8)$$

Az egyes jelölések értelmezése azonos a  $h_{uv}$ -val kapcsolatban leírtakkal. A C színinger  $s_{uv}$  telítettsége a C színinger és a referenciaként választott  $S_n$  akromatikus színinger színészleleti telítettségének fizikai leírására szolgál. A 13. ábra mutatja a C színinger telítettségét és színezeti szögét CIE  $u',v'$  diagramban.



13. ábra: C színinger telítettsége és színezeti szöge. ( $S_n$  a referenciaként választott akromatikus színinger)

**$\Delta(u',v')$  színességi különbség:** Két azonos fénysűrűségű minta ( $u'_1, v'_1$  és  $u'_2, v'_2$ ) színességi különbségét a  $\Delta(u',v')$  színességi különbséggel jellemezhetjük:

$$\Delta(u',v') = [(u'_1 + u'_2)^2 + (v'_1 + v'_2)^2]^{1/2} \quad (1-9)$$

Ezt a fogalmat – melyet a magyar szabvány nem vett át – alkalmazzák pl. számítógép képernyők színinger-homogenitásának leírására.

Értekezésemben a tristimulusos színinger-mérőkkel fényforrások színességi koordinátáit határoztam meg. Ekkor a színi hibát a színességi különbségekkel jellemeztem (lásd: 2.1.3 fejezet).

### 1.1.3.2 Színinger-különbség értékelése

A színinger 3 dimenziós, ezért az előző fejezetben tárgyalt  $u',v'$  diagram még nem ad teljes leírást, abban színinger-különbséget nem tudunk leírni. A 3 dimenziós kiegészítéshez a világossággal korreláló színinger-világosság jellegű mennyiségre van szükségünk. A világosság érzet kialakításához mindhárom csap-fajta hozzájárul, a finom részletek megkülönböztetését végző magnocelluláris idegpályák jele az L- és M-csapok jeléből alakul

1. ki. Ennek színképi érzékenységet közelíti az  $Y(\lambda)$  színinger-megfeleltető függvény (mely a fotometriai  $V(\lambda)$  függvénnyel azonos alakú). A teljes színinger-különbség leírásához a világossággal korreláló mennyiséget az  $Y$  színinger-összetevő olyan transzformációjával valósították meg, mely a fekete és a fehér színinger (szigorúan véve csak másodlagos fényforrásokra értelmezett mennyiség) közti különbséget jó közelítésben egyenlőközű skálával hidalta át. Ez a mennyiség a **CIE 1976 világossági tényező**, meghatározó egyenlete:

$$L^* = 116(Y/Y_n)^{1/3} - 16, \text{ ha } Y/Y_n > 0,008\ 856, \quad (1-10)$$

ahol  $Y$  a minta,  $Y_n$  a referenciaként választott akromatikus színinger  $Y$  színinger-összetevője. Ha  $Y/Y_n \leq 0,008\ 856$ , úgy a CIE 15.2 publikáció [28] szerint az  $L^* = 903,3(Y/Y_n)$  képletet kell használnunk.

### 1.1.3.2.1 CIELAB színtér és színinger-különbség

A CIE 1976-ban két egyenlőközű színingerteret fogadott el, melyeket CIELAB és CIELUV szín(inger)térnek hívunk. Napjainkban úgy tűnik, hogy a **CIELUV színtér** egyre veszít jelentőségéből, csak a származtatásánál használt  $u', v'$  színinger-koordinátáknak van még gyakorlati jelentősége.

A **CIELAB** (vagy más néven **CIE 1976  $L^*a^*b^*$** ) **színigertér** definíciós egyenletei:

$$L^* = 116 (Y/Y_n)^{1/3} - 16, \text{ ha } Y/Y_n > 0,008\ 856, \text{ és} \quad (1-11)$$

$$L^* = 903,3(Y/Y_n) \text{ ha } Y/Y_n \leq 0,008\ 856 \quad (1-12)$$

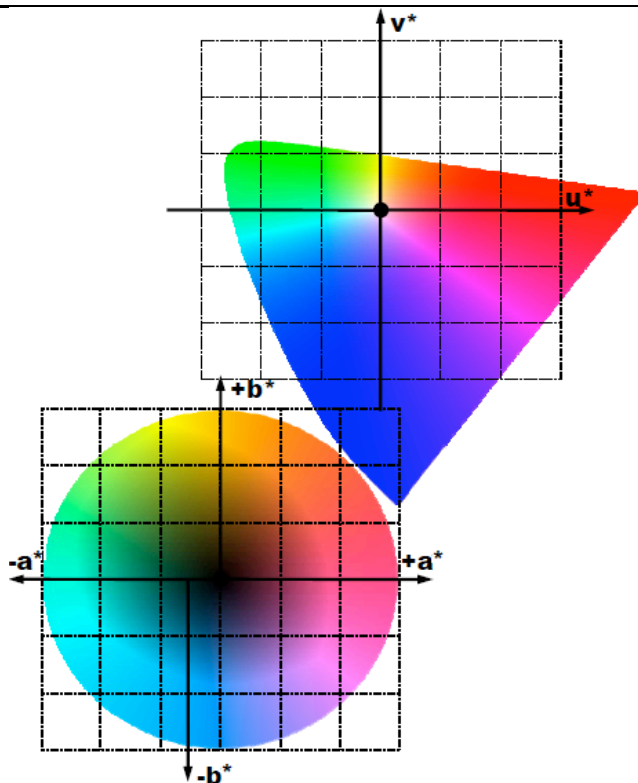
$$a^* = 500 [f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \quad (1-13)$$

$$b^* = 200 [f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)], \text{ ahol} \quad (1-14)$$

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & \text{ha } t > 0,008\ 856 \\ 7,787t + 16/116, & \text{ha } t \leq 0,008\ 856 \end{cases} \quad (1-15)$$

A CIELAB színtérben a  $+a^*$  koordináta első közelítésben a vörös színeknek, a  $+b^*$  koordináta a sárga, a  $-a^*$  a zöld, a  $-b^*$  a kék színigereknek felel meg.

CIELUV 1976-színtér az 1976-os UCS (egyenközű színességi skála) (14. ábra) projektív átosztása. (TV, videó rendszerek beállításához használatos.) Színinger-összetevők dimenziói a következők:  $L^*$  (Lightness) világosság: a színek világossága fekete (0) és fehér (100) közötti zárt skálán vehet fel értéket.  $u^*$  és  $v^*$  tengelyek a fehér pontba tolt CIE 1976 UCS  $u'$  és  $v'$  tengelyek.



14. ábra: A CIELUV és a CIELAB színtér

A CIELAB színingertérben is definiálhatunk színezeti szöget:

**CIE 1976 a,b színezeti szög:**

$h_{ab} = \arctan(b^*/a^*)$ , ahol, ha mind  $a^*$ ,  $b^*$  pozitív, úgy  $0 < h_{ab} \leq 90^\circ$ , ha  $a^*$  negatív és  $b^*$  pozitív, úgy  $90^\circ < h_{ab} \leq 180^\circ$ , ha mind  $a^*$  és  $b^*$  negatív, úgy  $180^\circ < h_{ab} \leq 270^\circ$ , és ha  $a^*$  pozitív és  $b^*$  negatív, úgy  $270^\circ < h_{ab} \leq 360^\circ$ . (1-16)

Mivel a CIELAB színingertérhez nem tartozik színínger-diagram, itt telítettség jellegű fizikai mennyiséget nem tudunk értelmezni. A felületek színdúságát a hasonlóan megvilágított fehér felülethez képest értékeli tudatunk, amit a króma szóval jellemzünk. Ennek fizikai megfelelőjét definiálni tudjuk a CIELAB színtérben:

CIE 1976 a,b króma:  $C_{ab}^* = (a^{*2} + b^{*2})^{1/2}$ . (1-17)

A CIELAB színingertér a Munsell-színrendszer modellezésére hozták létre. A Munsell-színrendszer a kis-közepes színínger-különbségek figyelembevételével készült, így joggal volt remélhető, hogy a CIELAB háromdimenziós színtérben két színpont távolsága jellemző lesz színínger-különbségükre. Ennek figyelembevételével definiálták a **CIELAB**

**színinger-különbséget (CIE 1976 L\*a\*b\* színinger-különbséget), melyet  $\Delta E_{ab}^*$ -gal jelölünk:**

$$\Delta E_{ab}^* = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{1/2} \quad (1-18)$$

Szokás a színinger-különbséget világosság, króma és színezet korrelátumoknak megfelelő összetevőkre bontva is megadni:

$$\text{CIE 1976 világossági tényező különbség: } \Delta L^* = L^*_1 - L^*_2 \quad (1-19)$$

$$\text{CIE 1976 króma különbség: } \Delta C_{ab}^* = C^*_1 - C^*_2 \quad (1-20)$$

CIE 1976 a,b színezeti különbség: a derékszögű koordináta-rendszerben színezetkülönbséget a CIE 1976 a,b színezeti különbség formájában mérjük:

$$\Delta H_{ab}^* = [(\Delta E_{ab}^*)^2 - (\Delta L^*)^2 - (\Delta C_{ab}^*)^2]^{1/2} \quad (1-21)$$

A színezetiszög-különbség a két színinger különbözőségéről nem ad felvilágosítást (közel akromatikus színingerok esetén nagy  $h_{ab}$  értékhez kis  $\Delta E_{ab}^*$  tartozik, s a króma növekedésével nő a színinger-különbség).

A CIELAB színteret felületi színek jellemzésére hozták létre. Így értekezésemben a színinger-különbségeket csak akkor tudtam értelmezni, amikor egy referenciafehérhez tudtam viszonyítani a színingereket. Ez szkennereknél a lap fehérje volt, digitális kameráknál egy fehér pont, képkalkotó tristimulusos berendezéseknél egy ekvianergetikus referencia pont, ahol  $X_n=Y_n=Z_n=100$ -nak volt tekinthető. Bár a színmegjelenési modellek tovább finomítják a színinger-különbségek kiszámítási módjait, a gyakorlatban mind a mai napig felületszínek esetén a  $\Delta E_{ab}^*=[(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{1/2}$  színinger-különbséget, valamint elsődleges világítók esetén a  $\Delta(u',v')=[\Delta u'^2 + \Delta v'^2]^{1/2}$  színességi különbségeket alkalmazzák. Disszertációmban én is ezzel a két mennyiséggel számoltam. (További színinger-különbségi módszereket a melléklet 4.1 fejezete tartalmaz.)

A színinger-méréssel, színinger-különbségekkel kapcsolatos alfejezet után a színinger-mérő berendezéseket mutatom be, különös tekintettel a tristimulusos színinger-mérőket.

## 1.2 Színinger-mérő berendezések

Ebben a fejezetben röviden áttekintem a színinger-mérő berendezések fejlődésének történetét, majd kitérek a tristimulusos színinger-mérő berendezések felépítésére.

### 1.2.1 Színinger-mérő berendezések fejlődése

Ahogy az a korábbi 1.1.2.1 alfejezetben már említésre került, az első fotometriai méréseket szemmel való összehasonlítással végezték. Az ismeretlen fényt (általában megvilágítást) osztott látóterű vizuális fotométerben hasonlították össze ismert fényforrás által létrehozott megvilágítással. A fárasztó vizuális összehasonlítást az 1920-as évek végén Dr. Urbanek János munkássága alapján váltotta fel a szelén fényelem elé helyezett színszűrőkkel felépített fotométer[29]. A fényelem árama szobavilágítási körülmények között is kicsiny (nA-ben vagy  $\mu$ A-ben mérhető), ezért ezeket a fotométereket csak galvanométerekkel lehetett használni. Ahhoz, hogy a mutatott áramérték a megvilágítással egyenes arányban álljon, a fényeletet lényegileg rövidzárban kell működtetni. Mivel modern műveleti erősítők annak idején még nem léteztek, a fényeletet hídkapcsolásba helyezték, a galvanométert a rövidzár (a fényelem sarkain nulla feszültség) állapotának meghatározására használták, és a feszültségosztó potenciométer ellenállás-értékeinek meghatározása alapján mérték a megvilágítást.

Amerikai cég fejlesztett először ezen elv alapján működő tristimulusos színinger-mérőt, s ezt a „Barness colorimetert” honosította a Tungstam gyárban Somkuty Adolf az akkor fejlesztett fénycsövek színinger-koordinátáinak meghatározására.

A hazai színinger-mérés nagy lépését jelentette, amikor a MOM gyár megkezdte a Momcolor fejlesztését. Ezen fejlesztő munka motorja Dr. Lukács Gyula volt, aki az OMH-ban korábban a vezetése alatt működő csoport, valamint az MTA Méréstechnikai Laboratóriumában működő kollégák bevonásával nem csak a műszer kidolgozásában, de annak mérés-technikai paramétereinek meghatározásával, a szükséges bemérő eszközök kidolgozásával maradandót alkotott.

A Momcolor színinger-mérőben a gyártó mindvégig megmaradt a szelén fényelem alkalmazásánál, noha a modern elektronika más elemeit, így a digitális jelfeldolgozást felhasználták a berendezés újabb változatainál. A hazai gyakorlati világítástechnikának azonban szüksége volt megbízható megvilágításmérőkre, s ezeket – annakidején – nem volt könnyű beszerezni. Ezért az MTA Műszaki Fizikai Kutatóintézetében kidolgozásra került egy kis hordozható megvilágításmérő, a Cosilux, melyet a Konverta gyár éveken át gyártott. A fényelem illesztési jóságára jellemző  $f_1'$  index értéke akkor is, és még ma is a világelsők közé tartozott az 1,26%-os értékkel [30].

A fotometriai feladatokon kívül szükségessé vált a színinger-mérés fejlesztése is. Az MTA-MFKI úgy döntött, hogy nem a Momcolornak riválist jelentő, anyagminták

színingereinek meghatározására alkalmas műszert fejleszt, hanem az akkor fejlesztési stádiumban lévő színes katódsugárcsővek színinger-méréstechnikáját oldja meg. Már korábban foglalkozott az Intézet a színinger-mérés pontosságának fejlesztésével oly módon, hogy ne közvetlenül a három, vagy négy mérőcsatorna jelét jelezzék ki, hanem ezekből kombinálják ki a mérési eredményt [31]. Ezt az elvet a három fénypor (vörös, zöld, kék) fényének additív keverékéből előálló fény színének meghatározására igen előnyösen lehetett használni, s igen kis szisztematikus hibával mérő analóg multiplexelést használó színinger-mérő műszert sikerült kifejleszteni, mely szintén sorozatgyártásba került.

Az értekezésemben bemutatandó, általam kifejlesztett mátrix-korrektíós módszer ennek az elvnek a továbbfejlesztésének tekinthető. Az értekezésem második részében látni fogjuk, hogy a csatornajelek felhasználásával a színi hiba jelentős mértékben csökkenthető. A színi hibát színinger-különbségekkel, valamint színességi különbségekkel jellemzem.

### 1.2.2 Modern fotometriai és színinger-mérési igények és kielégítésük

A múlt század 90-es éveiben megjelentek a piacon a kék és fehér színű világító diódák, s szükségessé vált ezek fotometriája. A hagyományos műszerekkel ezek mérésénél nem ritkák a 20 - 30 %-os mérési hibák, mivel a fotometriai és színinger-mérő műszerek színeképi illesztését abban a tartományban, melyben ezen LED<sup>1</sup>-ek világítanak, nagyon nehéz kis hibával elvégezni. E probléma megoldásához segítséget nyújtott a még korábban az MTA-MFKI-ban kidolgozott hőmérséklet stabilizált standard LED-ek felhasználása. Ilyen, különböző színekben készített standard LED-ek segítségével kalibrálva a fotométert, és annak  $f_1'$  hibáját ismerve, meg lehet becsülni, hogy adott színű LED-es világító berendezés mérésének mekkora lesz a fotometriai hibája [32].

Az elmúlt évek másik nagy vívmánya a képi információ egyes pontjaiban észlelhető világosság és szín korrelátumának meghatározása, azaz a teljes kép minden pontjára vonatkozó fénysűrűség és színességi koordináta mérése. Míg az egyetlen pontban mérő fénysűrűség- és színinger-mérőknél a spektrális elven működő készülékek a tristimulusos műszereknek versenytársai, a képi információ feldolgozásánál a spektrális elven alapuló műszerek még gyermekcipőben járnak, áruk viszont igen magas. Ezen a területen a szűrős műszerek még hosszú ideig egyeduralkodók lesznek. Ezért nem volt haszontalan

---

<sup>1</sup> LED – Light Emitting Diode

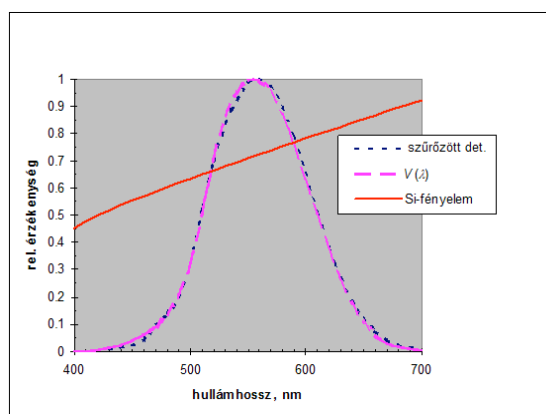
megvizsgálni, hogy miként lehet ezen készülékek számára az illesztési hibát csökkenteni. PhD kutatásom során olyan mátrix-korrekción eljárás fejlesztettem ki, ami mind a hagyományos, mind pedig képi információt feldolgozó tristimulusos színinger-mérők esetén használható.

### 1.2.3 Tristimulusos színinger-mérő berendezések

A következő fejezetben a tristimulusos színinger-mérő berendezések színképi illesztésének problematikáját tekintem át.

#### 1.2.3.1 Színképi illesztés

A fotodetektorok színképi érzékenysége eltér az emberi szem  $V(\lambda)$ -függvénnyel leírt színképi érzékenységétől. Ezért a detektor érzékenységét hozzá kell illeszteni a  $V(\lambda)$ -görbéhez. Ezt általában színes optikai szűrőüvegek segítségével valósítják meg. Jól megválasztott színes szűrőüvegek számítógéppel meghatározott vastagságú darabjait egymás mögé helyezik, hogy ez a rendszer azon hullámhossz-tartományokban, ahol a fényelem érzékenysége nagyobb, mint azt a  $V(\lambda)$ -függvény megkívánja, elnyelje a fölösleges sugárzást. Egy más rendszerben egymás mellé helyezett apró színszűrő darabkákval valósítják meg a színképi illesztést. A 15. ábra szűrőzetlen és szűrözött Si fényelem relatív színképi érzékenységét szemlélteti. Feltüntettem az elérendő  $V(\lambda)$ -görbét is. Látható, hogy szűrőzetlen állapotban az érzékenység mind a vörös és közeli infravörös, mind a kék színképtartományban túlzottan nagy.



15. ábra: Si-fényelem relatív színképi érzékenysége szűrőzés nélkül és szűrözve ( $s^*(\lambda)_{rel}$ ), valamint a  $V(\lambda)$ -görbe.

A szűrőzés jóságára az jellemző, hogy a szűrözött fényelem színképi érzékenysége mennyire jól közelíti a  $V(\lambda)$ -görbét. Az objektív összehasonlíthatóság érdekében kidolgoztak egy mérőszámot is, mely az illesztés jósági jellemzője [33]. Fotometriai műszereket általában a

CIE A sugárzáseloszlásának megfelelő fényforrással szokták kalibrálni. Ezért minden fénymérő műszer CIE A fényforrással megvilágítva elvileg helyes értéket mutat. A színeképi illesztésnél olyan mérőszámra van szükségünk, mely arra ad választ, hogy ha nem ezzel a fényforrással világítjuk meg a detektort, hanem egy ettől eltérő színeképi teljesítményeloszlású sugárzóval, pl. a monitor fényporai által emittált sugárzással, akkor mekkora eltérésre számíthatunk a mért és a "helyes" érték között.

Az  $f_1'$ -vel jelölt jósági index a szűrőzött detektor relatív színeképi érzékenysége,  $s^*(\lambda)_{\text{rel}}$ -nek a  $V(\lambda)$  görbétől való eltérését méri:

$$f_1' = \frac{\int_{380}^{780} |s^*(\lambda)_{\text{rel}} - V(\lambda)| d\lambda}{\int_{380}^{780} V(\lambda) d\lambda} \cdot 100\%, \text{ ahol } s^*(\lambda)_{\text{rel}} = \frac{\int_{380}^{780} S(\lambda)V(\lambda) d\lambda}{\int_{380}^{780} S(\lambda)s(\lambda)_{\text{rel}} d\lambda} \cdot s(\lambda)_{\text{rel}} \quad (1-22)$$

és  $S(\lambda)$  a vizsgáló színeképi teljesítményeloszlás, általában CIE A sugárzáseloszlás,  $s(\lambda)_{\text{rel}}$  pedig a detektor relatív színeképi érzékenysége.

Átlagosan illesztett Si-fényelemes megvilágításmérő  $f_1'$  értéke 2 % és 3 % között van, a legjobb illesztések az 1,2 % ... 1,5 % között fekszenek.

Értekezésemben két olyan tristimulusos színínger-mérővel dolgoztam, amelyeknek az Y csatornára (ez megegyezik a fotometria  $V(\lambda)$  csatornájával) vonatkozó  $f_1'$  értéke 1,38 %, illetve 1,17 % volt, mégis keskenysávú színes LED-ek mérése esetén a színi hiba számottevően nagyknak bizonyult. Kutatásomban arra kerestem a választ, hogy ez a hiba hogyan csökkenthető.

Tristimulusos színínger-mérők esetén nem csak az Y csatornára, hanem a többi csatornára is megfogalmaznak illesztési követelményeket (pl. X csatornára vonatkozó  $f_1'$  érték legyen kisebb, mint 6%). Ezek a követelmények kevésbé szigorúak a többi csatornára; ennek oka, hogy a tristimulusos színínger-mérő berendezést gyakran fénysűrűségmérésre is használják. Ekkor csak az Y csatornájelre van szükségünk.

Az általam vizsgált tristimulusos színínger-mérőkön az egyes csatornajelekre számított  $f_1'$  érték olyan kicsi volt, hogy a laboratóriumi műszerek pontossági kritériumait is teljesítették (lásd részletesen az illesztési jóságra vonatkozó  $f_1'$  értékeket a 2.1.2 fejezetben).

Az  $f_1'$  index mellett a berendezés jellemzésére még más mutatókat is meg kell határozni (pl. UV/IR érzékenység:  $f_{UV}$ ,  $f_{IR}$ , irányfüggés:  $f_2$ , linearitás:  $f_3$  stb.). Ezekből számítható egy

teljes minőségi index (total quality index)  $f_{\text{tot}}$ , mely a laboratóriumi műszerekre vonatkozóan a legújabb szabványjavaslat esetén maximum 4% [34].

Az értekezésemben csak az  $f_1'$  mutatóval foglalkoztam, a méréseim során nem vizsgáltam sem az UV, sem az infravörös tartományt. A linearitásból, a hőmérsékletfüggésből, a range-váltásból eredő hibák vizsgálata is kívül esett a dolgozat tárgyán. Az általam vizsgált műszereken ezeket az értékeket meghatározták. Valamennyi érték a laboratóriumi műszerekre előírt értékeknek megfelelt. Mégis keskenysávú fényforrások mérésénél jelentős színi hibát lehetett megfigyelni a mért és a valós értékek között. Vajon minek tudható be ez az eltérés?

#### 1.2.3.1.1 Az $f_1'$ értékelése

Az  $f_1'$  mind a mai napig az egyik legfontosabb fotometriai jellemző, mellyel a színeképi illesztést jellemzik. Azonban van néhány olyan hiányossága, mely miatt mégsem ad mindig jó becslést a várható színi hibára.

Az  $f_1'$  átlagos abszolút eltérést vizsgál a  $V(\lambda)$  függvény és a vizsgált detektor színeképi érzékenysége között. A  $V(\lambda)$  helyére bármely más spektrális függvényt, pl. a színinger-mérésben használt  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{z}(\lambda)$  függvényt is behelyettesíthetjük. Az átlagos abszolút eltéréssel két gond is van: az, hogy átlagos és az, hogy abszolút. A második probléma azt eredményezi, hogy  $f_1'$  nem lesz torzítatlan becslése az illesztés jóságának. Egy négyzetes eltérése alapján alapuló mutató megfelelőbb lenne az illesztési jóság jellemzésére. Az első probléma azonban a súlyosabb, hiszen itt egy átlagos eltérést kapunk, de ez az eltérés korántsem egyenletes. Általában a kék és a vörös tartományban sokkal nagyobb, mint pl. a zöld tartományban. Szélessávú fényforrások mérése esetén ez a probléma kevésbé játszott szerepet, hiszen a szélessávú spektrális teljesítményeloszlás miatt azon tartományok is nagy súllyal szerepelnek, melyekben az átlagos eltérés nem jelentős. Azonban keskenysávú fényforrások (pl. kék, vörös LED-ek) mérése esetén a nagyobb illesztési pontatlanság nagyobb színi hibát eredményezett. Csuti Péter [35] és szerzőtársa olyan  $f_1'$  mutatót alkottak, amely nem a teljes 380 nm -780 nm tartományra vizsgálta az  $f_1'$  értékét, hanem felbontotta ezt a tartományt több részre. Így külön lehet vizsgálni a színeképi illesztést a kék, zöld, illetve vörös spektrumtartományokban. Ez az ún. parciális  $f_1'$  mutató pontosabb képet szolgáltat a fotometriai műszer színeképi illesztéséről. Színinger-mérő készülékeknél alkalmazható a módszer az egyes csatornákra, de ez túlzottan bonyolult megoldás. Értekezésemben az  $f_1'$  értékek vizsgálata mellett (illetve helyett) elsősorban a színi hibák csökkentésére koncentrálok.

Ha fényforrás mérésénél nincs szükség a spektrumra és elegendő a színösszetevőket meghatározni, akkor tristimulusos színinger-mérőket használhatunk.

A szélessávú fényforrások mérése esetén a laboratóriumi használatra szánt tristimulusos színinger-mérők hasonló (1-2%-os) pontossággal [36], olykor (pl. izzólámpák mérésekor) ettől is kisebb hibával mérnek [37]. Kérdés, hogy az általam javasolt mátrixkorrekciós módszert használva a keskenysávú fényforrások mérése esetén is elérhető-e ez a pontosság. Az eddigi eredményeink azt mutatják, hogy a válasz igen. Konklúzióimat az alábbi hipotézisben foglalom össze.

**H1 A tristimulusos színinger-mérő színi hibáját csökkenteni lehet, ha a különböző csatornajelek lineáris kombinációját is felhasználjuk a mérés során, és további érzékelő csatornákkal egészítjük ki a berendezésünket.**

Az egyes csatornák jelei mátrix áramkörbe kapcsolhatók, melynek kimenő jelei a színösszetevők. A különböző csatornajelek szorzófaktorait a mátrixban jelenítem meg. A mátrixot pedig úgy fogom meghatározni, hogy a színi hiba minimális legyen. Az értekezésem második felében azzal a kérdéssel foglalkozom, hogy hogyan lehet egy ilyen mátrix-transzformációt optimalizálni. Egy ilyen mátrix-korrekciós módszer mennyiben csökkenti a mérőműszer szisztematikus hibáját, illetve ezzel a módszerrel tervezhető-e olyan berendezés, mely további észlelőcsatornák használatával javítja a mérési pontosságot.

A következő alfejezetben a képalkotó számítógépes bemeneti eszközöket tekintem át, melyek kalibrálása, karakterizálása komoly kihívást jelent mind a mai napig a szakemberek számára. A nehézséget ugyanis az okozza, hogy a berendezések spektrális érzékenységét általában nem tudjuk közvetlenül meghatározni. A berendezés jellemzése (karakterizálása) nélkül azonban elképzelhetetlen az eszközök kalibrálása, illetve a színhelyes átvitel megteremtése.

### 1.3 Képi információ felvétele

A számítógépes képfeldolgozás évről-évre rohamosan fejlődik. Manapság már számos feladat elképzelhetetlen, de legalábbis nehezebben megvalósítható lenne számítógép nélkül. Csak néhányat említve, a fénykép-kidolgozás, kiadványtervezés, filmkészítés manapság már javarészt számítógép segítségével történik. A különböző forrású képi információk feldolgozásához elengedhetetlenül szükség van a különböző képbeviteli és -kiviteli

eszközökre. A legfontosabb beviteli eszközök a digitális fényképezőgép, illetve kamera, valamint a szkener. Laboratóriumi mérések esetén is előfordul, hogy sokszor nem elegendő, hogy a fénysűrűséget a kép egyes pontjaiban határozzuk meg, hanem arra a kép egész felületén szükségünk van. Ilyen feladat előtt állunk, ha pl. a képernyőn a fénysűrűség-eloszlást akarjuk megmérni, illetve amikor arra kell választ adnunk, hogy egy munkahely világítása, az ott észlelhető kontraszt kielégítő-e, vagy az esetleg fellépő kápráztatás nem túlzottan nagy-e.

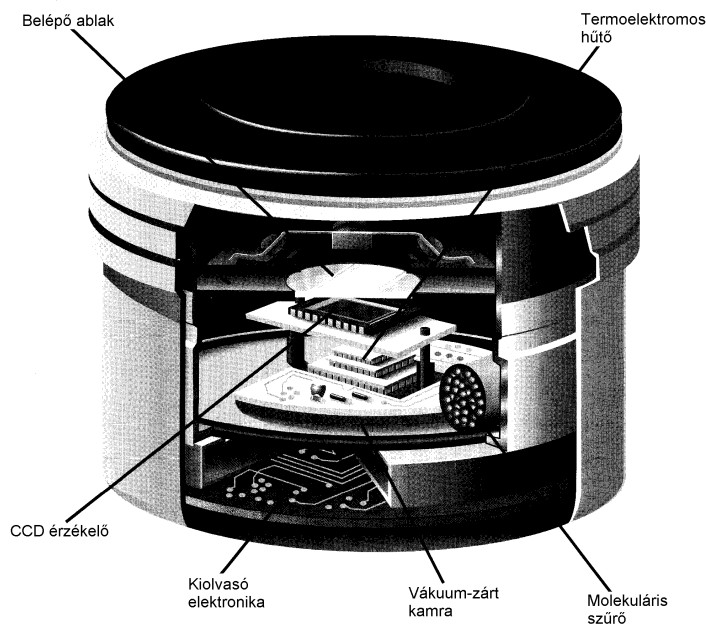
A mai modern képfelvevő eszközök, elsősorban a CCD<sup>ii</sup> jellegű kamerák lehetőséget adnak arra, hogy a látótér nagyobb területéről egy lépésben rögzítsünk fénysűrűség-eloszlás információt. Egy CCD kamera metszeti képét szemlélteti a 16. ábra. A CCD érzékelő a belső kamrában van, melybe a sugárzás a belépő ablakon keresztül jut. Ez a kamra gondoskodik arról is, hogy a belső tér hőmérsékletét a környezet hőmérséklete alá hűthessük, a jobb jel/zaj viszony érdekében. Ezt termoelektromos (Peltier) hűtőkkel szokás megvalósítani. A zárt kamra közvetlen közelében (az ábrán alatta) helyezkedik el a kiolvasó elektronika, mely pl. videókimenő jelet hoz létre.

A CCD mátrix pixeleinek érzékenysége spektrálisan is és abszolút értékben is helyfüggő ingadozást mutathat. Az abszolút változásokat a számítógépben korrigálhatjuk, a színképi változások azonban az egyes pixelek  $f_1'$  értékének változásában jelentkeznek.

További kutató munkára van szükség ahhoz is, hogy miként lehet az igen nagy mennyiségű adatból a hasznosakat kiválogatni. Az ezzel kapcsolatos kutatómunkát nemzetközileg a CIE hangolja össze. Ebben a Pannon Egyetem Villamosmérnöki és Információs Rendszerek Tanszéke is aktívan részt vesz. A vizsgálat tárgya a CCD kamerák fotometriai és színmetrikai illesztése, az elérhető mérési pontosság, illetve a maradék hibák becslése és részbeni figyelembevétele, valamint linearitási, áthallási kérdések vizsgálata.

---

<sup>ii</sup> CCD = Charge Coupled Device – töltéscsatolt eszköz



16. ábra: A CCD kamera metszeti képe [38].

A CCD kamerák legfőbb alkalmazási területe a digitális fényképezőgépek és a televízió. Az általános célú kamera felépítése a következő: lencsék detektortömbre képezik le a vizsgálandó tárgy képét. Az innen elvezetett jelet különböző eljárásokkal (gamma korrekció, szűrés, simítás) soros kimenő analóg jellé alakítják (videó jel), esetleg még a kamerában digitalizálják [39].

A tudományos célra szolgáló CCD kameráknál sokszor igen kis intenzitásokat kell észlelni. Ehhez a kamera aktív elemét hűtik. Ezzel elérhető, hogy igen hosszú (akár több órás) integrációs időket hozzanak létre, s a hosszú idő alatt beérkező foton-fluxust integrálják. Az érzékenység növelésének másik módja, hogy a CCD kamera aktív eleme elé képerősítőt helyeznek, mely hasonlít a fotoelektronsokszorozóhoz: a beérkező fotonokat a fotokatód elektronárammá alakítja, s ezeket vagy ún. micro-channel plate szerkezetű elektronsokszorozó sokszorozza, vagy elektronoptikai képerősítő erősíti, s a fényporos felület alakítja ismét képpé. Ezt látja a CCD érzékelő, s alakítja elektromos jellé.

A CCD érzékelők másik alkalmazási területe a színes szkennerek, amelyek a számítógép beviteli eszközei közé tartoznak. Papíron vagy más kétdimenziós információhordozón levő jelek digitalizálására (szkennelésére) szolgáló hardver, melynek megjelenését a számítógépek grafikai képességeinek javulása segítette elő.

A CCD mellett CMOS érzékelőket is találhatunk mind a szkennerekben, mind pedig a digitális kamerákban. A CMOS a Complementary Metal-Oxide Semiconductor, vagyis a komplementer fém-oxid félvezető rövidítése. Ez az eszköz érzékeny az elektromos töltésre, és csekély elektromos feszültség mellett sokáig képes információkat tárolni, viszont igen kevés energiát fogyaszt. Ennek köszönhetően többfajta felhasználása is létezik: a számítógép memóriájában, valamint a digitális fényképezőgép és videókamera képfeldolgozó egységében játszik fontos szerepet. A CMOS érzékelő a CCD-hez képest gyengébb minőségre képes, az általa alkotott kép „zajosabb” lehet, azonban olcsóbb és energiatakarékosabb, mint versenytársa.

Minden szkennerekben megtaláljuk a képet megvilágító fényforrást és a képérzékelőt. Az érzékelő nagyon sok, rendkívül kis méretű fényérzékeny cellából tevődik össze, amelyek a képről visszavert fényt elektromos jellé alakítják át. A cella félvezető rétegében a fény hatására töltéshordozók keletkeznek. A gerjesztett töltéshordozók száma a megvilágítással arányos, így az érzékelő kimenetén kapott analóg jel is. Ezt a jelet egy analóg-digitális (A/D) átalakító digitális jellé alakítja át, amelyet ezután a szkennerekben levő mikroprocesszoros rendszer – értelmezés után – eljuttat a számítógéphez. A készülék a beolvasás alatt álló képet először sorokra, ezután a sorokat képpontokra, ún. pixelekre bontja fel. A sötétebb képpontok kevesebb, míg a világosabbak több fényt vernek vissza.

A CCD érzékelővel rendelkező színes szkennerek a három alapszín nyújtotta képinformáció felvételére különböző módszereket használnak. Régebbi szkennereknél az érzékelő elé cserélhető színszűrők kerültek. Digitalizáláskor az érzékelő a kép alatt háromszor fut végig: először a kép vörös színösszetevőjét vörös szűrővel szkenneli, utána a zöldet a zöld szűrővel és végül a kéket a kék színű szűrővel. Manapság a szkennerekben prizmás fényosztót, három színszűrőt és három, egyidejűleg működő CCD fényérzékelőt alkalmaznak. Ebben az esetben egyetlen szkennelési idő alatt leolvasható a teljes színes kép. Olyan CCD érzékelők is léteznek, melynek érzékelő rétegeibe a fény hullámhosszának függvényében tudnak bejutni a fotonok, így nincs szükség három vagy több színszűrőre, illetve prizmás fényút szétválasztóra sem. Ezek az eszközök azonban még kísérleti állapotban vannak.

Az olcsóbb szkennereket CIS (Contact Image Sensor) érzékelővel szerelik fel. A CIS érzékelő egy kisméretű kompakt modulban egyesíti a kép digitalizálásához szükséges fényforrást, fényérzékelőt és lencserendszert. Ezért a CIS érzékelővel felszerelt szkennerekben elmarad az a bonyolult optikai berendezés, amely a CCD érzékelővel működő szkennerek

jellemzi, de a kapott kép minősége alig marad el az utóbbiétól. A CIS érzékelők hátránya a kisebb szkennelési sebesség, amelyet az alacsonyabb ár kárpótol. Amint az elnevezésükből is láthatjuk, a CIS érzékelők csak úgy dolgoznak helyesen, ha a fényérzékelő cellák a szkennelt képhez minél közelebb kerülnek.

Más típusú szkennerek három különböző színű fényforrással dolgoznak. A szkennelő egységbe a három alapszínnek megfelelő három fényforrás van beépítve (pl. LED-es szkennerek esetében): vörös, zöld és kék. Minden képsornál időrendi sorrendben külön-külön felvillannak és így szolgáltatják a kamerának a három alapszín nyújtotta képinformációt. A képsort a három alapszínnek megfelelő fénykibocsátó diódák (LED-ek) egy prizma-rendszeren keresztül világítják meg. A diódák nem egyszerre, hanem egyenként, felváltva villannak fel. A fotótranzisztorokból vagy fotodiódákból álló érzékelősor előtt egy miniatűr lencsesor található, amely a képpontokat a megfelelő érzékelőcellákra összpontosítja [40].

A szkennerek minőségét döntően befolyásolja, hogy a CCD sor hány pixelt tartalmaz. Finom részleteket csak akkor fog felismerni a szkennerek, ha a megkülönböztetendő részletek legalább szomszédos pixelekre esnek. Ezt írja le az optikai felbontás<sup>iii</sup>. A pixelek közötti elektronikus interpolálással a kép megjelenését szebbé tehetjük, de a tényleges felbontást már nem növelhetjük.

A PC-hez kapcsolt szkennertől elvárjuk, hogy a legkülönbözőbb hordozón lévő képekről (fotók, festmények, nyomtatott képek, szövegek stb.) színhelyes elektronikus másolatot készítsen. Ehhez a színbontásnak meg kellene felelnie az emberi színlátás színeképi érzékenységi görbéinek, vagy annak valamilyen lineáris transzformáltjának (a CIE színmegfeleltető függvények lineáris transzformációja kell, hogy legyen a szkennerekbe beépített fotodetektorok három színeképi érzékenysége). Az ezektől való eltérés a színingerek értelmezésének hibájához vezet. Ezért is fontos a szkennerek karakterizációja. A szkennerek és digitális kamerák karakterizálásának nehézségét az adja, hogy a CCD kamerák érzékenységét általában vagy csak közvetve, vagy csak nagyon bonyolult és költséges módszerekkel tudjuk meghatározni; ezeket a következő alfejezetben mutatom be részletesebben.

---

<sup>iii</sup> Az általam vizsgált szkennerek optikai felbontás és linearitás vizsgálatát a melléklet 4.4- 4.5 alfejezetei tartalmazzák

### 1.3.1 Karakterizáció, kalibráció

A karakterizáció egy eszköz jellemzése, bemenet és kimenet közötti kapcsolat, transzformáció megtalálása.

Megkülönböztetjük az ún. *eszközfüggetlen* és az *eszközfüggő* szintereket. A továbbiakban eszközfüggetlen szintérnek nevezünk minden olyan szinteret, amelyből létezik kölcsönösen egyértelmű leképezés a CIE XYZ térbe. Az eszközfüggő értékek az eszköz adott színre adott választ jelentik. Feladatunk azonban a legjobb transzformációt meghatározni, mely a legkisebb hibával transzformálja az eszközfüggő szintérből az eszközfüggetlenbe a mérési adatokat.

A karakterizáció során a feladat az eszköz jellemzése, annak meghatározása, hogy adott bemenetre milyen választ kapunk. Szkennerek, digitális kamerák karakterizációja során meg kell különböztetnünk két különböző karakterizációs módszert [41]. A *színmetrikai karakterizációt*, mely „fekete dobozként” kezeli a szkennert, azaz ebben az esetben nem vizsgáljuk a belső részek tulajdonságait, működését külön-külön, nem foglalkozunk például a megvilágító spektrális teljesítményeloszlásával, a színszűrők spektrális áteresztőképességével stb. Csak a be- és kimeneti értékek ismertek, ezek alapján keresünk közöttük kapcsolatot. Itt nagyon fontos kérdés a színminták helyes megválasztása. Értekezésemben bemutatok olyan módszereket, melyek segíthetik ezt a kiválasztást. Olyan módszert mutatok be, mellyel egy adott megengedett bizonytalanság esetén a szükséges minimális mintaszám meghatározható. A színmetrikai karakterizáció területén az elmúlt évtizedben számos publikáció és tanulmány jelent meg. A legfontosabb publikációkat a következő alfejezetben tárgyalom.

A színmetrikai karakterizáció hátránya, hogy ha a megvilágító változik (pl digitális kameráknál különböző fényviszonyoknál történik a fényképezés, szkennerek esetén külső megvilágító segítségével történik a szkennelés pl. diák szkennelése esetén), a karakterizációt meg kell ismételni. Ugyanígy újra el kell végezni a karakterizációt különböző médiumok szkennelése esetén [42]. További hiányossága a módszernek, hogy nagyon érzékeny a megválasztott színes minták tulajdonságaira (reflexióra). Önmagában azzal, hogy több mintát használunk fel az eszköz jellemzésére, nem kapunk pontosabb eredményt, ezért a minták helyes megválasztása kulcskérdés a módszer használhatóságát illetően. Értekezésemben ezért ilyen módszerek kidolgozásával foglalkoztam. Feltételeztem, hogy megfelelő kiválasztási módszer kidolgozásával a karakterizációs módszereket jelentős mértékben lehet javítani.

Meg kell jegyezni, hogy a legtöbb spektrofotométeres kalibráló eszköz (pl. eyeOne) elsősorban a színmetrikai karakterizációt támogatja. Vagyis egy adott tesztmintahalmaz reflexiójának lemérése és beszkenelése után a szoftver elkészíti az adott médiához tartozó ún. LOOK UP TABLE-t, illetve a megfelelő ICC profilt, ami megteremti a kapcsolatot az eszköz RGB színtere és egy eszközfüggetlen színtér között. Mi ennek a módszernek a hátránya? Egyrészt minden különböző beszkenelendő média esetén (pl. hagyományos papír, fotó stb.) el kell készíteni ezt a profilt. Ráadásul, ha nincs ilyen előre gyártott színmintánk, akkor nekünk kell ilyet kialakítanunk. Ha nekünk kell összeválogatni, illetve előállítani a színmintákat, akkor vajon milyen módszerrel tegyük ezt? Ez sokáig megoldatlan kérdés maradt. Nagyon sok kutató, meggyőződésem szerint, téves úton járt. Véleményem szerint nem megfelelő módszer a minél több színminta alapján elvégzett kalibráció [43], de téves megközelítés a valamilyen színmetrikai mennyiség (pl. színezet, króma, világosság) szerinti minden áron való egyenközűségekre való törekvés a kiválasztás során [44, 45]. Ahogyan ezt a disszertációm második felében bemutatom, a kiválasztási módszernek sokkal inkább az alkalmazott matematikai módszerhez (pl. regresszió, LUT (look-up-table) stb.) kell illeszkednie. Alig-alig található olyan tanulmány, ahol pl. a kutatók megvizsgálták volna, hogy az általuk alkalmazott matematikai, statisztikai módszer feltételei teljesülnek-e vagy sem (üdítő kivétel közé tartozik [46]). Bár eredményeik alapján bemutatták, hogy csökkent a színi hiba, arra, hogy ez miért valósult meg, nem adtak magyarázatot.

A színmetrikai karakterizáció másik fontos problémája szintén a hordozó médiához kapcsolódik. Itt ugyanis egy újabb probléma jelentkezik, mégpedig a hordozó papír fluoreszcenciája. A minta fehérségét sokszor úgy érik el, hogy a hordozóba fluoreszcens anyagot építenek be, mely az UV tartományban elnyelt fotonokat kisebb energiájú fotonokként sugározza vissza. Így előfordulhat pl. hogy a spektrofotométerrel mért papír reflexiója a kék tartományban 100 % fölött lesz. Ráadásul ez az optikai fehérítés a papírra felvitt színezékek színészleletét is befolyásolja, méghozzá eltérő mértékben [47].

Következő probléma, hogy a különböző reflexióval rendelkező színmintákat esetleg azonosnak érzékeli a szkener, és azonos RGB értékeket rendel hozzá. Ez a jelenség nagymértékben ronthatja a karakterizációs módszerek hatékonyságát. A probléma két okra vezethető vissza: 1. A szkener által érzékelhető színek tere más, mint a nyomtatók által megjeleníthető színek halmaza. Ebből adódóan lesznek olyan színek, amit a szkener nem tud megkülönböztetni, de a reflexiók spektrumuk különböző (a szkener színterére nézve

metamerek). 2. A kvantálás során is előfordulhat, hogy kis különbségekhez a szkener azonos RGB értékeket rendel [48]. A szkenerben általában CCFL (Cold Cathode Fluorescent Lamp) lámpákat alkalmaznak, melynek színeképe vonalas. Ez a színekép jelentősen eltér a nappali (ún. természetes) sugárzéeloszlásoktól, így könnyen előfordulhat, hogy különböző reflexióval rendelkező, nappali fény mellett különböző színészleletet okozó színmintát a szkener ugyanolyan színingerként azonosítja, és viszont.

Ezzel szemben a *spektrális karakterizáció* sokkal specifikusabb az előzőnél. A mérések során meg kell határozni a szkenerben használt megvilágító spektrális teljesítményeloszlását, a detektor(ok) spektrális érzékenységét. Ezek figyelembevételével készítünk olyan transzformációt, mellyel a szkenerünk helyesebben működik, a színinger-különbségek csökkennek [42]. A színmetrikai karakterizáció során az optimális transzformáció a bemenet (színes minták reflexiói, mért  $L^*a^*b^*$  értékek stb.) és a kimenet (RGB értékek) között mindig mintafüggő lesz. A spektrális karakterizáció során, ha a detektor érzékenységét jellemezni tudjuk, akkor bármely megvilágító esetén a reflexiók minták ismeretében előre tudjuk jelezni a detektor választ (RGB értékeket).

A spektrális karakterizáció csak az utóbbi néhány évben kezdett elterjedni széles körben. A detektorok spektrális érzékenységének közvetlen mérése ugyanis igen bonyolult és költséges feladat, ezért a legtöbb kutató matematikai úton próbálta meghatározni azt. Mivel az RGB-térből eszközfüggetlen térbe (pl. CIELAB térbe) való transzformáció nemlineáris, számos megoldás született, többek között a polinom regresszió [49], a „look-up-table” alkalmazása interpolációval [50], de voltak, akik kvadratikus programozási feladatként [51], illetve neurális hálózat felhasználásával [52] vagy genetikus algoritmusok [53] alkalmazásával közelítették az összefüggést. A kutatók törekedtek arra, hogy olyan módszert alkossanak, amely mind a színmetrikai, mind pedig a spektrális karakterizáció esetén használható. Értekezéseimben én is ezt a célt tűztem ki magam elé, bár a színmetrikai karakterizáció problémái miatt elsősorban a spektrális karakterizációval foglalkoztam.

Kalibráláskor a karakterizált eszköz adott bemenethez tartozó kimenetét közelítjük egy kívánt kimeneti értékhez [42].

A szakirodalomban több különböző eljárást publikáltak már, melyekben különböző segédeszközöket, illetve matematikai modelleket használtak fel. A következő alfejezetben ezeket a módszereket tekintem át, és rámutatok a különböző módszerek hiányosságaira, továbbfejlesztési lehetőségeire.

### 1.3.2 Karakterizációs módszerek

Ahogy az az előző alfejezetben már leírtam, valamennyi színmetrikai karakterizáció egyfajta „feketedoboz módszer”. Ehhez a módszerhez csupán a bemenetek szinkordinátáit és a kimenet RGB értékeit (nyomtatás esetén a kimenet CMYK-értékeit) kell ismernünk. A transzformációs függvényeket pedig kellő számú minta segítségével határozhatjuk meg. A módszer előnye, hogy megfelelő minták kiválasztása után viszonylag egyszerű módon valamilyen regressziós, dekonvolúciós vagy egyéb módszer (pl. neurális hálózatok) segítségével könnyen modellezhetők az egyes kimeneti és bemeneti eszközök.

Azonban a módszer hatékonysága múlhat azon, hogy milyen mintákkal dolgozunk. A most bemutatásra kerülő módszerek bemeneti eszközök karakterizációjára alkalmazhatók. Hasonló módszereket találhatunk azonban a kimeneti eszközök (pl. számítógépes nyomtatás) területéről is.

#### 1.3.2.1 Polinom regressziós algoritmusok

1992-ben publikálta H. R. Kang azt a cikkét, amelyben új módszert mutatott be, melyet később színmetrikai karakterizációnak neveztek el [49].

Kang síkágys szkennerrel olyan színmintákat szkennelt be, melyeknek spektrális visszaverődési (reflexiós) tényezőjét korábban kimérte. A kapott RGB-adatok és az ismert CIE XYZ hármassok között legkisebb négyzetes hibán alapuló polinom regresszióval teremtett kapcsolatot.

A módszert több publikációban (pl. [54][55][56][57]) alkalmazták kiindulási alapként saját munkájukhoz, mivel viszonylag egyszerűen kivitelezhető eljárás, és a szerzők szerint jó eredmények érhetők el vele. Azonban korántsem nevezhető tökéletesnek az eljárás, ezért a témával foglalkozó szakemberek később sokat módosítottak, többek között a felhasznált matematikai modellen.

A polinom regressziós eljárást Jon Yngve Hardeberg [55] fejlesztette tovább. Rávilágított Kang publikációjának több hiányosságára.

Az egyik legfontosabb változtatásnak az tekinthető, hogy míg Kang az eszközfüggetlen CIE XYZ térben minimalizálja az RMS hibát, Hardeberg szerint sokkal pontosabb megoldáshoz lehet jutni, ha CIELAB térben a  $\Delta E_{ab}^*$  szerint optimalizálunk, mivel ez a CIELAB térben számolt euklideszi távolság sokkal jobban megfeleltethető a látható

színíngér-különbségnek. Értekezésemben én is ezért választottam a CIELAB teret. Hardeberg érvelése logikus, hiszen az 1.1.3 alfejezetben a színíngér-különbségek meghatározásánál bemutattam, hogy a CIE XYZ színtér ezen hiányosságára már 1942-ben rámutattak. Azonban sajnálatos módon Hardeberg sem foglalkozott azzal, hogy az általa alkalmazott regresszió feltételei vajon teljesülnek-e vagy sem (pl. tesztminták reflexiós spektrumai korrelálatlanok vagy sem). A másik a probléma polinomiális regressziójánál, hogy bár a magasabb rendű regresszió kisebb hibát ad a tesztmintára, de a másod-, harmadfokú tagok miatt ez az illesztés a tesztmintában nem szereplő mintákra sokkal nagyobb színi hibát is okozhat, mintha csak egyszerű lineáris regressziót alkalmaznánk. A regresszióanalízisben ezt a jelenséget már régóta ismerik [58]. Minél több ugyanis a magyarázó változó, annál nagyobb a magyarázó képesség ( $R^2$ ), ami itt a becslés hibájának csökkenésén mutatkozik meg. (Ezért pl. a statisztikában többváltozós regresszióelemzésnél a magyarázóképeség jellemzésére az  $R^2$  helyett a korrigált  $R^2$ -et alkalmazzák [59].) Ez a „látszólagos” javulás azonban csalóka. Hiszen gondoljuk el, hogy bár a polinom fokszámának a növelésével akár tökéletes illesztés is elérhető ( $n$  db tesztminta esetén  $n-1$ -ed fokú regressziós egyenlettel a magyarázó képesség 100%-os is lehet, hiszen található olyan görbe (pl. Lagrange polinom), amely minden tesztmintára tökéletesen illeszkedik, ez az egyezés lényegében semmit sem mond azokról a mintákról, melyek nem szerepelnek a tesztmintasorban.

A szkennerek színmetrikai kalibrációja lényegében az

$$(L^*, a^*, b^*) = g(R, G, B) \quad (1-23)$$

egyenletben szereplő  $g(R, G, B)$  ( $g \in \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ ) transzformáció megadása. Mivel a detektor három csatornájának érzékenysége nem egyezik meg a CIE XYZ színíngér-megfeleltető függvényekkel, illetve azok valamilyen transzformáltjával,  $g$ -nek pontos reprezentációját nem tudjuk előállítani, csak közelíteni lehet. Hardeberg  $g$ -t  $n$ -ed rendű polinomokkal modellezte, amelyek együtthatóit szabványos regressziós technikák alapján optimalizálta.

Megfigyelések azt mutatták, hogy  $m$ -ed rendű polinom használata esetén, ha  $m$  túl kicsi, akkor kevés a szabadsági fokok száma a  $g(\mathbf{x})$  közelítéséhez. Ellenben ha  $m$  túl nagy, akkor  $g(\mathbf{x})$  oszcillálhat. Hardeberg 3-ad rendű polinomot használt munkájában. Magasabbrendű polinomok nem adtak számottevően jobb eredményt.

Értekezésemben bemutatom, hogy az oszcilláció nem feltétlen a magasabbrendű polinommal való közelítés eredménye. Az oszcillációt a regresszióelemzés alapfeltételeinek<sup>iv</sup> hiánya, vagy nem teljesülése is okozhatja.

Megfigyelések szerint a szkennerek RGB értékei általában nem arányosak a detektorba érkező fény spektrális teljesítményével [55][56]. A szkennerek szoftveresen támogatják az ún. gamma korrekciót. Ennek az a szerepe, hogy a szkennelt képet egy CRT monitoron színhelyesen tudjuk megjeleníteni. Torzítást eredményezhetnek a szkennerek szoftverébe, illetve az operációs rendszerbe beépített úgynevezett színmenedzsment modulok (Colour Management System). Bár ezeket a színi korrekciókat végző szoftvereket a legtöbb esetben ki lehet kapcsolni. A mi tapasztalataink is azt mutatják, hogy még ebben az esetben sem kapunk feltétlenül lineáris függvényt pl. a szkennelt szürke minta spektrális reflexiójából számolt Y érték és a szkennerek által adott RGB értékek között.

A jelek linearizálására Hardeberg két módszert is alkalmazott: globális és szakaszonkénti linearizálást. 18 szürke színminta segítségével a szakaszonkénti linearizálás nyújtotta a legjobb eredményeket. (A szkennerek detektorainak linearitás-vizsgálata elengedhetetlen a későbbi módszerek alkalmazhatósága szempontjából. Ezért a későbbi munkám során megpróbáltam felderíteni azt is, hogy a linearitás nem teljesülése milyen okokra vezethető vissza. Az eredményeket a melléklet 4.5-ös fejezete tartalmazza.)

A karakterizáció teljesítményét döntően befolyásolja a  $g(x)$  approximációs függvény választása<sup>v</sup>. A szerző különböző színminta sorozatokat, valamint különböző rendű polinomokat vizsgált linearizálással és linearizálás nélkül is.

A korrekt RGB értékekből CIE XYZ értékek határozhatók meg egyszerű mátrix-transzformáció segítségével. A CIE XYZ értékekből ezután standardizált formulát használva kapunk CIELAB-térbeli adatokat<sup>vi</sup>. Ezzel az algoritmussal gyakorlatilag egy 3x3-as mátrixszal kell az RGB számhármast szorozni.

A magasabb rendű polinomoktól jobb közelítést várunk el. Másodfokú polinomok esetén az átviteli mátrix 3x10-es. Harmadfokú polinom esetén már 3x20-as.

Az előzőekben bemutatott regressziós algoritmusok fő hátránya, mint már korábban említettem, hogy a CIE XYZ térben vett RMS hiba, amelyet a fenti műveletek

---

<sup>iv</sup> A regresszió alapfeltételeit lásd részletesen az 5.3.1 fejezetben.

<sup>v</sup> vagy LUT használata esetén az interpolációs függvény választása

<sup>vi</sup> Az 1.1.3.2.1 alfejezetben leírtak szerint.

minimalizálnak, nem megfeleltethető a látható színinger-különbséggel. Ezért Hardeberg olyan lineáris, másod- és harmadrendű regressziókat keresett, amelyek kimenetei CIELAB értékek. Azaz a  $g(\mathbf{x})$  transzformációt közvetlenül modellezte  $n$ -edrendű polinommal.

Erre egy lehetőség, hogy az RGB→CIELAB transzformáció előtt minden RGB érték köbgyökét vegyük. Ennek oka a CIE XYZ→CIELAB konverzióban meglévő köbgyök.

Hardeberg tapasztalatai alapján – mint várható volt – minél magasabbrendű regressziós algoritmust alkalmazott, annál kisebb volt az átlagos négyzetes hiba, bár már ő is tapasztalta, hogy a hiba maximuma nőtt. A közvetlen transzformáció RGB-térből CIELAB-térbe nem hozott jó megoldást, mivel mind az átlagos hibák, mind a hibamaximumok kiugróan nagyok voltak a többi módszerhez képest. Legjobb eredményt a harmadfokú polinomokat alkalmazó regresszió hozta, különösen harmadrendű regresszióval, amellyel az átlagos négyzetes hiba megközelítette az 1-et. (Színmetrikai karakterizációt alkalmazva a melléklet 4.7-es fejezetében írtak alapján valóban meg lehet közelíteni az emberi szem által még éppen látható 1-es átlagos színinger-különbséget, de a hibák maximuma nagy lehet. A mellékletben bemutatom, hogy mind a hibamaximumok, mind az átlagos hibák csökkenthetők a színes minták helyes kiválasztásával.)

A bemutatott módszer nagyon jól alkalmazható színmetrikai karakterizációra, azonban adós marad azon kérdések megválaszolásával: 1. Hány mintát tartalmazzon az a tesztmintasor, amivel egy szkennert karakterizálnunk kell? 2. Hogyan válasszuk ki ezeket a mintákat? 3. Hányadrendű polinomot használjunk az illesztés során? Ezekre a kérdésekre máig nem kaptunk egzakt levezetésekben alapuló megnyugtató választ.

Hardeberg munkája színmetrikai karakterizáció. A megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását, a detektor spektrális érzékenységét nem határozta meg. Hui-Liang Shen és John H. Xin [42] publikációjukban összevetették a színmetrikai és a spektrális karakterizációt. A színmetrikai karakterizáció esetén nagyon fontos a polinomban szereplő együtthatók számának helyes megválasztása. Túl kevés együtthatójú polinommal nem tudjuk elég pontosan közelítve leírni a teljes korrelációt. Ha túl sok együtthatót használunk, előfordulhat, hogy a modellünk a valós görbe mentén oszcillál. Ennél a publikációnál is rejtve maradt, hogy vajon mi és miért okozza az oszcilláció jelenségét?

Az oszcilláció jelensége a spektrális karakterizációnál is kiküszöbölendő probléma, hiszen sokszor a detektor érzékenységét nem tudjuk közvetlenül meghatározni (pl. monokromatikus lézerek, illetve interferenciás szűrők segítségével), hanem csak közvetve (pl.

reflexiós mintákkal valamilyen dekonvolúció segítségével). Az oszcillációt nem lehet azonban egyszerűen valamely matematikai „simító” eljárás segítségével megszüntetni, hiszen a simítási optimalizáció során sem lehet eltekinteni a színinger-különbségektől [60]. Értekezésemben arra mutatok rá, hogy az oszcilláció legtöbbször kiküszöbölhető a minták helyes megválasztásával.

Hui-Liang Shen és John H. Xin publikációjukban rámutattak arra, hogy a spektrális karakterizációnál a színminták statisztikai eloszlása is befolyásolja a karakterizáció pontosságát. Javasolták, hogy a színminták reflexiós görbéjének maximumai lehetőleg egymástól azonos távolságra legyenek [42]. (A kérdés az, hogy lehet-e olyan módszert találni, mellyel ez a kiválasztás elvégezhető. Illetve mennyi mintát kell a karakterizációban alkalmazni ahhoz, hogy egy adott átlagos, maximális színinger-különbségi hibán belül maradjunk. A kérdések megválaszolása az egyik feladata volt kutatásaimnak.) Egy kutatót mindig izgathat a „Miért?”-re való válasz megtalálása. „Miért legyenek ezen minták reflexiós maximumai egymástól azonos távolságra?”

Egy  $\beta(\lambda)$  spektrális reflexióval rendelkező minta CIE XYZ tristimulusos értékeit egy  $S(\lambda)$  spektrális teljesítményeloszlású megvilágító esetén a következőképpen tudjuk kiszámítani:

$$\begin{aligned} X &= K \int_{\Lambda} S(\lambda) \bar{x}(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda = \int_{\Lambda} h_1(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda \approx \sum_j h_1(\lambda_j) \beta(\lambda_j) \Delta\lambda \\ Y &= K \int_{\Lambda} S(\lambda) \bar{y}(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda = \int_{\Lambda} h_2(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda \approx \sum_j h_2(\lambda_j) \beta(\lambda_j) \Delta\lambda \\ Z &= K \int_{\Lambda} S(\lambda) \bar{z}(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda = \int_{\Lambda} h_3(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda \approx \sum_j h_3(\lambda_j) \beta(\lambda_j) \Delta\lambda, \end{aligned} \quad (1-24)$$

ahol  $K = \frac{100}{\int_{\Lambda} S(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda}$ , valamint  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$ ,  $\bar{z}(\lambda)$  a szabványos színmegfeleltető

függvények.

Matematikai egyszerűsítés miatt a folytonos képletek helyett azok diszkrét formáját használták, így az integrálásból egyszerű (szorzat)összegzés lesz,  $s$  az osztópontok száma,  $j=1, \dots, s$ .  $N$  darab minta esetén az előző képletet mátrix-vektor formába lehet hozni:

$$\mathbf{x} = \mathbf{hr} \quad (1-25)$$

ahol  $\mathbf{x} = [X, Y, Z]^T$  vektor az XYZ értékek vektora,  $\mathbf{h}$  a  $h_k$ -k ( $k = 1,2,3$ )  $3 \times N$ -es mátrixa,  $\mathbf{r}$  pedig a  $\beta(\lambda)$  reflexiók  $N \times 1$ -es vektora. Elméletben egy ideális színes szkennerek  $k$ -adik ( $k = 1,2,3$ ) érzékelőjének válasza egy bizonyos pixelnél a következő módon határozható meg:

$$v_k = \int_{\Lambda} S_s(\lambda) \tau_k(\lambda) s(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda + b_k + n_k = \int_{\Lambda} m_k(\lambda) \beta(\lambda) d\lambda + b_k + n_k = \sum_{j=1}^s m_k(\lambda_j) \beta(\lambda_j) \Delta\lambda + b_k + n_k \quad (1-26)$$

ahol  $S_s(\lambda)$  a szkennerek megvilágítójának spektrális teljesítményeloszlása,  $\tau_k(\lambda)$  a  $k$ -adik színszűrő spektrális átérésztése,  $s(\lambda)$  a detektor spektrális érzékenysége,  $b_k$  konstans „bias”-re adott szkennerválasz<sup>vii</sup>,  $n_k$  pedig a jelfüggetlen zaj. (Az 1-26 regressziós egyenletben ez a hibatag). A szerzők ismeretlenként kezelték a szűrő átérésztését, a detektor-érzékenységet, valamint a megvilágító eloszlását, ezért ebből lett az  $m_k$  paraméter, azaz  $m_k(\lambda) = S_s(\lambda) \tau_k(\lambda) s(\lambda)$ . A fenti egyenlet az alábbi mátrix-vektor formába írható át:

$$\mathbf{V} = \mathbf{M}\mathbf{r} + \mathbf{b} + \mathbf{n}, \text{ ahol } \mathbf{M} = m_{kj} = m_k(\lambda_j), k=1,2,3, j=1,\dots,s \quad (1-27)$$

Legyen  $\mathbf{U} = \mathbf{V} - \mathbf{b}$ . A színmetrikai karakterizáció gyakorlatilag nem más, mint az  $\mathbf{x}$  vektor (CIE XYZ értékek) kiszámítása a  $\mathbf{V}$  vagy  $\mathbf{U}$  szkennerválaszokból. Tehát spektrális karakterizáció esetén is regressziós feladatot kell megoldanunk.

Shen és Xin szerzők szerint is kiemelkedően fontos a minták számának helyes megválasztása. Túl kevés színminta esetén igen jelentős lehet a mérési zaj hatása. Túl sok minta használata megnehezítheti a statisztikai adatok meghatározását [42]. A minták helyes kiválasztásával azonban a szerzők nem foglalkoztak. A fenti eredményekből nem következik, hogy az alkalmazott regresszió feltételei teljesülnek. Véleményem szerint a reflexiók maximumok távolsága helyett sokkal inkább azok korrelálatlanságára kell nagyobb figyelmet fordítani (lásd: 2.3.2.1 – 2.3.3.1 fejezeteket.)

### 1.3.2.1.1 Mintakiválasztási módszerek

Már Hardeberg [55], illetve Xin [42] is utalt arra, hogy a minták helyes megválasztása kulcskérdés lehet a módszerek alkalmazását illetően. Azonban a kérdés egzakt vizsgálatát nem végezték el. Xin és szerzőtársai azt javasolták, hogy olyan mintákat válasszunk, amelyek reflexióinak maximuma lehetőleg egyenlő távolságra van egymástól. Eredményeiket pusztán az elért kisebb színi hibákkal indokolták. Cheung és Westland [44] publikációjuk címe azt

<sup>vii</sup> Ekkor a szkennerek megvilágítója ki van kapcsolva.

1. sugallta, hogy megoldják ezt a problémát. Az általuk publikált módszert optimális kiválasztási módszernek nevezték. Az alkalmazott módszerek heurisztikus módszerek, ahol itt a heurisztika abból az előfeltevésekből indul ki, hogy ha az egyes minták minél jobban különböznek egymástól (pl. nagy a színinger-különbség két minta között), akkor annál jobb eredményt kapunk a karakterizációra. Több ilyen heurisztikus „optimális” algoritmust is publikáltak, melyeknek lényege, hogy egy színmintákat tartalmazó adatbázisból vagy a CIELAB színingerek, vagy pedig a reflexiójuk alapján olyan mintákat válasszanak ki, melyek leginkább különböznek egymástól. Bár eredményeik ígéretesnek tűntek, nem mondható az ő módszerük sem optimális kiválasztásnak. Egyrészt az ő tanulmányuk is adós maradt a „Miért?” kérdés megválaszolásával: Miért kell a reflexióknak egymástól különbözniük? Hogy lehet egy heurisztikus módszer optimális? Mit jelent egyáltalán az, hogy optimális mintakiválasztás? Milyen célfüggvényre nézve optimális ez a kiválasztás? Az ezzel kapcsolatos problémákra, illetve megoldásokra mutattam rá tanulmányomban [61]. Megállapításom szerint, melyet az értekezésem második részében részletesen kifejték, a mintakiválasztásnak az alkalmazandó statisztikai módszerekhez kell illeszkednie.

### **1.3.2.2 Look-up-table interpolációval**

A módszer során meg kell mérni nagy mennyiségű színminta tristimulus értékeit (CIE XYZ vagy CIELAB), majd ezeket a mintákat mind be kell szkennelni. Ezután a tristimulusos értékek és a szkennertől kapott RGB-értékek között egy „look-up-table”-t (LUT-t) kell meghatározni. Ezt követően bármely beszkenelt képpont RGB-hármasa átkonvertálható CIE XYZ tristimulusos értékké. Azon pontokra, amelyek nem szerepelnek a LUT-ben, interpolációt kell alkalmazni [50].

A gyakorlati tapasztalat azt mutatja, hogy elfogadható pontosság eléréséhez a műveletet kétszer is el kell végezni. Sokkal több mintát kell felhasználni, mint az eddig bemutatott módszerek bármelyikénél. A minimális mintaszám a szerzők szerint 200 (csatornánként 6 szintű a tábla), de kielégítő eredményhez kb. 4000 darab minta (csatornánként 16 szintű tábla) szükséges.

A mintaszámot le lehet csökkenteni, ha a LUT-ban a be- és kimenő adatokat csatornánként linearizáljuk egy-egy egydimenziós LUT-lel, vagy nemlineáris interpolációt alkalmazunk. Hat szinttel rendelkező LUT esetén ilyen linearizáció elengedhetetlen.

Ha a színmintákat meggondoltan választjuk meg, és nagy mennyiséget használunk, továbbá a linearizációs táblát helyesen definiáljuk, a módszer igen nagy pontosságot eredményezhet.

A folyamat egyik hátránya, hogy az óriási mennyiségű mérés nagyon időigényes, az eredmények átláthatósága nehézkes. Ez az oka annak, hogy szkennerek karakterizációjára ritkábban alkalmazzák, inkább nyomtatók kalibrálására használják.

Kérdés, hogy vajon mit jelent az, hogy „a színmintákat meggondoltan választjuk meg”?<sup>viii</sup> Mit jelent az, hogy nagyszámú minta? Milyen nemlineáris interpolációt használjunk?<sup>ix</sup>

Ezek szerint minél több mintát mérünk le, akkor annál pontosabb eredményt kapunk? Értekezésemben bemutatom, hogy a mintaszám növelése nem feltétlenül növeli a karakterizáció pontosságát.

### 1.3.2.3 Szkenner karakterizáció neurális hálózat segítségével

Mivel a neurális hálózatok eredendően nemlineáris jellegűek, Vrhel és Trussel számára adódott az ötlet, hogy ilyen hálózatokat alkalmazzanak 3D look-up-table létrehozásához [52]. Nem elhanyagolható szempont, hogy a neurális hálózat betanítása nem igényel magas szintű programozást.

A neurális hálózatok alapelemei a neuronok, melyeket neveznek még műveleti elemeknek, illetve csomópontoknak is. Ezek párhuzamos információfeldolgozásra képes elemek. Egy neuron több bemenettel és egy kimenettel rendelkezik. A neuron meghatározza a bemeneti komponensek súlyozott összegét, és ezen végrehajt valamilyen nemlineáris leképezést. Ez utóbbit nevezik aktivációs, transzfer vagy aktiváló függvénynek. A végeredmény a neuron kimeneti jele.

A neurális hálózatok működése két szakaszra bontható. Az első a tanulás, a második a megtanult információ előhívása, alkalmazása. Az első szakasz egy lassú folyamat, amely többnyire sok iterációs lépésen keresztül történik, esetleg többszöri inicializálással az

---

<sup>viii</sup> A gyakorlatban általában olyan színmintákat válogatnak össze, ahol a színinger-különbségek a színminták között közel állandóak.

<sup>ix</sup> Célszerű általában bázis spline-okat használni interpolációra, mert pl. a Lagrange, Csebisev, Hermite stb. interpolációk esetén az illesztett pontokon kívül az interpoláció által meghatározott görbe jelentősen eltérhet a valóstól.

optimum közelítése érdekében. A második szakasz sokkal gyorsabb, ennek köszönhető a hálózatok jó alkalmazhatósága.

A felhasználónak csupán a neuronok számát, valamint az aktivációs függvény alakját kell megadnia. Ezután a tanulási folyamat következik, amely nem más, mint az optimális be- és kimeneti súlyokból álló mátrixok megbecslése, amely az adott adathalmazon minimalizálja a hibát.

A rendelkezésre álló adatokat két részre osztjuk: egy tanulási adathalmazra valamint egy tesztelési adathalmazra. A tanulási adatokkal tanítjuk a neurális hálózatot és minimalizáljuk a hibát, majd a „betanított” hálózat hibáját a tesztelési adatok alapján számítjuk ki.

A tanulási folyamat után generálhatjuk a 3D-s LUT-t, így a LUT RGB adatokat tartalmazó csúcsaival, mint bemeneti adatokkal, elindítjuk a hálózatot. A minták száma sokkal kisebb, mint amennyi csúcspontja van a look-up-table-nek, ezért a LUT jósága erősen függ attól, hogy a neurális háló által létrehozott leképezés mennyire kiterjeszhető, extrapolálható. Ezért e módszer használhatóságának is az előfeltétele a „megfelelő” minta kiválasztása.

Elfogadható teljesítmény eléréséhez a LUT-nek viszonylag egyenletesnek kell lennie. Ezt a felhasználó által megadott neuronok száma és a transzfer függvény alakja kell, hogy biztosítsa. Ehhez viszont tapasztalt felhasználó vagy a tanulás többszöri, különböző paraméterekkel történő megismétlése szükséges.

Mint arról már az előző alfejezetben is írtam, look-up-table használata esetén meg kell tudni határozni a táblában azokat pontokat, amelyek kívül esnek a szkennelt minták adatain, mivel a szkennelt RGB-értékek nem fedik le az összes lehetséges szkennelt adatok halmazát. Igen nagy előnye a neurális hálózatoknak, hogy a hiányzó adatpontokat többféle módszerrel is képes extrapolálni. Ennél a módszernél is látszik azonban, hogy a színminták helyes megválasztása nagyban befolyásolja a módszer használhatóságát.

A szerzők gyakorlati munkájukban 264 mintát szkenneltek be. Minden mintának megmérték a CIELAB-értékét CIE D50 megvilágító mellett. Négy különböző módszer alapján generáltak egy-egy 32x32x32-es méretű look-up-table-t, melyek a szkennert kimeneti RGB-értékeit képezték le CIELAB-adatokká. A LUT azon csomópontjainak értékét, melyek kívül estek a szkennelési tartományon, extrapolációval határozták meg.

Az első esetben globális lineáris közelítést alkalmaztak, melynek a  $\Delta E_{ab}^*$  színi hibája meglehetősen nagy, 4,89 értéket vett fel. A második számításhoz a korábban bemutatott

globális nemlineáris közelítést, konkrétan másodfokú polinomot használtak. Ennek megfelelően a  $\Delta E_{ab}^*$  4,08-ra csökkent. A harmadik eset lokális lineáris modell, melynél a számolt hiba 2,8.

Végül a negyedik esetben mesterséges neurális hálózatot alkalmaztak. A hálózatban egy rejtett réteg volt, melynek transzfer függvénye szigmoid függvény volt. A rejtett réteg neuronjainak számát 5 és 25 között változtatták. A hálózat optimális súlytényezőinek meghatározásához Levenberg [62]-Marquardt [63] algoritmust alkalmaztak hibavisszaterjesztéssel. A színinger-különbségi hiba a neuronok számától függően változott. 5 neuron esetén igen nagy, 5,96-os értéket vett fel, míg 25 neuron esetén ugyanez az érték csak 2,26 volt.

Azok számára lehet alkalmas ez a módszer, akik nem kívánnak viszonylag bonyolult matematika modelleket, számításokat használni.

A kalibrációra alkalmas neurális hálózatokat alkalmazó szoftver kevés helyen áll rendelkezésre. Emellett a neurális hálózatok alkalmazásában szerzett tapasztalat is szükséges a jó eredmény eléréséhez.

### 1.3.3 Spektrális karakterizáció

A spektrális karakterizáció meghatározásának legfontosabb lépései a megvilágító spektrális teljesítményeloszlásának és a detektor érzékenységének a meghatározása. Bár az első lépés viszonylag könnyűnek tűnik, hiszen csak egy alkalmas mérőberendezésre van szükségünk, a pontos meghatározáshoz azonban bizonyos (pl. a szórt fényből adódó) korrekciókat is el kell végeznünk [64]. A megvilágító spektrális teljesítményeloszlás mérése hibájának sokszorosa azonban a detektor érzékenységének meghatározásakor kapott hiba. A detektor érzékenységét ugyanis sokszor nem lehet közvetlenül mérni (pl. interferenciás szűrők segítségével), hanem csak közvetve lehet meghatározni valamilyen matematikai eljárás segítségével. Ezen közelítő eljárások nagyságrendekkel nagyobb hibát eredményeznek, mint amit a megvilágító spektrális teljesítményeloszlásának mérésekor kapunk.

### 1.3.3.1 A detektor-érzékenység meghatározása

A detektor érzékenységét kétféleképpen is meghatározhatjuk. Monokromátorral vagy interferenciás szűrőkkel közvetlenül is mérhetjük (direkt módszer)<sup>x</sup>, vagy reflexiós minták segítségével közvetve (indirekt módszer)<sup>xi</sup>.

#### 1.3.3.1.1 A direkt módszer hiányosságai

Elsőként König és Praefcke [65] mutatott rá az interferenciás szűrők használatának gyakorlati problémáira. Megmutatták ugyanis, hogy a szűrők átteresztési karakterisztikája függ a beesési szögtől. 14°-os eltérés akár 2  $\Delta E_{ab}$ \* színinger-különbséget is eredményezhet. Emellett a szűrők felületei olykor nem tökéletesen egysíkúak, ami a fénynyaláb eltolódásához, torzulásához vezethet [66]. Mivel a detektor-érzékenység közvetlen meghatározása nem volt a disszertációm fő témája, így itt elsősorban a közvetett meghatározással foglalkozom részletesebben. A mellékletben részletesen bemutatom a közvetlen módszer alkalmazását is.

#### 1.3.3.1.2 A detektor érzékenység meghatározása közvetve, színes, reflexiós minták segítségével

Azok, akiknek monokromátor nem áll rendelkezésre, matematikai modellek segítségével, ismert spektrális reflexiójú színminták felhasználásával közelíthetik a detektorok színeképi érzékenységét.

Erre alkalmas módszereket Finlayson és munkatársai publikáltak [51] [67]. A szerzők a már bemutatott színmetrikai karakterizációhoz hasonlóan ismert spektrális teljesítményeloszlású megvilágító mellett ismert reflexiójú színmintákat szkenneltek be. A szkennelt érték a  $j$ -edik képpontban a következőképpen alakul:

$$r_i^j = \int_{400}^{700} S(\lambda) \beta_j(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda \approx \sum_{k=1}^s S(\lambda_k) \beta_j(\lambda_k) s_i(\lambda_k) \Delta\lambda, \quad i = 1, 2, 3, \quad (1-28)$$

ahol  $S(\lambda)$  a megvilágító spektrális teljesítményeloszlása,  $\beta_j(\lambda)$  a felület reflexiós tényezője a  $j$ -edik képpontban,  $r_i^j$  a szkennel  $i$ -edik csatornájának  $j$ -edik képpontban vett válasza. (Ez általában  $i=1,2,3$  esetén egy RGB-érték. Jelölik még  $ch$ -nak is lásd 4.8.1 fejezet, ahol a  $ch$  a

<sup>x</sup> Ezt a módszert másképpen keskenysávú spektrális karakterizációnak is nevezik. (Angolul: narrow-band spectral characterization method)

<sup>xi</sup> Ezt a módszert másképpen szélessávú spektrális karakterizációnak is nevezik. (Angolul: broad-band spectral characterization method)

csatorna *channel* szót rövidíti)  $s_i(\lambda)$  az  $i$ -edik érzékelő spektrális érzékenysége, és az integrált a látható spektrumon kell venni<sup>xiii</sup>. A gyakorlatban az adatok kezelhetősége érdekében nem folytonos függvényeket, hanem csak véges számú hullámhosszpontokon vett diszkrét megfelelőiket használjuk. Ez pl.  $s=31$  mintavételi pontot jelent 400 nm és 700 nm között, 10 nm-es intervallumokkal (380 nm és 780 nm között pedig 41-et). Ezek alapján az integrálból az alábbi szorzatösszeg írható fel:

$$r_i^j = \sum_{k=1}^{31} S(\lambda_k) \beta_j(\lambda_k) s_i(\lambda_k) \Delta\lambda, \quad i=1,2,3. \quad (1-29)$$

Az előző egyenletet mátrix-vektor egyenletként újraírva:

$$r_i^j = \mathbf{c}_j \mathbf{R}_i, \quad i=1,2,3, \quad (1-30)$$

ahol  $c_{jk} = S(\lambda_k) \beta_j(\lambda_k) \Delta\lambda$  és  $R_{ik} = s_i(\lambda_k)$ .

Ezután következett a színminták – ebben az esetben a Macbeth Color Checker Chart 24 mintájának – beolvasása. Minden minta esetén a képpontokban kapott RGB-értékeket átlagolták. Ez alapján csatornánként 24 egyenlet adódott, melyet egy egyszerű mátrix-egyenletbe hozva:

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{C} \mathbf{R}_i, \quad i=1,2,3, \quad (1-31)$$

kifejezést kapjuk, ahol az  $\mathbf{r}_i$   $j$ -edik eleme  $r_i^j$ , és a  $\mathbf{C}$  mátrix  $j$ -edik sora  $\mathbf{c}_j$ . Az előbbi 24 egyenletes egyenletrendszerben tehát 31 ismeretlen ( $s(\lambda_k)$ ,  $k=1,2,\dots,31$ ) szerepel. Pontos megoldás tehát nem adható meg, az érzékenység-vektorokat csak közelíteni lehet.

A szerzők a legkisebb négyzetek módszerét alkalmazták, vagyis regressziós egyenletek határozták meg a spektrális detektorérzékenységi görbék  $\hat{s}_i$  ( $i=1,\dots,3$ ) közelítését:

$$\|\mathbf{C} \hat{\mathbf{s}}_i - \mathbf{r}_i\|^2 \rightarrow 0. \quad (1-32)$$

Ahhoz, hogy a közelítés megfelelő jóságú legyen, az érzékenységgel kapcsolatban néhány megszorítást figyelembe kell venni. (Munkám során ezen megszorítások teljesülését is vizsgáltam.)

Először is az érzékenységi görbének mindenütt nemnegatívnak kell lennie. Ez tulajdonképpen magától értetődő, hiszen egy stimulusra nem adhat negatív választ a detektor,

<sup>xiii</sup> A gyakorlatban sokszor megelégszenek a 380 nm – 780 nm helyett a 400 nm – 700 nm –ig terjedő tartománnyal.

feltéve, ha ki tudjuk iktatni a szkennerek belső színkorrekcióját, amely olykor eredményezhet negatív íveket [68]. A gyakorlat azt mutatta, hogy a színkorrekció kiiktatása nem egyszerű feladat. A szkennerekhez adott beépített szoftverek jelentősen torzítják az eredményeket. Amikor ez a színkorrekció kiiktatható, a nemnegativitási feltétel a legtöbb esetben valóban teljesül.

$$s_i(\lambda_k) \geq 0, \quad k = 1, 2, \dots, 31, \quad i = 1, 2, 3. \quad (1-33)$$

A három csatorna érzékenysége kevés számú lokális maximummal rendelkeznek, azaz lehetőleg unimodális, bimodális vagy legfeljebb trimodális függvények legyenek. (Mivel ezt a kritériumot az asztali, irodai, nem professzionális szkennerek CCD, vagy CIS chipjeinek gyártásánál nem feltétlenül tartják be, így ez a feltételezés a gyakorlatban nem tartható, későbbiekben a konkrét mérésekben ezt részletesen bemutatom.) Feltesszük, hogy  $m$  mintavételi helyből a görbének a  $k$ -adik mintavételi helyén van a maximuma.

Bár elméletileg nem tudjuk, hogy ezek a maximumok milyen hullámhosszakon találhatóak, gyakorlatban azért azt tudjuk, hogy például a vörös csatorna érzékenységének maximuma nem a kis hullámhosszak tartományában helyezkedik el. A közelítést több különböző  $k$  értékkel is végrehajtva megtalálható a legmegfelelőbb megoldás. Kiindulásképpen vehetjük a szabványos CIE színíngert-megfeleltető függvények maximumhelyeit is.

A harmadik feltétel pedig a látható tartományra vonatkozó sávkorlátozottság. Mivel az emberi szemben található csapok érzékenysége is rendelkezik ezzel a tulajdonsággal, ezért fontos, hogy minden ilyen jellegű eszköz érzékelője sávkorlátozott legyen. (Ezen feltétel teljesülése tulajdonképpen a CCD és CIS chipok érzékenységéből, illetve a megvilágító spektrális teljesítményeloszlásából is adódik. Így ez a feltétel a gyakorlatban is alkalmazható.) Ez a tulajdonság lehetővé teszi, hogy az érzékenységi görbéket sávkorlátozott alapfüggvények lineáris kombinációjaként írassuk fel. A szerzők munkájuk során szinusz és koszinusz függvény lineáris kombinációjaként írták fel az érzékenységi görbét.

$$s_i = \sigma_{i1}B_1 + \sigma_{i2}B_2 + \dots + \sigma_{il}B_l,$$

$$B_1 = k, \quad B_2 = \sin(x), \quad B_3 = \cos(x), \quad B_4 = \sin(2x), \quad \text{stb.} \quad (1-34)$$

ahol  $x = \frac{(\lambda - 400)\pi}{150}$ ,  $\lambda = 400 \text{ nm}, \dots, 700 \text{ nm}$ , 10 nm-es lépésközzel. A megoldandó feladat ezáltal a  $\sigma_i = (\sigma_{i1}, \sigma_{i2}, \dots, \sigma_{il})$  együtthatóvektorok megkeresése, amelyre a legegyszerűbb mód a regresszió. A regresszióba pedig a nemnegativitási, illetve a modalitási megszorításokat is érdemes beágyazni. (Bár a módszer viszonylag egyszerű legkisebb négyzetek módszereken alapszik, az általunk vizsgált szkennerek esetében ezek az érzékenységi modellek becslései és a színes minták szkennelt RGB-értékei jelentős (átlagosan 10-12  $\Delta E_{ab}^*$ ) színíngerekülönbséget eredményeztek, ami a módszer asztali szkennereken való használhatóságát erősen megkérdőjelezi.)

Az előzőekben bemutatott legkisebb négyzetek módszerének van egy komoly hátránya, hogy a szkennelt minták spektruma túlságosan kevés komponenset tartalmaz<sup>xiii</sup> a színeképi érzékenység pontos közelítéséhez. Ennek következtében a reflexiós mátrix általában kevés szignifikáns szinguláris értékkel rendelkezik, s így a módszer rendkívül zajérzékeny, az érzékenységet csak kis pontossággal tudja közelíteni [69]. (Méréseim során arra a következtetésre jutottam, hogy a módszer akkor sem alkalmazható megfelelő pontossággal, ha több színes mintával dolgozunk. Kismértékben javíthatja a módszer pontosságát, ha az előző egyenlet  $x$ -re (hullámhosszra) vonatkozó megszorításait feloldjuk, és független  $x_1, x_2, x_3$  változókként definiáljuk őket, valamint a  $\sin(2x)$  függvény második maximumát vagy elhagyjuk, vagy ennek maximumát egy szorzótényező segítségével külön kezeljük.)

A zajérzékenység csökkentésére egy lehetséges megoldás, ha csak a szinguláris vektorokat, valamint a megfelelő szinguláris értékeket használjuk fel a közelítéshez. Ezt az eljárást nevezik *principal eigenvector* (a továbbiakban: PE) módszernek [43][46].

Egy  $\mathbf{X} P \times N$ -es mátrixhoz, melynek rangja  $R$ , létezik egy  $\mathbf{U} N \times N$ -es unitér mátrix, valamint egy  $\mathbf{V} P \times P$ -s szintén unitér mátrix, melyre

$$\mathbf{X} = (\mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{V})^T, \quad (1-35)$$

ahol  $\mathbf{W}$  egy  $N \times P$ -s mátrix. Az 1-35 egyenletet szinguláris érték felbontásnak nevezik. A  $\mathbf{W}$  mátrix főátlójában található  $(w_i, i = 1, \dots, R)$  értékek az  $\mathbf{X}$  szinguláris értékei, a főátlón kívüli elemek mind nullák. Az  $\mathbf{U}$  unitér mátrix oszlopai az  $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$  szimmetrikus mátrix  $\mathbf{u}_i, i =$

<sup>xiii</sup> Általában a színes mintákat csak néhány különböző pigmensből keverik ki, így a keverékek sokszor nem adnak plusz információt az egyenletben. A színmintasorra vonatkozó főkomponensek számát meg lehet határozni főkomponens-analízissel. Ennek részletes tárgyalása későbbi fejezetekre marad.

1.  $1, \dots, P$ -vel jelölt sajátvektorai. Hasonlóan a  $\mathbf{V}$  mátrix oszlopvektorait az  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$  szimmetrikus mátrix  $\mathbf{v}_j, j = 1, \dots, N$  sajátvektorai alkotják.

Ezek után a  $k$ -edik detektorcsatorna érzékenysége a következőképp adható meg:

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \mathbf{V} \mathbf{W}^{(r)-} \mathbf{U}^T \mathbf{c}_{k,P}, \quad (1-36)$$

ahol  $\mathbf{W}^{(r)-}$  főátlójában  $w_i^{-1}, i = 1, \dots, r$  ( $r < R$ ) értékek vannak, máshol csupa nulla. Az  $r$  érték megválasztása jelentősen befolyásolja a zajérzékenységet és a becslés jóságát. Hardeberg kísérletei azt mutatták, hogy a legkisebb RMS-hibához akkor jutunk, ha a sajátvektorok száma 6 és 20 közötti. (A pontosabb becsléshez sokszor nagyobb számú sajátvektorral kell dolgozni. Sajnos ennek hátránya a becslés RMS-hibájának növekedése. Ezt a hibát viszont kompenzálni lehet megfelelő szűrőalgoritmusok segítségével. Ilyen módszereket mutatok be a 2.3-as alfejezetben.)

Bár a PE-módszernek határozottan kisebb a zajérzékenysége, mint a legkisebb négyzetes hibán alapuló eljárásnak, a teljesítménye néhány más korlátba ütközik.

A pontos modellezéshez apriori információkra van szükségünk, amelyeket ez az eljárás nem vesz figyelembe. Ilyen például az a megszorítás, hogy a spektrális érzékenységnek „sima” függvénynek kell lennie. Ha a szkennel megvilágítójának színképi teljesítmény-eloszlásában „éles”, „hegyes” csúcsok találhatók, akkor a PE eredményeként kapott három érzékenységi görbénél is megfigyelhetők lesznek impulzusszerű tüskék, hegyes lokális maximumok (lásd 2.2-edik alfejezet).

Gyakorlati munkám során azt tapasztaltam, hogy a nem-negativitási feltétel sem teljesül, és a modalitási kritérium is sérül. A PE és regressziós módszerek után különböző zajszűrő algoritmusok alkalmazásával azonban a görbéket lehet korrigálni [70].

Az apriori ismeretek és feltételek az alapjai a konvex halmazokra való projekció [71][72] (Projection onto Convex Sets – POCS) módszernek, mely a detektorok érzékenységét a halmazelméletet felhasználva határozza meg [73].

Minden megszorításhoz, feltételhez, amelyet a szkennel detektorainak érzékenysége ki kell hogy elégítsen, definiálni kell egy-egy halmazt. A halmazok metszeteibe kerülő elemek tekinthetők alkalmasnak az érzékenység meghatározásához.

Ha a halmazokat megfelelően és pontosan definiáljuk, valamint a mérések is alkalmas körülmények között, odafigyeléssel zajlottak, akkor nagy a valószínűsége, hogy a halmazok metszete nem üres, és az algoritmus véges időn belül talál megoldást. (Bár ha a metszetek nem üresek, valóban hatékony algoritmust kaphatunk, azonban a metszetek még a legnagyobb

odafigyelés mellett is olykor üres halmazok lesznek. Ennek oka, hogy az irodai szkennerek esetében a legtöbb apriori feltevés nem tartható.)

A POCS figyelembe veszi mind az apriori információkat, mind a méréseket. Azonban meg kell említeni, hogy ha a metszethalmaz nem üres halmaz, akkor csak kevés esetben lesz egyelemű, következésképpen a POCS-nek gyakran több megoldása is lesz. Emellett előfordulhat, hogy a közelítés jóságát befolyásolja az iteráció kiinduló pontjának megválasztása.

Összességében tehát elmondható, hogy számos módszer áll rendelkezésre szkennerek karakterizációjának meghatározására, melyek nagyban különböznek egymástól a becslés pontosságát, számításigényét, költségigényét tekintve. Bár a módszerek legtöbbjét digitális kamerákra és szkennerekre dolgozták ki, az asztali szkennerek karakterizációjánál a módszerek komolyabb továbbfejlesztésére van szükség ahhoz, hogy a becslés eredményességét, hatékonyságát javítani tudjuk. Konklúziómat az alábbi hipotézisben foglalom össze, melynek igazolása a disszertációm 2.2 alfejezetében található.

**H2 A szkennerek színmetrikai és szélessávú spektrális karakterizációjához elengedhetetlen a karakterizáció során alkalmazott színes minták helyes kiválasztása. Az optimálisan kiválasztott tesztminta-sor a karakterizációs eljárások pontosságát javítja. Ilyen kiválasztási módszer konstruálható, ha figyelembe vesszük a karakterizációs eljárás alkalmazhatósági feltételeit.**

A karakterizációs módszerek esetében a kutatók egyetértettek abban, hogy a módszer használhatóságát nagyban befolyásolja a tesztminta helyes megválasztása. De ezt a következtetést nem egzakt számítások és bizonyítások alapján, hanem gyakorlati tapasztalatok alapján vonták le. Adósak maradtak valamennyi esetben a „Miért működik?“, „Miért és mikor használható?“ típusú kérdések megválaszolásával. Az alapgondolatom az volt, hogyha úgy választjuk ki a tesztmintasort, hogy az az adott módszer alkalmazhatósági követelményeit minél jobban teljesítse, akkor ezzel a módszerek pontossága nagymértékben javítható. Értekezésemben szeretném eloszlatni azt a tévhitet, miszerint minél több színes minta alkalmazása feltétlenül javítaná a karakterizáció pontosságát. A sok mérésből adódó bizonytalanság akár csökkentheti is a karakterizáció pontosságát.

## 2 Színíngér-mérési hiba csökkentése

A színíngér-mérés egyik lehetséges módszere a tristimulusos színíngér-mérés, mely során fotodetektor színeképi érzékenységet színes szűrőüvegekkel igazítjuk hozzá a nemzetközileg megállapított színíngér-mérő függvényekhez. Ahogyan azt az 1.2.3 fejezetben említettem, ez a színeképi illesztés csak véges pontossággal valósítható meg.

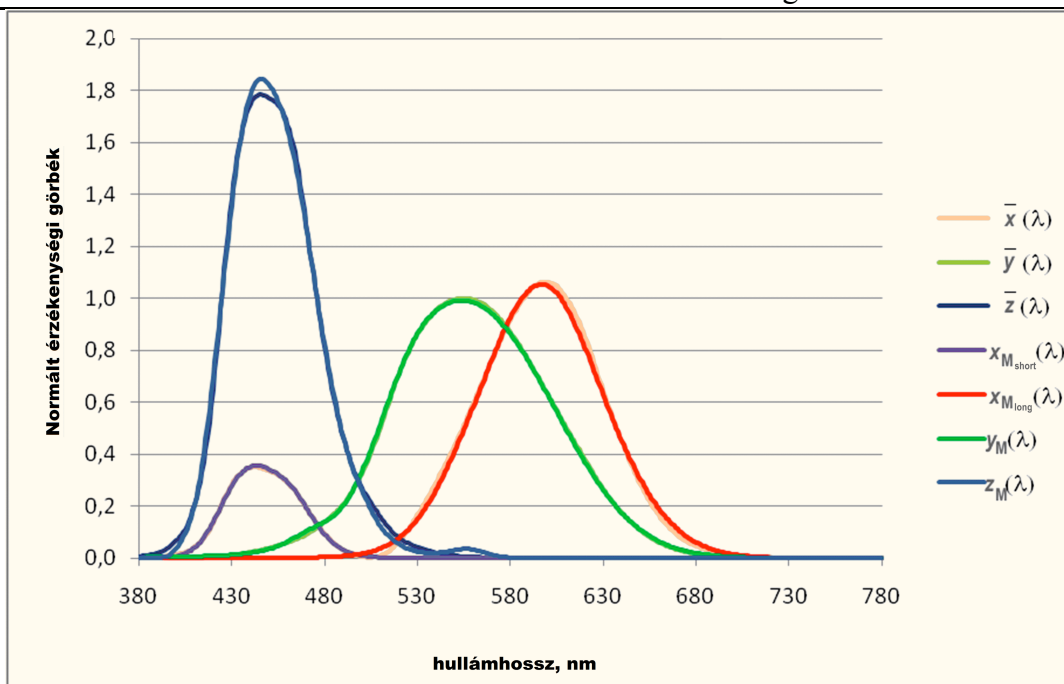
A színi hibák csökkentésére az egyik lehetséges megoldás, hogy a hagyományos  $X_{M_1}(\lambda)$ ,  $X_{M_2}(\lambda)$ ,  $Y_M(\lambda)$ ,  $Z_M(\lambda)$  csatornák (ahol  $X_{M_1}(\lambda)$  az  $\bar{x}(\lambda)$  színmegfeleltető függvény rövidhullámú  $X_{M_2}(\lambda)$  az  $\bar{x}(\lambda)$  hosszúhullámú ágának,  $Y_M(\lambda)$  az  $\bar{y}(\lambda)$ , a  $Z_M(\lambda)$  a  $\bar{z}(\lambda)$  színmegfeleltető függvény műszeresen megvalósított mérőcsatornája) mellett további csatornákat alkalmazunk a pontosabb illesztés érdekében. CIE XYZ értékeket a csatornajelekből mátrix-transzformáció segítségével kaphatunk.

Kutatásaim során arra kerestem a választ, hogy hány csatorna és milyen mátrix-transzformáció szükséges, ha jelentősen szeretnénk csökkenteni a tristimulusos színíngér-mérő berendezés színi hibáját nemcsak szélessávú spektrális teljesítményeloszlással rendelkező megvilágítók, hanem színes és fehér LED-ek mérése esetén is. Vizsgáltam a transzformáció során fellépő hibaterjedést és a módszer érzékenységet, illetve azt, hogy az adott csatorna illesztési pontossága mennyire befolyásolja a mérés várható hibáját.

Ebben a fejezetben részletesen bemutatom az általam kifejlesztett mátrix-korrekciós módszert, mellyel a tristimulusos berendezések mérési pontosságát lehet javítani.

### 2.1 A színíngér-mérő berendezések színi hibájának csökkentése

Ahogyan azt az 1.2.3 fejezetben bemutattam, a tristimulusos színíngér-mérő készülékekben a szűrők és érzékelők kombinációját úgy valósítják meg, hogy az illeszkedjék a CIE  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$  és  $\bar{z}(\lambda)$  színíngér-megfeleltető függvényeihez. Az  $\bar{x}(\lambda)$ -függvényt általában két szűrővel közelítik, így általában egy tristimulusos színíngér-mérő berendezés négy szűrőt tartalmaz. Ahogyan a 17. ábra is mutatja, pontos illesztés nem valósul meg. Ennek hatása különösen nagy hibát okozhat keskenysávú fényforrások (pl. LED-ek) mérése során.



17. ábra: CIE  $\bar{x}(\lambda)$ -,  $\bar{y}(\lambda)$ -,  $\bar{z}(\lambda)$ -függvények és a tristimulusos színíngér-mérő berendezések észlelő csatornáinak érzékenységi görbéi.

Az elmúlt évek nagy vívmánya a képi információ egyes pontjaiban észlelhető világosság és szín korrelátumának meghatározása, azaz a teljes kép minden pontjára vonatkozó fénysűrűség és színességi koordináta mérése. Míg az egyetlen pontban mérő fénysűrűség- és szín-mérőknél a spektrális elven működő készülékek a tristimulusos műszereknek versenytársai, a képi információ feldolgozásánál a spektrális elven alapuló műszerek még gyermekcipőben járnak, áruk viszont igen nagy. Ezen a területen a szűrős műszerek még hosszú ideig egyeduralkodók lesznek. Ezért nagyon fontos olyan módszerek kidolgozása, melyek a színi hibát nagymértékben csökkenthetik.

Ahogy az irodalmi áttekintés során már említettem, egy korábbi kutatás [31] bemutatta, hogy ha felhasználjuk az egyes észlelő csatornák jeleit valamennyi kimeneti érték meghatározása során (pl. egy mátrix-transzformáció segítségével), akkor a mérési pontosság javítható. Kérdés maradt azonban, hogy ha a csatornák jeleit fel tudjuk használni, akkor hogyan állítsuk be a csatornajelekhez tartozó szorzófaktorokat különböző típusú fényforrások mérése során? Megválaszolendő kérdés, hogy lehet-e további észlelőcsatornák alkalmazásával a szisztematikus hibákat csökkenteni, illetve ha valamilyen módon tudjuk jellemezni a fényforrást, akkor ezzel a többletinformációval lehet-e csökkenteni a szisztematikus mérési hibákat?

Munkám során azzal a kérdéssel foglalkoztam, hogy az egyes csatornajelek kombinációjának felhasználásával lehet-e csökkenteni a tristimulusos színíngér-mérők színi hibáját, illetve az esetleges további csatornák beiktatása hogyan növeli a jel/zaj viszonyt.

### 2.1.1 A színíngér-mérő berendezések színi hibájának csökkentése mátrix-korrekciónal

Ebben az alfejezetben azt vizsgálom, hogy az egyes csatornajelek kombinációjának felhasználásával lehet-e csökkenteni a tristimulusos színíngér-mérők színíngér-mérési hibáját.

A gyakorlatban a tristimulusos színíngér-mérőket CIE A fényforrás segítségével kalibrálják. Az  $\bar{x}(\lambda)$  függvényt tehát két csatorna segítségével közelítik,  $x_{M_{\text{short}}}(\lambda) = x_{M_1}(\lambda)$ ,  $x_{M_{\text{long}}}(\lambda) = x_{M_2}(\lambda)$ , melyekhez különböző szűrőkombinációkat kell használni.  $X_{M_1}$ ,  $X_{M_2}$ ,  $Y_M$ ,  $Z_M$  szorzó tényezőit úgy állítjuk be, hogy a CIE A fényforrásra ugyanazt az  $X$ ,  $Y$ ,  $Z$  értéket kapjuk, mintha ezt egy olyan műszerrel mértük volna, melyeknek az észlelőcsatorna karakterisztikái a CIE XYZ függvények. [74]

Bár szélessávú fényforrások esetén ez a kalibráció általában nagyon jó eredményt szolgáltat, keskenysávú fényforrások, pl. LED-ek mérése esetén a CIE A fényforrásra történő kalibráció nagyon nagy színi hibát eredményezhet. A kérdés, hogyha a többi csatorna jelét is felhasználjuk az CIE XYZ értékek számítása esetén, akkor tudunk-e kisebb színi hibával mérni mind keskenysávú, mind pedig szélessávú fényforrásokat.

#### 2.1.1.1 A probléma matematikai leírása

A feladat egy optimalizációs probléma, melyben meg kell határozni egy transzformációs mátrixot, mely segít a CIE XYZ színíngér-megfeleltető függvényekhez való minél pontosabb illesztést megvalósítani. Yoshi Ohno és szerzőtársai hasonló problémát vizsgáltak katódsugárcsőves monitorok kalibrációja esetén [75][76]. Tanulmányukban bemutatták, hogy a csatornajelek felhasználásával lehet csökkenteni a tristimulusos színíngér-mérő berendezés szisztematikus hibáját. Azonban nem mutatták meg, hogy milyen módszerrel lehet meghatározni egy optimális mátrixot, mellyel a színíngér-különbségekből eredő szisztematikus hiba minimalizálható. A szerzőkkel ellentétben a  $\Delta x$ ,  $\Delta y$  színességi koordináták különbségeinek minimalizálása helyett én a színíngér-különbségek, valamint a

színességi különbségek minimalizálására koncentráltam, hiszen az CIE x,y színességi diagram, ahogyan ezt az irodalmi részben is bemutattam, nem egyenközü.

Négy észlelő csatorna esetén a feladat a következőképpen írható fel, n számú önvilágító (fényforrás) mérése esetén:

$$\begin{bmatrix} X_T^s \\ Y_T^s \\ Z_T^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_{M_1}^s \\ X_{M_2}^s \\ Y_M^s \\ Z_M^s \end{bmatrix}, a_{ij} \in \mathbf{A} \in \mathbf{R}^{3 \times 4}, s:=1,2,\dots,n \quad (2-1)$$

$$X^s = \int_{\Lambda} \bar{x}(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n \quad (2-2)$$

$$Y^s = \int_{\Lambda} \bar{y}(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n \quad (2-3)$$

$$Z^s = \int_{\Lambda} \bar{z}(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n \quad (2-4)$$

$$X_{M_1}^s = \int_{\Lambda} x_{M_1}(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n \quad (2-5)$$

$$X_{M_2}^s = \int_{\Lambda} x_{M_2}(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n \quad (2-6)$$

$$Y_M^s = \int_{\Lambda} y_M(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n \quad (2-7)$$

$$Z_M^s = \int_{\Lambda} z_M(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n \quad (2-8)$$

$$z^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{\Delta E_{ab}^*(C^s, C_T^s)}{n} \rightarrow \min, \text{ vagy } z'(u) := \sum_{s=1}^n \frac{\Delta u' v'(C^s, C_T^s)}{n} \rightarrow \min \quad (2-9)$$

Ahol  $C^s$  ( $X^s, Y^s, Z^s$ ) színösszetevőkből,  $C_T^s$  ( $X_T^s, Y_T^s, Z_T^s$ ) színösszetevőkből áll. CIELAB színtérben ( $X_n=Y_n=Z_n=100$ -at feltételezve), vagy  $u', v'$  koordinátákkal számolva,  $s:=1,2,\dots,n$  darab fényforrást tekintve ez a feladat egy (szeparálható) konvex programozási feladat, ahol az 2-1-es egyenletet kell úgy megoldani (lineáris feltételek), hogy  $z^*(u)$ , illetve  $z'(u)$  (szeparálható, konvex) célfüggvény minimális legyen. (Az alsó indexben szereplő „T” a kimenetet (target), míg az „M” a műszeres értéket jelöli.)

A feladat azért lesz konvex, mert a célfüggvény konvex (sőt szigorúan konvex). Szeparálható, mert felírható (szigorúan) konvex célfüggvények összegeként. Felmerül a kérdés, hogy miért alkalmaznak négy színíngér-mérő csatornát, és miért nem hármat. Azért nem hármat, mert  $\bar{x}(\lambda)$ -nak két lokális maximuma van, melyet csak két szűrővel tudnak

megvalósítani. A továbbiakban, amikor több észlelő csatornára írom fel az egyenleteket, feltételezem, hogy mindegyiknek csak egy lokális maximuma van, hiszen ha kettő lenne, azt már általában csak két szűrővel lehetne megvalósítani, amihez egy újabb észlelő csatorna szükséges.

Egy ilyen szeparálható, konvex programozási feladat viszonylag egyszerűen megoldható. Optimális megoldást kaphatunk pl. gradiens-módszer alkalmazásával [77]. Érdekes kérdés, hogy hogyan határozható meg egy olyan konverziós  $\mathbf{A}$  mátrix, amelynél egyes fényforrások mérése az átlagos szisztematikus hibánál kisebb színi hibával valósítható meg. A célfüggvény kiszámítása során ezen fényforrások esetén kapott színi hibák nagyobb súllyal szerepelnek. Ekkor tulajdonképpen a célfüggvényt kell módosítani, a megfelelő  $f_s$ , ( $s:=1,2,\dots,n$ ) súlyok figyelembevételével.

$$z_f^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{f_s \Delta E_{ab}^*(C^s, C_\tau^s)}{f} \rightarrow \min, \text{ vagy } z'_f(u) := \sum_{s=1}^n \frac{f_s \Delta u' v'(C^s, C_\tau^s)}{f} \rightarrow \min, \text{ ahol } f := \sum_{s=1}^n f_s \in R^+ \quad (2-10)$$

A feladat továbbra is szeparálható, konvex programozási feladat lesz. Speciális esetben, ha  $f_s=1$ ,  $s:=1,2,\dots,n$  akkor  $f=n$ , tehát visszkapjuk a 2-9-es egyenletben meghatározott célfüggvényt. Minél nagyobb súlyt kapnak egyes fényforrások esetében az észlelt színíngér-különbségek, annál nagyobb súllyal vesznek részt az optimalizálásban. Szintén speciális esetként tekinthető, ha  $f_s=1$ ,  $f_t=0$ ,  $f=1$ ,  $t:=1,2,\dots,n$ ,  $t \neq s$ . Ekkor tulajdonképpen csak egyetlen fényforrás számára keressük a legjobb illesztést.  $n$  db csatorna esetén  $n-1$  db fényforrásra olyan mátrix-transzformáció határozható meg a transzformáció egyenleteinek megoldásával, hogy a színíngér-mérés szisztematikus hibája  $n-1$  fényforrás spektrum esetén 0. Viszont ebben az esetben a többi fényforrásra vonatkozó mérési hiba jelentősen megnőhet.

Megfelelő súlyok alkalmazásával az is megvalósítható, hogy az illesztés jósága a súlyok nagyságának sorrendjét kövesse.

A korábbi publikációk egyáltalán nem foglalkoztak azzal, hogy hogyan lehet optimális mátrix-transzformációt négy-nél több észlelőcsatorna esetén meghatározni. Itt ugyanis nem csak az a feladat, hogy egy új észlelőcsatorna figyelembevételével ki kell bővíteni a (2-1) egyenletben szereplő mátrixot a (2-11)-es egyenletnek megfelelően, hanem az új észlelő csatorna spektrális érzékenységet is meg kell határozni. Ezzel a következő alfejezetekben foglalkozom. A feladatot két lépésben oldom meg. Első lépésben feltételezem, hogy ismert az ötödik észlelő csatorna spektrális érzékenysége. Utána bemutatom, hogy amennyiben nem ismert, hogyan lehet egyszerű függvényekkel jellemezni, és hogy az így kapott függvényt hogyan lehet megvalósítani.

**2.1.1.1.1 A probléma matematikai leírása 5 észlelő csatorna esetén**

Ebben az alfejezetben bemutatom, hogy hogyan lehet megkeresni egy több, mint 4 észlelő csatornás berendezés esetén az ötödik, hatodik stb. csatornát, valamint hogyan lehet egy  $n$  csatornás berendezés esetén az optimális mátrix-transzformációt meghatározni.

Először öt érzékelőre mutatom be a problémát, később kiterjesztem a feladatot  $n$  érzékelő használat esetére.

$$\begin{bmatrix} X_T^s \\ Y_T^s \\ Z_T^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_{M_1}^s \\ X_{M_2}^s \\ Y_M^s \\ Z_M^s \\ K_M^s \end{bmatrix}, a_{ij} \in \mathbf{A} \in \mathbf{R}^{3 \times 5} \quad (2-11)$$

Ekkor alkalmazhatók a 2-2-2-8. egyenletek, valamint a 2-9-2-10. célfüggvények. Ezek az egyenletek az alábbi egyenlettel egészülnek ki:

$$K_M^s = \int_{\Lambda} k_M(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s=1,2,\dots,n \quad (2-12)$$

A feladat nehézsége, hogy nem csupán az optimális konverziós  $\mathbf{A}$  mátrixot kell megtalálni, hanem  $k_M(\lambda)$  függvényt is, amelyről szinte semmilyen apriori információval nem rendelkezünk [78].

A feladatot többféleképpen is megoldhatjuk. Az első lehetséges megoldás, hogy feltesszük, hogy rendelkezünk egy adott T szűrőadatbázissal, melynek ismertek a transzmissziói. Ekkor, ha  $k_M(\lambda) := \tau_t \in \mathbf{T}, t=1,2,\dots,m$ , akkor ezek után a feladat egy  $m$ -iterációt magába foglaló konvex programozási feladattá redukálódik. Mindegyik szűrőre el kell végezni az optimalizálást. Azt a szűrőt választjuk, melyre a legjobb értéket kapjuk. Ez a módszer azonban, ha a szűrőadatbázisunk sok szűrőt tartalmaz, meglehetősen sokáig tarthat. Különösen akkor, ha további  $k$  darab észlelő csatornát szeretnénk a tristimulusos színíngér-mérő berendezésünkbe építeni. Ekkor  $m$  szűrőt tartalmazó adatbázisból  $k$  szűrőt kell kiválasztani.

Jobb módszernek bizonyulhat, ha megpróbáljuk modellezni a  $k_M(\lambda)$  függvényt. Ekkor kihasználjuk a következőket: Olyan függvényt kell keresnünk, amelynek:

1. Egy lokális maximuma van. (Ha kettő lenne, azt már két szűrővel/érzékelővel valósítjuk meg.)
2. A függvény 2 paraméterrel legyen jellemezhető:

- a. a maximális áteresztés/a csatorna érzékenységének maximuma (a függvény amplitúdója) ( $\alpha$ )
  - b. a maximális áteresztés hullámhossza (a függvény maximumának helye) ( $\lambda_m$ )
  - c. a szűrő/detektorérzékenység sávszélessége ( $\sigma$ -val korreláló mennyiség)
3. A függvényalak a CIE  $\bar{x}_1(\lambda)$ ,  $\bar{x}_2(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$ ,  $\bar{z}(\lambda)$ -hoz hasonló legyen.

Miért fontosak ezek a feltételek? Az egy lokális maximum azért fontos feltétel, mert az ilyen függvények gyakorlati megvalósítása általában könnyebb. A későbbiekben, amikor kiterjesztjük a problémát több észlelőre, meg lehet vizsgálni, hogy a kapott eredményeket meg lehet-e valósítani egy szűrővel is, de a pontosabb illesztés miatt valószínűbb, hogy több szűrőre lesz szükség, ahogyan az  $\bar{x}(\lambda)$ -függvény érzékenységét is a gyakorlatban két szűrővel valósítják meg.

A második feltétel azért fontos, mert a függvényt három paramétere segítségével jellemezni tudjuk. Ekkor az optimalizálás során csak ezt a három paramétert kell tekintenünk. A lineáris mátrix-transzformáció esetén a maximális áteresztést a mátrix skálázza, ezért 2.a feltétel elhagyható. Általános esetben azonban nem. Mivel disszertációmban lineáris mátrix-transzformációkkal foglalkoztam, ezért 2.a paramétert a mátrixkorrekció során határozom meg. Alkalmasan választott Gauss függvény, melynek sávszélessége és a maximumhelye ismert, e két ( $\lambda_m$  és  $\sigma$ ) paraméterével jellemezhető. A harmadik feltételt a gyakorlat adja, hiszen olyan függvényeket kell választanunk, amelyek szűrőkkel megvalósíthatók. Pl. hiába választunk egy háromszög alakú függvényt, amely 1-2 feltételt teljesíti, ha ennek karakterisztikája a gyakorlatban nem valósítható meg.

1-3 feltétel teljesítésére kiváló függvénynek bizonyulhat a normális eloszlás sűrűségfüggvénye, melyet Gauss-görbének is neveznek. A két keresendő paraméter a  $\sigma$ , amely a sávszélességgel korrelál, illetve a  $\lambda_m$ , a maximumhelye a függvénynek. A normális

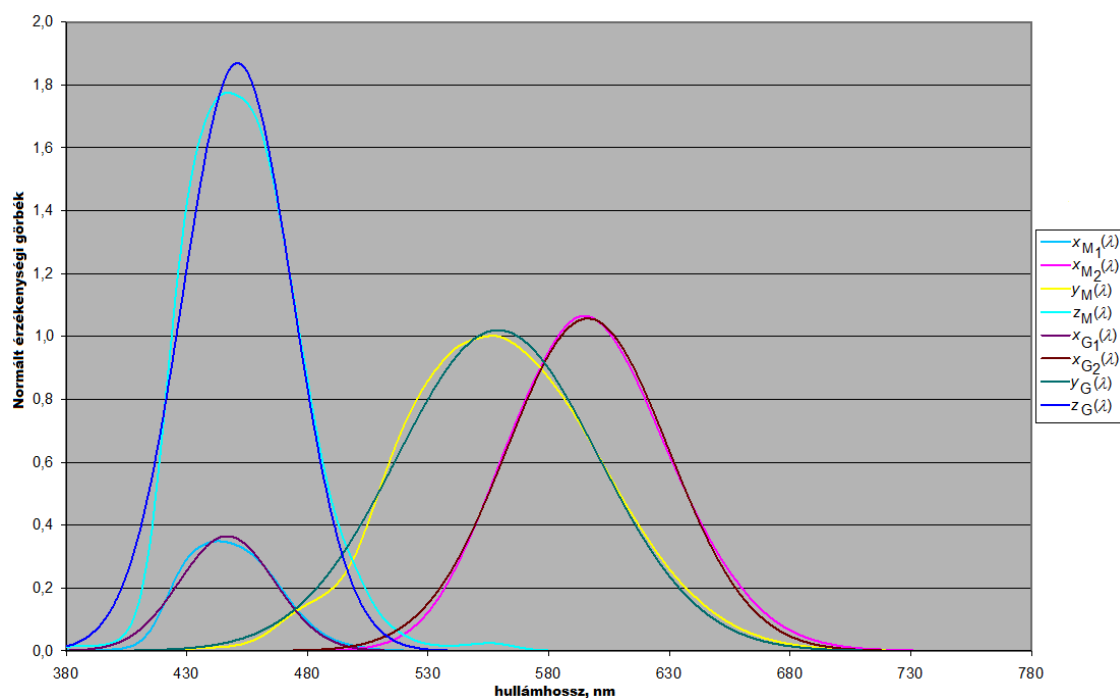
eloszlás sűrűségfüggvénye (2. feltételnél használt jelöléssel):  $f_{N(\lambda_m, \sigma)}(\lambda) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\lambda-\lambda_m}{\sigma}\right)^2}$ ,

$\lambda, \lambda_m \in \Lambda$ . Mivel  $\int_{-\infty}^{\infty} f_{N(\lambda_m, \sigma)}(\lambda) d\lambda = 1$ , ezért ha a sávszélesség növekszik, akkor az amplitúdó csökken. Ezért  $k_M(\lambda)$ -nak olyan függvényt kell választani, ami ezt a problémát kiküszöböli.

Legyen tehát  $k_M(\lambda) = \alpha \cdot \sigma\sqrt{2\pi} \cdot f_{N(\lambda_m, \sigma)}(\lambda) = \alpha e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\lambda-\lambda_m}{\sigma}\right)^2}$ ,  $\lambda, \lambda_m \in \Lambda$ . Ekkor  $k_M$  maximuma

$\lambda = \lambda_m$ -nél van és ekkor  $k_M(\lambda_m) = \alpha e^0 = \alpha$ . Ha  $\sigma$  nő, akkor a  $k_M(\lambda)$  sáv szélessége is (közel lineárisan) nő. ( $k_M(\lambda)$  függvény sáv szélességén azt a szakaszt értjük, ahol a függvény értéke a maximumának 1/10-nél (ami  $\alpha/10$ ) nagyobb, ekkor a sáv szélességet a következőképpen értelmezhetjük:  $\lambda_m - \frac{\sqrt{2}}{2} \sqrt{\sigma^2 \ln(10) - \lambda_m^2} \leq \lambda \leq \lambda_m + \frac{\sqrt{2}}{2} \sqrt{\sigma^2 \ln(10) - \lambda_m^2}$ . A sáv szélesség tehát  $\sqrt{2} \sqrt{\sigma^2 \ln(10) - \lambda_m^2}$ .)

1. és 2. feltétel teljesülését tehát már láttuk. Nézzük meg a 3. feltétel hogyan teljesül:



**18. ábra:** Mérőműszerek érzékenységének közelítése Gauss-függvényekkel ( $x_{M_1}(\lambda)$ ,  $x_{M_2}(\lambda)$ ,  $y_M(\lambda)$ ,  $z_M(\lambda)$  a tristimulusos színíngér-mérő berendezés érzékenységi görbéi,  $x_{G_1}(\lambda)$ ,  $x_{G_2}(\lambda)$ ,  $y_G(\lambda)$ ,  $z_G(\lambda)$  ennek közelítései Gauss-függvény segítségével)

A CIE színíngér-megfeleltető függvények Gauss-görbével való közelítése természetesen nem lesz tökéletes, de arra megfelel, hogy egy esetleges szűrő-/érzékenységkarakterisztikát megfelelően közelítsünk. Azon túl, hogy rendelkezik a fenti előnyös tulajdonsággal, mivel a függvény két paraméterrel (sáv szélesség, maximális áteresztés helye) jellemezhető, bevonható az optimalizációs mátrixba<sup>xiv</sup>. Igaz, hogy ekkor a probléma elveszti előnyös konvex programozási feladatbeli tulajdonságait, de a szeparálhatóságát nem. Vagyis a célfüggvény továbbra is szeparálható lesz. Ebből következően szétbontható konvex és nemkonvex programozási feladatokra. Nemkonvex, szeparálható programozási feladatra is adható

<sup>xiv</sup> A harmadik paramétert, az amplitúdót a mátrix skálázza.

megoldási algoritmus [79], mely a nemkonvex feladatok esetén a célfüggvényt fokozatosan közelíti úgy, hogy a probléma bizonyos paramétereit egy konstans értéken tartja, majd a relaxált feladatban újabb optimalizálási lépésben fokozatosan közelíti meg az optimumot. Ezt a feladatosztályt változó koefficiensű programozási feladatnak nevezzük. A problémára véges lépésben adható egy, az optimumot  $\varepsilon > 0$  mértékben megközelítő  $\varepsilon$ -optimális megoldás, ahol  $\varepsilon > 0$  paraméter érzékeny az optimalizálandó paraméterek számára. Minél kisebb a nemkonvexitást eredményező becslendő paraméterek száma, annál nagyobb lesz  $\varepsilon$  egy adott lépésszámra. Bonyolultabb közelítő függvények használata esetén a futási idő jelentősen növekedhet. Még egy érvet meg lehet említeni a Gauss függvények mellett: amennyiben a további észlelőcsatornák sáv szélességére az optimalizálás után kicsi értéket kapnánk, akkor is általában meg lehet a kapott szűrőalakot valósítani interferenciás szűrők segítségével, így a további észlelőcsatornákra kapott szűrőalakot, szélessávú esetben üvegszűrőkkel, míg keskenysávú esetben interferenciás szűrőkkel is meg lehet valósítani.

### 2.1.1.1.2 Több észlelőcsatorna használata

A feladatot kiterjeszthetjük az  $m > 5$  db érzékelő csatornára is. Kérdés, hogy hány csatornát érdemes még a műszerünkbe szerelni. Ezekkel mennyire szoríthatjuk le a hibát.

$$\begin{bmatrix} X_T^s \\ Y_T^s \\ Z_T^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} & \cdots & a_{2m} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} & \cdots & a_{3m} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_{M_1}^s \\ X_{M_2}^s \\ Y_M^s \\ Z_M^s \\ K_{M_1}^s \\ \vdots \\ K_{M_{m-4}}^s \end{bmatrix}, a_{ij} \in \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{3 \times m} \quad (2-13)$$

Ekkor továbbra is alkalmazhatók a 2-2-2-8. egyenletek, valamint a 2-9-2-10. célfüggvények. Ezek az egyenletek az alábbi egyenletekkel egészülnek ki.

$$K_{M_j}^s = \int_{\Lambda} k_{M_j}(\lambda) S_s(\lambda) d\lambda, s:=1,2,\dots,n; j:=1,2,\dots,m-4. \quad (2-14)$$

Egyszerűen meggondolható, hogy hat-hét csatorna esetén már nem járható az az út, hogy valamennyi szűrő/érzékelő kombinációra meghatározzuk az optimális  $\mathbf{A}$  mátrixot. Miért? Tegyük fel, hogy  $m > 5$  érzékelőre szeretnénk megkeresni az optimális konverziós mátrixot, melyre 2-9 – 2-10 egyenletekben definiált célfüggvények értéke minimális. Tegyük fel továbbá, hogy  $M \gg 1$  darab szűrő/érzékelő karakterisztikából választhatunk. Ekkor

tulajdonképpen egy visszatevés nélküli kombinatorikus feladathoz jutunk, hiszen  $m-4$  darab

szűrőt/érzékelőt kell kiválasztanunk  $M$  darab közül. Ekkor  $\binom{M}{m-4} = \frac{M!}{m!(M-m+4)!}$

kiválasztás lehetséges, ami miatt a kiválasztási algoritmus kombinatorikussá válna. Már hat

szűrő esetén is ez az érték  $\binom{M}{2} = \frac{M(M-1)}{2}$ , hét érzékelő esetén pedig

$\binom{M}{3} = \frac{M(M-1)(M-2)}{6}$ . (Általános esetben az optimalizációs algoritmus futásideje tehát

$O(n^{m-4}) \cdot O(kn^2) \cong O(kn^{m-2})$ , ( $n$  a lépések számát,  $k$  a lineáris programozási feladatokra való visszavezetésre történő iterációk számát, valamint  $m$  az érzékelő csatorna számát jelöli). A szorzat első része a kiválasztási algoritmus felső becslése, míg a másik a konvex programozási feladat futási ideje).

Ha a kiválasztási módszerrel nem jutunk eredményre, akkor vizsgáljuk meg a Gauss-függvényekkel való közelítés módszerét. Válasszuk az érzékenységi függvényeknek az alábbi függvényeket:

$$k_{M_j}(\lambda) = \alpha_j \cdot \sigma_j \sqrt{2\pi} \cdot f_{N(\lambda_{m_j}, \sigma_j)}(\lambda) = \alpha_j e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\lambda - \lambda_{m_j}}{\sigma_j} \right)^2}, \text{ ahol } \lambda_{m_j}, \lambda \in \Lambda, j=1, 2, \dots, m-4. \quad (2-15)$$

maximumhelye az előzőekhez analóg módon  $\lambda_{m_j}$ . Maximuma  $\alpha_j$ , sávszélessége pedig:

$$\lambda_{m_j} - \frac{\sqrt{2}}{2} \sqrt{\sigma_j^2 \ln(10) - \lambda_{m_j}^2} \leq \lambda \leq \lambda_{m_j} + \frac{\sqrt{2}}{2} \sqrt{\sigma_j^2 \ln(10) - \lambda_{m_j}^2}. \text{ Tehát az öt szűrőre tett}$$

megállapítások itt is érvényesek lesznek. Ha további szűrőkombinációkat egy már létező adatbázisból választanánk ki, akkor valamennyi szűrőkombinációt végigpróbálva meg kell határozni az optimális mátrix-transzformációt. Azonban a szűrőkiválasztás egy meglévő szűrőadatbázisból már 6-7 szűrő esetén is elfogadhatatlanul sokáig tartana. A Gauss-függvénnyel közelített elméleti szűrő esetén viszont az a kérdés, hogy azt a szűrőt mennyire lehet megvalósítani [80]<sup>xv</sup>.

A megvalósított szűrő esetén a berendezéshez tartozó mátrix paramétereit újra meg kell határozni. Minden további szűrő alkalmazásával a színi hiba csökkenthető, de a feladat jellegéből adódóan ez a csökkenés mértéke is csökkenő ütemű. Ráadásul több csatorna

<sup>xv</sup> A gyakorlati megvalósítások azt mutatják, hogy Gauss-függvényhez való pontos illesztés sokkal kevésbé fontos, mint az, hogy a fenti 1-3 feltételeknek megfelelő szűrőt találjunk, vagyis a kapott sávszélességgel és maximumhellyel rendelkező transzmissziós függvényt kapjunk.

használata esetén az eredmény érzékenysége is megnövekedhet. Az érzékenységet valamennyi esetben úgy számoltam, hogy amennyiben a csatornajelek  $\pm 1\%$ -ot változnak, akkor ez mekkora színíngér-különbséget eredményez. Vizsgáltam továbbá az átlagos színíngér-különbségeket, valamint a színíngér-különbségek szórását. (A vizsgálat eredményét a 2.1.3 alfejezet tartalmazza.)

### 2.1.1.1.3 Egyedi mátrixok készítésétől az adaptív mátrix-transzformációkig

A színi hiba csökkentésének másik módja, hogy különböző transzformációs-mátrixot alkalmazunk különböző színekű fényforrások mérésére [80][81]. Ekkor a 2-10 egyenletben lévő célfüggvényben szereplő súlyfüggvényeket úgy határozzuk meg, hogy csak az adott fényforrás típusra (pl. vörös LED, zöld LED, Planck sugárzók stb.) vonatkozó súlyértékeket vesszük figyelembe, a többi fényforráshoz tartozó  $f_s$  súlyparamétert 0-nak választjuk. A módszer előnye, hogy már 4 szűrő esetén is jelentős mértékben csökkenthető a színi hiba. Hátrány viszont, hogy míg az előző módszer egy képi színíngér-mérő berendezés esetén is alkalmazható, addig itt először meg kell mondanunk, hogy milyen típusú fényforrást mérünk, így ez a módszer inkább egyedi fényforrás mérése esetén használható. (Az eredmények összehasonlíthatósága miatt megmaradtam a CIELAB színíngértérben, de valamennyi esetben a CIE  $u'$ ,  $v'$  értékeket is kiszámítottam).

A hagyományos módszerrel történő CIE A fényforrásra kalibrált mérés esetén a legnagyobb hibákat keskenysávú fényforrások (pl. színes LED-ek) esetén várjuk. Ha színes LED-ek mérésekor meg tudjuk mondani, hogy mely (pl. kék, zöld, vörös stb.) tartományba esik a színes LED spektrális teljesítmény-eloszlása, akkor ezáltal kiválaszthatjuk a megfelelő egyedi mátrixot (pl. vörös LED mérés esetén a vörös LED-ek mérésére optimalizált mátrixot).

A színes LED-ek viszonylag egyszerű függvénnyel közelíthetők, így az előző fejezetben tárgyalt 5. és 6. szűrő keresésénél felírt problémához hasonló függvény-approximációs + mátrix-transzformációs problémához jutunk. A színes LED-ek spektrális eloszlásának jellemzésére több függvényt is alkalmaztam: négyszögjelet, háromszögjelet, Gauss-függvényt,  $\beta$ -eloszlás sűrűségfüggvényét.

A módszer első lépéseként kalibráljuk a műszerünket pl. CIE A fényforrással (de lehet alkalmazni bármely, az adott típusú fényforrásra optimalizált egyedi mátrixot is). Ezután egy

paraméterbecsléssel megbecsüljük az illesztett függvény paramétereit, majd meghatározzuk az optimális mátrix-transzformációt [82]. Ezeket a lépéseket addig iteráljuk, ameddig az egyes lépésekben a becsült paraméterek már egy  $\varepsilon > 0$  számtól kisebb mértékben változnak, vagy egy előre meghatározott maximális iterációs számot el nem értünk. Minimalizáljuk tehát a fényforrás mért és a paraméterbecslés által meghatározott elméleti spektrális teljesítmény-eloszlás színkoordinátáinak különbségét a 2-9. egyenlet szerint. Ennek pszeudokódját láthatjuk az alábbiakban.

**function** [A, p]:=adaptve matrix\_transformation(A, X,Y,Z, f,  $\varepsilon$ , max\_iter)

**begin**

**p**:=fit(A, X,Y,Z, f);    {f függvény olyan **p** paramétervektorát keressük, ahol **A** mátrixot  
figyelembe véve X, Y, Z értéket kapnánk}

$\hat{\mathbf{A}}$  :=opt\_transf(f(p));    {f függvényre vonatkozóan optimális mátrix-transzformációt  
keresünk.}

$$\hat{X} := \int_{\Lambda} \hat{a}_{11}^{x_{M_1}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) + \hat{a}_{12}^{x_{M_2}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) + \dots + \hat{a}_{1m}^{k_{M_{m-4}}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) d\lambda;$$

$$\hat{Y} := \int_{\Lambda} \hat{a}_{21}^{x_{M_1}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) + \hat{a}_{22}^{x_{M_2}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) + \dots + \hat{a}_{2m}^{k_{M_{m-4}}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) d\lambda;$$

$$\hat{Z} := \int_{\Lambda} \hat{a}_{31}^{x_{M_1}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) + \hat{a}_{32}^{x_{M_2}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) + \dots + \hat{a}_{3m}^{k_{M_{m-4}}}(\lambda) f(\mathbf{p}, \lambda) d\lambda;$$

$$u' = 4 X / (X + 15 Y + 3 Z);$$

$$v' = 9 Y / (X + 15 Y + 3 Z);$$

$$\hat{u}' = 4 \hat{X} / (\hat{X} + 15 \hat{Y} + 3 \hat{Z});$$

$$\hat{v}' = 9 \hat{Y} / (\hat{X} + 15 \hat{Y} + 3 \hat{Z});$$

**if**  $\sqrt{(u' - \hat{u}')^2 - (v' - \hat{v}')^2} > \varepsilon$  **and** max\_iter > 0 **then**    {Akkor állunk meg, ha a maximális  
iterációt elértük, vagy  $\varepsilon$ -ra megközelítettük az optimumot. Különben iterálunk a  
becsült értékekkel}

[A,p]:=adaptve matrix\_transformation( $\hat{\mathbf{A}}$ ,  $\hat{X}$ ,  $\hat{Y}$ ,  $\hat{Z}$ , f,  $\varepsilon$ , max\_iter-1);

**end;**

A következő két alfejezetben két megvalósított trisztimulusos színíngér-mérőre vonatkozóan mutatom be eredményeimet. Az első gyakorlati példában egy képi információ elemzésére

képes tristimulusos berendezés esetén mutatom be módszerem hatékonyságát [78]. A másik esetben laboratóriumi körülmények között működő tristimulusos színíngér-mérő mérési pontosságát javítottam [81], mely esetben szoftverrel végezhetjük el az optimális mátrix-transzformáció kiválasztását, így mód nyílt az egyedi és adaptív mátrix-transzformációk tesztelésére is [82].

Mielőtt a gyakorlati mérésekkel is alátámasztanám a módszer használhatóságát, megállapításaimat az alábbi tézisekben foglalom össze, melyeket a következő 2.1.2 alfejezetben gyakorlati feladatok alapján is tesztelek. Eredményeimet az *Applied Optics* folyóiratban megjelent cikkemben is összegeztem [83].

Optimális megoldásnak nevezem az adott minimalizálandó (2-9 vagy 2-10 egyenletekben meghatározott) célfüggvényre nézve kapott legjobb (minimális színi hibát eredményező) megoldást. Egy (egyedi) átviteli mátrix optimális, ha az átviteli mátrix-transzformációval (2-9 vagy 2-10 célfüggvények szerint) az adott fényforrásokra minimális (átlagos) színi hibát kapunk.

**T1 Globális mátrixkorrekciós eljárást dolgoztam ki tetszőleges számú észlelőcsatornára, mely módszerrel tristimulusos berendezés szisztematikus színi hibája minimalizálható. A globális mátrixkorrekciós eljárás segítségével tetszőleges számú észlelőcsatorna optimális elméleti érzékenységi görbéje határozható meg.**

**T2 Egyedi mátrixkorrekciós módszert dolgoztam ki, mellyel tristimulusos színíngér-mérő berendezéssel való mérés esetén az egyes fényforrás-csoportokra egyedi optimális átviteli mátrixok határozhatók meg, melyekkel a színi hibát csökkenteni lehet hagyományos 4-észlelőcsatornás tristimulusos berendezések esetén is.**

**T3 Adaptív mátrix-transzformációs és spektrális karakterizációs algoritmust dolgoztam ki, melyek segítségével színes LED-ek spektrális teljesítmény-eloszlásai a csatornajelek felhasználásával modellezhetők, és így a színi hiba csökkenthető.**

**2.1.2 LED-ek mérése 4,5,6 észlelőcsatornás képi információt feldolgozó****tristimulusos színíngér-mérővel**

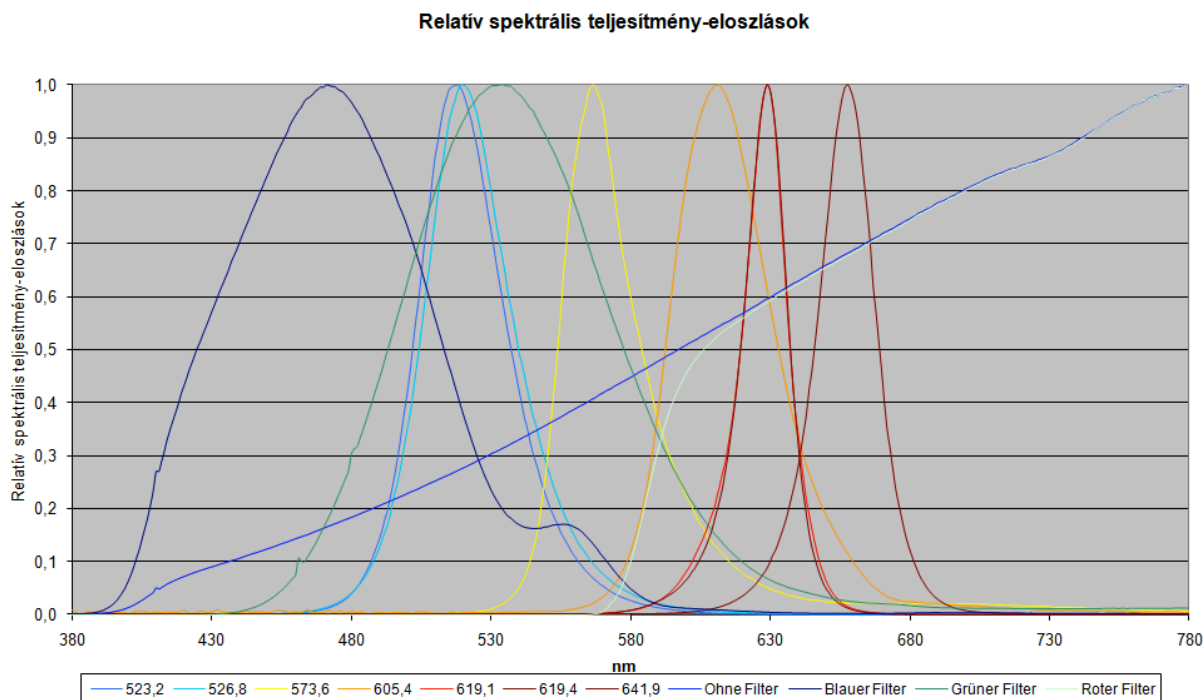
A feladat során adottak voltak a négy színíngér-mérő csatorna detektorérzékenységeinek  $x_{1M}(\lambda)$ ,  $x_{2M}(\lambda)$ ,  $y_M(\lambda)$ ,  $z_M(\lambda)$  görbéi (A műszer illesztési jósága:  $f_{1X}'=6,14\%$ ,  $f_{1Y}'=1,17\%$ ,  $f_{1Z}'=3,96\%$  volt), valamint értelemszerűen a CIE-függvények. Adottak voltak továbbá az  $S_s(\lambda)$  (LED) fényforrások: spektrumainak maximumai 465 nm – 674 nm –ig terjedtek<sup>xvi</sup>. CIE A fényforrásra kalibrálva a műszert az **A** mátrixra a következőt kapjuk:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} & a_{41} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} & a_{42} \\ a_{13} & a_{23} & a_{33} & a_{43} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,9997 & 0,9945 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1,0031 \end{bmatrix}. \text{ Ekkor az átlagos színíngér-különbség}$$

$$z(u) := \sum_{i=1}^n \frac{\Delta E_{ab}^*(C_i, C_{iT})}{n} = 5,19 \Delta E_{ab}^* \text{ (szórás}=3,32 \Delta E_{ab}^*, \text{ maximum}=9,56 \Delta E_{ab}^* \text{)}. \text{ Ha CIE A}$$

fényforrásra kalibrálunk, akkor is felfoghatjuk úgy a kalibrációt, mint egy speciális mátrix keresését, ahol az  $X_1$ ,  $X_2$  csatorna együtthatóit  $a_{11}$ , illetve  $a_{12}$ , az  $Y$  csatorna együtthatóját  $a_{23}$ , míg  $Z$  csatorna szorzó faktorát  $a_{34}$  adja meg. A mátrix tehát a detektoralapú kalibráció együtthatóit is megadja.

<sup>xvi</sup> A mellékelt CD-n az X1X2YZK5GaussFILT5.XLS, X1X2YZK5GaussFILT5K.XLS és a X1X2YZK5Filt1nm.XLS tartalmazza a pontos táblázatokat.



**19. ábra: A CCD kamera érzékenysége, szűrők transzmissziója, és a vizsgált LED-ek relatív spektrális teljesítmény-eloszlása.**

Ha  $A$  mátrix értékeit optimalizáljuk ( $z^*(u)$  szerint), akkor

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} & a_{41} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} & a_{42} \\ a_{13} & a_{23} & a_{33} & a_{43} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,0081 & 0,9587 & -0,0069 & -0,1533 \\ 0,4495 & -0,0314 & 1 & -0,0884 \\ -2,7195 & 0,0071 & -0,0152 & 1,4023 \end{bmatrix}. \text{ Ekkor az átlagos színíngér-}$$

különbség  $z^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{\Delta E_{ab}^*(C^s, C_T^s)}{n} = 3,3 \Delta E_{ab}^*$  (szórás= $5,88 \Delta E_{ab}^*$ , maximum= $=20,45 \Delta E_{ab}^*$ ).

Válaszoljuk meg azt a kérdést, hogy miért csökkenthető az átlagos színi hiba pusztán a mátrix-transzformáció alkalmazásával. A tristimulusos színíngér-mérőnek ugyanazokat a csatornajeleit használjuk fel, de a négy csatorna jelét úgy kombinálva, hogy a színi hiba minimális legyen. Azonban nem szabad figyelmen kívül hagyni, hogy bár az átlagos színi hiba csökkent, de a színi hiba maximuma nőtt.

Az értekezésemnek nem volt vizsgálati tárgya, de érdekes eredménynek tekinthető, hogy az  $f_1'$  értékeket is lehet javítani mátrix-transzformáció segítségével. Ekkor a mátrix-transzformáció után kapott  $X_T(\lambda)$ ,  $Y_T(\lambda)$ ,  $Z_T(\lambda)$  görbékkel kell összehasonlítani a CIE  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$ ,  $\bar{z}(\lambda)$  görbékkel.

A legjobb  $f_1'$  értékeket szolgáltató mátrix 4 érzélelőcsatorna esetén:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} & a_{41} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} & a_{42} \\ a_{13} & a_{23} & a_{33} & a_{43} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,9655 & 1,0186 & -0,0081 & 0,0073 \\ -0,0378 & 0,0048 & 1 & 0,0037 \\ 0,0003 & -0,0037 & 0,0078 & 1,0123 \end{bmatrix}. \text{ Ekkor az illesztési jóságok:}$$

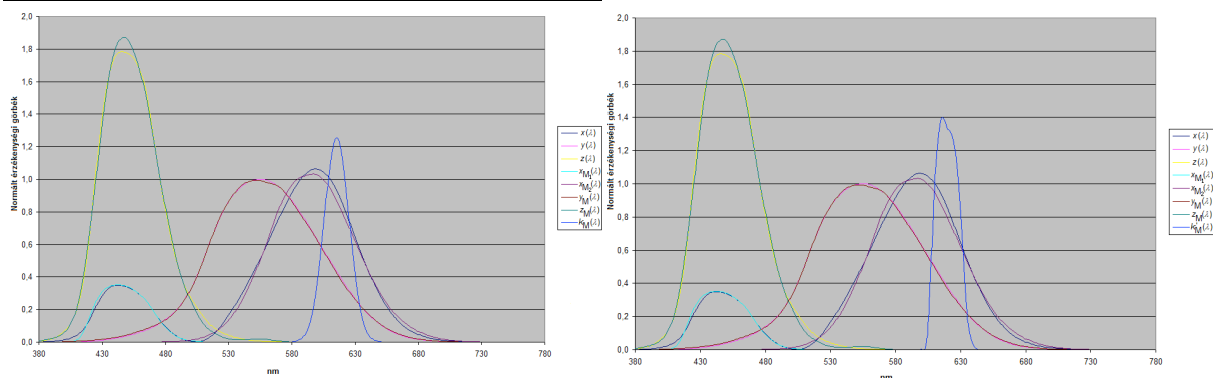
$f_{1X}'=6,01\%$ ,  $f_{1Y}'=0,85\%$ ,  $f_{1Z}'=3,76\%$ , és az átlagos színíngér-különbség  $5,49 \Delta E_{ab}^*$ . Tehát a vizsgált fényforrások esetén nem csökkent, hanem kis mértékben nőtt a színi hiba. Ennek oka az illesztés jósága és a színi hiba számítási módjának különbségében keresendő. Az illesztés jóságának számítása során a mérendő fényforrásokat nem vesszük figyelembe. Hiába javul az illesztés jósága, ha ez csak egy átlagérték, és pl. a kék, illetve a vörös tartományban ez a javulás nem figyelhető meg. Jobb  $f_1'$  érték esetén csak abban reménykedhetünk, hogy szélessávú spektrális teljesítmény-eloszlással rendelkező fényforrásokra vonatkozó színi hibánk csökken.

Keskenysávú fényforrások esetén az  $f_1'$  érték önmagában semmit sem mond. Az irodalmi áttekintésben említett Csuti Péter [35] és szerzőtársa által bevezetett parciális  $f_1'$  számítása egy jobb megközelítés lehet, de véleményem szerint az igazi megoldás egy új jósági mutató(rendszer) megalkotása lenne, mely az átlagos abszolút eltérés mellett az eltérések változását is figyelembe veszi. Ez a kutatás azonban kívül esik a disszertáció vizsgálati körén.

A 2.1.1 fejezetben ismertett mátrix-transzformációs módszerrel 5 színíngér-mérő csatorna alkalmazása esetén (ahol az 5. csatorna érzékenységi görbáját szintén a fent említett módszer segítségével határoztam meg) a legkisebb elért színi hiba érték (7 LED spektrális teljesítmény-eloszlását, valamint 4 szűrő spektrális áteresztését tekintve):

$$z^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{\Delta E_{ab}^*(C^s, C_T^s)}{n} = 0,76 \Delta E_{ab}^* \text{ (szórás}=1,11 \Delta E_{ab}^*, \text{ maximum}=2,53 \Delta E_{ab}^*). \text{ Az 5.}$$

csatorna maximum pontja 615,14 nm-nél volt. Több maximum helyet is lehetett találni a kék tartományban is: 438 nm és 485 nm között. Az optimumhelyek a függvényértékek sávszélességére nem voltak érzékenyek. Ebben a tartományban a színíngér-különbségek  $1 \Delta E_{ab}^*$  alatt voltak tarthatók. Elméletileg tehát 5 színíngér-mérő csatornával már az átlagos színíngér-különbség kisebb, mint  $1 \Delta E_{ab}^*$  (a maximális színkülönbség pedig  $3 \Delta E_{ab}^*$  alatt van). A legjobb színekpi illesztés:  $f_{1X}'=4,34\%$ ,  $f_{1Y}'=0,80\%$ ,  $f_{1Z}'=3,82\%$ . A kérdés persze, hogy az elméleti szűrőalakot mennyire lehet a gyakorlatban megvalósítani. Erre láthatunk példát az alábbi ábrán.



20. ábra: Az 5. szűrő elméleti helye, illetve ennek megvalósítása interferenciás szűrővel.

A 20. ábra bal oldalán láthatjuk az elméleti szűrőalakat, és ennek interferenciás szűrővel történt megvalósítását az ábra jobb oldalán. A megvalósított szűrőalakat esetén az átlagos színinger-különbség  $1,23 \Delta E_{ab}^{*xvii}$ , ami ugyan rosszabb, mint az eredetileg kiszámított  $0,76 \Delta E_{ab}^{*}$  érték, de még mindig az észlelhető színinger-különbségi tartomány ( $1 \Delta E_{ab}^{*}$ ) közelében van.

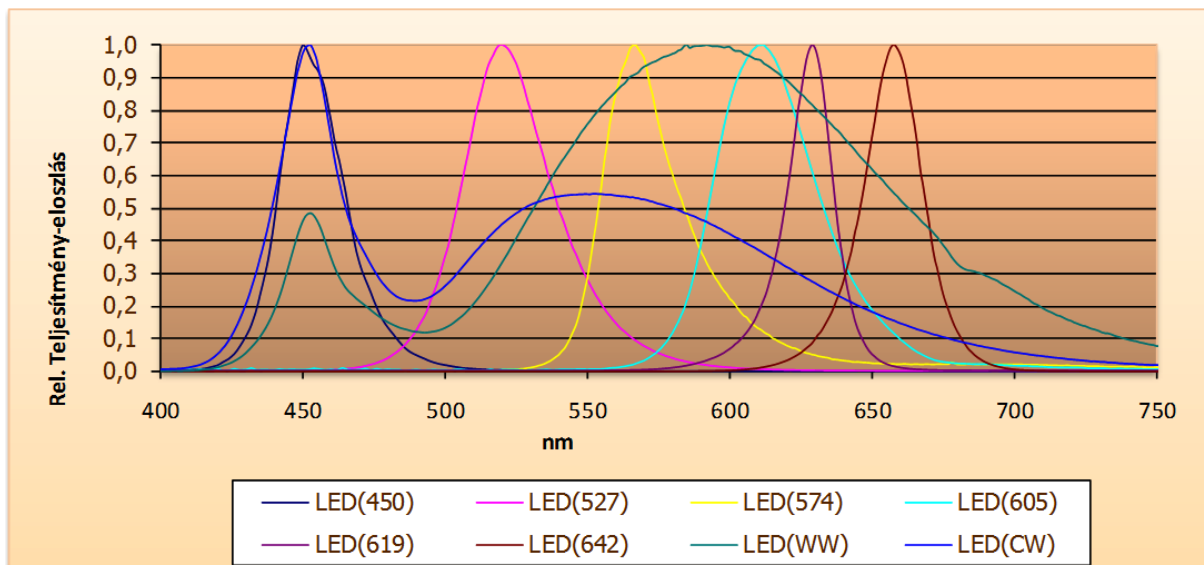
További észlelő csatorna alkalmazásával tovább lehetett csökkenteni a színi hibát. 6 színinger-mérő csatorna esetén ez az érték elméleti szűrőkkel  $0,33 \Delta E_{ab}^{*}$ , 7 színinger-mérő csatorna esetén  $0,21 \Delta E_{ab}^{*}$ .

A 2.1.1.1.2 alfejezetben ismertetett matematikai probléma felírásánál bemutattam, hogy az  $m+1$ -edik ( $m > 5$ ) csatorna esetében ugyan csökkenthetők a hibák, de ezen hiba csökkenése is csökkenő mértékű. (Ugyanis a rögzített csatorna értékei esetén a feladat (szeparálható) konvex programozási feladattá válik.)

Az optimalizálást úgy is el kellett végezni, hogy figyelembe vesszük a LED-ekre vonatkozó színinger-különbségek számításánál a meghatározott prioritásokat. Úgy kellett az átlagos színinger-különbségeket meghatározni, hogy amelyik fényforrás kisebb súlyszámot kapott, ott a színinger-különbség értékeknek is kisebbeknek kellett lenniük, mint a többi fényforrás esetében. Vagyis ebben az esetben egy súlyozott színinger-különbséget kellett számítani. Ehhez a 2-10-es célfüggvényre kellett optimális megoldást keresni. További fényforrásokkal is ki kellett egészíteni az adatbázist: egy kék LED-del, egy hideg fehér és egy meleg fehér színű fényporos LED-del. Valamint a két vörös színű LED közül csak az egyiket tekintettem, ugyanis a 619,1 nm és a 619,4 nm-es domináns hullámhosszal rendelkező LED

<sup>xvii</sup> Nem sikerült interferenciás szűrővel megvalósítani tökéletesen az elméleti szűrőalakat. A legnagyobb problémát a maximumhely 5nm-rel való eltolódása okozta, melyet később elemzek.

spektruma nagyon hasonlított. Ezek alapján a vizsgált LED spektrumok az alábbi ábrán láthatók<sup>xviii</sup>.



21. ábra: LED-ek relatív spektrális teljesítmény-eloszlása. (A számok a domináns hullámhosszakot mutatják)

Ezen kívül találni kellett egy olyan súlyfüggvényt, melyre az előző feltételt meg tudjuk valósítani. Ahhoz, hogy olyan súlyfüggvényt keressünk, ahol a színíngér-különbségek annak megfelelően kisebbek, minél kisebb súlyt kaptak a célfüggvényben, további feltételekkel kellett kiegészíteni 2-1–2-10-es egyenletrendszerünket.

$$\text{Ha } f_i < f_j, i \neq j, i, j \in N_n, \text{ akkor } \Delta E_{ab}^*(C_i, C_{iT}) < \Delta E_{ab}^*(C_j, C_{jT}) \quad (2-16)$$

Adott volt tehát 7 darab LED, ezek  $g_1:=1, g_2:=2, \dots, g_7:=7$  rangsorral rendelkeztek a tekintetben, hogy mely fényforrásra legyen a színképi illesztése a lehető legpontosabb, vagyis mely fényforrásra nézve legyen a lehető legkisebb a színi hiba. Továbbá adott volt a 19. ábrán látható 4 szűrő spektrális transzmissziója, melyek  $g_8:=2, g_9:=2, g_{10}:=2; g_{11}:=2$  értéket kaptak. Az alkalmas súly, mely a fenti egyenletet kielégítette:  $f_i:=1/g_i, i:=1,2, \dots, 11$ . Ekkor  $f:=f_1+f_2+\dots+f_{11}=1+1/2+1/3+\dots+1/7+1/2+1/2+1/2+1/2=643/140$ .

4 színíngér-mérő csatornával az átlagos színíngér-különbség értéke:

$$z^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{\Delta E_{ab}^*(C^s, C_{\tau}^s)}{n} = 3,84 \Delta E_{ab}^* \text{ (szórás}=4,07 \Delta E_{ab}^*, \text{ maximum}=20,07 \Delta E_{ab}^* \text{)}.$$

$$\text{A súlyozott színíngér-különbség: } z_f^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{f_s \Delta E_{ab}^*(C^s, C_{\tau}^s)}{f} = 3,61 \Delta E_{ab}^*.$$

<sup>xviii</sup> A spektrumokat és a számításokat a CD mellékleten található X1X2YZK5FILT1nm\_new.xls file tartalmazza.

5 színíngér-mérő csatornát<sup>xix</sup> alkalmazva  $z_f(u)$  célfüggvényt (az átlagos súlyozott színíngér-

$$\text{különbség értéke): } z_f^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{f_s \Delta E_{ab}^*(C^s, C_T^s)}{f} = 0,87 \Delta E_{ab}^*.$$

Az átlagos színíngér-különbségekre ez az érték  $z^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{\Delta E_{ab}^*(C^s, C_T^s)}{n} = 0,99 \Delta E_{ab}^*$ -re

csökkenthető (szórás= $1,27 \Delta E_{ab}^*$ , maximum= $2,55 \Delta E_{ab}^*$ ). A módszer a CIE A fényforrásra történt kalibrációhoz képest 1/5-re, a 4 csatornás mátrix-transzformáció alkalmazásához képest 1/3-ra csökkenti a szisztematikus hibát. A megvalósítandó elméleti szűrőalakot itt is a

20. ábra mutatja. A megvalósított szűrőalak esetén az átlagos színíngér-különbség:

$$z^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{\Delta E_{ab}^*(C^s, C_T^s)}{n} = 1,41 \Delta E_{ab}^* \quad (\text{szórás}=1,34 \Delta E_{ab}^*, \text{ maximum}=2,65 \Delta E_{ab}^*), \text{ míg a}$$

$$\text{súlyozott átlagos színíngér-különbség: } z_f^*(u) := \sum_{s=1}^n \frac{f_s \Delta E_{ab}^*(C^s, C_T^s)}{f} = 1,24 \Delta E_{ab}^*.$$

Látható, hogy az optimalizálás során a fényforrások esetén prioritások is megadhatók. Megadható előre, hogy mely fényforrások esetén legyen a legkisebb a szisztematikus hiba.

A következőkben a prioritásoktól eltekintettem, így valamennyi esetben az átlagos színíngér-különbségeket (valamint későbbiekben az átlagos színességi különbséget) minimalizáltam. Megvizsgáltam, hogy a 2.1.1 fejezetben tárgyaltak szerint az átlagos színíngér-különbségek mellett a mátrix-transzformáció mennyire zajérzékeny. Az optimális mátrix-transzformáció meghatározásakor a 21. ábra LED spektrumait (8db) tekintettem, a 20. ábra bal oldalán lévő valós szűrőspektrumokkal számoltam). A színíngér-különbségek meghatározása mellett azt vizsgáltam, hogy  $\pm 1\%$ -os csatornájel eltérés esetén mennyiben változik a mért érték a mérendőhöz képest. Ezt az értéket szintén színíngér-különbségekben határoztam meg.

---

<sup>xix</sup> Ahol az 5. csatorna ideális Gauss szűrő.

2. táblázat: A mátrix-transzformáció eredményei. ( $\Delta E_{ab^*,syst}$ =színínges-különbség a mért és a valós színínges között.  $\Delta E_{ab^*,n}$  a csatornajelek  $\pm 1\%$ -os eltérése esetén az átlagos színínges-különbség a mért és a mérendő értékek között)

Fényforrások	CIE A-ra kalibrálva, mátrix-transzformáció nélkül		Mátrix-transzformáció alkalmazásával	
	$\Delta E_{ab^*,syst}$	$\Delta E_{ab^*,n}$	$\Delta E_{ab^*,syst}$	$\Delta E_{ab^*,n}$
LED(450)	27,64	2,46	0,00	4,64
LED(527)	7,49	0,77	3,48	0,72
LED(574)	9,94	1,07	3,97	1,01
LED(605)	4,95	1,38	4,13	1,35
LED(619)	5,74	1,43	1,54	1,39
LED(642)	9,21	1,53	2,44	1,48
LED(CW)	0,87	1,16	0,18	1,2
LED(WW)	0,78	1,17	0,54	1,22
Átlag	8,33	1,37	2,04	1,63
Szórás	8,52	0,50	1,71	1,24
Maximum	! #\$%&amp;</td <td>!#\$%&amp;</td> <td>%'(&amp;</td> <td>%'&amp;</td>	!#\$%&	%'(&	%'&

A táblázatból jól kitűnik, hogy keskenysávú fényforrások esetén a szisztematikus mérési hiba jelentősen javítható, míg az érzékenység átlagosan nem romlik számottevően. Ebben az alfejezetben egy képi információt feldolgozó tristimulusos berendezés esetén alkalmaztam az általam kifejlesztett, 2.1.1.1 fejezetben leírt módszert. A következő alfejezetben egy hagyományos tristimulusos berendezés esetén mutatom be a mátrix-transzformációs módszerek alkalmazását. Az előző feladatban állandó, vagy másnéven globális mátrix-korrekciót kellett alkalmazni, mely előre meghatározott típusú fényforrások sorozatbani mérésére alkalmas. A következő alfejezetben olyan módszereket mutatok be, melyek esetén mód van a mátrix-transzformáció adaptív módon történő változtatására is.

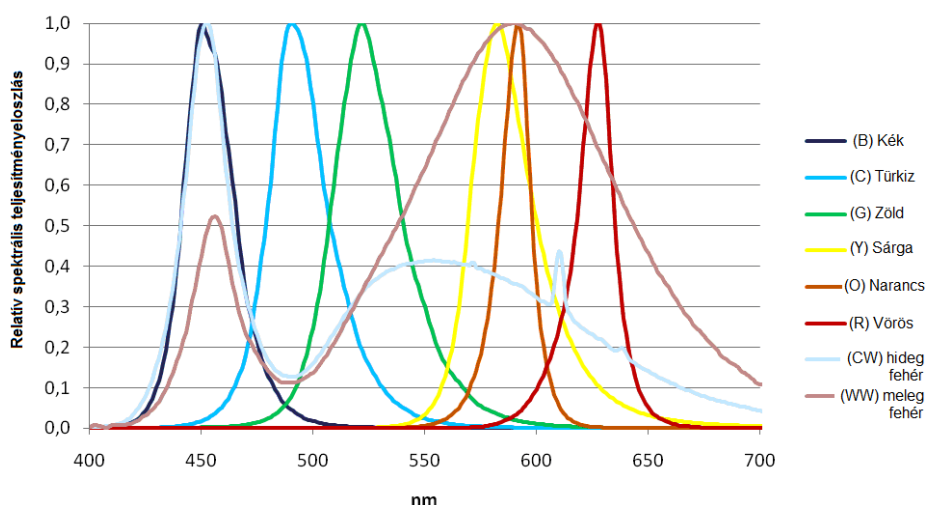
### 2.1.3 Fényforrások mérése 4,5,6 észlelőcsatornás tristimulusos berendezéssel

Az optimalizációs mátrixok kialakítására 120 fényforrás színekéből álló tanuló adatbázist használtam<sup>xx</sup>. Ebben megtalálhatóak voltak standard sugárzáseloszlások: a CIE A, D65 és az ekvientienergetikus sugárzáseloszlás; Planck sugárzók (16db) 2000K-3500K-ig terjedő eloszlási hőmérséklettel 100K lépésközzel (itt a NIST által kifejlesztett módszerrel generáltam az adott

<sup>xx</sup> A spektrális teljesítmény-eloszlásokat és az eredményeket összefoglaló táblázatokat a CD-mellékleten található Matrixing.xls file tartalmazza.

színhőmérsékletű fényforrások spektrális teljesítmény-eloszlását); LED-ekből 101 szerepelt a mintában, melyek domináns hullámhossza 459 nm-től a 659 nm-ig terjedt. A mintában hideg fehér (CW)=17db, meleg fehér (WW)=8db, kék (B)=16db, türkiz (C)=8db, zöld (G)=18db, sárga (Y)=8db, narancs (O)=8db, vörös (R)=18db LED spektrális teljesítmény-eloszlása szerepelt. Igyekeztem a LED-ek esetén olyan LED spektrumokat beválogatni a tanuló adatbázisba, melyek maximumai egymástól azonos távolságra voltak.

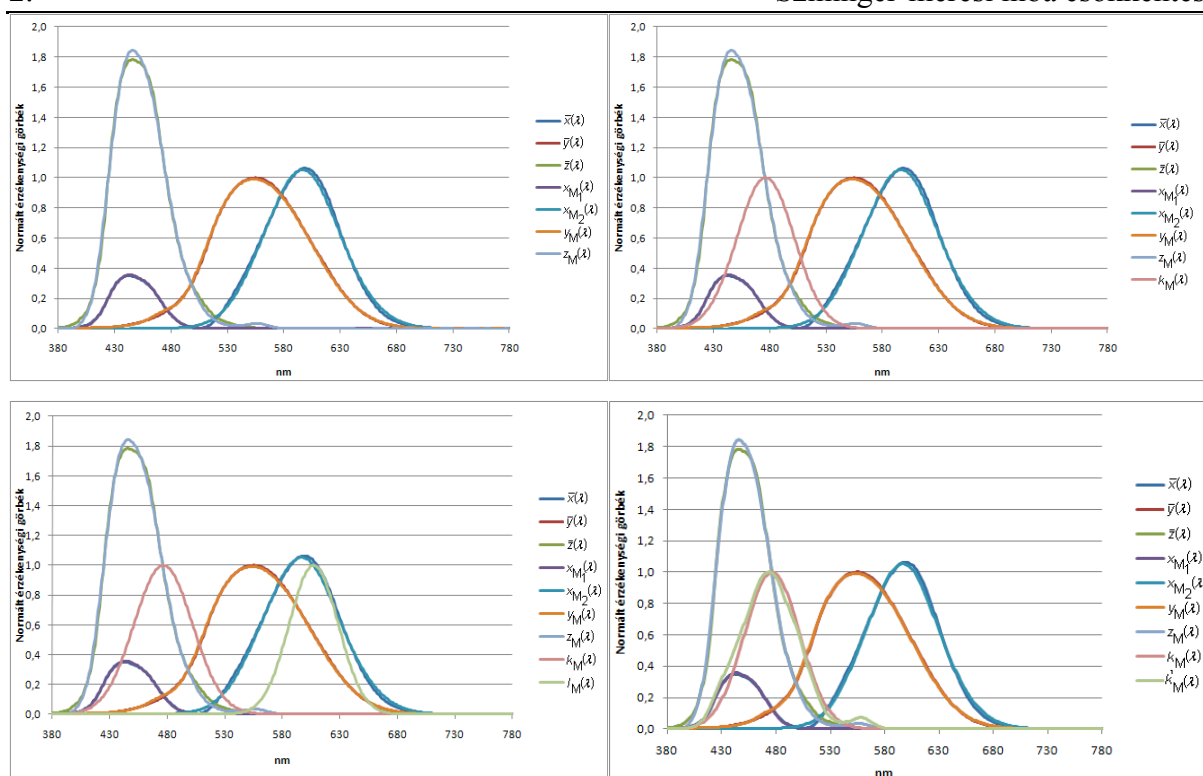
A tanuló adatbázis meghatározása után a módszer használhatóságát egy – az optimalizálásba be nem vont 8db LED-et tartalmazó – ún. teszt fényforrás csoporton teszteltem. A teszt adatbázis 1-1db meleg fehér, hideg fehér, kék, türkiz, zöld, sárga, narancs és vörös LED-et tartalmazott (lásd: 22. ábra).



22. ábra: Teszt fényforrások relatív spektrális teljesítmény-eloszlása.

Az eredményeimet elméleti függvényekkel és gyakorlatban megvalósított transzmissziós függvényekkel is teszteltem.

A következő ábrán láthatjuk a 4 szűrős berendezés csatorna-érzékenységi görbéit, melyhez 1, illetve 2 elméleti szűrő-transzmissziót határoztam meg, majd egy üvegszűrővel megvalósított 5 szűrős berendezés csatornaérzékenységeit láthatjuk.



23. ábra: Tristimulusos színínges-mérő észlelőcsatornáinak érzékenységi görbéi.

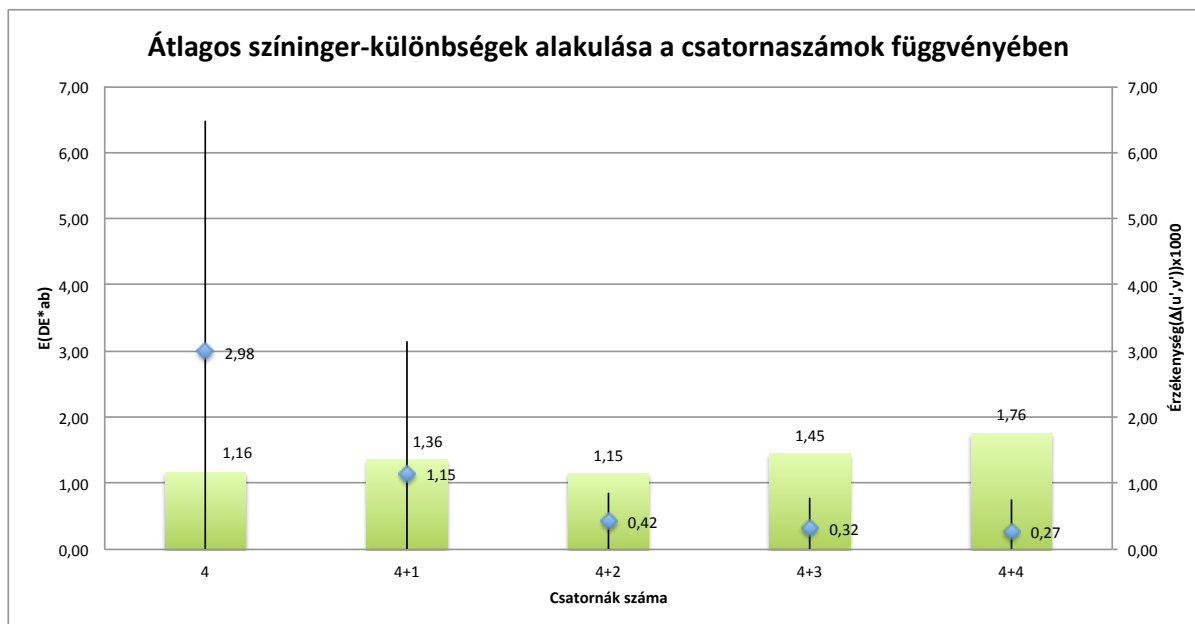
A 3. táblázatban láthatjuk, hogy a 4-6 csatorna esetén milyen átlagos színínges-különbségeket kapunk a különböző típusú fényforrásokra.

Ha a CIE A fényforrásra kalibráljuk a műszert, akkor az átlagos színi hiba  $4,87 \Delta E_{ab}^*$ . A legkisebb színínges-különbség Planck sugárzók mérése során adódik. Elfogadható a mérési hiba hideg és meleg fehér LED-ek esetén is, hiszen ezek az értékek valamennyi esetben kisebbek, mint  $2 \Delta E_{ab}^*$ . Színes LED-ek mérése során a mérési hiba nagyon nagy. Pl. a türkiz LED-eknél a színínges-különbség több, mint  $10 \Delta E_{ab}^*$ . Ha mátrix-transzformációval valamennyi fényforrásra vonatkozóan meghatározzuk az optimális mátrixot, akkor az átlagos színínges-különbség  $2,98 \Delta E_{ab}^*$ . A legnagyobb színínges-különbség sárga LED-ek mérésénél jelentkezik:  $8,01 \Delta E_{ab}^*$ , de a Planck sugárzók mérésénél a mérési hiba megnövekszik.

4+1 szűrő alkalmazása esetén, ahol a +1 elméleti szűrő transzmissziója a kék tartományban található, átlagosan is csökken a színínges-különbség értéke  $1,15 \Delta E_{ab}^*$ -ra. Viszont a viszonylag nagy színínges-különbség a vörös LED-ek mérése során megmarad. Ráadásul az érzékenység is megnövekszik.

4+2 szűrő esetén – ahol az egyik szűrő a kék, a másik szűrő a vörös tartományban található – mind az átlagos, mind pedig az egyes fényforráscsoportokban lévő fényforrásokra vonatkozó átlagos színínges-különbségi értékek lecsökkentek, egyetlen esetben sem haladták

meg az  $1 \Delta E_{ab}^*$  színíngér-különbséget. További szűrők alkalmazása esetén az alábbi ábra mutatja az átlagos színíngér-különbségeket, a színíngérkülönbségek szórását.



**24. ábra: Átlagos színíngér-különbségek és érzékenységek alakulása az észlelőcsatornák növekedésének függvényében. (A kék pontok és a mellé írt számok jelölik az átlagos színíngér-különbséget, a vonalak a színíngér-különbségek szórását, az oszlopok pedig az érzékenységeket és az oszlopok fölé írt számok  $\Delta(u',v')$  színességi különbségek 1000-szeresét jelölik.)**

Az emberi szem átlagosan  $1 \Delta E_{ab}^*$  színíngér-különbséget érzékel. 6 szűrő esetén minden fényforrás-csoportra az átlagos színíngér különbség  $1 \Delta E_{ab}^*$  alatt van (lásd alábbi táblázat). Bár hatnál több szűrő alkalmazásával a szisztematikus hiba kis mértékben tovább csökkenthető, az optimális megoldás érzékenysége viszont növekszik. Arra a következtetésre jutottam, hogy az adott mintaadatbázist figyelembe véve hatnál több csatornát alkalmazó tristimulusos berendezést nem érdemes alkalmazni, hiszen bár az átlagos színíngér-különbség tetszőleges mértékben tovább csökkenthető további észlelőcsatornák meghatározásával, a berendezésünk a zajra érzékenyebb lesz (kismértékű, 1%-os csatornajelváltozás esetén az átlagos színességi különbségek hatnál több csatorna esetén megnövekednek). Más mintaadatbázisra ez a számítás hasonlóképpen elvégezhető, így az észlelő csatornák megfelelő számossága meghatározható.

5 valós szűrő transzmissziójával számolva azt tapasztalhatjuk, hogy – a sárga-narancssárga színű LED-eket tartalmazó tartományt kivéve – hasonló színíngér-különbségi értékeket kapunk, mint a függvényapproximációval meghatározott 4+1 észlelőcsatorna esetén. Ebben a tartományban való eltérés valószínű oka az, hogy nem sikerült a megvalósítás során egy lokális maximummal rendelkező szűrőtranszmissziót létrehozni, így a nagyobb eltérések

570-600 nm-es tartományban jelentkeztek az elméleti szűrőtranszmisszióval és megvalósított szűrőtranszmisszióval számított színíngér-különbség értékek között.

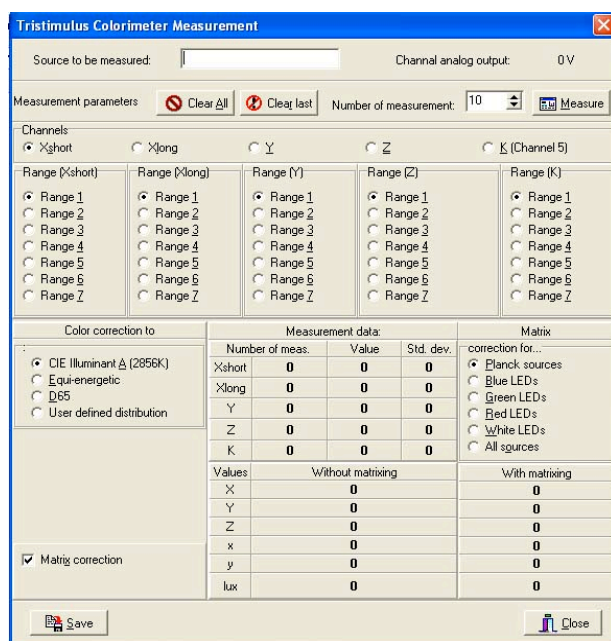
3. táblázat: Átlagos színíngér-különbségek, illetve  $\Delta(u',v')$  színességi különbségek különböző tristimulusos berendezések esetén

CIE A-ra kalibrálva			Optimális mátrix-transzformációt alkalmazva								
	Átlagos (szín)különbségek	4 szűrő		4 szűrő		4+1 szűrő		5 szűrő		4+2 szűrő	
		$\Delta E_{ab}^*$	$\Delta(u',v') \times 10^3$	$\Delta E_{ab}^*$	$\Delta(u',v') \times 10^3$	$\Delta E_{ab}^*$	$\Delta(u',v') \times 10^3$	$\Delta E_{ab}^*$	$\Delta(u',v') \times 10^3$	$\Delta E_{ab}^*$	$\Delta(u',v') \times 10^3$
Össz.	(Szín)különbség	4,87	3,33	2,98	2,56	1,15	1,92	1,73	2,00	0,42	0,41
	Érzékenység	0,80	1,15	0,84	1,16	1,18	1,36	1,28	1,48	0,95	1,15
Planck	(Szín)különbség	0,36	0,49	1,05	1,54	0,45	0,65	0,63	0,93	0,12	0,17
	Érzékenység	0,80	1,23	0,81	1,24	0,83	1,32	1,00	1,37	0,69	1,10
SLIED	(Szín)különbség	5,71	3,86	3,36	2,77	1,29	2,17	1,95	2,22	0,48	0,45
	Érzékenység	0,80	1,14	0,84	1,15	1,24	1,37	1,33	1,50	1,00	1,16
CW	(Szín)különbség	1,52	1,66	0,42	0,48	0,62	0,67	0,70	0,79	0,62	0,68
	Érzékenység	0,84	0,87	0,87	0,91	1,05	1,22	1,28	1,36	0,90	1,08
WW	(Szín)különbség	1,28	1,73	0,36	0,41	0,71	0,94	0,63	0,76	0,68	0,87
	Érzékenység	0,79	1,14	0,80	1,16	0,83	1,25	1,00	1,30	0,69	1,05
B	(Szín)különbség	7,95	5,00	2,24	2,50	0,85	0,59	0,86	0,71	0,96	0,67
	Érzékenység	1,16	0,59	1,35	0,63	3,05	1,25	3,14	1,93	2,34	1,20
C	(Szín)különbség	13,89	6,78	3,10	2,18	0,42	0,26	1,12	1,30	0,52	0,33
	Érzékenység	0,57	0,20	0,65	0,23	1,65	0,70	1,69	0,70	1,40	0,60
G	(Szín)különbség	7,30	2,58	6,64	2,48	0,57	0,55	1,41	0,51	0,41	0,31
	Érzékenység	0,53	0,37	0,54	0,38	0,59	0,44	0,70	0,44	0,49	0,36
Y	(Szín)különbség	11,02	0,90	8,01	1,42	1,12	1,59	2,82	1,51	0,23	0,25
	Érzékenység	0,71	1,25	0,71	1,25	0,68	1,24	0,77	1,24	0,55	1,00
O	(Szín)különbség	1,62	1,27	2,09	1,58	0,72	1,31	4,34	1,44	0,16	0,22
	Érzékenység	0,76	1,66	0,76	1,66	0,75	1,66	0,78	1,65	0,62	1,36
R	(Szín)különbség	3,88	8,29	3,80	7,93	4,00	8,68	4,13	8,36	0,13	0,25
	Érzékenység	0,89	2,80	0,88	2,76	0,91	2,86	0,90	2,82	0,73	2,30

Hat szűrő alkalmazása esetén az átlagos színíngér-különbség  $1 \Delta E_{ab}^*$  alá csökken. A maximum érték sem lépi túl az  $1 \Delta E_{ab}^*$ . A szisztematikus mérési hiba 1/10-re csökkenthető.

A továbbiakban 4 és 5 szűrő esetén a valós szűrőtranszmissziókkal számoltam. Először megvizsgáltam, hogy egyedi mátrixokat alkalmazva milyen színíngér-különbség értékeket kapunk 4, illetve 5 szűrő esetén a tanuló adatbázisban szereplő LED-ekre vonatkoztatva, majd ezután összevettem a tanuló adatbázisban nem szereplő LED-ekre kapott színíngér-különbség-értékeket a különböző módszerek használata esetén.

CIE A-ra történt kalibrálás esetén a legnagyobb színíngér-különbség értékeket a türkiz LED-ekre kapjuk. Vizsgáljuk meg 4, illetve 5 szűrős esetben, hogy egyedi mátrixot alkalmazva a türkiz LED-ekre hogyan csökkenthető a színi hiba, illetve ez a hiba a többi fényforrást tekintve hogyan növekszik. Az eredményeket a 4. táblázat tartalmazza. Jól látható, hogy a türkiz LED-ekre vonatkozó színíngér-különbség-értékek jelentősen csökkentek, viszont a többi fényforrásra vonatkozó színíngér-különbség-értékek (főleg 4 szűrő alkalmazása esetén) nagymértékben növekedtek. Egyedi mátrixokat akkor célszerű használni, ha vagy apriori információnk van arról, hogy milyen típusú LED-et szeretnénk mérni (pl. türkiz LED-ek mérése esetén a türkiz LED-ekre meghatározott optimális mátrix-transzformációt alkalmazzuk), vagy színes LED-ek mérése esetén egy adaptív algoritmussal meghatározzuk a mért  $x,y$  koordinátákból, hogy mely mátrix-transzformációt kell alkalmaznunk a színíngér-különbségek csökkentése érdekében. Az alábbi ábra a módszer alapján elkészült szoftver képernyőképét mutatja.



25. ábra: Tristimulusos színíngér-mérő berendezés szoftveres kezelőfelülete.

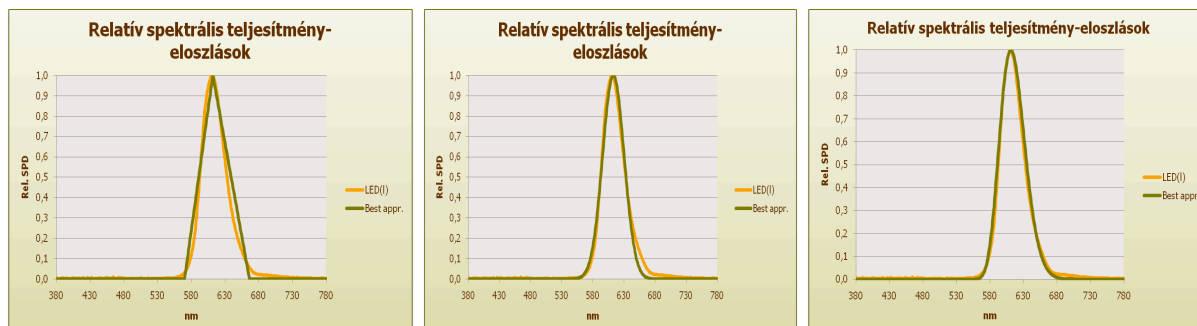
4. táblázat: Optimális egyedi mátrix-transzformáció meghatározása türkiz LED-ekre

Optimális mátrix-transzformáció alkalmazása türkiz LED-ekre		4 szűrő esetén				5 szűrő esetén			
		$\Delta E_{ab}^*$		$\Delta(u',v') \times 10^3$		$\Delta E_{ab}^*$		$\Delta(u',v') \times 10^3$	
		Átlag	Szórás	Átlag	Szórás	Átlag	Szórás	Átlag	Szórás
Qszz.	(Szín)különbségek	27,87	20,1	32,00	28,62	8,71	8,3	10,75	10,54
	Érzékenység	0,88	0,25	1,39	0,99	1,06	0,56	1,40	0,79
Planck	(Szín)különbségek	27,38	2,22	38,86	4,92	9,1	0,75	12,69	1,91
	Érzékenység	0,86	0	1,49	0,14	0,85	0,01	1,39	0,10
SLiED	(Szín)különbségek	28,1	21,88	31,01	31,01	8,67	9,04	10,48	11,44
	Érzékenység	0,89	0,27	1,38	1,08	1,1	0,6	1,40	0,86
CW	(Szín)különbségek	19,28	0,65	21,89	1,12	6,6	0,77	6,87	0,85
	Érzékenység	0,9	0,02	1,05	0,04	1,01	0,04	1,21	0,03
WW	(Szín)különbségek	24,8	0,42	33,66	0,96	7,91	0,29	10,24	0,30
	Érzékenység	0,85	0,01	1,38	0,03	0,84	0,02	1,31	0,02
B	(Szín)különbségek	17,35	20,54	6,77	5,50	12,3	17,69	4,52	4,07
	Érzékenység	1,33	0,34	0,70	0,22	2,31	0,48	1,20	0,11
C	(Szín)különbségek	0,25	0,33	0,15	0,16	0,04	0,04	0,03	0,04
	Érzékenység	0,67	0,05	0,23	0,02	1,32	0,34	0,56	0,16
G	(Szín)különbségek	11,77	15,39	5,43	7,63	3,16	6,03	1,49	2,89
	Érzékenység	0,6	0,04	0,45	0,25	0,61	0,04	0,45	0,19
Y	(Szín)különbségek	49,21	0,22	39,59	5,48	13,59	2,34	13,63	1,54
	Érzékenység	0,76	0,02	1,51	0,19	0,73	0,02	1,32	0,17
O	(Szín)különbségek	48,26	3,36	52,00	4,08	9,69	0,59	16,28	0,32
	Érzékenység	0,82	0,03	2,01	0,25	0,78	0,04	1,77	0,22
R	(Szín)különbségek	57,83	5,06	86,16	17,52	14,46	5,82	28,95	13,41
	Érzékenység	0,96	0,03	3,40	0,33	0,91	0,03	3,00	0,30

Színes LED-ek mérése során a 2.1.1.1.3 alfejezetben bemutatott adaptív mátrix-transzformáció jó módszer lehet a színíngér-különbségek drasztikus csökkentésére.

A meghatározott (pl. CIE A-ra optimalizált, vagy egyedi mátrix-transzformáció alkalmazása során kapott) csatornajelekből olyan függvényt keresünk, melyre a számított XYZ érték megegyezik a LED mért XYZ értékeivel. Itt a szabad paraméterek a LED-et jellemző függvények paraméterei lesznek. Ha feltételezzük, hogy a LED spektrális teljesítmény-eloszlása háromszög-eloszlást követ, akkor szimmetrikus háromszög-eloszlás esetén 2 paramétert (a maximum pontot és a sáv szélességet), aszimmetrikus esetben 3 paramétert (maximum pont, sáv szélesség, ferdeség) keresünk. Ha feltételezzük, hogy a LED-spektrális teljesítmény-eloszlása Gauss-függvénnyel jellemezhető, akkor 2 paraméterrel (maximum pont, sáv szélesség), míg  $\beta$ -eloszlás esetén 4 paraméterrel (maximumpont,

sávszélesség, ferdeség, az eloszlás rendje) jellemezhető az elméleti spektrális teljesítmény-eloszlás függvény. Az alábbi ábrán az egyes paraméterbecslésekből adódó illesztések eredményeit láthatjuk háromszög, normális és  $\beta$ -eloszlás sűrűségfüggvények alkalmazása esetén egy valódi 605,4 nm domináns hullámhosszú LED-hez hasonlítva.



**26. ábra: 605,4 nm-es domináns hullámhosszal rendelkező LED spektrális teljesítmény-eloszlása adaptív mátrix-transzformációs módszerrel**

A következő táblázat 4 csatorna alkalmazása esetén mutatja be a tesztadatbázis színes LED-jeire vonatkozó  $\Delta(u', v')$ -értékeket. A táblázatból látható, hogy a legjobb értékeket a  $\beta$ -eloszlás sűrűségfüggvényének alkalmazása esetén kapjuk. Egyedi, illetve adaptív mátrix-transzformációt alkalmazva az átlagos színíngér-különbség  $1 \Delta E_{ab}^*$  alá csökkenthető hagyományos 4 szűrőt tartalmazó tristimulusos színíngér-mérő esetén is.  $u', v'$  értékekben pedig a különbségek csak a 4. tizedesjegyben jelentkeznek. Érdekes eredménynek tűnhet az alábbi táblázat olvasása közben, hogy az aszimmetrikus háromszög-eloszlás jobb eredményt szolgáltatott, mint a Gauss görbe, ennek oka, hogy az aszimmetrikus háromszög-eloszlás esetén kezelni tudjuk a LED spektrális teljesítményeloszlásának esetleges aszimmetriáját. Ugyanez igaz a  $\beta$ -eloszlás használata esetén, hiszen a  $\beta$ -eloszlás is lehet aszimmetrikus. Mivel az optimalizálás során a vizsgált LED spektrális teljesítményeloszlás esetleges aszimmetriájának kezelése nagyon fontos lehet az optimalizálás szempontjából, ezért célszerűbb a LED-ek spektrális teljesítmény-eloszlását olyan függvénnyel becsülni, amely lehet aszimmetrikus is. Hasonló okok miatt kapunk jobb eredményt adaptív mátrix-transzformáció alkalmazásakor háromszög, illetve  $\beta$ -eloszlásra, mintha a meglévő mintaadatbázisból választjuk ki a mért  $\Delta x, \Delta y$  értékek alapján a megfelelő domináns hullámhosszal rendelkező LED spektrális teljesítmény-eloszlását, majd a mátrix-transzformációt erre a mintaspektrumra optimalizáljuk. Előfordulhat ugyanis, hogy azonos domináns hullámhossz esetén más a LED spektrális teljesítményeloszlása. Az adaptív mátrix-transzformációs módszer azonban a mérendő LED spektrális teljesítményeloszlásának

aszimmetriájára érzékeny. Háromszög eloszlás alkalmazásánál jobb eredményeket kapunk  $\beta$ -eloszlás használata során. Ennek oka, hogy a  $\beta$ -eloszlással jobban közelíthető a vizsgált LED spektrális teljesítmény-eloszlása.

5. táblázat: Színes teszt LED-ek mérése különböző módszerek alapján (4 szűrő alkalmazása esetén)

4 szűrő alkalmazásával								
LED-ek\Optimalizáció		CIE A-ra kalibrálva	Összes fényforrásra	Összes LED-re	Egyedi mátrix transzf.	Adaptív mátrix transzf.		
						Gauss	Háromszög	$\beta$
<b>B</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>1,17</b>	<b>5,35</b>	<b>5,90</b>	<b>0,74</b>	<b>0,39</b>	<b>0,56</b>	<b>0,50</b>
	Érzékenység	0,85	0,88	0,88	0,87	0,73	0,87	0,92
<b>C</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>6,83</b>	<b>1,82</b>	<b>2,07</b>	<b>0,13</b>	<b>0,99</b>	<b>0,28</b>	<b>0,12</b>
	Érzékenység	0,86	0,24	0,24	0,23	0,23	0,23	0,23
<b>G</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>2,10</b>	<b>2,49</b>	<b>2,28</b>	<b>0,45</b>	<b>1,37</b>	<b>1,55</b>	<b>1,13</b>
	Érzékenység	0,27	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28
<b>Y</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>0,42</b>	<b>1,36</b>	<b>1,95</b>	<b>0,14</b>	<b>0,45</b>	<b>0,01</b>	<b>0,02</b>
	Érzékenység	1,41	1,41	1,42	1,41	1,42	1,41	1,41
<b>O</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>0,52</b>	<b>1,73</b>	<b>2,50</b>	<b>0,82</b>	<b>0,50</b>	<b>0,50</b>	<b>0,34</b>
	Érzékenység	1,53	1,53	1,55	1,54	1,54	1,54	1,54
<b>R</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>7,70</b>	<b>7,95</b>	<b>4,86</b>	<b>2,53</b>	<b>1,00</b>	<b>0,04</b>	<b>0,24</b>
	Érzékenység	2,57	2,53	2,58	1,99	1,92	1,92	1,95
ÁTLAG( $\Delta(u',v') \times 10^3$ )		5,72	3,12	3,45	0,80	0,60	0,27	0,23
SZÓRÁS( $\Delta(u',v') \times 10^3$ )		4,34	3,27	2,64	0,89	0,32	0,23	0,17
Átlagos érzékenység		0,85	1,25	1,15	1,06	1,02	1,04	1,06
Érzékenységek szórása		0,41	0,79	0,87	0,89	0,71	0,70	0,70

Bár 5, illetve további észlelőcsatorna bevonása esetén a színínges-különbségek az adaptív módszerekkel tovább csökkenthetők, a jel/zaj értékek növekedése miatt ezt a javulást sok esetben már nem érzékeljük, hiszen pl.  $\beta$ -eloszlás sűrűségfüggvényét használva a LED-ek relatív spektrális teljesítmény-eloszlásának a közelítéséhez az átlagos színínges-különbség 0,23-ról 0,06-ra csökkent, ezzel szemben az érzékenység 1,06-ról 1,45-ra nőtt. Ezek az érzékenységi növekmények az  $u', v'$  értékekben is jelentkeznek.

6. táblázat: Színes teszt LED-ek mérési eredményei különböző módszerek alapján (5 szűrő alkalmazása esetén)

5 szűrő alkalmazásával								
LED-ek\Optimalizáció	CIE A-ra kalibrálva	Összes fényforrásra	Összes LED-re	Egyedi mátrix-transzf.	Adaptív mátrix-transzf.			
					Gauss	Háromszög	$\beta$	
<b>B</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>1,17</b>	<b>1,93</b>	<b>1,64</b>	<b>0,05</b>	<b>0,25</b>	<b>0,25</b>	<b>0,04</b>
	Érzékenység	0,85	1,85	1,13	2,48	0,86	0,86	2,51
<b>C</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>6,83</b>	<b>2,20</b>	<b>1,57</b>	<b>0,06</b>	<b>0,53</b>	<b>0,08</b>	<b>0,03</b>
	Érzékenység	0,20	0,85	0,85	0,67	0,87	0,67	0,67
<b>G</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>2,10</b>	<b>0,15</b>	<b>0,10</b>	<b>0,20</b>	<b>0,13</b>	<b>0,08</b>	<b>0,03</b>
	Érzékenység	0,27	0,34	0,34	0,42	0,42	0,42	0,42
<b>Y</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>0,42</b>	<b>1,13</b>	<b>1,96</b>	<b>0,01</b>	<b>0,19</b>	<b>0,09</b>	<b>0,01</b>
	Érzékenység	0,42	1,41	1,41	1,49	1,38	1,49	1,49
<b>O</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>0,52</b>	<b>1,33</b>	<b>2,19</b>	<b>0,16</b>	<b>0,26</b>	<b>0,38</b>	<b>0,11</b>
	Érzékenység	0,52	1,53	1,53	1,63	1,62	1,63	1,63
<b>R</b>	$\Delta(u',v') \times 10^3$	<b>3,76</b>	<b>3,83</b>	<b>3,39</b>	<b>1,20</b>	<b>0,97</b>	<b>0,22</b>	<b>0,07</b>
	Érzékenység	3,76	0,88	0,87	0,66	1,97	1,97	1,96
ÁTLAG( $\Delta(u',v') \times 10^3$ )		<b>3,12</b>	<b>2,39</b>	<b>2,35</b>	<b>0,50</b>	<b>0,39</b>	<b>0,18</b>	<b>0,05</b>
SZÓRÁS( $\Delta(u',v') \times 10^3$ )		<b>3,27</b>	<b>2,65</b>	<b>2,23</b>	<b>0,98</b>	<b>0,32</b>	<b>0,12</b>	<b>0,04</b>
Átlagos érzékenység		1,66	1,42	1,31	1,45	1,19	1,17	1,45
Érzékenységek szórása		2,97	0,78	0,75	0,78	0,39	0,18	0,05

Keskenysávú fényforrások esetén optimális mátrix-transzformáció alkalmazásával csökkenteni lehet a színi hibát. További észlelőcsatornák bevonásával az átlagos színíngér-különbség a mért és a valós színekoordináták között tovább csökkenthető, igaz minden további észlelőcsatorna bevonása esetén a színihiba-csökkenés is csökkenő mértékű.

Drasztikusan lehet viszont a színíngér-különbségeket csökkenteni akár 4 színszűrős tristimulusos színíngér-mérőknél is a fényforrásokra külön meghatározott egyedi mátrix-transzformációk segítségével, illetve színes LED-ek esetén adaptív mátrix-transzformáció alkalmazásával. Az utóbbi esetben a szisztematikus (adaptív, egyedi) mátrix-korrekcióval a színi hiba (itt színességi különbségek a mért és a valós színekoordináták között) drasztikusan, akár 1/20-ra csökkenthető.

Eredményeimmel a T1-T3 tézisémet igazoltam a gyakorlatban is. A következő alfejezetben számítógépes bemeneti eszközök kalibrációjával foglalkozom. Itt a feladat sokkal nehezebb, hiszen itt az észlelőcsatornák érzékenységét általában nem tudjuk mérésekkel közvetlenül meghatározni, csak közvetve tudjuk közelíteni. A karakterizáció után a feladat hasonló az előzőhöz: egy optimális mátrix-transzformációt kell találni, amely az eszköz RGB színteréből egy eszközfüggetlen CIE XYZ térbe képez.

## 2.2 Szkennerek és digitális kamerák modellezésén alapuló, a detektor érzékenységet meghatározó módszerek osztályozása

Ebben a fejezetben olyan eszközök érzékenységét vizsgáltam, amelyek ugyan nagyon távol állnak a tristimulusos színíngér-mérők mérési pontosságától, mégis a számítástechnikában nagyon fontos szerepet játszanak. Igaz, általában nem színíngér-mérésre használjuk őket, hanem arra, hogy fényképezzünk, vagy egy fényképet szkenneljünk, olvassunk be velük. Itt is fontos lehet az, hogy a digitalizált kép színészlelete lehetőség szerint minél jobban hasonlítson az eredeti képhez. Ehhez megfelelően jellemeznünk kell ezeket az eszközöket. Ahogyan azt a következő alfejezetekben látni fogjuk, ezen eszközök érzékenysége általában nem jellemezhető egyszerű függvényekkel, hanem más módszereket kell alkalmaznunk. Nem, vagy csak nagyon nehezen tudjuk kimérni az eszközök érzékenységi görbéit, ezért más utat kell járnunk a detektorérzékenységek meghatározásához.

Az irodalmi áttekintésben bemutattam a legfontosabb karakterizációs eljárásokat. Ahhoz, hogy a különböző módszerek becslésének jóságát meg tudjuk ítélni, meg kell vizsgálnunk, hogy mennyire jól becsülik a detektor érzékenységét. Ehhez készítettem egy egyszerű szkennert modellt. Ezután meg kell határozni a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását, valamint a reflexiós minták spektrumát. Szimuláltam egy-egy detektor-érzékenységet a különböző csatornákra, ezek segítségével már becsülhető egy szimulált válaszárték. Ezt összehasonlítva a tényleges értékekkel, az eltérés nagyságából vonhatók le következtetések. Digitális kamerákra hasonló vizsgálatot végzett Zhang és Xu [84]. Ők azonban csak a reprodukálóképességet vizsgálták. Nem vizsgálták, hogy az egyes módszerek mennyire tudják rekonstruálni az érzékenységi görbét. Pedig a spektrális karakterizáció esetén nem elegendő a reprodukáló képesség feltérképezése. A megfelelő karakterizációs módszer kiválasztásához a spektrális érzékenységek minél jobb rekonstrukciója is választási szempont kell, hogy legyen. A továbbiakban a következő egyszerűsített szkennert-modelt alkalmazzuk:

$$r_{i,j,k} = \int_{\Lambda} S_k(\lambda) \beta_j(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda \approx \sum_{\lambda_l} S_k(\lambda_l) \beta_j(\lambda_l) s_i(\lambda_l) \Delta\lambda \quad (2-17)$$

ahol az  $l=1, \dots, n$  a (hullámhossz) osztópontokat jelöli.  $r_{i,j,k}$  a  $j$ -edik minta (melynek reflexiós spektruma  $\beta_j(\lambda)$ )  $i$ -edik detektor érzékenységére ( $s_i(\lambda)$ ) adott válasza egy  $S_k(\lambda)$  megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását feltételezve.

Először az egyszerűség kedvéért feltételezünk egy olyan virtuális szkennert, amelynek érzékenységi görbéi  $s_1(\lambda)$ ,  $s_2(\lambda)$ ,  $s_3(\lambda)$  a CIE  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$  és  $\bar{z}(\lambda)$  színíngér-megfeleltető függvények 1-re normált alakjai. A megvilágító fényforrások legyenek különböző  $S_1(\lambda), S_2(\lambda), \dots, S_l(\lambda): \Lambda \rightarrow [0,1]$  függvények, ahol a továbbiakban  $\Lambda := [380, 780]$ . Ha ismerjük a minták reflexiós spektrumait  $\beta_j(\lambda): \Lambda \rightarrow [0,1]$ ,  $j=1,2,\dots,m$ , akkor bármely fényforrás esetén meg tudjuk határozni a válaszokat. Legyenek ezek a válaszok az  $r_{i,j,k}$  értékek. Ha pontosan ismerjük a szkennert detektorérzékenységét, a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását, valamint a minta reflexióját, akkor 2-17 egyenlet szerint pontosan meg tudjuk határozni a kimeneteket. Az egyes karakterizációs módszereket aszerint tudjuk minősíteni, hogy mennyire képesek rekonstruálni az  $s_i(\lambda)$  detektorérzékenységeket a válaszok ( $r_{i,j,k}$ ), a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása ( $S_k(\lambda)$ ) és a reflexiók ( $\beta_j(\lambda)$ ) ismeretében. A karakterizációs módszerek által becsült  $\hat{s}_i(\lambda)$  érzékenységi görbéket kell összehasonlítani az eredeti  $s_i(\lambda)$  érzékenységi görbékkel, valamint a becsült érzékenységi görbéket a (2-17-es egyenletbe behelyettesítve) a

$$\hat{r}_{i,j,k} = \int_{\Lambda} S_k(\lambda) \beta_j(\lambda) \hat{s}_i(\lambda) d\lambda \approx \sum_{\lambda} S_k(\lambda) \beta_j(\lambda) \hat{s}_i(\lambda) \Delta\lambda \quad (2-18)$$

becsült  $\hat{r}_{i,j,k}$  válaszokat hasonlítjuk össze az elméleti  $r_{i,j,k}$  válaszokkal. A kérdés az, hogy milyen kritérium alapján lehet két görbét, illetve két választ összehasonlítani. Két görbének a hasonlóságát vagy a korrelációjuk kiszámításával, vagy az  $f_1'$  illeszkedési jóság kiszámításával tudjuk jellemezni. A válaszok összehasonlításánál célszerű kihasználni, hogy kimenetként általában színíngereket kapunk, így ha azokat egy egyenközű eszközfüggetlen szintérbe transzformáljuk, akkor a karakterizációs módszerek becslésének jóságáról pontosabb képet kaphatunk.

A detektor érzékenységének meghatározására az alábbi módszereket vizsgáltam: legkisebb négyzetek módszere, főkomponens módszer, genetikus algoritmusok, kvadratikus programozási feladatok, valamint módosított legkisebb négyzetek módszere és módosított főkomponens módszer.

A legkisebb négyzetek módszere a következő alapgondolaton alapszik. Vegyük a 2-17–2-18 egyenletek diszkrét változatát. Ekkor az  $i$ -edik detektorérzékenységet tekintve:

$$r_{i,j,k} = \sum_{\lambda} S_k(\lambda) \beta_j(\lambda) s_i(\lambda) \Delta\lambda = S_k(\lambda_1) \beta_j(\lambda_1) s_i(\lambda_1) + S_k(\lambda_2) \beta_j(\lambda_2) s_i(\lambda_2) + \dots + S_k(\lambda_n) \beta_j(\lambda_n) s_i(\lambda_n).$$

A  $j=1,2,\dots,m$  mintára felírva az egyenleteket a következő regressziós egyenleteket kapjuk.

$$\begin{aligned}
r_{i,1,k} &= S_k(\lambda_1)\beta_1(\lambda_1)s_i(\lambda_1) + S_k(\lambda_2)\beta_1(\lambda_2)s_i(\lambda_2) + \dots + S_k(\lambda_n)\beta_1(\lambda_n)s_i(\lambda_n) \\
r_{i,2,k} &= S_k(\lambda_1)\beta_2(\lambda_1)s_i(\lambda_1) + S_k(\lambda_2)\beta_2(\lambda_2)s_i(\lambda_2) + \dots + S_k(\lambda_n)\beta_2(\lambda_n)s_i(\lambda_n) \\
&\vdots \\
r_{i,m,k} &= S_k(\lambda_1)\beta_m(\lambda_1)s_i(\lambda_1) + S_k(\lambda_2)\beta_m(\lambda_2)s_i(\lambda_2) + \dots + S_k(\lambda_n)\beta_m(\lambda_n)s_i(\lambda_n) \\
s_i(\lambda_j) &\geq 0
\end{aligned} \tag{2-19}$$

Vegyük észre, hogy itt csak az érzékenységi görbék értékei a keresett értékek, a többi paraméterre rendelkezünk megfigyelésekkel. Így átírhatjuk az egyenleteket regressziós egyenletekké.  $y_j := r_{i,j,k}$ ,  $y_j \in \mathbf{Y} := (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ ,  $x_{j,h} := S_k(\lambda_h)\beta_j(\lambda_h)$ ,  $x_{j,h} \in \mathbf{X}$ ,  $b_h := s_i(\lambda_h)$ ,  $\mathbf{B} := (b_1, b_2, \dots, b_m)^T$ ,  $i := 1, 2, 3$ . Tehát a megoldandó egyenlet:  $\mathbf{Y} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{B}$ . Ezt az egyenletet legkisebb négyzetek módszerével lehet legegyszerűbben megoldani. Bár bizonyítható, hogy a legkisebb négyzetek módszere a legjobb becslést adó módszer, sok esetben az átlagos RMS-hiba (szórás) nagy lehet, valamint a módszer által adott detektorérzékenységek erősen oszcillálnak. Ez a hibája az első fejezetben bemutatott főkomponens módszernek is. Éppen ezért szükség van az oszcilláció megszüntetésére. A főkomponens módszernél (PE) további beállítandó paraméter a főkomponensek száma.

Legyenek  $C_{j,k} = (r_{1,j,k}, r_{2,j,k}, r_{3,j,k})$ ,  $\hat{C}_{j,k} = (\hat{r}_{1,j,k}, \hat{r}_{2,j,k}, \hat{r}_{3,j,k})$  a válaszok által adott stimulusok.

Legyen:  $\Delta \bar{E}_{ab}^*(C_{\cdot,k}, \hat{C}_{\cdot,k}) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \Delta E_{ab}^*(C_{j,k}, \hat{C}_{j,k})$ , valamint

$$u_c(\Delta \bar{E}_{ab}^*(C_{\cdot,k}, \hat{C}_{\cdot,k})) = \sqrt{\frac{1}{n \cdot (n-1)} \sum_{j=1}^n (\Delta E_{ab}^*(C_{j,k}, \hat{C}_{j,k}) - \Delta \bar{E}_{ab}^*(C_{\cdot,k}, \hat{C}_{\cdot,k}))^2} \quad \text{ahol } n \text{ a szkennelt}$$

reflexiók száma.  $r_{i,j,k}$  a szkennert/digitális kamera válasza  $\beta_j(\lambda)$  spektrális reflexióval rendelkező színmintát szkennelve,  $S_k(\lambda)$  spektrális teljesítmény-eloszlással rendelkező megvilágítót és  $s_i(\lambda)$  spektrális detektorérzékenységet feltételezve (lásd: 2-17 egyenletet),  $\hat{r}_{i,j,k}$  a szkennert válasza a rekonstruált  $\hat{s}_i(\lambda)$  detektorérzékenységet felhasználva (lásd: 2-18 egyenletet).

Megfogalmazhatók a következő célfüggvények:

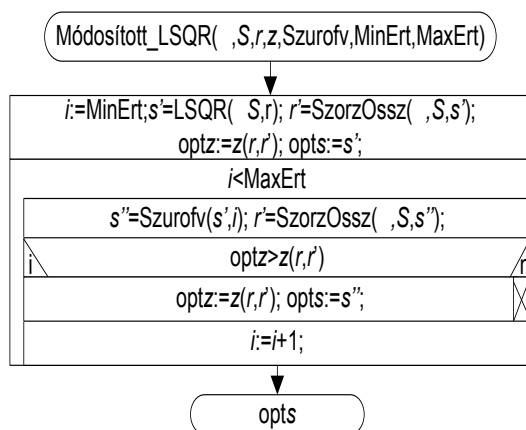
$$z_1 := \sum_{j=1}^m (r_{i,j,k} - \hat{r}_{i,j,k})^2 \rightarrow \min \tag{2-20}$$

$$z_2 := \Delta \bar{E}_{ab}^*(C_{\cdot,k}, \hat{C}_{\cdot,k}) \rightarrow \min \tag{2-21}$$

$$z_3 := \rho(s_i(\lambda), \hat{s}_i(\lambda)) \rightarrow \max \quad (2-22)$$

$$z_4 := f_1'(s_i(\lambda), \hat{s}_i(\lambda)) \rightarrow \min \quad (2-23)$$

Az első célfüggvény tulajdonképpen magától értetődik. A kimenet tényleges és becsült értékének négyzetes eltérése minimális legyen. Ennek minimalizálását végzi el a legkisebb négyzetek módszere. Azonban nem feltétlenül ez a legjobb megoldás, hiszen a színíngér-különbségek minimalizálása jobb vizuális eredményt adhat, amit viszont a legkisebb négyzetek módszere és a főkomponens módszer sem vesz figyelembe az optimalizáláskor<sup>xxi</sup>. Felmerülhet a talán filozófiainak tetsző kérdés, hogy a detektor érzékenységének meghatározása-e a cél, vagy olyan görbe meghatározása, amivel a legjobban adhatók vissza az elméleti válaszok. Ahogyan ezt a tristimulusos színíngér-mérők mérési pontosságának javításánál láthattuk, korántsem egyszerű probléma e kérdés megválaszolása, hiszen lehet, hogy ha a detektor görbéjének minél pontosabb meghatározását tűzzük ki célul, akkor az átlagos színíngér-különbségek nagyok lesznek, viszont ha a színíngér-különbségeket szeretnénk minimalizálni, akkor a detektorérzékenységi görbék oszcillálhatnak. Megoldható-e ez a probléma? Először vizsgáljuk meg, hogy a különböző célfüggvények esetén milyen becsült érzékenységi görbéket kapunk. Mekkora a becsült és a modellezett kimeneti értékek eltérése a különböző módszerek esetén. Az optimalizálást végezzük addig, ameddig a 2-20 – 2-21-es célfüggvények szerint a legjobb értéket nem kapjuk. A következő stuktogram e módszer menetét mutatja be.



A módosított LSQR módszernél bemenetként kapjuk a mintákat, ahol a mintaadatbázis  $S$ , a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását  $S$ , a modell által meghatározott kimeneti  $r$ -értékeket. Az alkalmazott célfüggvényt, valamint az LSQR-módszer után alkalmazott szűrőfüggvényt. A szűrőhöz tartozó minimális és maximális érték a MinErt és a MaxErt. A Szurofv lehet (R)LO(W)ESS, illetve mozgóátlag.

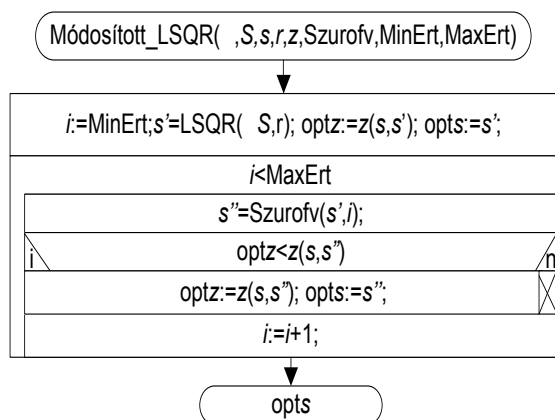
1. lépés (előkészítő szakasz): legkisebb négyzetek módszere, a kapott, becsült detektorérzékenység  $s'$
2. lépés (iterációs szakasz): Adott szűrőparaméterrel kiszámítani a detektor becsült értékét  $s''$ . Ha ez az érték jobb, mint az eddig megtaláltak, akkor ezt az értéket el kell tárolni.
3. lépés (befejező szakasz): az adott célfüggvényre nézve legjobb érték megadása.

27. ábra: Módosított LSQR függvény stuktogramja  $z_1, z_2$  célfüggvény esetén.

$z_1$  célfüggvény egy jó becsülését az LSQR függvény adja.  $z_2, z_3, z_4$  célfüggvény esetén a különböző szűrési paraméterekre jobb értékeket kaphatunk.  $z_3, z_4$  esetén, ahol a detektor

<sup>xxi</sup> Lásd előző fejezet megállapításait.

érzékenysége becslésének jóságát vizsgáljuk, feltételezzük, hogy ismerjük az elméleti  $s_i(\lambda)$  érzékenységi görbéket. Ennek megfelelően az optimalizáló program is némiképp módosul:



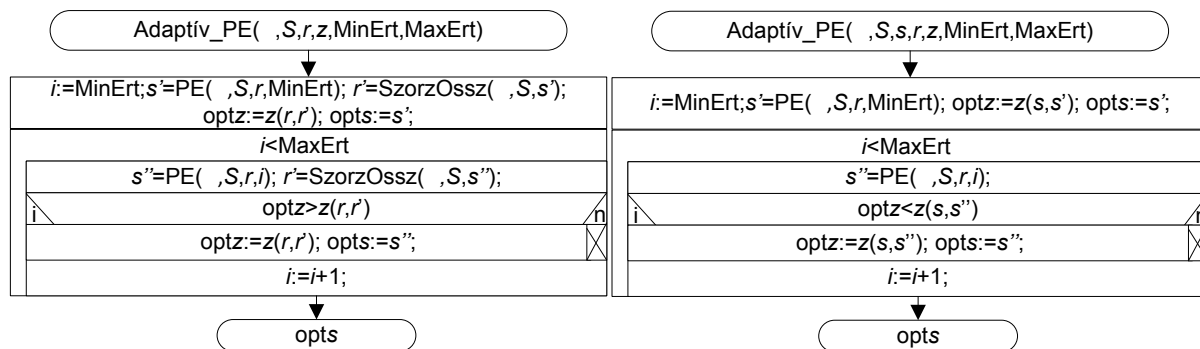
A módosított LSQR módszernél bemenetként kapjuk a mintákat, ahol a mintaadatbázis  $S$ , a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását  $S$ , a modell által meghatározott érzékenységet  $s$  és a kimeneti  $r$ -értékeket. Az alkalmazott célfüggvényt, valamint az LSQR-módszer után alkalmazott szűrőfüggvényt. Ezen kívül pedig a szűrőhöz tartozó minimális és maximális érték a MinErt és a MaxErt. A Szurofv lehet (R)LO(W)ESS, illetve mozgóátlag.

1. lépés (előkészítő szakasz): legkisebb négyzetek módszere, a kapott, becsült detektorérzékenység  $s'$
2. lépés (iterációs szakasz): Adott szűrőparaméterrel kiszámítani a detektor becsült értékét  $s''$ . Ha ez az érték jobb, mint az eddig megtaláltak, akkor ezt az értéket el kell tárolni.
3. lépés (befejező szakasz): az adott célfüggvényre nézve legjobb érték megadása.

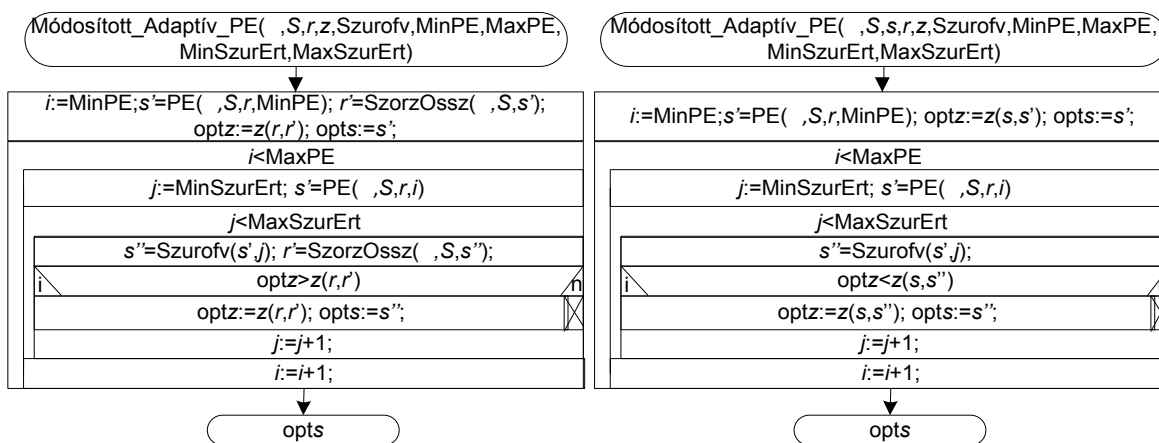
28. ábra: Módosított LSQR függvény stuktogramja  $z_3, z_4$  célfüggvény esetén

Bár a 2-19-es egyenletben szereplő detektorérzékenységeket legegyszerűbben a legkisebb négyzetek módszerével becsülhetjük, felvetődhet a kérdés, hogy hány egyenletre (vagyis mennyi színminta szkennelésére) van szükség, illetve, hogy ezeknek a színmintáknak a reflexiós spektrumai mennyire függetlenek egymástól. Mivel általában viszonylag kevés (6-10) pigmentből keverik ki a reflexiós spektrumokat a 2-19 egyenletek sztochasztikusan összefügghetnek. Ezt a jelenséget (sztochasztikus) multikollinearitásnak nevezzük. Részletesebben később foglalkozunk vele, azonban ahogyan ezt az irodalmi áttekintésben a karakterizációs módszerek áttekintésénél már bemutattam, kevesebb, de lineárisan független egyenlettel jobb eredményeket kaphatunk, ha nem az eredeti egyenletrendszer, hanem ennek egy kevesebb, de független egyenletből álló transzformációját alkalmazzuk. Ezen az alapgondolaton alapul a főkomponens módszer. Ennek programváza látható az alábbi (28-29) ábrákon.<sup>xxii</sup>

<sup>xxii</sup> Meg kell jegyezni, hogy a korábban bemutatott szakirodalmak nem adtak magyarázatot arra, hogy miért ad bizonyos színminták esetén jobb eredményt a főkomponens módszer. Ennek részletes tárgyalását a kiválasztási módszerek ismertetésénél tárgyalom.



29. ábra: Adaptív PE függvény stuktogramja



30. ábra: Adaptív módosított PE függvény stuktogramja

Azon kívül, hogy  $z_3$ ,  $z_4$  célfüggvénynél maximalizálunk (az illesztés jóságát, illetve a becslés és a modell korrelációját), van egy fontosabb különbség is. Az előző módszernél nem használtuk ki, hogy rendelkezünk apriori információval a detektor érzékenységéről. Így  $z_1$ ,  $z_2$  célfüggvény nem csak a módszerek osztályozására, hanem valós szkennerek detektorérzékenységének meghatározásakor is alkalmazható lesz, hiszen nem kell rendelkezni a szkennerek tényleges detektorérzékenységével.

Természetesen  $z_3$  és  $z_4$  célfüggvény is érdekes lehet abban az esetben, ha pl. valamilyen közvetlen módszerrel (pl. monokromátor, vagy interferenciás szűrők segítségével) meghatározzuk nagy pontossággal a detektorérzékenységeket, majd összehasonlítjuk valamilyen közvetett (reflexiók minták szkennelésén/fényképezésén alapuló) módszerrel és megvizsgáljuk, hogy különböző paraméterek, szűrési eljárások esetén mennyire közelíthető ez az elméleti görbe. Mivel elsőként egy  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$ ,  $\bar{z}(\lambda)$  érzékenységű virtuális szkennert, majd később egy valós (monokromátor segítségével meghatározott) kameraérzékenységet tekintettem, a továbbiakban az is érdekes volt számomra, mennyire jól kapjuk vissza a különböző módszerek segítségével az elméleti érzékenységeket.

Bár az illesztés jóságára az  $f_1'$  általánosan elfogadott mérőszám, fontos hiányossága miatt mégis a korreláció nagyságát ( $z_3$ ) vizsgáltam elsősorban. (Az  $f_1'$  mutató kiszámítása során ugyanis a négyzetes hiba helyett abszolút hibával számolunk.)

A legkisebb négyzetekhez hasonlóan a főkomponens módszerhez is készíthető olyan függvény, mely a paramétereket optimálisan beállítja. Itt változóként tekinthetjük a főkomponensek számát, melynek minimális értéke 1, maximális értéke pedig a megvilágító teljesítmény-eloszlásával ( $S$ ) pontonként szorzott reflexiós mintaadatbázis ( $B$ ) mátrixának ( $BS$ ) rangja. A módosított főkomponens módszerben pedig további beállítandó paraméter a szűrési algoritmus paramétere. Az előző ábrához hasonló algoritmus adható mindkét esetben.

A továbbiakban felvázolom, hogy mely megvilágítókra milyen mintaadatbázist alkalmaztam.

### **2.2.1 Módszerek modellezésen alapuló értékelése különböző megvilágítók és színes reflexiós minták esetében**

A kiértékelés során számos megvilágító és reflexiós minta esetén teszteltem a módszerek hatékonyságát

A megvilágítók a következők voltak ( $S$ ):

- Standard megvilágítók: CIE D50, CIE D65, CIE A
- Nem standard megvilágítók: CIE C, CIE D55, CIE D75, F1-F13, F3.1-F3.15, HP1-HP5
- Szkenner megvilágítók: HP 3300C, HP 5470C, AGFA STUDIOSCAN II, DEXXA FLATBED SCANNER 4800 (LED-es szkenner)

A legjobb értékeket a nappali eloszlásokhoz közeli értékek, illetve a CIE A és CIE C fényforrások adták. A legrosszabbat a gázkisülő lámpák. Sajnálatos, hogy a szkennerekben is ilyen fényforrásokat alkalmaznak, és már a modellezés során is látható volt, hogy ezekben az esetekben sokkal rosszabb eredményt kapunk.

A reflexiós mintaadatbázisban ( $B$ ) a következő mintákkal dolgoztam.

- Színes reflexiós minták, ahol az alapszínek (türkiz, bíbor, sárga, fekete) kitöltési tényezői 0%,10%,...,100%-osak voltak.
- 24 mintás Macbeth Colour Checker Chart [85],
- Munsell-minták [86] [87],
- NCS-minták. [87] [88] (A Munsell és NCS-minták alkalmazhatóságát spektrális karakterizációban Oili Kohonen és szerzőtársai vizsgálták [89].)

A vizsgált detektorérzékenységek a következők voltak ( $s$ ):

- Ideális virtuális szkennerek/kamera, melynek érzékenységi görbéi a szabványos CIE  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$ ,  $\bar{z}(\lambda)$  színíngér-megfeleltető függvények.
- Szimulált  $r, g, b$  érzékenységi görbék.
- Valós, közvetlen módszerrel kimért szkennerek- és kameraérzékenységi görbék.

Alkalmazott módszerek:

- Alap módszerek
  - Legkisebb négyzetek módszere (LSQR)
  - Főkomponens módszer (PE)
  - Robusztus statisztikai módszerek (RSTAT)
  - Kvadratikus optimalizálás (LSQLIN, QUADPROG)
  - Neurális hálók alkalmazása (ANN)
  - Egyéb módszerek (POCS, alapfüggvények (sin, cos) lineáris kombinációja)
- Módosító/szűrő módszerek
  - Szűrő algoritmusok
    - LOWESS algoritmus. Simító eljárás, amelynél – a mozgó átlagoláshoz hasonlóan – a szűrt értékeket meghatározott intervallumbeli (mozgó ablak) szomszédos értékek határozzák meg. A pontok között lineáris interpolációt alkalmaz. (Locally weighted scatter plot smooth using least squares linear polynomial fitting)
    - LOESS algoritmus. Simító eljárás, amelynél – a mozgó átlagoláshoz hasonlóan – a szűrt értékeket meghatározott intervallumbeli (mozgó ablak) szomszédos értékek határozzák meg. A pontok között másodfokú interpolációt alkalmaz. (Locally weighted scatter plot smooth using least squares quadratic polynomial fitting)

- Módosított LOWESS algoritmus, amely a kiugró értékeket kisebb súllyal veszi figyelembe. (LOWESS smoothing that is resistant to outliers) (RLOWESS)
- Módosított LOESS algoritmus, amely a kiugró értékeket kisebb súllyal veszi figyelembe. (LOESS smoothing that is resistant to outliers) (RLOESS)
- Savitzky-Golay szűrő (Savitzky-Golay filter) (SGOLAY)
- Mozgóátlag szűrő (Moving average filter) (MOVING)
- Genetikus algoritmusok (GENALG)

Több mint hat alap és számos kiegészítő algoritmust vizsgáltam a probléma megoldására. Elsőként tekinthetjük a legkisebb négyzetek módszerét (LSQR), melyet az előző fejezetben már ismertettem. Számos publikációban alkalmazták, melyeket bemutattam az első fejezetben. Bemutattam, hogy felírható egy lineáris regressziós egyenlet, melynél a becsült érzékenységi görbe lehető legjobb becslését kapjuk. És mi erre a gyakorlati tapasztalat? Egy meglehetősen oszcilláló rosszul becsült görbe. Felmerül a kérdés, miért?

Ez azért van (és ezt egyetlen, a szakirodalmi áttekintésben bemutatott publikációban sem vették figyelembe), mert a vizsgált minták esetében nem biztos, hogy a lineáris regresszió feltételrendszere teljesül. Ugyanis a lineáris regresszió esetén a legkisebb négyzetek módszerének alkalmazása során csak akkor kaphatunk jó eredményt, ha az alkalmazott regressziós modell feltételei teljesülnek: a hiba 0 várható értékű, állandó  $\sigma$  szórású  $n$ -dimenziós normális eloszlást követ, vagyis nincs heteroszkedaszticitás. Továbbá nincs autokorreláció. Feltétel továbbá, hogy a magyarázó változók (itt a minta reflexiók színeképek és a megvilágítók spektrális teljesímenyének szorzata) függetlenek legyenek egymástól, vagyis nincs multikollinearitás<sup>xxiii</sup>.

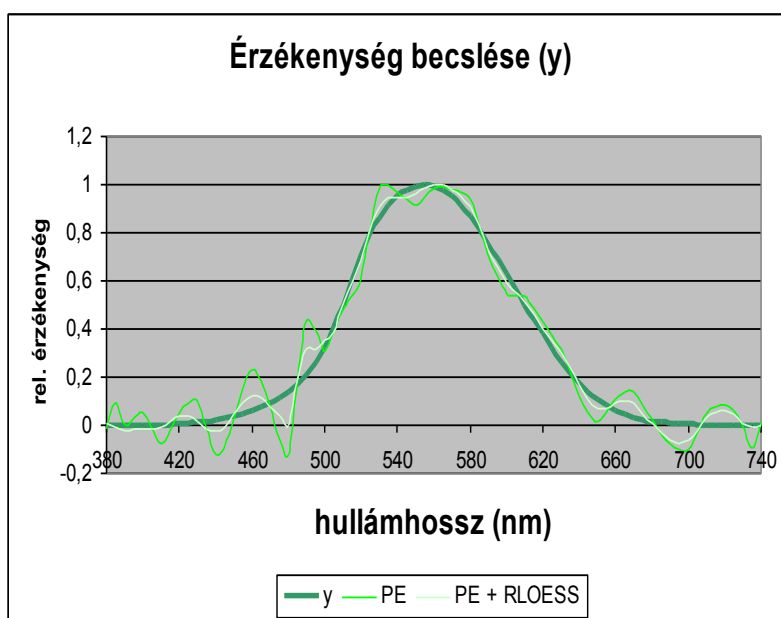
Lássuk sorra, mit is jelentenek ezek a feltételek. Először tekintsük az előző fejezetben már bemutatott egyenletet.  $\mathbf{Y}=\mathbf{X}\cdot\mathbf{B}$ , ahol  $\mathbf{Y}$  a szkennert/digitális kamera válasza,  $\mathbf{X}$  a fényforrás és reflexiók minták színeképek pontonkénti szorzata,  $\mathbf{B}$  pedig a spektrális detektor érzékenysége. Ha tekintjük ezt a lineáris modellt, akkor kapunk egy  $\mathbf{Y}'=\mathbf{X}\cdot\mathbf{B}' + \mathbf{U}$  alakú becslést, ahol  $\mathbf{U}$  a hiba, egy oszlopvektor lesz. Ha nem vétettünk szisztematikus hibát, akkor a hiba várható értéke 0 lesz. Ez gyakorlatilag teljesül.

---

<sup>xxiii</sup> A lineáris modell alapfelvetéseit részletesen lásd a függelékben.

A heteroszkedaszticitás több teszttel is tesztelhető. Ilyenek pl. a Breusch-Pagan teszt [90], Glejser teszt [91], Goldfeld-Quandt teszt [92] stb. (részletesen lásd: függelék). A gyakorlatban alkalmazott mintáknál a heteroszkedaszticitás, vagyis az, hogy a hiba szórása nem állandó, sokszor teljesült. Különösen akkor igaz ez, ha a minta szóródási mutatói nagyon különböznek, pl. szinte minden esetben kimutatható, ha telített színes minták mellett neutrális vagy telítetlen mintát szkennelünk, és ezeket a mintákat is bevonjuk a detektorérzékenység kiszámításának modellegyenletei közé.

Milyen következményei vannak, ha a heteroszkedaszticitás jelensége fennáll? 1. **B'** torzítatlan, de nem hatásos (megtaláljuk a várható értékét, de az érték körül nagy lesz a szórás, oszcilláció). 2. A hiba varianciájának becslése torzított: (F- és t-teszt nem használható), vagyis nem tudjuk előre megbecsülni a becslés hibáját. (Erre tökéletes példa a 31. ábra. Az oszcilláció hatását szűrő eljárásokkal lehet mérsékelni.)



31. ábra: Érzékenységek becslése főkomponens módszerrel, illetve szűrővel kiegészített főkomponens módszerrel.

Legalább ennyire súlyos probléma az autokorreláció jelensége. Itt arról van szó, hogy a hibák nem függetlenek. (Ez azért fordulhat elő, mert a reflexiós mintákat legtöbbször néhány (4-8) pigmensből állítják elő, tehát a hibák sem lesznek függetlenek egymástól). Multikollinearitás esetén  $x_{i,j}$ -k sem függetlenek. (Tipikus példa erre, amikor egyes minták csak telítettségben térnek el egymástól). Mindegyik jelenség statisztikailag kimutatható tesztekkel. (Lásd részletesebben a függelék 5.3.1 fejezetét.) Hatásuk csökkenthető, ha egyrészt az oszcillációt csökkentjük különböző szűrő algoritmusokkal, valamint átírjuk az

egyenleteket olyan egyenletekké, ahol ez a jelenség csökkent mértékben érvényesül. Az egyenletek átírása azért nehézkes, mert mindhárom jelenség egyszerre lép fel. Ha az egyiket ki is iktatjuk, a többi még mindig problémát okoz. Bár tagadhatatlan, hogy a legsúlyosabb problémát a szűrőeljárások kiiktatják, hiszen a heteroszkedaszticitásból eredő oszcillációt mérséklük, és az autokorreláció hatásait is csökkentik, ezek azonban csak „tüneti kezelések”. Mégis, mint láthatjuk, csökkenthető velük a hibák varianciája (31. ábra).

Másik statisztikai „trükk”, amit a főkomponens módszer alkalmaz, hogy gyakorlatilag kevesebb egyenlettel írja le a fenti modellt. Ennek ára, hogy  $\mathbf{B}'$  torzított, igaz, varianciája kisebb.

Mi akkor az igazi megoldás? Olyan mintákat kell kiválasztani, ahol a heteroszkedaszticitás és az autokorreláció jelensége nem lép fel. Ezt pedig az általam javasolt statisztikai osztályozás alapján működő módszer segítségével érhetjük el, ahol csökkentjük az autokorreláció, heteroszkedaszticitás és a multikollinearitás hatását. Ebből következően a becslésünk is pontosabb lesz (kevésbé lesz torzított). Ezt a módszert azonban csak később, a 2.3.2.1-es fejezetben mutatom be.

Az eddigiekben két alaplódszert tekintettünk: a legkisebb négyzetek módszerét és a főkomponens módszert. Megvizsgáltam, hogy az első esetben a detektor érzékenységének becslése torzítatlan, de nem hatásos (tehát ugyan eltaláljuk a detektor érzékenységének várható görbét, de ezen érték körül a függvény oszcillálni fog). Ebből azonnal adódik, hogy valamilyen szűrő algoritmust kell alkalmazni, ami ezen hibát minimalizálja. A másik esetben, a főkomponens módszernél pedig torzított értéket kapunk, de a variancia kisebb. Itt adaptív módszerrel ki kell számítani a főkomponensek optimális számát, majd a heteroszkedaszticitás, autokorreláció és multikollinearitás miatt az értékeket szintén szűrni kell. Ahhoz, hogy mind a becslés hibáját, mind pedig a becslés varianciáját minimalizálni tudjuk, új  $z_2'$  célfüggvényt kell keresnünk. Legyen:

$$z_2' := \Delta \bar{E}_{ab}^* (C_{\cdot,k}, \hat{C}_{\cdot,k}) + \kappa \cdot u_c (\Delta \bar{E}_{ab}^* (C_{\cdot,k}, \hat{C}_{\cdot,k})) \rightarrow \min, \quad (2-24)$$

ahol  $\kappa := 2$  vagy  $3$  ún. kiterjesztési tényező.

Vegyük észre, hogy itt tulajdonképpen a színínger-különbségek várható értékének és kiterjesztett bizonytalanságának összegét minimalizáljuk. A továbbiakban részletesen ezekkel a módszerekkel foglalkozom. A vizsgálat során azonban más módszerekkel is próbálkoztam, melyek sajnos nem hozták a várt eredményt, így tárgyalásuk csak a mellékletbe szorult. Itt csak azokat az okokat szeretném bemutatni, melyek az egyes módszerek alkalmazhatóságát

jelentősen megnehezítik. Elsőként tekintsük a robusztus statisztikai módszereket. Ezek a módszerek sok reflexiós mintát tartalmazó adatbázisok esetén lennének alkalmazhatók. A becslés kevésbé érzékeny a kiugró értékekre, viszont alkalmazása csak akkor lehetséges, ha  $n \gg m$ , vagyis jóval több mintát használunk ( $n$ ), mint amennyi mintavételezési helyünk ( $m$ ) van. Ez még biztosítható is lenne, viszont van egy óriási hátránya. A heteroszkedaszticitás nem teljesülésére nagyon érzékeny. Sajnos éppen ezért ez a probléma meg is hiúsította a módszer használatát. Hiszen ha megoldjuk, hogy a kiválasztott mintasor esetén a heteroszkedaszticitás ne lépjen fel, már nem kapunk annyi mintát, hogy a módszert alkalmazni lehessen.

Ugyancsak a minták és a mintavétel számosságára vezethető vissza a kvadratikus programozási feladat alkalmazásának nehézsége is. Alapesetben csak az  $n=m$  esetén alkalmazható a módszer. Ennek speciális változatában, ahol pl. a detektor érzékenységének nemnegativitását is feltételezzük ((LINNONNEG)  $n$  és  $m$  értéke különbözhet), alkalmazható a módszer, a kapott hibák azonban sokkal nagyobbak, mint a többi módszer esetében.

A többi módszer gyakorlati alkalmazása is ugyanúgy megbukhat a minták helytelen kiválasztásán. Itt nem arról van szó, hogy rossz, esetleg helytelen megoldást kapunk, vagy hogy a szórás nagy, hanem arról, hogy a módszert nem lehet alkalmazni. Ilyen pl. a POCS, a konvex halmazokra bontás módszere is. Ha lineáris regressziós egyenletrendszernél autokorreláció van a hibatagok között, illetve a multikollinearitás jelensége lép fel  $x_{ij}$ -k között, akkor nem tudjuk meghatározni a konvex, diszjunkt halmazokat. Neurális hálók és kiegészítő módszerek alkalmazása is nehézkes akkor, ha nagy a multikollinearitás. Ekkor az a jelenség lép fel, hogy a módszer egy-egy esetlegesen megtalált lokális minimumhelyből nem tud kilépni. Mind a genetikus algoritmusokat, mind pedig a neurális hálókat lehet egy kezdeti értékből indítani. Ez a genetikus algoritmusnál a kezdeti populáció. A neurális hálónál megfelelő rejtett rétegszám alkalmazása esetén javítható a tanulási metódus. Mégis egyik módszer sem garantálja, hogy adott időn belül talál legalább egy optimum közeli megoldást. Ezen kívül ezek az algoritmusok a statisztikai módszerekhez képest, amelyek legalább adnak valamilyen megoldást, jelentős mértékben lassabbak. Ráadásul az előzőekben tárgyalt tulajdonságaik miatt nem igazán képesek a statisztikai módszerek által generált megoldások javítására sem.

A karakterizációs módszerek értékelésekor elmondhatjuk, hogy alaplómódszerek sok (legalább 100) reflexiós minta szkennelése esetén a legkisebb négyzetek módszere és a főkomponens módszer alkalmazható. A becslés hatásosságát megfelelő szűrőeljárásokkal

lehet javítani, de ezek is csak „tüneti” kezelések. Igazi megoldást a minták szisztematikus, statisztikai alapokon nyugvó kiválasztása jelentheti.

### 2.3 Síkágas szkennerek és digitális kamerák karakterizációja

Az előző alfejezetben modelleztem egy virtuális szkennert, amelynek érzékenységi görbéi szabványos színíngermegfeleltető függvények, illetve nagy pontossággal kimért szkennerek, illetve digitális kamerák érzékenységi görbéi voltak. Ebben az alfejezetben az előző alfejezet tapasztalatait felhasználva több valós szkennerek érzékenységi görbéit határozom meg, és a módszereket eképpen szeretném osztályozni.

Legyen  $r_{i,j}$  a szkennerek/digitális kamera tényleges válasza, ahol  $i:=1,2,3$  a különböző csatornákat (pl.  $r$ ,  $g$ ,  $b$  csatornákat jelöli),  $j:=1,2,\dots,n$  a  $j$ -edik mintaelemet jelöli. Ezt az értéket úgy kapjuk meg, hogy egy mintát (többször egymástól függetlenül) beszkennelünk, majd ennek a DAC-értékek várható értéke (átlaga) lesz  $r_{i,j}$ , szórása pedig  $u_c(r_{i,j})$ .  $S(\lambda)$ -val jelöljük a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását. (4 szkennert vizsgáltam: HP 3300C, HP 5470C, AGFA STUDIOSCAN II és DEXXA FLATBED SCANNER 4800. Ezen szkennerek megvilágítói spektrális teljesítményeloszlásának meghatározását a melléklet tartalmazza). Jelöljük  $\beta_j(\lambda)$ -val a  $j$ -edik minta reflexiós spektrumát. (Ezt a spektrumot egy Ocean Optics spektrométerrel mértem le). Mintaadatbázisnak az előző, 2.2.1 alfejezetben bemutatott reflexiókat tekintetem. Legyen az  $i$ -edik csatorna érzékenységi görbéje  $s_i(\lambda)$ . Ekkor felírható az előző, 2.2.1 alfejezetben tárgyalt 2-17 egyenletben bemutatott modellhez hasonló egyenletrendszer:

$$r_{i,j} = \sum_{\lambda=1}^m S(\lambda)\beta_j(\lambda)s_i(\lambda)\Delta\lambda = S(\lambda_1)\beta_j(\lambda_1)s_i(\lambda_1) + S(\lambda_2)\beta_j(\lambda_2)s_i(\lambda_2) + \dots + S(\lambda_m)\beta_j(\lambda_m)s_i(\lambda_m)$$

Ekkor  $j:=1,2,\dots,n$  mintára felírva az egyenleteket a következő – az előző alfejezetben bemutatott regressziós egyenletekhez nagyon hasonló – egyenleteket kapjuk.

$$\begin{aligned} r_{i,1} &= S(\lambda_1)\beta_1(\lambda_1)s_i(\lambda_1) + S(\lambda_2)\beta_1(\lambda_2)s_i(\lambda_2) + \dots + S(\lambda_m)\beta_1(\lambda_m)s_i(\lambda_m) \\ r_{i,2} &= S(\lambda_1)\beta_2(\lambda_1)s_i(\lambda_1) + S(\lambda_2)\beta_2(\lambda_2)s_i(\lambda_2) + \dots + S(\lambda_m)\beta_2(\lambda_m)s_i(\lambda_m) \\ &\vdots \\ r_{i,n} &= S(\lambda_1)\beta_n(\lambda_1)s_i(\lambda_1) + S(\lambda_2)\beta_n(\lambda_2)s_i(\lambda_2) + \dots + S(\lambda_m)\beta_n(\lambda_m)s_i(\lambda_m) \end{aligned} \quad (2-25)$$

Hasonlóan az előző fejezetben tárgyaltakhoz, a fenti egyenletrendszer is mátrixos formára írható.  $y_j := r_{i,j}$ ,  $y_j \in \mathbf{Y}$ ,  $x_{j,h} := S(\lambda_h)\beta_j(\lambda_h)$ ,  $x_{j,h} \in \mathbf{X}$ ,  $b_h := s_i(\lambda_h)$ ,  $\mathbf{B} := (b_1, b_2, \dots, b_m)^T$ ,

$i:=1,2,3$ ;  $h:=1,2,\dots,m$ . Tehát a megoldandó egyenlet itt is:  $\mathbf{Y}=\mathbf{X}\cdot\mathbf{B}$ . Viszont  $s_i(\lambda)$  detektorérzékenységeket nem ismerjük, így tekintjük őket ismeretlennek. Legkisebb négyzetek módszere segítségével a detektorérzékenységekre kaphatunk  $b'_h := \hat{s}_h(\lambda_i)$   $\mathbf{B}' := (b'_1, b'_2, \dots, b'_m)^T$  érzékenységeket. Ekkor kapunk egy  $\mathbf{Y}' = \mathbf{X} \cdot \mathbf{B}'$  becsült kimeneti értéket is, melyre igaz, hogy  $y'_j := \hat{r}_{i,j}$ ,  $y'_j \in \mathbf{Y}'$ . Ekkor viszont az előző fejezetben bemutatott  $z_1, z_2, z_2'$  célfüggvények is alkalmazhatók ( $z_3$  és  $z_4$  sajnos nem, hiszen ezekhez ismernünk kellene a detektorérzékenységek valódi értékeit).  $z_1$ -hez hasonlóan definiálhatunk egy olyan  $z_1'$  célfüggvényt is, mely a kimenetek eltéréseinek maximumát minimalizálja. Ekkor az alkalmazott célfüggvények a következők lehetnek:

$$z_1 := \sum_{j=1}^n (r_{i,j} - \hat{r}_{i,j})^2 \rightarrow \min \quad (2-26)$$

$$z_1' := \max((r_{i,j} - \hat{r}_{i,j})^2) \rightarrow \min \quad (2-27)$$

$$z_2 := \Delta \bar{E}_{ab}^*(C, \hat{C}) \rightarrow \min \quad (2-28)$$

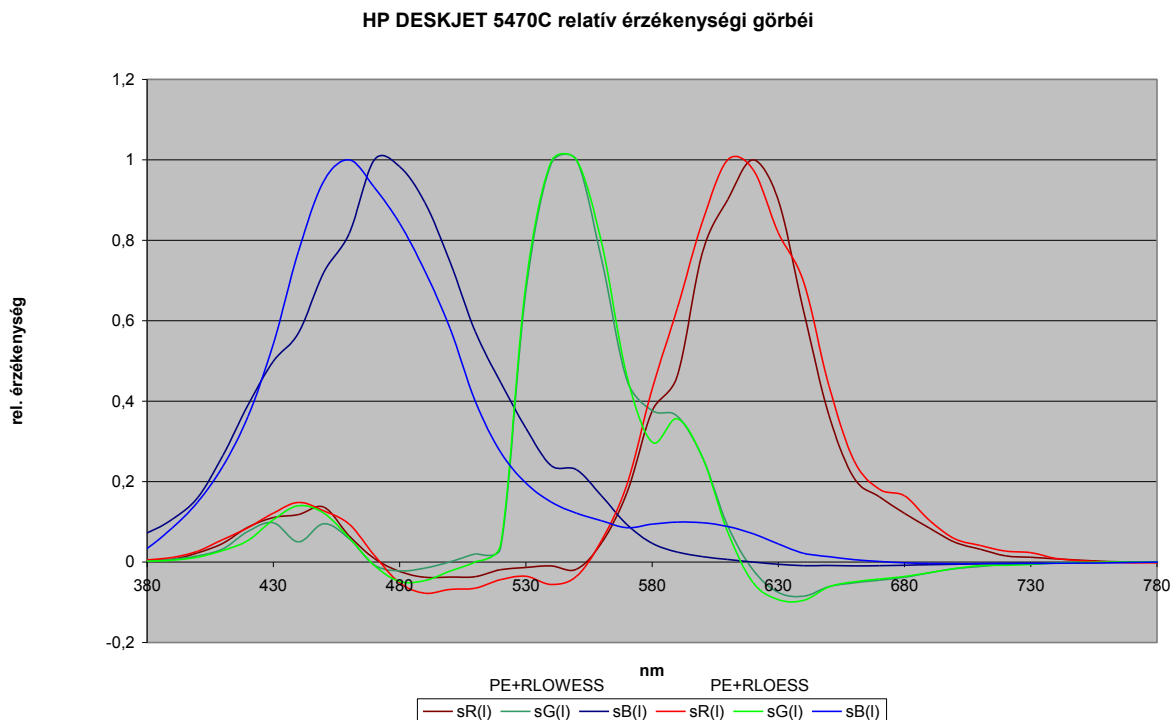
$$z_2' := \Delta \bar{E}_{ab}^*(C, \hat{C}) + \kappa \cdot u_c(\Delta \bar{E}_{ab}^*(C, \hat{C})) \rightarrow \min, \text{ ahol } \kappa := 2, 3 \quad (2-29)$$

Tekintsük most az előző fejezetben is bemutatott legkisebb négyzetek módszerét, valamint a főkomponens módszert, s ezek módosított változatait.

A kísérletek alapján elmondható, hogy szűrőfeltételek közül az RLOWESS, illetve az RLOESS szűrő bizonyult a legjobbnak<sup>xxiv</sup>. A főkomponens módszer módosításainak eredményeképpen olyan eredményeket kaptunk, melyekkel 10 nm-es lépésközzel 3-4  $\Delta \bar{E}_{ab}^*$  értéket értünk el  $C_j$  és  $\hat{C}_j$  között.

---

<sup>xxiv</sup> A CD melléklet XLSs alkönyvtárában lévő RGB és XYZ alkönyvtárban található a módszerek összehasonlításával kapcsolatos szimulációkat.



**32. ábra: HP DESKJET 5470C relatív érzékenységi görbéi, színminták: Color Checker Chart 24 (PE+RLOWESS-re az átlagos színínges-különbség=4,25; átlagos eltérés R-re, 3; G-re 4; B-re 7.) (PE+RLOESS-re az átlagos színínges-különbség: 4,31; átlagos eltérés R-re, 4; G-re 4; B-re 7.)**

Az alapmódszerekkel nagyon zajos érzékenységi görbéket kaptunk, melyeket megpróbáltam különböző módszerekkel megszűrni úgy, hogy lehetőség szerint az átlagos színínges-különbség ne növekedjen, mégis megfelelően sima görbéket kapjunk.

A 32. ábra mutatja, hogy az egyes szűrő módszerek némileg más érzékenységi görbét eredményeznek, mégis az átlagos színínges-különbségek, illetve a DAC-eltérések majdnem azonosak. Ha ennyire különböző érzékenységi görbéket kapunk a különböző módszereknél, akkor el kell azon gondolkodni, hogy esetleg más mintákat kell kiválasztani. A következő fejezetben két olyan eljárást mutatok be, melyekkel az optimális kiválasztás megvalósítható.

### 2.3.1 Reflexiós minták kiválasztása

Reflexiós minták kiválasztása nagyon fontos lehet akkor, ha egy szkener, vagy egy digitális kamera spektrális érzékenységét szeretnénk meghatározni. Nem csupán arról van szó, hogy valahogy redukáljuk a vizsgált minták számát, hanem arról is, hogy úgy válasszunk ki mintákat, hogy az előző alfejezetben tárgyalt, becslést nehezítő jelenségek ne fordulhassanak elő.

Tegyük fel, hogy van egy színes minták reflexiós spektrumait tartalmazó adatbázisunk (Munsell, NCS stb.). Ezekből kell tehát olyan mintákat kiválasztani a minták reflexiós spektrumai alapján, amelyekkel pontosabban lehet meghatározni a detektor érzékenységét. Mint ahogyan az irodalmi részben erről már szó esett, ennek a problémának a megoldása mind a színmetrikai, mind pedig a spektrális karakterizációnál fontos lehet.

Jogosan vetődik fel a kérdés, hogy miért annyira fontos ezzel foglalkozni. Az egyes színes minták reflexiós spektrumai nagyon különbözőek lehetnek. Korábbi publikációkban rendre megemlítik, hogy olyan mintákat kell kiválasztani, amelyek reflexiós spektrumaiban meredek szakaszok jelennek meg, és ezek a meredek szakaszok az egyes mintákban lehetőleg egyenközű távolságra legyenek egymástól. Tényleg ez a legjobb módszer? Vajon hogyan lehet leírni a problémát matematikai szempontból? Hogyan válogassunk ki több mintaadatbázisból elemeket úgy, hogy a minták statisztikai jellemzői különbözzenek?

A tárgyalandó módszereket két csoportra oszthatjuk annak megfelelően, hogy rendelkezünk-e apriori információval a detektor érzékenységét illetően vagy sem.

### 2.3.2 Apriori információk felhasználása nélkül működő módszerek

Elsőként tekintsük azt az esetet, amikor nem ismerünk semmilyen apriori információt a detektor érzékenységét illetően. Ekkor kétféleképpen járhatunk el. Az egyik lehetőség az, hogy statisztikai módszerek segítségével osztályozzuk a mintákat, a másik, hogy a korábbi publikációkban javasolt reflexiós spektrumok meredekségeit megkeresve, a meredekségek egyenközűségét próbáljuk megvalósítani.

Mindkét bemutatandó módszer módosított változata természetesen alkalmazható akkor is, ha apriori információval rendelkezünk. Most azonban tegyük fel, hogy ezekkel nem rendelkezünk.

A módszereket tekintve a következőt tehetjük fel: rendelkezünk a színes minták reflexiós spektrumaival (ezek legyenek  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n: \Lambda \rightarrow [0, 1]$ )

### 2.3.2.1 Statisztikai osztályozás alapján működő módszer

Az általam kifejlesztett statisztikai osztályozás alapján működő módszer (a továbbiakban legyen ez a módszer SCRS = Statistical Clustering of the Reflectant Samples)<sup>xxv</sup> a következő három lépésből áll.

1. Minták előszűrése.
2. Csoportok képzése (klaszteranalízis alapján, ahol a hasonlóság mértékének két minta korrelációját választjuk).
3. A csoportokból reprezentáns elem kiválasztása.

Most tekintsük a módszer lépéseit részletesen. Elsőként a minták előszűrését. Már a neurális hálózatok alkalmazása során [52] (szkennerek és digitális kamerák karakterizációjánál) is említésre került, hogy szét kell választani a mintahalmazt aszerint, hogy mely mintákat alkalmazunk a karakterizáció meghatározására, és mely mintákat a módszer tesztelésére. Ebben az esetben is gyakorlatilag erről van szó. Amelyik mintát nem választjuk ki, az automatikusan a tesztminták számosságát növeli. Az előszűrés során például olyan mintákat, melyek nem nyújtanak plusz információt a karakterizáció meghatározásához, célszerű a tesztminták közé sorolni. Tipikusan ezek a neutrális (szürke, kis krómával rendelkező) minták, melyek reflexiós értékei minden hullámhossz értéken közel azonosnak tekinthetők. Cheung és Westland is hasonló megállapításra jutott az „optimális” kiválasztási módszereinek tesztelésein. Ők azonban nem magyarázták ennek okát. Az ok pedig a heteroszkedaszticitás csökkenése.

Statisztikai szempontból itt valamilyen szóródási mutatót kell vizsgálnunk. Az egyik ilyen a terjedelem, mely a maximális és a minimális érték különbségét adja meg (a statisztikában  $R$ -rel (Range) jelölik).  $(\max(\beta_j(\lambda)) - \min(\beta_j(\lambda)) = R_j \in [0, 1], j=1, 2, \dots, n)$ . A másik lehetőség a reflexiós minta (spektrális) relatív szóródását tekinteni. Előnye a két módszernek, hogy mindkét esetben %-os értéket kapunk. Elő tudunk írni egy olyan feltételt, mely érték alatt a minta automatikusan a tesztmintákhoz és nem a karakterizációs mintákhoz kerül. (A módszert több különböző értékkel teszteltem. Az értékek automatikus meghatározására pedig módszert mutatok be a 2.3.3.1 alfejezetben). Láthattuk az előző alfejezetben, hogy spektrális

---

<sup>xxv</sup> A CD melléklet RGB és XYZ alkönyvtáraiban az eredményeken túl a programok MatLAB-ban írt forráskódjai is megtalálhatók.

karaktizáció esetén a probléma egy lineáris regressziós modellre vezethető vissza, ahol a detektor érzékenységét keressük. Ott az egyik, becslést nehezítő jelenség a heteroszkedaszticitás. Vagyis, hogy nagyon különböző szóródási mutatókkal rendelkező mintákat vizsgálunk. Ha az első lépésben kiszűrjük azokat a mintákat, melyek szóródása kicsi, így tulajdonképpen a heteroszkedaszticitást csökkentjük.

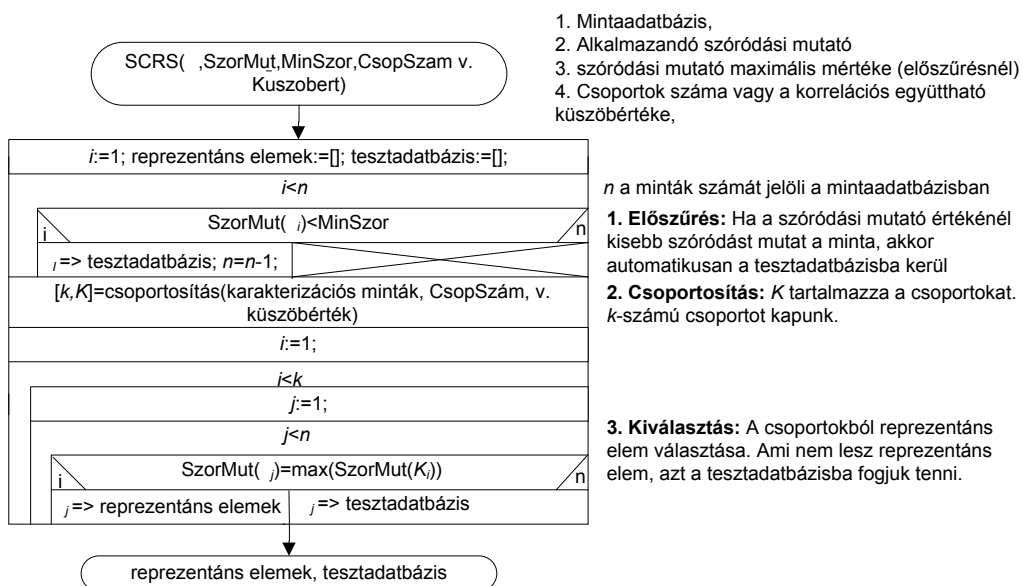
A második lépés az osztályozás. Az osztályozást a klaszteranalízis segítségével valósíthatjuk meg. Képezzük a reflexiós spektrumok korrelációs mátrixát, ahol  $\mathbf{R} \in [-1, 1]^{n \times n}$  egy  $n \times n$ -es mátrix, ahol a  $-1 \leq \rho_{ij} = \rho(\beta_i(\lambda), \beta_j(\lambda)) \leq 1$  az  $\mathbf{R}$ -mátrix  $i$ -edik sorának  $j$ -edik eleme az  $i$ -edik és  $j$ -edik, színes minta reflexiós spektrumának korrelációját mutatja. Elmondható, hogy ez egy szimmetrikus mátrix, melynek átlójában 1-es értékek szerepelnek. A klaszteranalízis ezen  $\mathbf{R}$ -mátrixot tekinti. Mégpedig oly módon, hogy azokat az elemeket egy csoportba rakja, melyek korrelációs értékei közel esnek egymáshoz. Ha két minta reflexiós spektrumának korrelációs értéke közel van egymáshoz, akkor a meredek szakaszai (vagyis ahol a függvény derivált értékei nagyok) is közel vannak egymáshoz.

A csoportosítás során kétféleképpen járhatunk el. Egyrészt megadhatunk egy minimális csoportszámot, és ekkor pl. klaszteranalízis segítségével az egyes elemeket úgy csoportosítjuk, hogy a csoportokon belüli elemek reflexiós spektrumainak korrelációs értékei minél nagyobbak, míg a csoportok közötti elemek korrelációs értékei minél kisebbek legyenek. A másik lehetőség, hogy megadunk egy olyan korrelációs értéket, amely alatt egy minta nem kerülhet be egy csoportba, hanem számára új csoportot kell képezni. Ekkor a feladat a minimális csoportszám meghatározása. (A csoportosításnak csak egyik lehetősége a klaszteranalízis. Erre a feladatra más módszereket, pl. neurális hálókat is alkalmazhatunk, hiszen a kiválasztás jellege kombinatorikus feladat. Csupán az elemek közötti távolságfüggvényt (ami itt a korrelációs együttható) kell definiálnunk. A probléma megoldására azonban a klaszteranalízis kiváló megoldást szolgáltat, melynek lefutása is kielégítőnek mondható.) Mivel a klaszterek közötti korrelációs együttható kicsi, így ha a klaszterekből választunk ki egy-egy elemet, akkor a közöttük lévő korrelációs együttható is kicsi lesz. Ezzel viszont az autokorreláció és a multikollinearitás jelensége csökkenthető, így a 3. lépéssel együtt a detektorérzékenységekre vonatkozó becslés torzítottságát tudjuk csökkenteni.

A harmadik lépés a reprezentáns elem kiválasztása. Itt azt a mintát kell megkeresnünk a csoporton belül, ahol egy szóródási mutató (pl. terjedelem, relatív szórás) értéke maximális. Ez lesz a csoport reprezentáns eleme. Ezzel tehát elérjük, hogy a heteroszkedaszticitás, az

autokorreláció és a multikollinearitás is nagymértékben csökken. Autokorreláció azáltal is tovább csökkenthető, hogy különböző típusú (pl. Munsell, NCS) mintaadatbázisból választjuk ki a mintákat. Ekkor ugyanis az alapszínek reflexiós spektrumai is, melyekkel az adott reflexiós minta színeit kikeverték, különböz(het)nek. Mivel a minták korrelációja alapján csoportosítunk, így biztosítható, hogy minden nem neutrális alapszín spektruma megjelenjen a kiválasztott mintákban.

Mindhárom lépésnek fontos szerepe van a kiválasztásban, egyik lépés sem hagyható el, hiszen mindegyik más-más problémát kezel. Ha pl. az első lépést elhagyva nem végzünk előszűrést, akkor képződik olyan csoport is, amelyben neutrális minták is vannak, hiszen ezek korrelációja valamennyi csoporthoz képest kicsiny. Ebből kiválasztva a reprezentáns elemet ugyanúgy neutrális mintát kapunk. Az első lépés tehát a heteroszkedaszticitás, a második, és harmadik lépés az autokorreláció és a multikollinearitás hatásának csökkentése miatt szükséges. Stuktogram segítségével az eljárás a következőképpen írható le:



33. ábra: SCRS statisztikai alapokon nyugvó kiválasztó algoritmus.

Két olyan problémával még nem foglalkoztunk, ami szintén a regressziós egyenletek alapfeltétele. Az egyik feltétel szerint a magyarázó változók nem valószínűségi változók. Mivel itt a magyarázó változók (megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása, reflexiós spektrumok) mind mérési eredmények, melyek tartalmaznak bizonytalanságot, így ez a feltétel sem teljesül. Azonban ennek kezelése viszonylag egyszerű, hiszen a mérésekből eredő bizonytalanságot a mérések ismétlésével (az 5.2 függelékében bemutatott ISO GUM módszertant alkalmazva) csökkenthetjük, és az egyenletekben a mérések átlagával számolhatunk.

A másik feltétel a hibavarianciák normalitására vonatkozó feltétel. Bár a módszeremmel a heteroszkedaszticitás jelensége csökkenthető, szisztematikus hiba pedig beépíthető a modellegyenletbe, ebből még nem következik automatikusan, hogy a hibavarianciák  $N(0, \sigma)$  eloszlást követnek. A normalitás feltétele akkor fontos, amikor arról kell döntenünk, hogy a modellünk szignifikáns (van-e olyan együttható, ami nem nulla), illetve a paraméterek szignifikánsak (nem nullák). Mivel a regresszióban a paraméterek szignifikanciájára vonatkozó  $t$ -próba a normalitás nemteljesülésére kevésbé érzékeny, így csak a modell szignifikanciájára vonatkozó  $F$ -próba alkalmazhatósága lehet problematikus abban az esetben, ha kevés magyarázó változó szignifikáns. Ha azonban több paraméter szignifikáns, akkor a modell is szignifikáns, ebből adódóan a normalitás nemteljesülése a detektorérzékenységek becslésénél, ahol nagyon sok együtthatónál (hullámhossz értéknél) kapunk szignifikáns (0-tól különböző) eredményt, nem okoz a becslés során problémát. Bár módszereim kidolgozása során nem volt cél a normalitás teljesülésének elősegítése, a mérési eredmények azt mutatták (alábbi táblázat), hogy a kiválasztási módszerem a normalitás teljesülését is eredményezte. Ennek oka, hogy a normalitás nemteljesülésének legfőbb oka a heteroszkedaszticitás megléte volt.

7. táblázat: a regresszió alapfelvetéseinek vizsgálata (pirossal jelöltem, ha valamilyen teszt során az alapfeltétel nem teljesül, kézzel, ha a feltétel teljesül)

Színminták	Heteroszkedaszticitás vizsgálata		Auto-korreláció vizsgálata	Multikollinearitás vizsgálata	Normalitás vizsgálata
	White-teszt	Goldfeld-Quandt teszt	ML-teszt	VIF-mutató	Kolmogorov-Smirnov próba
Alkalmazott módszerek					
Munsell (1269)	szignifikáns	szignifikáns	szignifikáns	8,15	nem szignifikáns
NCS (2008)	szignifikáns	szignifikáns	szignifikáns	7,45	nem szignifikáns
Festett minták (205)	szignifikáns	szignifikáns	szignifikáns	5,67	nem szignifikáns
Machbet Color Checker Chart (24)	szignifikáns	szignifikáns	szignifikáns	5,05	nem szignifikáns
Összes minta	szignifikáns	szignifikáns	szignifikáns	7,65	nem szignifikáns
SCRS 1. Lépés után (187)	nem szignifikáns	nem szignifikáns	szignifikáns	6,56	szignifikáns
SCRS 3. Lépés után (36)	nem szignifikáns	nem szignifikáns	nem szignifikáns	1,45	szignifikáns

A táblázatból kitűnik, hogy a mintakiválasztás előtt egyetlen feltétel sem teljesül. A mintakiválasztási módszerem alkalmazása első lépése után a heteroszkedaszticitást vizsgáló White-tesztre, valamint a Goldfield Quandt tesztre vonatkozóan azt kaptam, hogy a heteroszkedaszticitás jelensége nem kimutatható (nem szignifikáns). Bár a módszernek nem volt célja a hibavariációkra vonatkozó normalitási feltétel teljesítése, mégis azt tapasztalhatjuk, hogy a heteroszkedaszticitás kiküszöbölésével a normalitás feltétele is teljesült. A táblázatból kitűnik, hogy a harmadik lépés után az autokorreláció és a multikollinearitás jelensége is megszűnik. (Az alkalmazott statisztikai próbákat a függelék tartalmazza).

### 2.3.2.2 Differenciákon alapuló, analitikus kiválasztási módszer

Az analitikus kiválasztási módszernél azt szeretnénk elérni, hogy a különböző reflexiós minták spektrumainak meredekségei lehetőleg egyenlő távolságra legyenek egymástól a mért spektrumon. Ehhez a következőket kell meggondolnunk: Először is a reflexiókat különböző diszkrét hullámhosszakon mérjük. Legyen ez a hullámhossz érték  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m \in \Lambda = [\lambda_a, \lambda_b]$ .  $n$  minta esetén tehát egy  $\mathbf{B}$   $n \times m$ -es mátrixot kapunk. Tegyük fel, hogy  $\alpha$  nm lépésközzel szeretnénk a detektor érzékenységét meghatározni. Ehhez  $k = [(\lambda_b - \lambda_a) / \alpha]$  osztópontra van szükség. Ha előzetes információnk nincs a detektor érzékenységét illetően, akkor ez az osztás ekvidisztáns, és a lépésköz mindenütt  $\alpha$ . Az osztópontok legyenek  $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_k \in \Lambda = [\lambda_a, \lambda_b]$ . A kiválasztási módszer ezek után viszonylag könnyen megkonstruálható, egyetlen fogalmat kell definiálni, mégpedig azt, hogy hogyan határozzuk meg egy diszkrét spektrum meredekségét?

A  $\delta_l$ -helyen vett meredekséget definiáljuk a következőképpen:

$$\Delta\beta_h(\delta_l) = \max_{i \neq j, \lambda_i < \lambda_j, \lambda_i \geq \delta_l - \varepsilon, \lambda_j \leq \delta_l + \varepsilon} \left\{ \left| \frac{\beta_h(\lambda_i) - \beta_h(\lambda_j)}{\lambda_i - \lambda_j} \right| \right\} \text{ Vagyis egy } \beta_h \in \mathbf{B} \text{ (} h=1, 2, \dots, n \text{) minta esetén a } \delta_l$$

( $l=1, 2, \dots, k$ ) osztóponthoz számított  $\varepsilon$ -környezetben vett differenciák maximumát tekintjük a továbbiakban a reflexiós minta meredekségének. Mindkét esetben a feladat azon minták kiválasztása, amelyek meredekségei maximálisak. Ekkor legyen a kiválasztott minták száma  $c$ . Mivel nagy meredekségű mintákat választunk ki, ebből következően a szóródási mutatójuk (terjedelem, relatív szórás) is nagy lesz. Ha viszont ilyen mintákat tekintünk, akkor a heteroszkedaszticitás jelensége nem lép fel. Ha sikerül viszonylag egyenközű osztópontok közelében lévő, adott helyen maximális meredekségű mintákat kiválasztani, ezzel tulajdonképpen a multikollinearitás jelensége is megszűnik. Az autokorrelációt itt is

csökkenthetjük azáltal, hogy kiinduló mintaadatbázisnak egy többféle reflexiós mintákat (pl. NCS, Munsell stb.) tartalmazó mintasort tekintünk.

Bár ez az analitikus kiválasztási módszer viszonylag egyszerűnek tűnik, nem biztos, hogy megvalósítható, hogy olyan mintákat válasszunk ki, amelyek meredekségei ekvidisztáns osztópontok közelében helyezkednek el, és ahogy a következő alfejezetben láthatjuk, ez nem is feltétlen szükséges.

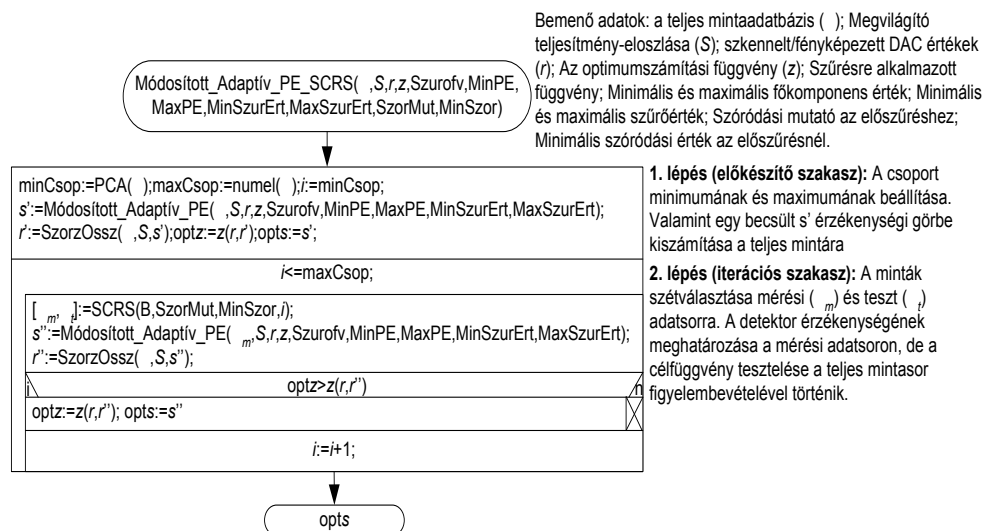
### 2.3.3 Kiválasztási módszerek finomítása apriori információk felhasználásával

Ebben az alfejezetben feltételezzük, hogy valamely apriori információval rendelkezünk a detektor érzékenységét és/vagy a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását illetően. A detektor érzékenységére vonatkozóan élhetünk az 1.3.2-es alfejezetben tárgyalt feltételezésekkel (sin és cos függvények lineáris kombinációi), vagy előzetes mérésekkel, melyek adatait szeretnénk a kiválasztási módszerekkel finomítani. Bármely feltételezéssel is élünk, jelöljük a továbbiakban  $\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_n : \Lambda \rightarrow [0,1]$ -gyel a detektor becsült érzékenységeit (ha három érzékenységi görbéje van a detektornak ( $r, g, b$ ), akkor  $n=3$ ). Ekkor két célt fogalmazhatunk meg. Ha még egyetlen mintát sem szkenneltünk be, akkor ki kell választani azokat, amelyekkel a detektor érzékenységét meghatározzuk. A másik cél akkor fogalmazódhat meg, ha mindegyik mintát beszkeneltük, de a kapott detektor érzékenységi görbéje jelentős zajjal terhelt, valamint a modell által becsült és tényleges RGB-értékek jelentősen eltérnek, és a cél tulajdonképpen a becslési hiba csökkentése.

#### 2.3.3.1 Statisztikai kiválasztáson alapuló módszer apriori információk felhasználásával

A feladat itt a következő: Legyen adott egy  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n : \Lambda \rightarrow [0,1]$  mintasor, melyek reflexiós spektrumai ismertek. Legyen továbbá ismert az  $S : \Lambda \rightarrow [0,1]$  a megvilágító relatív spektrális teljesítmény-eloszlása. Ezen kívül legyen ismert  $n$  minta esetén  $r_{i,j} \in \{0,1, \dots, 255\}$ ,  $i:=1,2, \dots, n$ ,  $j:=1,2,3$  a szkennert/digitális kamera válasza. A teljes mintára ekkor valamely, a 2.3-as alfejezetben bemutatott (módosított legkisebb négyzetek, vagy módosított főkomponens) módszer segítségével meghatározzuk  $s' : \Lambda \rightarrow [0,1]$  és  $r'_{i,j} \in \mathbf{R}$  értékét. Ezután a cél olyan  $k \leq n$  elemű minta kiválasztása, melyre  $z_1, z_1', z_2, z_2'$  célfüggvények értéke kisebb lesz, mint a teljes mintára. Fontos megjegyezni, hogy a detektorérzékenységeket  $k$  elemű mintára számoljuk ki, de a célfüggvény értékét valamennyi mintaelem figyelembevételével kell kiszámítani.

Minimális csoportszámot megadhatunk úgy, hogy hány db minta reflexiós spektrumának segítségével tudjuk rekonstruálni a többi minta reflexiós spektrumát. Ezen szám alá nem célszerű menni. Ekkor a módosított kiválasztási módszer stuktogramja:



34. ábra: Módosított adaptív PE algoritmus optimális mintakiválasztással.

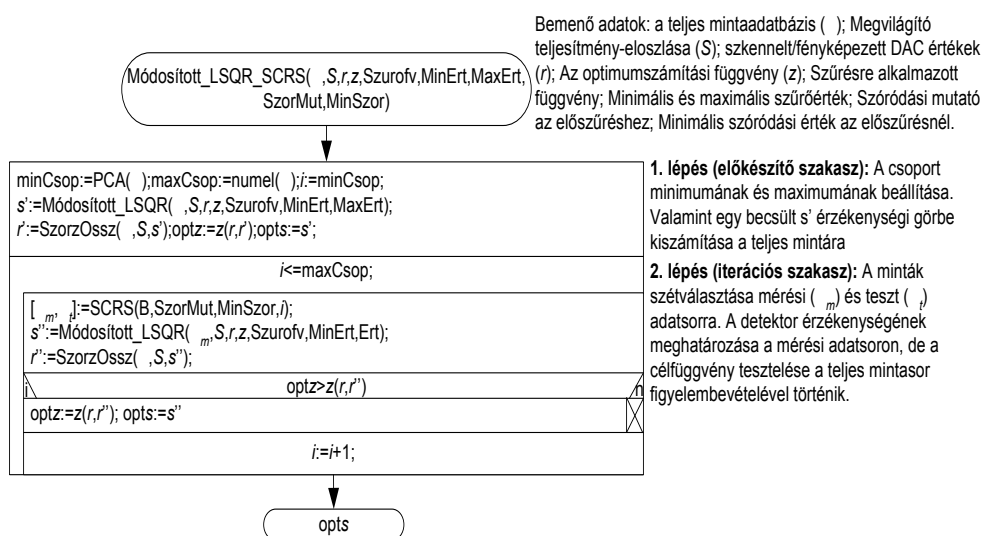
A fenti algoritmushoz hasonlóan szerkeszthető meg a módosított legkisebb négyzetek módszerének statisztikai kiválasztással kombinált algoritmusterve is.

A PE és hasonló eljárások egyik nagy hátránya, hogy nagyszámú színmintát igényelnek, ez lehet akár a gyakorlati megvalósításuk akadálya is [93]. Cheung és Westland [44] olyan kiválasztási módszert javasolt, amely esetén a reflexiós minták 400-700 nm között, 10 nm-enként vett reflexiós értékeit egy 31 elemű vektorként kezelve úgy választunk ki mintát, hogy a kiválasztott minták euklideszi távolsága egymástól ebben a 31-dimenziós térben maximális legyen. Minden iterációs lépésben a módszer alapvetően nem más, mint olyan reflexiós spektrumot választani, amely a leginkább „különbözik” a már halmazban lévőkötől. Ez a módszer csökkenti az autokorrelációt, de sajnos nem foglalkozik a heteroszkedaszticitás jelenségével, ami az oszcilláció fő okozója [41].

Az általam javasolt módszer azonban jobb eredményekre vezet. Egyrészt azért, mert nemcsak a főkomponens módszerre használható, mint Hardeberg módszere, hanem valamennyi regressziós egyenletet használó karakterizációs eljárás esetén, másrészt az általam javasolt módszer valamennyi fentebb említett problémára (heteroszkedaszticitás, autokorreláció, multikollinearitás) megoldást nyújthat. Attól ugyanis, hogy egy minta különbözik a többitől, még nem biztos, hogy megfelelően alkalmazható a

detektorérzékenységek meghatározására. Ha az egyik szóródása kicsi, pl. neutrális minta, a másiké nagy, pl. telített alapszín (pl.  $r, g, b$ ), akkor ezen minták szignifikánsan különböznek, csak épp a neutrális minták nem fognak információt szolgáltatni a detektor érzékenységét illetően<sup>xxvi</sup>.

Tehát annak figyelmen kívül hagyása, hogy a reflexiós spektrumok milyen szóródással rendelkeznek, nem oldja meg a becslés pontosságának javítását, hiszen a heteroszkedaszticitást nem csökkenti, sőt bizonyos esetekben még növelheti is<sup>xxvii</sup>. Éppen ezért a továbbiakban az általam javasolt statisztikai módszert tekintem. Ezzel a módszerrel nemcsak a főkomponens módszerének, hanem a legkisebb négyzetek módszerének pontosságát is lehet javítani (lásd: 35. ábra).



35. ábra: Módosított LSQR algoritmus optimális mintakiválasztással.

### 2.3.3.2 Differenciákon alapuló, analitikus kiválasztási módszer apriori információk felhasználásával

A fenti feladathoz hasonlóan tegyük fel, hogy ismert egy  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n: \Lambda \rightarrow [0,1]$  mintasor, melynek reflexiós spektrumai adottak. Ismert továbbá az  $S: \Lambda \rightarrow [0,1]$  a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása. Ezen kívül legyen ismert  $r_{i,j} \in \{0,1, \dots, 255\}$ ,  $i:=1,2, \dots, n$ ,  $j:=1,2,3$  a szkennert/digitális kamera válasza. A teljes mintára ekkor valamely, a 2.3-as fejezetben

<sup>xxvi</sup> Linearitásvizsgálatra lehet neutrális mintákat használni. Lásd mellékletet.

<sup>xxvii</sup> Pl. egy neutrális minta reflexiója egy telített színes minta reflexiós spektrumától nagy mértékben különbözhet, de a minta szóródása is különbözik, ez pedig heteroszkedaszticitást okozhat.

bemutatott (módosított legkisebb négyzetek, vagy módosított főkomponens) módszer segítségével meghatározzuk  $s':\Lambda\rightarrow[0,1]$  és  $r'_{i,j}\in\mathbf{R}$  értékét.

Ekkor ott kell nagyobb valószínűséggel osztópontot választanunk, ahol az érzékenységi görbéknek nagyobb a meredekségük. Használjuk az adaptív integrálás módszerét. Az osztópontok itt dinamikusan határozódnak meg. Mivel a feladat szerint  $r'_{i,j} = \int_{\Lambda} S(\lambda)\beta_j(\lambda)s'_i(\lambda)d\lambda \approx \sum_{\Lambda} S(\lambda)\beta_j(\lambda)s'_i(\lambda)\Delta\lambda$ , ezért adaptív integrálás  $S(\lambda)\beta_j(\lambda)s'_i(\lambda)$  bemenő paraméterekkel alkalmazható. Ekkor kapunk  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k \in \Lambda$  osztópontot. A feladat ezután a 2.4.1.2 feladatra vezethető vissza. (Az adaptív integrálás módszerét a függelék tartalmazza.)

A fenti módszer sajnos nem garantálja, hogy a lineáris regressziós modell alkalmazásának valamennyi feltétele teljesül. Hiszen, bár itt is maximális meredekségű reflexiós spektrumokat választunk ki, mellyel a heteroszkedaszticitás megszüntethető, de mivel az osztópontok nem ekvidisztánsak,  $\varepsilon > 0$  megválasztásától függően nagyon közel is lehetnek egymáshoz, ami miatt a kiválasztott minták spektrumai erősen korrelálhatnak, ebből következően sem a multikollinearitás, sem pedig az autokorreláció nem fog csökkenni. Ezért a továbbiakban inkább a statisztikai alapokon működő módszereket javaslom alkalmazásra. Mielőtt gyakorlati mérések eredményeivel is alátámasztanám módszerem használhatóságát, megfogalmazom negyedik tézisemet, mely a statisztikai kiválasztási módszer alkalmazhatóságát foglalja össze.

**T4 Az általam kifejlesztett statisztikai mintakiválasztási módszerrel a detektorérzékenység meghatározására vonatkozó regressziós modellek alkalmazhatóságának feltételeit lehet javítani, ami által a detektorérzékenységre vonatkozó becslés javítható.**

#### **2.3.4 Statisztikus kiválasztási módszer alkalmazása szkennerek és digitális kamerák detektorérzékenységének meghatározására**

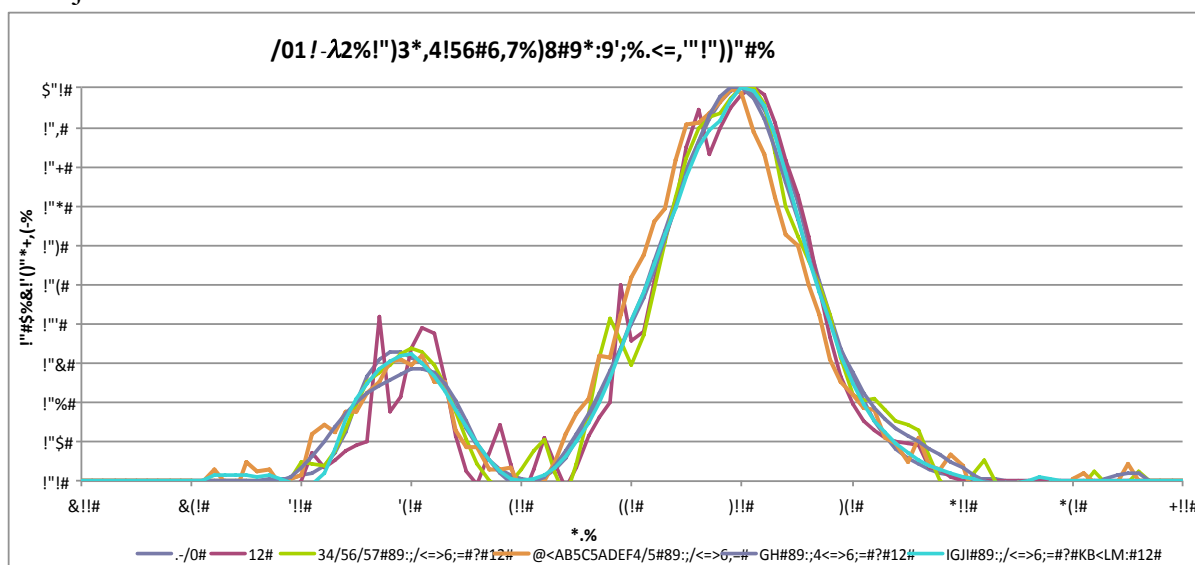
Módszerem tesztelése során arra voltam kíváncsi, hogy mennyire lehet meghatározni az eredeti érzékenységi görbéket. Illetve a kapott érzékenységi görbék által szolgáltatott kimenetek mekkora színíngér-különbséget mutatnak az eredeti érzékenységi görbékkel meghatározott színminták értékeihez képest. A színíngér-különbség várható értékét (átlagos értékét)  $E(\Delta E_{ab}^*)$ -gal, míg a szórását  $D(\Delta E_{ab}^*)$ -gal jelöltem. A módszer tesztelésére először

egy – a 2.2.1 fejezetben bemutatott – virtuális szkennert tekintettem, mely esetén az érzékenységi görbék a szabványos CIE  $\bar{x}(\lambda), \bar{y}(\lambda), \bar{z}(\lambda)$  görbék voltak. Ekkor különböző fényforrásokot tekintve Munsell-mintákkal végezve a karakterizációt a 8. táblázatban szereplő eredményeket kaptam. A következő fényforrásokra vizsgáltam a módszert: CIE A és D65, valamint négy kereskedelemben kapható szkennert fényforrása.

8. táblázat: Összehasonlítások eredménye

Érzékenység	Megvilágítók	Szinkülönbségek	Teljes Munsell mintasor felhasználása	Kiválasztás után
Érzékenység= CIE XYZ	CIE - A	$E(\Delta E^*_{a,b})$	1,0831	0,0588
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,4856	0,0319
	CIE D65	$E(\Delta E^*_{a,b})$	0,8007	0,0344
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,3922	0,0204
	AGFA STUDIOSCAN II	$E(\Delta E^*_{a,b})$	1,0904	0,1726
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,4340	0,1036
	HP SCANNER 3300C	$E(\Delta E^*_{a,b})$	1,8174	0,1125
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,9895	0,0674
	HP SCANNER 5470C	$E(\Delta E^*_{a,b})$	1,6144	0,0815
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	1,0526	0,0578
DEXXA SCANNER	$E(\Delta E^*_{a,b})$	1,2823	0,1468	
	$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,6588	0,0839	

A kiválasztásban 36 minta szerepelt. Erre határoztam meg az érzékenységi görbékét (36. ábra). Az átlagos színíngér-különbségeket az összes Munsell mintára vonatkozóan állapítottam meg. A 36. ábra a CIE  $\bar{x}(\lambda)$ -függvény meghatározására vonatkozó eredményeket mutatja.



36. ábra: Becslések összehasonlítása feltéve, hogy az érzékenységi görbe a szabványos CIE  $\bar{x}(\lambda)$ .

Alkalmazott módszerek: főkomponens módszer kiválasztás nélkül, kiválasztások: véletlen kiválasztás, Hardeberg-féle kiválasztás, Cheung és Westland féle kiválasztás, SCRS kiválasztás + módosított PE módszer. Fényforrás: D65<sup>xxviii</sup>

<sup>xxviii</sup> Az eredményeket a CD mellékleten található Selected.xls file is tartalmazza.

Látható a 8. táblázatnál, hogy jelentősen csökkenthető a karakterizáció hibája, ha megfelelő minták kiválasztása után végezzük el a becsléseket. Az eredményt tovább javíthatjuk, ha a fényforrás spektrális teljesítmény-eloszlását is figyelembe vesszük. Ekkor a két  $(i,j)$  minta reflexiós spektrumainak korrelációja  $\rho(\beta_i(\lambda), \beta_j(\lambda))$  helyett a reflexiós minták spektrumainak és a megvilágító teljesítmény-eloszlásának szorzatával  $\rho(S(\lambda)\beta_i(\lambda), S(\lambda)\beta_j(\lambda))$  számolunk. A 9. táblázat két önkényesen választott érzékenységi görbére (CIE  $\bar{x}(\lambda), \bar{y}(\lambda), \bar{z}(\lambda)$ , valamint egy monokromátorral kimért digitális kamera érzékenységi görbére) vonatkoztatva mutatja a színíngér-különbségeket az elméleti válaszok és a módszer által rekonstruált érzékenységi görbékre vonatkozó válaszok között különböző fényforrások esetén, Munsell minták reflexiós spektrumait figyelembe véve. A kiválasztás során itt is 36 mintát kaptunk, melyekkel rekonstruáltam az elméleti érzékenységi görbéket. 2-17, 2-18 egyenletekbe behelyettesítve a kapott válaszokat össze lehetett hasonlítani azokat.

9. táblázat: SCRS szelektációs módszer alkalmazása. (Fényforrás spektrális teljesítmény-eloszlásának figyelembevételével, illetve figyelembevétele nélkül)<sup>xxix</sup>

Érzékenységek	Kiválasztási módszerek	Színkülönbségek (várható érték, szórás)	Megvilágítók													
			CIE A	CIE C	CIE D50	CIE D55	CIE D65	CIE D75	CIE F1-F12	CIE F3.1-F3.15	CIE HP1-HP5	AGFA STUDIO-SCAN II	HP SCANJET 3300C	HP SCANJET 5470C	DEXA FLATBED SCANNER	Átlag
Érzékenység = CIE XYZ	Fényforrás-független szelektáció	$E(\Delta E^*_{a,b})$	0,0588	0,0371	0,0516	0,0356	0,0344	0,0340	0,1623	0,1767	0,2757	0,1726	0,1125	0,0815	0,1468	0,1605
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,0319	0,0201	0,0309	0,0227	0,0204	0,0281	0,0958	0,1164	0,1665	0,1036	0,0674	0,0578	0,0839	0,0999
	Fényforrás-függő szelektáció	$E(\Delta E^*_{a,b})$	0,0567	0,0375	0,0273	0,0330	0,0337	0,0379	0,0957	0,0898	0,1177	0,1884	0,1060	0,0706	0,1402	0,0908
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,0398	0,0207	0,0164	0,0189	0,0185	0,0184	0,0557	0,0476	0,0696	0,0907	0,0534	0,0534	0,0888	0,0512
Érzékenység = valós kamera RGB	Fényforrás-független szelektáció	$E(\Delta E^*_{a,b})$	0,0951	0,0384	0,0464	0,0365	0,0441	0,0454	0,1414	0,1401	0,2139	0,2415	0,1283	0,1401	0,1605	0,1391
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,0622	0,0232	0,0248	0,0196	0,0235	0,0356	0,0771	0,0980	0,1490	0,1127	0,0821	0,0775	0,0827	0,0877
	Fényforrás-függő szelektáció	$E(\Delta E^*_{a,b})$	0,0880	0,0379	0,0363	0,0327	0,0413	0,0494	0,1147	0,1191	0,1747	0,2221	0,1417	0,1199	0,1442	0,1179
		$D(\Delta E^*_{a,b})$	0,0672	0,0288	0,0214	0,0157	0,0216	0,0283	0,0631	0,0666	0,1027	0,1048	0,0911	0,0661	0,0783	0,0665

Valós szkennerek esetében ilyen kicsi színíngér-különbség értékeket sajnos nem lehet elérni. Az egyik ok, hogy a szkennerek érzékenysége jelentősen eltér a szabványos CIE-XYZ-értékektől.

A szkennerek érzékenységét két különböző módszerrel határoztam meg. Az első esetben az 1269 elemes Munsell atlaszt használtam fel. Kiválasztási módszer nélkül a legjobban becslő PE-módszer segítségével is csak több, mint  $5\Delta E^*_{ab}$  hibával kapunk érzékenységi görbét. A statisztikai módszerek bemutatása során már említésre került, hogy megfelelő kiválasztási módszerek használata nélkül a heteroszkedaszticitás jelensége miatt a kapott érzékenységi görbék nem használhatóak, hiszen a görbék oszcillálnak a várható

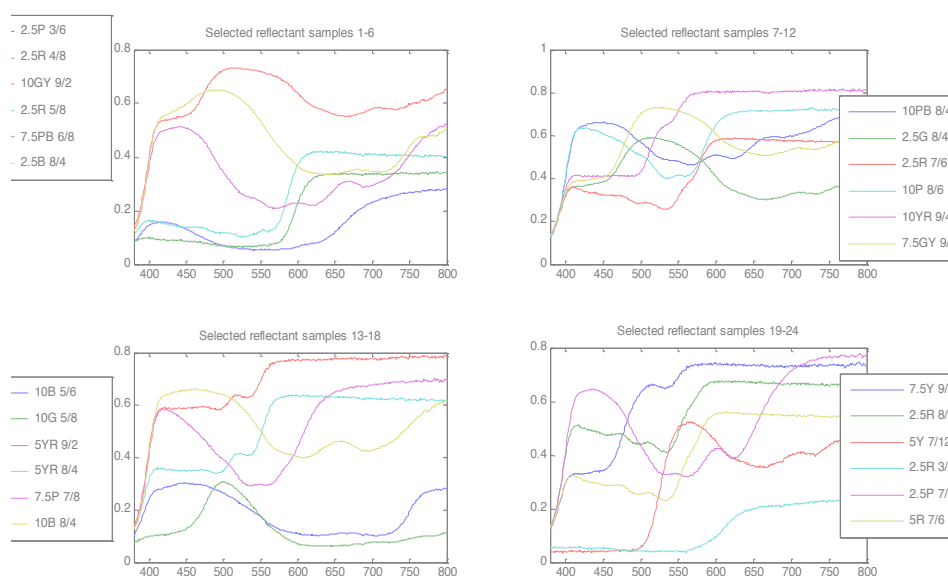
<sup>xxix</sup> A táblázatot a CD melléklet ASHUN.xls file is tartalmazza.

értékek körül, valamint a jelenlévő autokorreláció és multikollinearitás miatt a kapott érzékenységi görbék is eltolódnak a tényleges értéktől. A kiválasztási módszer alkalmazása után szolgáltatott eredményeket a teljes mintán kell tesztelni, és az előző fejezetben tárgyalt módon kell a szükséges paramétereket beállítani. (PE módszerben használt sajátvektorok száma, a szűrési paraméter értéke, valamint a kiválasztott minták száma). Ezek alapján az eredmények a 10. táblázatban találhatóak. (36 színes minta alapján becsültem meg a szkennerek érzékenységét, majd teszteltem a kapott értékeket a Munsell atlasz teljes 1269 mintájára):

**10. táblázat: Minták RGB értékei és a modell által becsült RGB értékek színíngér-különbségeinek átlaga  $E(\Delta E_{ab}^*)$  és szórása  $D(\Delta E_{ab}^*)$**

Munsell színminták (összes minta=1269)	$E(\Delta E_{ab}^*)$	$D(\Delta E_{ab}^*)$
kiválasztott (36) mintára:	0,60	0,46
Teljes mintára (1269), ha az érzékenységi görbéket a (36) kiválasztott színmintából származtatjuk.	1,27	0,99

Az alábbi ábrán Munsell atlaszból kiválasztott reflexiós spektrumokat láthatunk.



**37. ábra: Reflexiós spektrumok kiválasztása Munsell atlaszból**

Az eredmények tovább javíthatók, ha több mintaadatbázist egyesítünk, és a kiválasztás során a teljes mintaadatbázisból választunk ki elemeket. Ehhez a Munsell-atlasz színes mintáit (1269), NCS-mintákat (2008) fényképreflexiós mintákat (205), valamint a Macbeth Colour Checker Chart 24 elemű mintáját használtam fel. Módszeremet Cheung és Westland

módszerével is összevettem. Ebben az esetben is elméleti érzékenységi görbével számoltam különböző megvilágítók esetén.

**11. táblázat: Karakterizációs és kiválasztási módszerek összehasonlítása. Az alkalmazott karakterizációs módszer, a főkomponens módszer (PE), a kiválasztási módszerek: Hardeberg, Cheung-Westland, SCRS.**

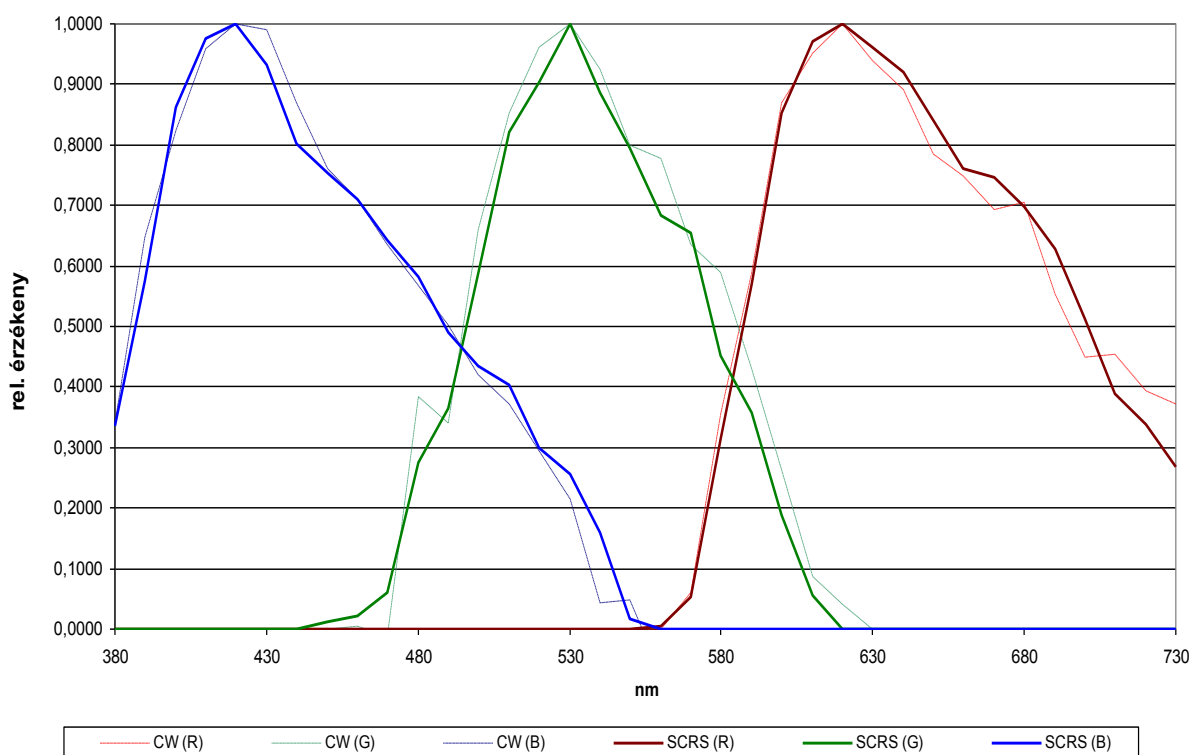
	Fényforrások	Színkülönbségek	Összes minta használata esetén	36 kiválasztott színes minta (Hardeberg módszere alapján)	36 kiválasztott minta (Cheung és Westlands módszere alapján)	36 kiválasztott minta (SCRS kiválasztási módszerrel)
Érzékenység = CIE XYZ színíngér-megfeleltető függvények	CIE - A	$E(\Delta E_{ab}^*)$	<b>1,3815</b>	<b>0,9816</b>	<b>0,1904</b>	<b>0,0889</b>
		$D(\Delta E_{ab}^*)$	0,4134	0,2752	0,1622	0,0597
	CIE D65	$E(\Delta E_{ab}^*)$	<b>0,9312</b>	<b>0,6711</b>	<b>0,1415</b>	<b>0,0397</b>
		$D(\Delta E_{ab}^*)$	0,3451	0,2715	0,0505	0,0212
	AGFA STUDIO SC AN II	$E(\Delta E_{ab}^*)$	<b>1,9561</b>	<b>1,6578</b>	<b>0,7309</b>	<b>0,2315</b>
		$D(\Delta E_{ab}^*)$	0,9311	0,8562	0,4043	0,1105
	HP SCANNER 3300C	$E(\Delta E_{ab}^*)$	<b>1,9312</b>	<b>1,3452</b>	<b>0,3511</b>	<b>0,1207</b>
		$D(\Delta E_{ab}^*)$	1,5152	1,1236	0,1612	0,0714
	HP SCANNER 5470C	$E(\Delta E_{ab}^*)$	<b>2,1512</b>	<b>2,0230</b>	<b>0,5153</b>	<b>0,1224</b>
		$D(\Delta E_{ab}^*)$	1,3341	1,1250	0,4602	0,0540
	DEXXA SCANNER	$E(\Delta E_{ab}^*)$	<b>1,5134</b>	<b>1,0244</b>	<b>0,2583</b>	<b>0,1381</b>
		$D(\Delta E_{ab}^*)$	0,9334	0,8044	0,1673	0,0606

A fenti táblázat egy olyan esetet mutat, amikor tudjuk előre a szkennerek érzékenységi görbéjét, így azt vizsgáljuk, hogy mennyire pontosan kapjuk vissza ezt a görbét (36. ábra), valamint a becsült érzékenységi görbékkel mekkora színi hibával tudjuk reprodukálni a szkennelt értékeket (9-10. táblázat). Hardeberg kiválasztási módszere nem javítja jelentősen a karakterizációt. Cheung és Westland módszere sokkal hatékonyabb. Ugyanis az ő módszerük (bár nem ez volt az eredeti célja) nagymértékben csökkenti a minták korrelációját, hiszen a minták, mint vektorok euklideszi távolsága alapján szelektál. Jobb eredményt kaphatunk azonban, ha a távolságfüggvénynek nem az euklideszi, hanem a korrelációs távolságot választjuk, hiszen ezzel tudjuk csökkenteni az autokorrelációt, illetve a multikollinearitást.

Hasonlóan a tristimulusos színíngér-mérők szisztematikus hibájának csökkentéséhez (2.1.2 fejezet) a kicsi színi hiba nem feltétlenül jelenti a jó illeszkedést, itt sem feltétlenül jelenti a kis színi hiba a spektrális detektorérzékenységek pontos meghatározását. Mivel azonban az általam kifejlesztett módszer azokat a problémákat küszöböli ki, amelyek miatt a

meghatározott érzékenységi görbe oszcillálna, illetve eltolódna az eredetihez képest, így joggal várható, hogy nemcsak a karakterizációra vonatkozó színi hiba csökkenthető, hanem spektrális érzékenységi görbe is pontosabban becsülhető. A virtuális szkennerek/digitális kamera érzékenységi görbéjét közelítve ez a feltételezés teljesült is (36. ábra). HP 5470C szkennerek detektor érzékenységének meghatározására alkalmazva a módszert az alábbi görbéknek kapjuk a kiválasztási módszerek alkalmazásával:

**HP 5470C asztali szkennerek relatív érzékenységeinek meghatározása**



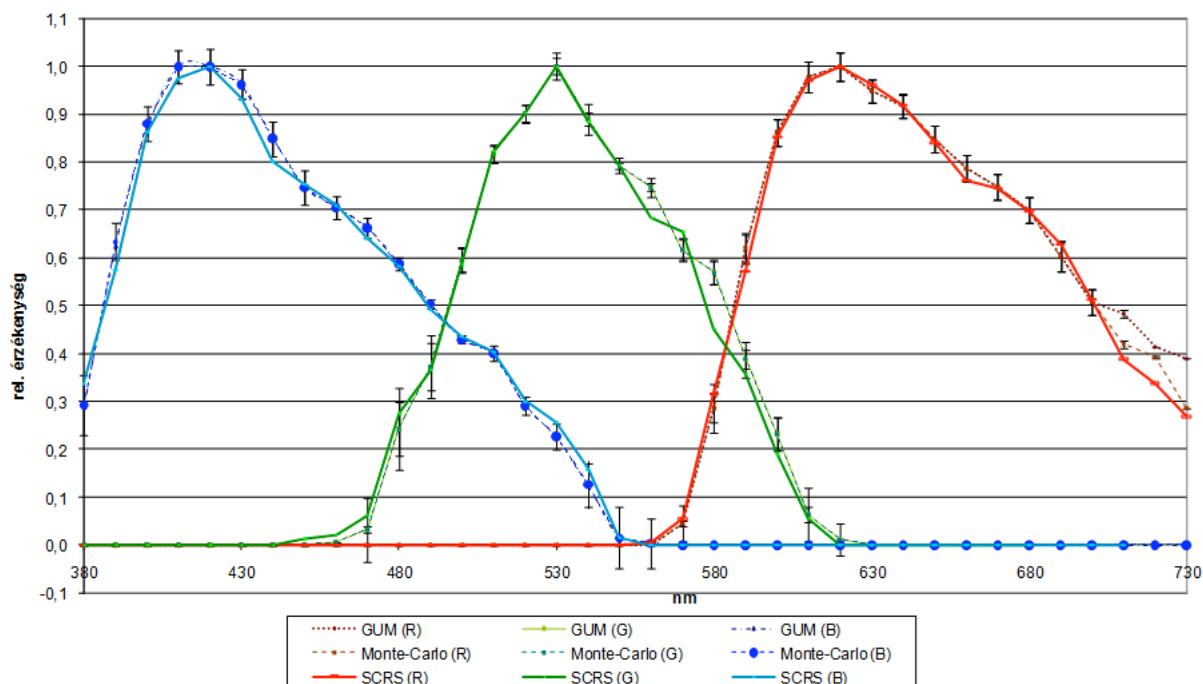
**38. ábra: Különböző kiválasztási módszerek után PE-módszerrel karakterizált detektorérzékenységek. CW= Cheung és Westland módszere, SCRS = Statistical Clustering of the Reflectant Samples (általán kifejlesztett statisztikai osztályozás alapján működő kiválasztási módszer)<sup>xxx</sup>**

Asztali szkennerek érzékenységére vonatkoztatva is meg kell vizsgálni, hogy a spektrális karakterizáció megfelelő spektrális érzékenységi görbékkel szolgált-e. Ehhez nem elegendő annak vizsgálata, hogy a karakterizáció során a színes minta becsült és valós színíngerei mennyiben térnek el egymástól, hanem más módszerrel is ellenőrizni kell, hogy a keskenysávú spektrális karakterizációra ugyanazt az érzékenységi görbét kapjuk-e, mint az előbb bemutatott kiválasztási módszerrel kombinált szélessávú spektrális karakterizáció

<sup>xxx</sup> Az eredményeket a CD mellékleten lévő SCRSvsCW.xls file is tartalmazza.

esetén. Éppen ezért elvégeztem a karakterizációt keskenysávú interferenciás szűrők segítségével is. Az ISO GUM hibaterjedési formulákat alkalmazva a Gauss-féle hibaterjedéssel, valamint Monte-Carlo szimulációval megbecsültem a mérésből adódó véletlen (nem szisztematikus) hibákat. A szkener megvilágítóját kikapcsoltam, és egy standard lámpával világítottam meg a szűrőket. Az így kapott képet beszkeneltem<sup>xxx1</sup>.

HP 5470C szkener relatív detektorérzékenységének meghatározása



39. ábra: Szélessávú, keskenysávú spektrális karakterizációk eredményeinek összehasonlítása (hibaterjedés számítása GUM módszerrel, illetve Monte-Carlo szimulációval).

Az érzékenységi görbék reprodukció vizsgálatához behelyettesítettem a modellegyenletekbe a minták reflexiós spektrumértékeit, a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását, valamint a különböző módszerekkel kapott érzékenységi görbék várható értékét, ezáltal becsültem a színes mintákra vonatkozó szkener választ, és megvizsgáltam, hogy a becslés mennyire tért el a valós szkennelt értékektől. A szelektív módszereknél az érzékenységek kiszámítása a kiválasztott minták segítségével történt, de a színíngér-különbségeket a teljes mintaadatbázisra vonatkozóan számítottam ki. E színíngér-különbségek átlagát és szórását vizsgáltam. Összehasonlítva a tényleges értékekkel az alábbi táblázatot kapjuk.

<sup>xxx1</sup> Részletesebben lásd: 4.8.1 fejezetet.

12. táblázat: Spektrális karakterizáción alapuló módszerek reprodukálóképességeinek összehasonlítása

Színes minták (1269(Munsell) + 2008(NCS) + 205(fotoreflexiós minta) +24 (Colour Checker Chart) = 3506 minta)	$E(\Delta E_{ab}^*)$	$D(\Delta E_{ab}^*)$
Összes mintára szelekció nélkül	<b>7.17</b>	5.41
Hardeberg-féle kiválasztás (36 mintára)	<b>6.02</b>	4.19
Cheung és Westlands-féle kiválasztás (36 mintára)	<b>2.86</b>	2.33
SCRS kiválasztás (36 mintára)	<b>1.19</b>	0.91
GUM-módszer	<b>2.87</b>	2.16
Monte-Carlo módszer	<b>2.78</b>	2.07

Látható, hogy az SCRS kiválasztási módszerrel kombinált közvetett (szélessávú) karakterizációs eljárás még a közvetlen (keskenysávú) módszer által szolgáltatott eredményeknél is jobb reprodukáló képességgel rendelkezik. Meg kell jegyezni, hogy az SCRS módszer által szolgáltatott 1,19  $\Delta E_{ab}^*$  -nál sokkal kisebb színíngér-különbség már nemigen érhető el, hiszen a beszkenelt kép sem lesz homogén (lásd 4.7 fejezet). Az egyes pixelek inhomogenitásából adódóan az átlagos színi hiba 0,5-0,8  $\Delta E_{ab}^*$  (a szkennertől és a papír fajtájától függően). Tehát ez a hiba mindenképp jelentkezik. Az átlagos 1,19  $\Delta E_{ab}^*$  színíngér-különbség pedig az emberi szem által éppen érzékelhető határ közelében van. Vizsgálataimban bizonyítottam a módszerem hatékonyságát, valamint a megfogalmazott tézis helytállóságát.

### **3 Kutatási eredmények összefoglalása, hipotézisek, tézisek**

A kutatás egyik célja olyan algoritmusok, módszerek kidolgozása volt, mellyel a tristimulusos színinger-mérő berendezések szisztematikus hibáját lehet csökkenteni. A kutatás alap gondolata volt, hogy a tristimulusos berendezések csatornajeleit megfelelő mátrix-transzformáció segítségével fel lehet használni pontosabb illesztés és/vagy kisebb színi hiba elérése érdekében. A kutatás ezen alap gondolatát a **H1** hipotézisben foglaltam össze.

**H1 A tristimulusos színinger-mérő színi hibáját csökkenteni lehet, ha a különböző csatornajelek lineáris kombinációját is felhasználjuk a mérés során, és további érzékelő csatornákkal egészítjük ki a berendezésünket.**

Módszert dolgoztam ki, mellyel a csatornajelek optimális lineáris kombinációjával a szisztematikus mérési hiba nagymértékben csökkenthető. Értekezésemben azt is bemutattam, hogy további érzékelő csatornákkal hogyan lehet csökkenteni a mérési hibát keskenysávú fényforrások (pl. LED-ek) mérése esetén. Eredményeimet az alábbi **T1** tézisben foglaltam össze.

**T1 Globális mátrixkorrekciós eljárást dolgoztam ki tetszőleges számú érzékelőcsatornára, mely módszerrel tristimulusos berendezés szisztematikus színi hibája minimalizálható. A globális mátrixkorrekciós eljárás segítségével tetszőleges számú érzékelőcsatorna optimális elméleti érzékenységi görbéje határozható meg.**

Értekezésemben bemutattam, hogy egyedi mátrix-transzformáció készíthető különböző típusú fényforrásokra, valamint színes LED-ek modellezhetőek egyszerű függvényekkel, és ezáltal a mátrix-transzformáció, illetve a színes LED-ek spektrális teljesítmény-eloszlása pusztán a csatornajelekből becsülhető, ezáltal a mérési pontosság tovább javítható. Bemutattam, hogy a megfelelő módszerek alkalmazásával a mérési hiba akár 20-ad részére redukálható, ami komoly áttörést jelenthet a tristimulusos színinger-mérők alkalmazási területeit illetően. Eredményeimet az alábbi **T2**, illetve **T3** tézisben foglaltam össze.

- T2** Egyedi mátrixkorrekciós módszert dolgoztam ki, mellyel tristimulusos színinger-mérő berendezéssel való mérés esetén az egyes fényforrás-csoportokra egyedi optimális átviteli mátrixok határozhatók meg, melyekkel a színi hibát csökkenteni lehet hagyományos 4-észlelőcsatornás tristimulusos berendezések esetén is.
- T3** Adaptív mátrix-transzformációs és spektrális karakterizációs algoritmust dolgoztam ki, melyek segítségével színes LED-ek spektrális teljesítmény-eloszlásai a csatornajelek felhasználásával modellezhetők, és így a színi hiba csökkenthető.

A kutatásaim másik célja az volt, hogy számítógépes bemeneti eszközök spektrális karakterizációjának javítására módszereket, algoritmusokat dolgozzak ki. Bár a szakirodalomban nagyon sok színmetrikai és spektrális karakterizációs módszert publikáltak, a kutatók nem vizsgálták a módszerek alkalmazási feltételeinek teljesülését. Ezért nem készült olyan általánosan alkalmazható spektrális vagy színmetrikai karakterizációs módszer, amely valamennyi reflexiós mintaadatbázis esetén megfelelő eredményt szolgáltatna. Ennek oka, hogy a módszerek feltételei nem minden esetben teljesülnek. Mivel a szkennerek esetén a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása adott, így csak a minták helyes megválasztásával lehet biztosítani a karakterizációs módszerek alkalmazásának feltételét. Az irodalmi áttekintésben bemutattam, hogy ugyan felhívta néhány kutató a minta helyes kiválasztására a figyelmet, de erre egzakt, optimális kiválasztáson alapuló módszert nem publikáltak. Előfeltevéseimet a **H2** hipotézisben foglaltam össze.

**H2** A szkennerek színmetrikai és szélessávú spektrális karakterizációjához elengedhetetlen a karakterizáció során alkalmazott színes minták helyes kiválasztása. Az optimálisan kiválasztott tesztminta-sor a karakterizációs eljárások pontosságát javítja. Ilyen kiválasztási módszer konstruálható, ha figyelembe vesszük a karakterizációs eljárás alkalmazhatósági feltételeit.

Értekezésemben részletesen áttekintettem az egyes módszereket és bemutattam azok gyakorlati alkalmazását. Összehasonlítottam a szakirodalomban publikált legfontosabb karakterizációs eljárásokat, és – különböző fényforrásokat és detektorérzékenységeket

feltételezve – teszteltem ezek reprodukciós képességét. Leginkább robusztus módszernek a regressziós, illetve azok redukált változatai (pl. főkomponens módszer) bizonyultak, hiszen ezek a módszerek akkor is szolgáltatnak valamilyen eredményt, ha az alkalmazási feltételek nem teljesülnek. Bemutattam, hogy az alkalmazási feltételek hogyan biztosíthatók statisztikai kiválasztáson alapuló eljárás konstruálásával. A kifejlesztett módszer segítségével a minimális karakterizációs hiba megközelíthető. Megállapításaimat az alábbi T4 tézisben foglaltam össze.

**T4 Az általam kifejlesztett statisztikai mintakiválasztási módszerrel a detektorérzékenység meghatározására vonatkozó regressziós modellek alkalmazhatóságának feltételeit lehet javítani, ami által a detektorérzékenységre vonatkozó becslés javítható.**

Az itt bemutatott módszerek a tristimulusos színinger-mérés területén, illetve a szkennerek, digitális kamerák spektrális karakterizációja esetén alkalmazhatók. A módszerek alkalmazásával a színi hiba jelentősen csökkenthető, ezáltal szkennerek esetén a színhelyes adatátvitel, tristimulusos színinger-mérők esetén pedig a pontosabb színinger-mérés biztosítható. Az eljárásokat hazai és nemzetközi folyóiratokban, konferenciakiadványokban is publikáltam, így nem csak a hazai, hanem a nemzetközi közönség is megismerheti és alkalmazhatja ezeket a módszereket.

## 4 Mellékletek

Ebben a fejezetben az értekezés elméleti és gyakorlati részében nem említett, de a mérések szempontjából fontos adatokat, módszereket tekintem át. Elsőként a színinger-különbségek meghatározásának további módszereit ismertetem.

### 4.1 A színinger-különbség számításának pontosítása

1976-ban a CIE a CIELAB és CIELUV színteret annak tudatában hozta létre, hogy ezek még nem közelítik igazán jól az elvi egyenlőközűséget, és hogy további munkára van szükség ahhoz, hogy valóban egyenlőközű színteret sikerüljön meghatározni. Az 1990-es években több képletet is ismertettek, melyek segítségével kis színinger-különbségeket jobban le lehet írni, mint a  $\Delta E_{ab}^*$ -gal.

Az angliai textil-egyesület ismertette a CIELAB színtérre alapított CMC formulát, melyet az ISO textil-bizottsága szabvány erőre emelt [94]. Közben elsősorban amerikai és német szakértők munkája alapján a CIE továbbfejlesztette a  $\Delta E_{ab}^*$  képletet [95], s a CMC formulánál egyszerűbb színinger-különbség képletet állított fel [96], mely CIE94 néven vált ismertté:

$$\Delta E_{94}^* = \left[ \left( \frac{\Delta L^*}{k_L S_L} \right)^2 + \left( \frac{\Delta C_{ab}^*}{k_C S_C} \right)^2 + \left( \frac{\Delta H_{ab}^*}{k_H S_H} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (4-1)$$

ahol a  $\Delta L^*$ ,  $\Delta C_{ab}^*$  és  $\Delta H_{ab}^*$  a színinger-különbség összetevők.  $S_L$ ,  $S_C$  és  $S_H$  súlyozó függvények, melyek a színmintáknak a színtérben elfoglalt helyétől függenek. Javasolt értékeik:  $S_L = 1$ ;  $S_C = 1 + 0,045 C_{ab}^*$ ;  $S_H = 1 + 0,015 H_{ab}^*$ .

A  $k$  tényezők parametrikus faktorok, s az elképzelések szerint az adott iparág kívánságai szerint módosíthatók. Referencia értékük:  $k_L = k_C = k_H = 1$ ; a textilipar számára  $k_L = 2$ ;  $k_C = k_H = 1$ -et javasoltak. További kísérletek azonban azt mutatták, hogy a képlet kis finomításával a vizuális megfigyeléseket még sokkal jobban leíró képlethez lehet jutni.

A CIE94 és a CMC formula előnyeit ötvözve készült el a CIEDE2000 (vagy teljes nevén: CIE 2000 ( $\Delta L'$   $\Delta C'$   $\Delta H'$ )) színinger-különbség leírás [97], melyhez tartozó színinger-különbség értékét  $\Delta E_{00}$ -val jelöljük. Ez a színinger-különbség meghatározó módszer a színtér különböző részeiben lokális torzításokat vesz figyelembe, hogy a mért színinger-különbségek a

vizuálisan értékelt szín(észlelet)különbségeknek jobban megfeleljenek. A torzításokat és felhasználási terület-függő korrekciókat súlyozó függvények és parametrikus faktorok formájában építették be a CIEDE2000 képletébe.

Az új leírás is rögzíti, hogy a CIELAB színingertér továbbra is használatban marad, mint egy közelítően egyenlőközű tér a színészleletek nagyságának leírására. Az új színtér számára az  $a^*$  tengelyt kissé módosították, hogy a közel neutrális színingerek közelében az észlelt színkülönbségekkel jobban egyező leíráshoz jussanak. Ezek szerint az új rendszer koordinátáit, melyeket felső indexbe helyezett vesszővel különböztetik meg az eddigi jelölésektől:

$$L' = L^*; a' = a^* \cdot (1+G); b' = b^* \text{ és } G = 0,5 \left[ 1 - \left( \frac{\bar{C}_{ab}^{*7}}{\bar{C}_{ab}^{*7} + 25^7} \right)^{0,5} \right] \quad (4-2)$$

$\bar{C}_{ab}^*$  a két színinger króma értékének aritmetikai átlaga (adott mennyiség fölé helyezett vízszintes vonal mindig átlagértéket jelöl). Az új rendszerben a CIE tanulmány módosított króma és színezeti szög képletet is meghatározott:  $C' = (a'^2 + b'^2)^{0,5}$ ;  $h' = \arctan(b'/a')$ .

Az  $L'$ ,  $a'$ ,  $b'$  értékeket csak a színinger-különbség meghatározására javasolja a CIE, és nem javasolja, hogy ezek felhasználásával színteret próbáljunk létrehozni. A világossági tényező, króma és színezet korrelátumainak számításához továbbra is a CIE 1976 világossági tényező, a CIE 1976 ab króma és CIE 1976 ab színezeti szög használatát javasolja a tanulmány, azaz az  $a^*$  értékét és nem az  $a'$  értékét.

CIEDE2000 világossági tényező, króma és színezet színinger-különbség összetevőket a következő képletek alapján számolhatunk, amelyekben az „s” index a színinger-különbség számításban a standard (etalon) mintára, a „b” index a vizsgálandó mintára vonatkozik:

$$\Delta L' = L'_b - L'_s; \Delta C' = C'_b - C'_s; \Delta H' = 2(C'_b \cdot C'_s)^{0,5} \sin\left(\frac{\Delta h'}{2}\right), \text{ ahol } \Delta h' = h'_b - h'_s \quad (4-3)$$

A színezeti szög számításának előírása eltér a CIE 1976 színezeti szög számítás előírásától: Nincs szükség a ténnyedek figyelembevételére, viszont ha a két színezeti szög különböző ténnyedbe esik, a következőképpen kell számolni: számítsuk ki a különbség abszolút értékét. Ha ez nagyobb, mint  $180^\circ$ , akkor a kisebb színezeti szög értékhez adjunk  $360^\circ$ -ot, és ezt figyelembe véve számítsuk a különbséget.

A színinger-különbség meghatározás új rendszerében kötelező a színinger-különbség összetevőit is megadni. A tanulmány három lehetséges megadási módot ismertet:

1. Adjuk meg a CIE 1976 színíngér-különbségi képlet három összetevőjét:  $\Delta L^*$ ,  $\Delta C^*$ ,  $\Delta H^*$ .
2. Adjuk meg a CIEDE2000 színíngér-különbségi képlet három összetevőjét:  $\Delta L'$ ,  $\Delta C'$ ,  $\Delta H'$ .
3. Adjuk meg a CIEDE2000 színíngér-különbségi képlet három összetevőjét, de vegyük figyelembe a parametrikus faktorokat és súlyozó függvényeket.

#### *A teljes színíngér-különbség számítása*

Az észlelt színekülönbséget egy „általános érzékenységi tényező” (overall sensitivity factor),  $k_E$ , kapcsolja össze a mért CIEDE2000 színíngér-különbséggel:  $\Delta V = k_E^{-1} \cdot \Delta E_{00}$

A  $\Delta E_{00}$  számításához először meg kellett határozni a  $\Delta L'$ ,  $\Delta C'$ ,  $\Delta H'$  összetevőket, a súlyozó függvényeket és parametrikus tényezőket (lásd alább). A  $\Delta E_{00}$  képlete a következő:

$$\Delta E_{00} = \left[ \left( \frac{\Delta L'}{k_L \cdot S_L} \right)^2 + \left( \frac{\Delta C'}{k_C \cdot S_C} \right)^2 + \left( \frac{\Delta H'}{k_H \cdot S_H} \right)^2 + R_T \cdot \left( \frac{\Delta C'}{k_C \cdot S_C} \right) \cdot \left( \frac{\Delta H'}{k_H \cdot S_H} \right) \right]^{0,5} \quad (4-4)$$

A  $k_L$ ,  $k_C$  és  $k_H$  parametrikus tényezőket a CIE az észlelhető színekülönbségek és a mérhető színíngér-különbségek kapcsolatának megteremtésére vezette be [98].

A  $k_E$  tényezőt arra használjuk, hogy a különböző körülmények között éppen megkülönböztethető színíngér-különbségekhez azonos  $\Delta V$  vizuálisan meghatározott színekülönbséget rendeljünk. Így pl. ha a két színminta egymással gyakorlatilag érintkezik az éppen megkülönböztethető, egységnyinek tekintett vizuális színekülönbséghez kisebb színíngér-különbség tartozik, mintha a két minta között hézag mutatkozik. A hézag mérete és színessége, valamint világossága ugyancsak befolyásolja az észlelt színekülönbséget.

Egy általam készített szintani oktató programban ezt a hatást a felhasználók maguk is kipróbálhatják [99].

(A program letölthető a <http://vision.vein.hu/~kzst/oktatas/szintan/SZINDEMO.exe> címről).

A kísérletben az egymás mellett látható két minta, melyeket csak igen vékony vonal választ el egymástól, színe kezdetben azonos. A jobb oldali minta színíngérét tudjuk a csúszkák állításával változtatni. Tegyük ezt meg addig változtatva az R, a G és a B irányban a jobb oldali minta színíngérét, míg adott kis színeltérést nem észlelünk. Jegyezzük fel az ezekhez tartozó  $\Delta R$ ,  $\Delta G$  és  $\Delta B$  értéket (a bal oldali és jobb oldali minta közti RGB különbségeket). Ezt követően a „távolság” gombra kattintva hozzunk létre a két színminta között egy elválasztó csíkot, majd a jobb oldali minta RGB csúszkáit állítsuk ismét néhányszor az egyező állástól távolodva, míg az előzőekben észlelt mértékű kis színeltérést nem látunk. Ismét jegyezzük fel

a  $\Delta R$ ,  $\Delta G$  és  $\Delta B$  értéket. Ismételjük meg a kísérletet az elválasztó, és a mintákat körülvevő háttér különböző színezete, valamint világossága esetén. Azt tapasztaljuk, hogy az elképzelt kis színeltéréshez a különböző környezeti feltételek között különböző  $\Delta R$ ,  $\Delta G$  és  $\Delta B$  értéket állítottunk be. Mivel mindig azonos vizuális, észlelt színeltérésről van szó, a mért színinger-különbséget ehhez hozzá kell skáláznunk, hogy a mért értékek az észlelésnek megfeleljenek. Ezt tehetjük meg a  $k_E$  általános érzékenységi tényezővel.

Mivel lehet, hogy adott környezeti hatás a világossági tényezőben, mért krómában és színezeti különbségben eltérő mértékű változás hatására hoz létre azonos észlelt színekülönbséget, szükség van az egyes összetevők eltérő mértékű módosítására is. Erre szolgálnak a  $k_L$ ,  $k_C$  és  $k_H$  parametrikus tényezők. Ezek értéke a referencia-körülmények között egységnyi. A referencia-körülményeket a CIE tanulmány az alábbiakban rögzíti:

Megvilágító sugárzáseloszlás:	CIE D65 szimulátor.
Megvilágítás:	1000 lx.
Észlelő:	normális színlátás.
Háttér:	egyenletes neutrális szürke háttér, $L^* = 50$ értékkel.
Látási módus:	tárgy-látás (azaz úgy észleljük a mintát, mintha visszaverő felület lenne és nem önvilágító).
Minta méret:	látószög nagyobb, mint $4^\circ$ .
Minták elválasztása:	Minimális mintatávolság, azaz a mintákat közvetlen kontaktusba helyezük egymás mellé.
Minták színinger-különbsége:	0 és 5 CIELAB között.
Minta struktúrája:	homogén szín, látható struktúra vagy egyenetlenség nélkül.

E feltételek teljesülése esetén  $k_L = k_C = k_H = 1$ .

Az  $S_L$ ,  $S_C$  és  $S_H$  súlyozó függvények a színíngertér különböző tartományaiban észlelt színeltérésekhez igazítják hozzá a mért színinger-különbséget. Vizuális színekülönbség-észleletekhez tartozó színinger-különbség mérések eredményeit figyelembe véve rögzítették az alábbi súlyozó függvényeket:

$$S_L = 1 + \frac{0,015(\bar{L}'-50)^2}{[20 + (\bar{L}'-50)^2]^{0,5}} \quad (4-5)$$

$$S_C = 1 + 0,045 \bar{C}' \quad (4-6)$$

$$S_H = 1 + 0,015 \bar{C}' \cdot T, \text{ ahol} \quad (4-7)$$

$$T = 1 - 0,17 \cos(\bar{h}' - 30^\circ) + 0,24 \cos(2\bar{h}') + 0,32 \cos(3\bar{h}' + 6^\circ) - 0,20 \cos(4\bar{h}' - 63^\circ) \quad (4-8)$$

Az  $\bar{L}'$ ,  $\bar{C}'$ ,  $\bar{h}'$  átlagértékeket a színínger-különbség számításába bevont mintapár két tagja  $L'$ ,  $C'$  és  $h'$  értékének átlagaként kell számítani. Ez eltér a szokásos színínger-különbség-számítási módszerektől. Ennek hatása kettős: egyrészt a színínger-különbség függetlenné vált attól, hogy a két minta közül melyiket tekintjük etalonnak és melyiket kísérleti mintának, másrészt azonban, ha nagyobb csoportminta közt számítjuk a színínger-különbségeket, ez az átlagérték folyamatosan változik, míg a hagyományos számítási módszereknél rögzítették az etalon értékét, s mindig az attól való eltérést értékelték.

Kísérletek azt mutatták, hogy a vizuálisan értékelt színkülönbségek a kék színtér tartományban a mért-króma és a színezeti tényező különbségek közt kölcsönhatás van. Ennek következtében a színkülönbség-ellipszisek nagytengelyének iránya szögeltérést mutat. Az ellipszisek nagytengelye az óramutató járásával ellentétes hajlásszöget vesz fel, és elfelé mutat az állandó színezeti szög irányától. Ezt a súlyozott színezeti tényező és mért-króma különbségekre alkalmazott rotációs függvényvel veszi figyelembe a CIEDE2000 színínger-különbségi formula. A rotációs függvénynek az  $a'$ ,  $b'$  síkban csak a nagy krómájú tartományban van számottevő hatása.

$$R_T = -\sin(2\Delta\Theta)R_C \quad (4-9)$$

$$\Delta\Theta = 30 \exp\left[-\left(\frac{\bar{h}'-275}{25}\right)^2\right] \quad (4-10)$$

$$R_C = 2\left(\frac{\bar{C}'^7}{\bar{C}'^7+25^7}\right)^{0,5} \quad (4-11)$$

A  $\bar{h}'$  és  $\Delta\Theta$  értékét fokokban mérjük, a  $\bar{h}'$  értéknek  $0^\circ$  és  $360^\circ$  között kell fekdünie.

A  $k_L$ ,  $k_C$  és  $k_H$  parametrikus tényezők a kísérleti körülményektől függenek, és referencia-körülmények között értékük 1. Eddig csak a textilipar számára határoztak meg a referencia-körülményektől eltérő parametrikus tényezőt,  $k_L = 2$ ,  $k_C = k_H = 1$  a szokásos érték.

Bár a CIEDE2000 pontosabb becslést ad a színínger-különbségekre, mint a CIELAB  $\Delta E_{ab}^*$  színínger-különbség, tristimulusos színínger-mérőkkel mért fényforrások esetén a színességi különbségekkel, míg színes minták szkennelése esetén a  $\Delta E_{ab}^*$  színínger-különbségekkel számoltam, hiszen itt nem volt cél az előrejelzés, mint a legtöbb színmegjelenési modell esetén. A korábbi szakirodalmakban publikált módszerekhez pedig úgy tudtam hasonlítani a karakterizációs, kalibrációs eljárásaimat, hogy ha azonos módon számolom a színínger-különbségeket, illetve színességi különbségeket.

A következő alfejezetben a szkennerek karakterizációja során alkalmazott eljárásokat, mérési eredményeket ismertetem részletesebben. Azért került ezen mérési eredmények, illetve eljárások tárgyalása a mellékletbe, mert újdonságerővel nem bírnak; viszont fontos áttekinteni, hogy egy spektrális, illetve színmetrikai karakterizáció során milyen lépéseket kell végrehajtanunk.

## 4.2 A színeképi teljesítmény-eloszlás mérése

Számos esetben szükségünk van arra is, hogy ismerjük a beérkező optikai sugárzás színeképi összetételét. Így pl. ahhoz, hogy a monitoron és a nyomtatón megjelenített kép által okozott színészleletek különbözőségét analizálni tudjuk, szükségünk van a színekép ismeretére. A monitor által emittált és a nyomtatott képről visszavert sugárzást spektrométerekkel vizsgáljuk. A spektrométerek minőségét egyrészt a jel/zaj-viszony határozza meg, amely önmagában véve főként a rendszer optikai áteresztőképességéből és a detektor zajából származik. Az optikai áteresztőképesség a fényútnak a fényforráshoz, a fényfelbontó egységek méretéhez történő optimális kialakításától, valamint az optikai egységek számától és azok minőségétől függ. Színeképi jellemzőket (pl. színességi koordinátát) a spektrum alapján már számolhatunk.

A színeképi teljesítmény-eloszlás mérésére használt műszerek esetében is fellépnek hibaforrások. Az első hiba a kis felbontásból ered. Az olcsóbb spektrofotométerek, melyek pl. 10-20 nm-es lépésközzel mérnek, nem alkalmasak vonalas színeképi megvilágítók mérésére, de színes LED-ek mérése esetén is jelentős színi hibát okoznak. A másik probléma a szórt fényből adódik, mely a mért spektrumot jelentősen befolyásolhatja. Ennek kompenzálására már léteznek módszerek [64]. A detektor érzékenységének karakterisztikája is befolyásolja a mért spektrumot, melyet dekonvolúcióval lehet bizonyos esetekben kompenzálni. A spektrofotométerek bizonytalanságanalízise már egy megoldott probléma. A vizsgálatok azt mutatják, hogy szélessávú spektrális teljesítmény-eloszlásoknál  $\Delta x$ ,  $\Delta y$  értékeknél csak a 3.-4. tizedesjegyben jelentkezik eltérés, ha a műszer sávszélessége kisebb, mint 5 nm [100]. Spektrométert a színes minták spektrális reflexiójának, valamint a szkennerek megvilágítójának spektrális teljesítmény-eloszlásának meghatározására alkalmaztam. Itt ugyanis szükség volt a reflexiós spektrumok meghatározására.

### 4.2.1 A detektorérzékenység meghatározása közvetlenül monokromátor vagy interferenciás szűrők segítségével

A síkágys szkenner spektrális érzékenység meghatározásának egyik módja, hogy lemérjük az eszköznek a monokromatikus fényre adott válaszát. Ehhez természetesen szükség van egy monokromátorra [101], vagy egy szűk sávot áteresztő interferencia-szűrősorra [102].

Nagyobb igényű monokromatizáláshoz napjainkban szinte kizárólag rácsos monokromátort használnak. Az optikai rács működhet áteső fényben is, visszavert fényben is.

Egy  $S(\lambda)$  spektrális teljesítmény-eloszlású megvilágítóval rendelkező,  $s_i(\lambda)$  ( $i = R, G, B$ ) detektorérzékenységű szkennert esetén az alábbi egyenletek érvényesek:

$$\begin{aligned}
 R &= \int_{400}^{700} S(\lambda)\tau(\lambda)s_R(\lambda)d\lambda = \sum_{l=400}^{700} S(\lambda_l)\tau(\lambda_l)s_R(\lambda_l)\Delta\lambda \\
 G &= \int_{400}^{700} S(\lambda)\tau(\lambda)s_G(\lambda)d\lambda = \sum_{l=400}^{700} S(\lambda_l)\tau(\lambda_l)s_G(\lambda_l)\Delta\lambda \\
 B &= \int_{400}^{700} S(\lambda)\tau(\lambda)s_B(\lambda)d\lambda = \sum_{l=400}^{700} S(\lambda_l)\tau(\lambda_l)s_B(\lambda_l)\Delta\lambda
 \end{aligned}
 \tag{4-12}$$

ahol  $\tau(\lambda)$  a monokromatizáló szűrők szinképi áteresztési tényezője. Ha az áteresztés kicsi, akkor az integrál jó közelítéssel elhagyható.

### 4.3 A szkennert-megvilágítók spektrális teljesítmény-eloszlásának mérése

A mérésekhez a Pannon Egyetem Virtuális Környezetek és Fénytani Laboratóriumában rendelkezésre álló Ocean Optics S2000 típusú spektrométert használtam fel.

Az S2000-es egy kisméretű, nagy érzékenységű műszer, melyet a gyártó kifejezetten kis intenzitású megvilágítók mérésére ajánl. A beépített detektor 2048 tagú CCD-tömb. A mérendő fény száloptikán keresztül jut el a spektrométerbe. A műszer méri a sugárzott teljesítményt, majd az A/D átalakító számítógépen kezelhető digitális jellé konvertálja az analóg jelet.

A mérések előtt természetesen elengedhetetlen a spektrométer kalibrációja. Ehhez egy standard lámpát (CIE A fényforrás), valamint egy zöld (GR 07 0302) és egy fehér színű (WT 5 0308) standard LED-et használtam fel. Az áramgenerátort úgy kellett beállítani, hogy az áramkörben 5,869 A áram folyjék (Országos Mérésügyi Hivatal által megadott érték). A

lámpát 20 percig kell működtetni, hogy a megadott teljesítmény-eloszláshoz tartozó hőmérsékletet elérje.

A standard LED-ek színességi koordinátái ismertek. Ezen értékek és a mért jellemzők között számottevő különbség nem volt tapasztalható.

Ezután a szkennereket kellett előkészíteni. A lapolvasók üveglapjait rendszeresen tisztítottam, hogy az esetleges ujjlenyomatok és egyéb szennyeződések ne másítsák meg a mérési eredményeket. A feladatot sötét szobában végeztem, hogy külső megvilágítók ne befolyásolják a mintavételt.

A fluoreszcens lámpájú szkennereket diffúzor felhasználásával mértem. Ezért természetesen a mérési adatok későbbi felhasználásakor figyelembe kell venni a diffúzor áteresztési tényezőjét is. A spektrométert úgy állítottam be, hogy az integrációs idő 10 ms legyen, és a kapott adatsor 50 mintavétel átlagából álljon. Minden szkennerek esetén hozzávetőlegesen 100 mérést végeztem. Ebből 40-et oly módon, hogy a görbék maximumai is benne legyenek a spektrométer mérési tartományában, másik 40-et úgy, hogy a maximumok kívül essenek a mérhető tartományon; azaz a csúcsokat a műszer levágta, de így a kisebb értékek részletesebben vizsgálhatók. A fennmaradó húsz mintavétel pedig a szkennerek kikapcsolása után, teljesen sötét körülmények között zajlott, hogy az esetleges zajok hozzávetőleges eloszlása is ismert legyen.

A LED-es szkennerek esetén a fény intenzitása annyira gyenge volt, hogy diffúzorral nem volt szükség. A száloptikával követtem a megvilágítót, figyelve annak  $45^\circ$ -os dőlésszögére is. Mivel ez a szkennerek képesek a három LED egyenkénti használatára, külön vizsgáltam a vörös, a zöld és a kék csatornákat is, valamint a teljes spektrumot. Természetesen ebben az esetben is szükség volt kellő számú sötét mintára.

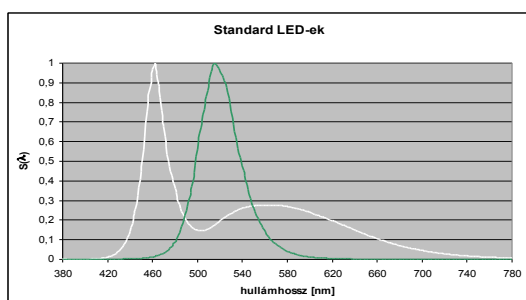
Az adatsorokat a Microsoft Excellel és annak Solver bővítményével dolgoztam fel. Először az összes adatsort diagramban ábrázoltam, hogy kiválogassam a valószínűtlen alakú görbéket, illetve a rossz mérések miatti, a többitől szemmel láthatóan eltérő eloszlású adatsorokat. Ezután a fennmaradó adatokat úgy normáltam, hogy az egymáshoz viszonyított négyzetes hiba a legkisebb legyen. Egységre normálás után minden kapott görbéből levontam a hasonlóan kezelt zajgörbéket.

Mivel a spektrométer nem egész hullámhosszértékeken vett mintákat, ezért az összesített adatsorokat Lagrange módszerrel (lásd: függelék 5.5 fejezet) interpoláltam 1 nm-re, 5 nm-re valamint 10 nm-re.

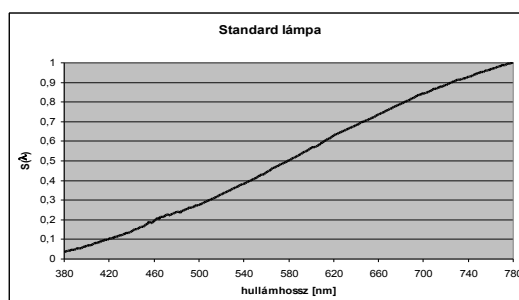
Utolsó lépésként az interpolált adatsorokat megszoroztam a spektrométerre meghatározott  $K(\lambda)$  korrekciós függvénnyel, s ennek eredményeként kaptam az  $S(\lambda)$  spektrális teljesítmény-eloszlást.

A mérések azt igazolják, hogy a két Hewlett-Packard lapolvasóban azonos típusú fénycső található. A teljesítmény-eloszlásaik között szemmel látható különbség nem is fedezhető fel. Az Agfa StudioScan II megvilágító sem sokban tér el az előző kettőtől.

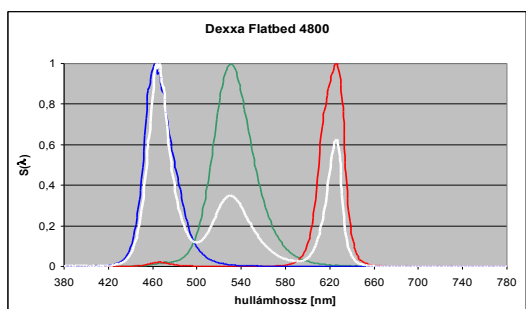
Mint az az ábrán jól látszik, a Dexxa szkennert megvilágítójának eloszlása a vörös, zöld és kék alapszínű LED-ek görbéinek szuperpozíciójából adódik.



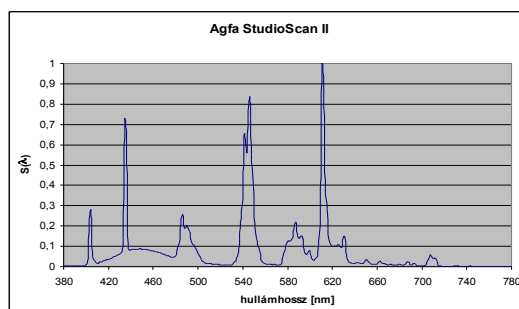
40. ábra A spektrométer kalibrációjához használt fehér és zöld színű standard LED spektrális teljesítmény-eloszlása



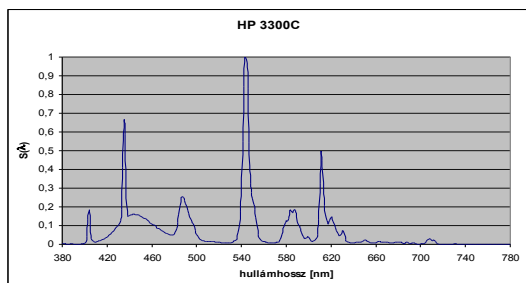
41. ábra: A spektrométer kalibrációjához használt standard lámpa (CIE A) spektrális teljesítmény-eloszlása



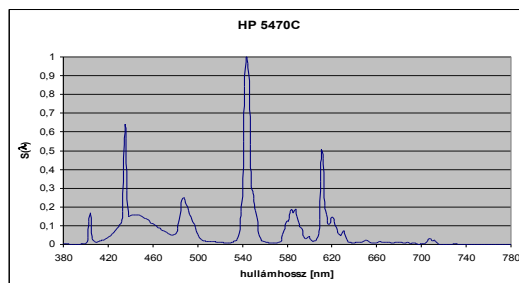
42. ábra: A Dexxa Flatbed 4800 típusú szkennert megvilágítójának spektrális teljesítmény-eloszlása



43. ábra: Az Agfa StudioScan II szkennert megvilágítójának spektrális teljesítmény-eloszlása



44. ábra: A Hewlett-Packard 3300C típusú szkennert megvilágítójának spektrális teljesítmény-eloszlása

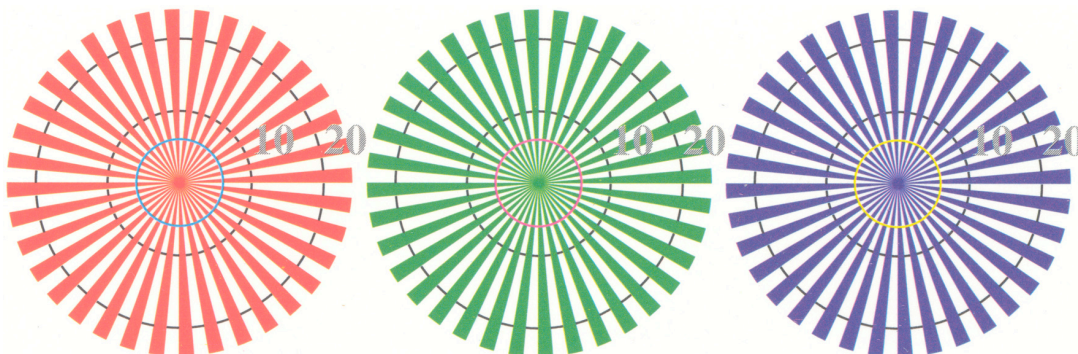


45. ábra: A Hewlett-Packard 5470C típusú szkennert megvilágítójának spektrális teljesítmény-eloszlása

#### 4.4 Az optikai felbontás vizsgálata

Erre a vizsgálatra azért volt szükség, mert bár ismertek voltak a gyári adatok a szkennerek optikai felbontását illetően, mégis meg kellett győződni arról, hogy ezek megfelelnek-e a valóságnak. A mai szkennerek szinte mindegyike tud a névleges maximális optikai felbontásánál nagyobb felbontással is szkennelni, de ezt már interpolációval éri el, amellyel a kép minősége már nem javul. A későbbi folyamatokhoz, a Colour Checker Chart, a nyomtatott színminták, valamint a külső fényforrás interferencia-szűrők által áteresztett „képének” beolvasásához a legnagyobb optikai felbontást kívántam használni.

Rendelkezésre állt két különböző, színes fénymásolókhöz készített színminta (DIN 33866, ISO 15755), melyek tartalmazznak ehhez a vizsgálathoz alkalmas ún. Siemens-csillagokat (46. ábra). A csillagokon található gyűrűk a középponttól való 6 mm, 10 mm, illetve 20 mm távolságot jelölik. A csillagok beszkennelése után meg kell állapítani, hogy a középponttól milyen távolságra tudjuk tisztán megkülönböztetni a szomszédos vonalakat.



46. ábra Vörös, zöld és kék Siemens-csillag

A csillagokat tehát beszkenneltem 150, 300, 600 és 1200 dpi felbontásban az összes lapolvasóval. Szemrevételezéssel megállapítottam, hogy például a HP Scanjet 5470C a gyári adatok szerint ugyan képes az 1200 dpi-s optikai felbontásra, a 600 dpi-s és az 1200 dpi-s csillagok között azonban nem volt különbség. A vizsgálat eredményeit az alábbi táblázat foglalja össze.

13. táblázat: a vizsgált szkennerek gyárilag közölt, illetve valós felbontásai

Vizsgált szkennер	Fényforrás	Megvilágítók száma	Detektorok száma	Gyári felbontás	Valós felbontás
Agfa StudioScan II	gázkisülő lámpa	1	1	400	400
HP ScanJet 3300C	gázkisülő lámpa	1	1	600	600
HP ScanJet 5470C	gázkisülő lámpa	1	1	1200	600
Dexxa Flatbed Scanner 4800	LED	3	1	300	300

#### 4.5 Síkágvas szkennerek detektorérzékenységének linearitás-vizsgálata

A szkennер alapvetően lineáris optikai-elektromos átalakító eszköz, azaz a beolvasandó objektumról visszaverődő fény spektrális teljesítményét arányos elektromos jellé alakítja. Ezeket a jeleket aztán diszkretizálja, majd  $k$ -bites RGB-értékeként küldi a számítógépnek. A gyakorlatban azonban megfigyelhető, hogy a lapolvasók DAC-értékei gyakran nem arányosak a szkennelendő objektumról visszavert fény erősségével. Ennek számos oka lehet, ezek közül néhányat említve:

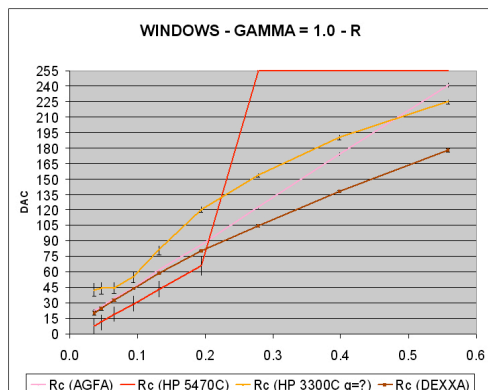
- az eszköz környezetében lévő fényforrásokból származó sugárzások tökéletes kizárása mellett is lead a CCD kis elektromos jelet (ez a CCD sötétárama)
- a detektor dinamikai tartománya korlátos
- a monitor hasonló nemlineáris voltának ellensúlyozása (gamma-korrekció)

Az utóbbi talán a legszámottevőbb tényező. Fontos megemlíteni, hogy a hibák legnagyobb része nem a szkennerek eltérő felépítésére, hanem a gyártó által adott szoftver nem megfelelő működésére vezethető vissza. Ugyanis ezen vizsgálat során is fény derült arra, hogy az operációs rendszer, valamint az eszközök meghajtó-programjai is befolyásolják a lapolvasók linearitását. Amelyik szkennер esetén ez lehetséges, ott a színmintáinkat 1,0 és 2,2-es gamma-értékkel is beszkennelem.

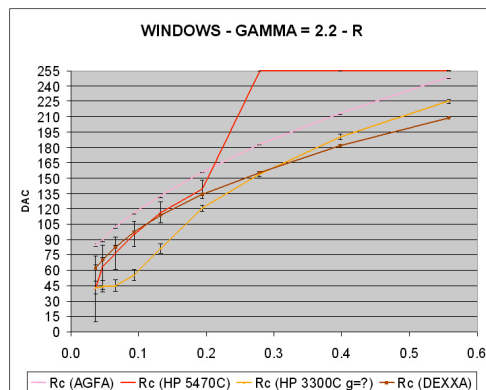
Általában elmondható, hogy csak bizonyos megszorításokkal érvényes a linearitás az egyes eszközökben. A szkennerek visszaadott RGB-értékei (azonos minta és azonos gamma esetén) szignifikánsan függenek az alábbi tényezőktől:

- a szkennerek típusától, még akkor is, ha a megvilágítók színképi teljesítmény-eloszlása gyakorlatilag azonosnak mondható;
- az alkalmazott szoftvertől, operációs rendszertől, esetleges beépített Colour Management Modul (CMM)-októl.

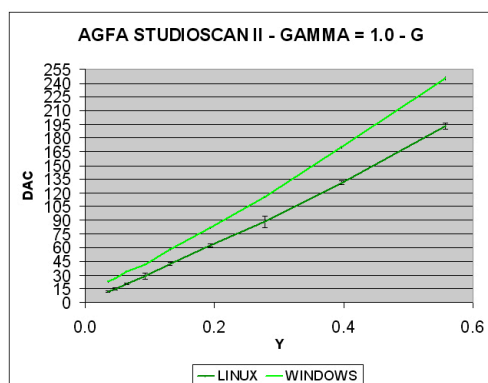
Viszont (szignifikánsan) függetlenek a szkennelés helyétől. Ezért a továbbiakban, ahol lehetséges volt, olyan szoftvereket alkalmaztam, melyek ilyen CMM-modulokat nem tartalmaznak, hiszen ezek a beépített CMM-modulok a szkennер szinképi érzékenységének meghatározásánál „meghamisíthatják” a méréseket.



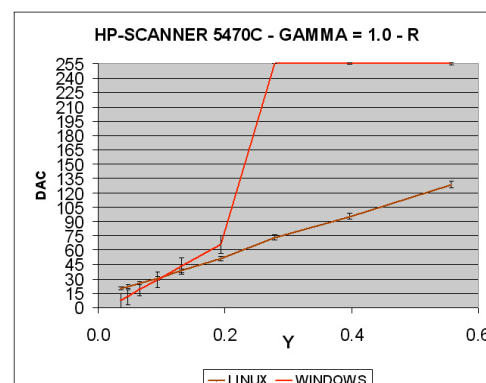
47. ábra: A négy vizsgált szkennер vörös csatornájának linearitása Windows alatt  $\gamma = 1,0$ -val mérve



48. ábra: A négy vizsgált szkennер vörös csatornájának linearitása Windows alatt  $\gamma = 2,2$ -vel mérve



49. ábra: Az Agfa StudioScan II szkennер zöld csatornájának linearitása Linux, ill. Windows alatt  $\gamma = 1,0$ -val mérve



50. ábra: A Hewlett-Packard 5470C szkennер vörös csatornájának linearitása Linux, ill. Windows alatt  $\gamma = 1,0$ -val mérve

Az előző állításokat támasztják alá a fenti ábrák. Mint megfigyelhető, a Hewlett Packard 5470C típusú szkennер bizonyos világosságérték felett a szürke mintákat fehérnek érzekelte. Mivel ez a jelenség csak Windows alatt fordult elő, annak ellenére, hogy kikapcsoltam minden korrekciót, biztosra vehető, hogy a hozzáadott szoftver hibás, de legalábbis túl „intelligens”. Egy ilyen kaliberű eszköznél elvárható lenne, hogy a felhasználónak több beállítási lehetősége legyen, és a szoftver figyelembe vegye ezeket a beállításokat.

---

Hasonlóan szoftveres problémák merültek fel a Hewlett Packard 3300C-nél is, amelynél Windows alatt a gamma-értéket nem lehetett változtatni.

Mindkét szkennert esetén sikerült elhárítani a problémát a Linux alatt telepíthető XSane nevű programmal, mely mindegyik szkennert felismerte, és elégséges beállítási lehetőséget kínált. Figyelemre méltó, hogy Linux alatt a lapolvasók karakterisztikája közelebb volt a lineárishoz, mint hasonló beállításokkal Windows alatt.

#### **4.6 A színminták spektrális reflexiójának mérése, a színminták szkennelése**

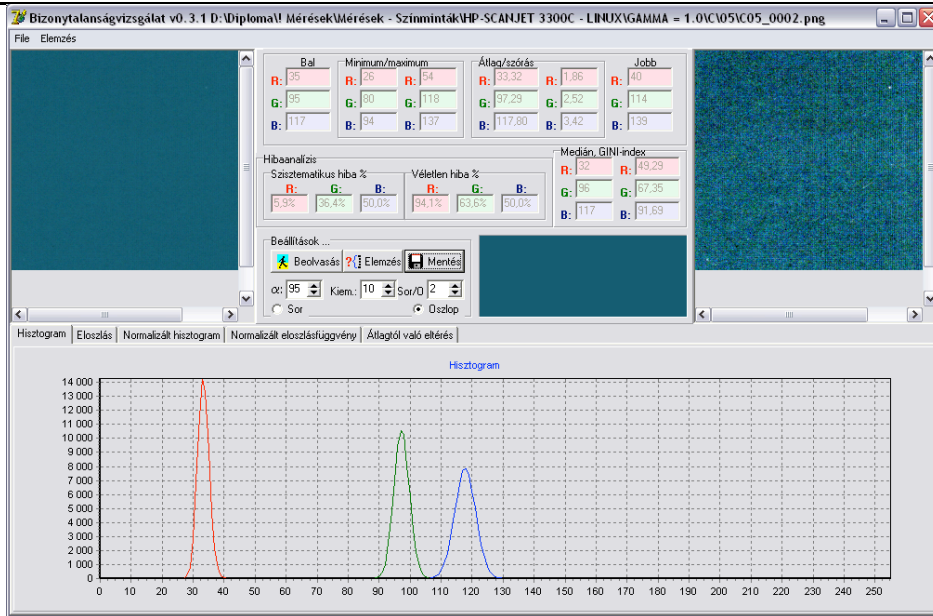
A karakterizációs feladatokhoz többféle színmintát is felhasználtam: a 24 tagú MacBeth Color Checker Chartot, egy fotólabor által készített mintasort valamint a Munsell-atlaszból választott 90 mintát.

A minták kiválasztása után lemértem azok spektrális reflexióját CIE D65 megvilágító mellett a már bemutatott Ocean Optics S2000 típusú spektrométerrel.

A linearitás megtartása érdekében a mintákat 1,0 nagyságú gamma-értékkel szkenneltem be Linux alatt, ahol a szoftveres CMM-et kiküszöbölhettem (lásd.: 4.3 fejezet).

A színmintákat mindkét (HP 3300C, HP 5470C) szkennert esetén a korábban megvizsgált maximális optikai felbontással, körültekintően olvastam be úgy, hogy a 2,3 cm oldalú négyzet alakú foltoknak csak a középső, körülbelül 1 cm<sup>2</sup>-es felületét jelöltem ki.

A képeket veszteségmentes tömörítéssel, illetve tömörítés nélkül mentettem el. Az egyes képeket egy erre a célra írt programmal értékeltem ki, mely az összes képpont által felvett RGB-értéket átlagolja, és a kapott adatokat Excel táblába exportálja. Ezután a mérés értékeit átlagoltam.



51. ábra: A színmintákat kiértékelő program. (A bal oldalon a szkennelt minta látható. A jobb oldalon a képpontokat úgy határoztam meg, hogy az átlagtól való eltérést 10-el beszoroztam.)

#### 4.7 Színmetrikai karakterizáció

A színmetrikai karakterizációt a Hewlett-Packard 3300C és 5470C típusú lapolvasókon végeztem a 2.3.4 fejezetben leírt összesen 3506 darab színes mintát felhasználva.

Minden színmintának kiszámítottam az eszközfüggetlen CIE XYZ értékét az alábbiak szerint:

$$X = K \int_{\Lambda} S_e(\lambda) \beta(\lambda) \bar{x}(\lambda) d\lambda \quad (4-13)$$

$$Y = K \int_{\Lambda} S_e(\lambda) \beta(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda \quad (4-14)$$

$$Z = K \int_{\Lambda} S_e(\lambda) \beta(\lambda) \bar{z}(\lambda) d\lambda \quad (4-15)$$

ahol  $S_e(\lambda)$  azon megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása, amely mellett a minták reflexióit mértem,  $\bar{x}(\lambda)$ ,  $\bar{y}(\lambda)$  és  $\bar{z}(\lambda)$  a színinger-megfeleltető függvények,  $\beta(\lambda)$  a

színminta reflexiója,  $K = \frac{100}{\int_{\Lambda} S_e(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda}$ . Diszkrét esetben az 4-4-4-6 egyenletek a

következésképpen alakulnak:

$$X = \frac{\sum_{k=400}^{700} S_e(\lambda_k) \beta(\lambda_k) \bar{x}(\lambda_k)}{\sum_{k=400}^{700} S_e(\lambda_k) \bar{y}(\lambda_k)} \quad (4-16)$$

$$Y = \frac{\sum_{k=400}^{700} S_e(\lambda_k) \beta(\lambda_k) \bar{y}(\lambda_k)}{\sum_{k=400}^{700} S_e(\lambda_k) \bar{y}(\lambda_k)} \quad (4-17)$$

$$Z = \frac{\sum_{k=400}^{700} S_e(\lambda_k) \beta(\lambda_k) \bar{z}(\lambda_k)}{\sum_{k=400}^{700} S_e(\lambda_k) \bar{y}(\lambda_k)} \quad (4-18)$$

azaz kaptam 3506 darab  $\mathbf{x} = [X, Y, Z]^T$  alakú vektort.

Külön táblára gyűjtöttem a szkennelés után kapott RGB-értékeket (jelölés:  $v_R, v_G, v_B$ ). Majd minden mintára meghatároztam a  $\mathbf{g} = [v_R, v_G, v_B, v_R^2, v_G^2, v_B^2, v_R v_G, v_R v_B, v_G v_B, 1]^T$  vektorokat, amelyek a másodrendű polinom-regresszió változói lesznek.

Az eszközfüggetlen CIE XYZ és az eszközfüggő RGB értékek között az

$$\mathbf{x} = \mathbf{Qg} \quad (4-19)$$

összefüggésnek kell teljesülnie, ahol  $\mathbf{Q}$  egy transzformációs mátrix, mely a keresendő együtthatókat tartalmazza. A  $\mathbf{Q}$  mátrixot Moore-Penrose-féle pszeudo inverz módszer felhasználásával számoltam Matlab program segítségével:

$$\mathbf{Q} = (\mathbf{XG}^T)(\mathbf{GG}^T)^{-1}, \quad (4-20)$$

ahol  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{3506}]$  3x3506-ös mátrix,  $\mathbf{G} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_{3506}]$  10x3506-ös mátrix.

Következő lépésként a CIE XYZ hármassokat átszámoltam CIELAB értékekké, ahol a referenciafehér a papír fehérpontja volt. Az előbbi  $\mathbf{g} = [v_R, v_G, v_B, v_R^2, v_G^2, v_B^2, v_R v_G, v_R v_B, v_G v_B, 1]^T$  vektor felhasználásával, ugyancsak pszeudo inverz alkalmazásával kerestem meg azt a transzformációs mátrixot, melynek elemei az RGB-értékeket a lehető legkisebb  $\Delta E_{ab}^*$  érték mellett CIELAB-térbe leképező másodrendű polinom együtthatói. Ennek megtalálása után számoltam ki a  $\Delta E_{ab}^*$  értékeket.

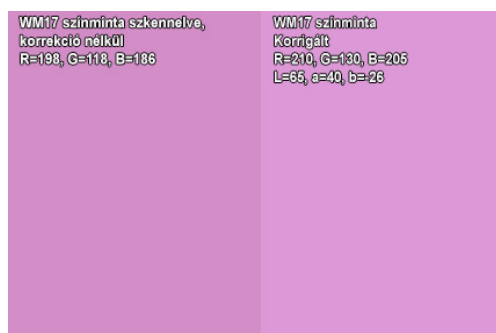
Hardeberg ötlete alapján az RGB hármassoknak vettem a köbgyökét, és ezeket transzformáltam másodrendű polinommal CIELAB-értékekké. Ebben az esetben is kiszámítottam a  $\Delta E_{ab}^*$  euklideszi távolságot a reflexiókból számolt és az RGB hármassokból transzformált CIELAB értékek között. A köbgyökönés következtében a színinger-különbség jelentős mértékben csökkent.

Végül az előbbi transzformációt végrehajtottam harmadfokú polinommal is. A korrekciós mátrix így 3x20-as méretű lett.

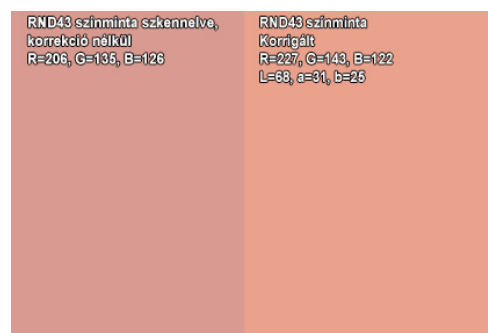
Az alábbi táblázat tartalmazza a három módszer színinger-különbségi hibájának alakulását.

14. táblázat: A polinom-regressziós algoritmusok hibái.

	$\Delta E_{ab}^*$ átlaga	$\Delta E_{ab}^*$ szórása	$\Delta E_{ab}^*$ maximuma
<b>RGB→CIELAB</b>			
másodfokú polinommal	8,33	7,62	31,4
<b>(RGB)<sup>1/3</sup>→CIELAB</b>			
másodfokú polinommal	2,99	1,48	19,9
<b>(RGB)<sup>1/3</sup>→CIELAB</b>			
harmadfokú polinommal	2,43	1,14	12,4
<b>(RGB)<sup>1/3</sup>→CIELAB</b>			
harmadfokú polinommal + SCRS kiválasztással	1,43	1,04	10,4



52. ábra: A színmetrikai kalibráció hatása a white-magenta17 jelű mintára



53. ábra: A színmetrikai kalibráció hatása egy véletlenszerűen meghatározott mintára

A színmetrikai karakterizáció rosszabb eredményt szolgáltat, mint a spektrális karakterizáció. Ezért ezt a módszert ellenőrzés céljából alkalmaztam, egyrészt, hogy színmetrikai karakterizáció esetén is alkalmazható-e a módszerem, másrészt, hogy a spektrális karakterizáció esetén vajon jobb eredmény érhető-e el az SCRS módszer használatával, mint a színmetrikai karakterizáció esetén.

A színmetrikai karakterizáció médiafüggősége miatt a szkennerek karakterizációjára a spektrális karakterizáció javasolt. Amennyiben nincs erre lehetőségünk, akkor, mivel a

színmetrikai karakterizáció is többnyire regressziós vagy look up table módszeren alapul, alkalmazzunk az eljárás előtt spektrális reflexiók alapján történő kiválasztást.

#### **4.8 Detektorérzékenységek meghatározása interferenciás szűrők segítségével**

Szintén ellenőrzés céljából alkalmaztam a keskenysávú spektrális karakterizációs módszert, melyhez interferenciás szűrőket alkalmaztam a kvázi monokromatikus fény elérése érdekében.

##### **4.8.1 Érzékenység meghatározása interferenciás szűrőkkel**

A szkennerek detektorainak érzékenysége meghatározható közvetlenül, keskeny sáv szélességű szűrők felhasználásával.

Előnye ennek az eljárásnak, hogy az érzékenység szinte közvetlenül megkapható, viszonylag kevés számolást igényel. Hátránya viszont, hogy egyrészt sok mérést kell végezni, sok adat kell a statisztikai kiértékeléshez, másrészt a szűrők drágák, és a szkennerek fizikai felépítése miatt a mérés nehezen kivitelezhető.

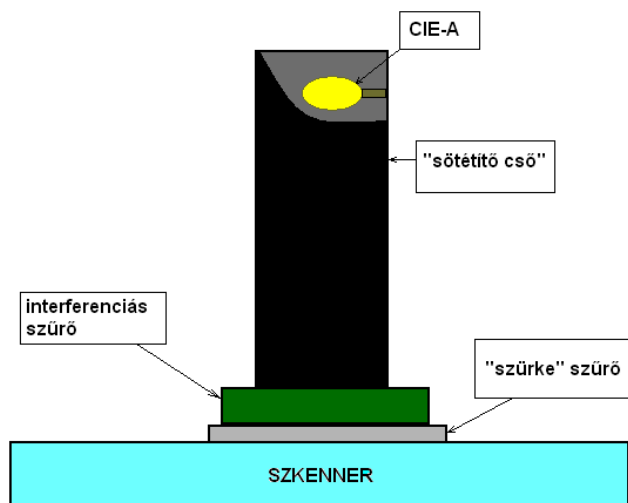
Egy olyan módszert kerestem, mellyel a szkennerek érzékenységét közvetlenül meg tudtam határozni, és az így kapott eredményeket ezután összevettem a szélessávú spektrális karakterizáció során kapott eredményekkel (lásd: 2.3.4 fejezet). A detektorok érzékenységének meghatározása mellett szórásanalízist is végeztem kétféleképpen, egyrészt *analitikus* módon a „GUM-módszer” használva, illetve számítógépes *szimulációt* (*Monte-Carlo szimulációt*) alkalmazva.

A feladat megoldásához felhasznált eszközök:

- spektrométer: PhotoResearch PR705
- stabilizált tápegység
- standard megvilágító: CIE A
- interferenciás szűrő sorozat: Andover Corporation Optical Filter 400, 410, 420, ... ,700 nm
- „szürke” üvegszűrők: NC9, NC8, NC7 jelzéssel
- szkennerek: HP ScanJet 5470C.

Olyan szkennert kellett választanom, ahol a szkennert saját megvilágítóját ki lehetett kapcsolni<sup>xxxii</sup>. Az interferenciás szűrőkön kívül alkalmaztam „szürke” üvegszűrőket is, melyekre azért volt szükség, hogy csökkentsem a szkennert detektorait érő fény erősségét, így kerülve el, hogy a detektor telítésbe menjen.

A mérési elrendezésünket az alábbi ábra mutatja sematikusán:



54. ábra: Mérési elrendezés

A síkgyas szkennert érzékenységi görbéinek meghatározásához a következő képletből illetve szkennert modellből indultam ki:

$$r_{ch,gray,intf} = \int_{\Lambda} S(\lambda) \tau_{intf}(\lambda) \tau_{gray}(\lambda) s_{ch}(\lambda) d\lambda, \text{ ahol: } \Lambda := [400, 700]. \quad (4-21)$$

Jelölések:

$S(\lambda)$  a CIE A megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása;

$\tau_{intf}(\lambda)$  az adott *intf*-fel jelölt interferenciás szűrő spektrális transzmissziója, (*intf* := 400nm, 410nm, ..., 690nm, 700nm);

$\tau_{gray}(\lambda)$  az adott „szürke” üvegszűrő spektrális transzmissziója;  
(*gray* := NC9, NC8, NC7)

$s_{ch}(\lambda)$  a *ch* detektor érzékenysége, (*ch* := R,G,B);

$r_{ch,gray,intf}$  a szkennert válasza, a beszkenntelt szűrt fény RGB-értéke  
(DAC érték: [0,255] ), ha a *ch* detektor vizsgálatához

<sup>xxxii</sup> Ennek a követelménynek megfelelt a fenti HP ScanJet 5470C. Ezzel az eszközzel diákat is be lehet szkennelni egy, a hozzá mellékelt külső megvilágítóval, melyet ha üzembe helyezünk, akkor a szkennertünk belső megvilágítója kikapcsolható.

*gray* „szürke” üvegszűrőt és  
*intf* interferenciás szűrőt használunk.

A fenti integrál felírható szorzatösszegként, ha adott lépésközzel mérünk. Ekkor a következő diszkrét egyenletrendszert kapjuk:

$$r_{ch,gray,intf} = \sum_{l:=1}^{30} S(\lambda_l) \tau_{intf}(\lambda_l) \tau_{gray}(\lambda_l) S_{ch}(\lambda_l) \Delta\lambda, \lambda_l \in \Lambda, \Delta\lambda = 10. \quad (4-22)$$

Lépésköznek azokat a hullámhosszakot választottam, ahol az interferenciás szűrőknek maximuma van:

<i>intf</i>	400	410	...	690	700
$\lambda_{intf}^{MAX}$	$\lambda_{400}^{MAX}$	$\lambda_{410}^{MAX}$	...	$\lambda_{690}^{MAX}$	$\lambda_{700}^{MAX}$

ideális esetben:  $intf = \lambda_{intf}^{MAX}$ , ekkor  $\tau_{intf}(intf) = \tau_{intf}^{MAX}$

válós esetben:  $\tau_{intf}^{MAX} = \tau_{intf}(\lambda_{intf}^{MAX})$

A vizsgált interferenciás szűrők esetén  $\Delta\lambda$  lépésköz nem volt tökéletesen egyenközü. (Ekkor 4-23 egyenletben  $\Delta\lambda$  helyett  $\Delta\lambda_l = \lambda_{l+1} - \lambda_l$  szerepel.)

A CIE A megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása folytonos, így  $n$  db  $n$  ismeretlenes független egyenletrendszert kapunk, ahol  $n$  az interferenciás szűrők száma.

Példaként az *intf*=550nm-es szűrőt választva (egyenközűséget feltételezve) az alábbi egyenletet kapjuk:

$$\begin{aligned} r_{ch,gray,550} = & S(\lambda_{400}^{MAX}) \tau_{intf}(\lambda_{400}^{MAX}) \tau_{gray}(\lambda_{400}^{MAX}) S_{ch}(\lambda_{400}^{MAX}) \Delta\lambda + \\ & S(\lambda_{410}^{MAX}) \tau_{intf}(\lambda_{410}^{MAX}) \tau_{gray}(\lambda_{410}^{MAX}) S_{ch}(\lambda_{410}^{MAX}) \Delta\lambda + \dots + \\ & S(\lambda_{550}^{MAX}) \tau_{intf}(\lambda_{550}^{MAX}) \tau_{gray}(\lambda_{550}^{MAX}) S_{ch}(\lambda_{550}^{MAX}) \Delta\lambda + \dots + \quad (4-23) \\ & S(\lambda_{690}^{MAX}) \tau_{intf}(\lambda_{690}^{MAX}) \tau_{gray}(\lambda_{690}^{MAX}) S_{ch}(\lambda_{690}^{MAX}) \Delta\lambda + \\ & S(\lambda_{700}^{MAX}) \tau_{intf}(\lambda_{700}^{MAX}) \tau_{gray}(\lambda_{700}^{MAX}) S_{ch}(\lambda_{700}^{MAX}) \Delta\lambda \end{aligned}$$

A fenti egyenletet vizsgálva a jobb oldalon lévő összeg azon tagjai, amelyekben nem szerepel a  $\tau_{intf}(\lambda_{550}^{MAX})$ , jó közelítéssel nullának tekinthetők, így elhagyhatók az interferenciás szűrő harang alakú görbéjének köszönhetően, és a következő egyszerűbb alakot kapjuk:

$$r_{ch,gray,550} = S(\lambda_{550}^{MAX})\tau_{550}(\lambda_{550}^{MAX})\tau_{gray}(\lambda_{550}^{MAX})S_{ch}(\lambda_{550}^{MAX})\Delta\lambda \quad (4-24)$$

azaz általános esetben

$$r_{ch,gray,intf} = S(\lambda_{intf}^{MAX})\tau_{intf}(\lambda_{intf}^{MAX})\tau_{gray}(\lambda_{intf}^{MAX})S_{ch}(\lambda_{intf}^{MAX})\Delta\lambda \quad (4-25)$$

Az egyenlet ezután átrendezhető az adott detektor csatorna érzékenysége:

$$S_{ch}(\lambda_{intf}^{MAX}) = \frac{r_{ch,gray,intf}}{S(\lambda_{intf}^{MAX})\tau_{intf}(\lambda_{intf}^{MAX})\tau_{gray}(\lambda_{intf}^{MAX})\Delta\lambda} \quad (4-26)$$

A  $\Delta\lambda$ -k csak konstansként jelennek meg az egyenletben. A detektorérzékenység  $\Delta\lambda$  lépésközzel az alábbi formában fejezhető ki.

$$S_{ch,\Delta\lambda}(\lambda_{intf}^{MAX}) = \frac{r_{ch,gray,intf}}{S(\lambda_{intf}^{MAX})\tau_{intf}(\lambda_{intf}^{MAX})\tau_{gray}(\lambda_{intf}^{MAX})} \quad (4-27)$$

Bevezetve a következő jelöléseket:

$$\begin{aligned} x_1 &= r_{ch,gray,intf} \\ x_2 &= S(\lambda_{intf}^{MAX}) \\ x_3 &= \tau_{intf}(\lambda_{intf}^{MAX}) \\ x_4 &= \tau_{gray}(\lambda_{intf}^{MAX}) \\ y &= S_{ch,\Delta\lambda}(\lambda_{intf}^{MAX}) \end{aligned} \quad (4-28)$$

a modellegyenletem tehát a következőképpen fejezhető ki:

$$y = f(x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{x_1}{x_2 x_3 x_4} \quad (4-29)$$

A fenti  $y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$  modellegyenletre ezután alkalmaztam a GUM-módszer ajánlásait (lásd a függelék 5.2 fejezetét)<sup>xxxiii</sup>:

$$u_c^2(y) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 u^2(x_i) + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{\partial f}{\partial x_j} u(x_i) u(x_j) r(x_i, x_j) \quad (4-30)$$

<sup>xxxiii</sup> Teljes bizonytalanságanalízisre nem volt megfelelő eszközüm, így csak a közvetlen mérésekből eredő hiba terjedését tudtam elemezni.

Független méréseket végeztem a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlása és a szűrők transzmissziójának meghatározására vonatkozóan, így feltehettem, hogy nincs korreláció a megvilágító teljesítmény-eloszlása és a szűrők transzmissziója, valamint a detektorérzékenység között, így

$$u_c^2(y) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 u^2(x_i) = \sum_{i=1}^N c_i^2 u^2(x_i) \quad (4-31)$$

alakúvá vált a fenti egyenlet, ahol  $u_c(y)$  a GUM ajánlása szerint az eredő standard bizonytalanságot,  $u(x_i)$  az  $x_i$  paraméter bizonytalanságát jelöli<sup>xxxiv</sup>.

Detektorérzékenységek vizsgálatánál az  $x_i$  paramétereket, illetve az  $u(x_i)$  szórásokat mérésel és statisztikai kiértékeléssel meg tudtam határozni. Kérdés volt az  $u_c(y)$  eredő standard bizonytalanság értéke.

Az  $y = f(x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{x_1}{x_2 x_3 x_4}$  egyenletet használva az eredő standard bizonytalanság

$$u_c^2(y) = c_1^2 u^2(x_1) + c_2^2 u^2(x_2) + c_3^2 u^2(x_3) + c_4^2 u^2(x_4) \quad (4-32)$$

egyenlettel lehet jellemezni.

A  $c_i$  együtthatók parciális deriválással számíthatók ki:

$$c_1 = \frac{\partial f}{\partial x_1} = \frac{\partial \left( \frac{x_1}{x_2 x_3 x_4} \right)}{\partial x_1} = \frac{1}{x_2 x_3 x_4} \frac{\partial (x_1)}{\partial x_1} = \frac{1}{x_2 x_3 x_4} \quad (4-33)$$

$$c_2 = \frac{\partial f}{\partial x_2} = \frac{\partial \left( \frac{x_1}{x_2 x_3 x_4} \right)}{\partial x_2} = \frac{x_1}{x_3 x_4} \frac{\partial (x_2^{-1})}{\partial x_2} = \frac{-x_1}{x_2^2 x_3 x_4} = \frac{-x_1 c_1}{x_2} \quad (4-34)$$

$$c_3 = \frac{\partial f}{\partial x_3} = \frac{\partial \left( \frac{x_1}{x_2 x_3 x_4} \right)}{\partial x_3} = \frac{x_1}{x_2 x_4} \frac{\partial (x_3^{-1})}{\partial x_3} = \frac{-x_1}{x_2 x_3^2 x_4} = \frac{-x_1 c_1}{x_3} \quad (4-35)$$

---

<sup>xxxiv</sup> Ebben az esetben csak a fenti paraméterek által okozott mérésből adódó hiba terjedésének eloszlását tudtam ezzel a formulával jellemezni.

$$c_4 = \frac{\partial f}{\partial x_4} = \frac{\partial\left(\frac{x_1}{x_2 x_3 x_4}\right)}{\partial x_4} = \frac{x_1}{x_2 x_3} \frac{\partial(x_4^{-1})}{\partial x_4} = \frac{-x_1}{x_2 x_3 x_4^2} = \frac{-x_1 c_1}{x_4} \quad (4-36)$$

A fenti egyenletek alapján meghatározhatjuk a detektorérzékenységek várható értékét és a mérésekből adódó hibák terjedését. A GUM bizonytalansági kosarának analógiájára a detektorérzékenységek meghatározására vonatkozó hiba terjedése is leírható.

**15. táblázat: A kék tartományra érzékeny ( $ch=B$ ) észlelőcsatorna 422nm-en vett érzékenységeinek meghatározása. ( $S$  a megvilágító spektrális teljesítmény-eloszlását,  $\tau_{intf}$  az interferenciás szűrő  $\tau_{gray}$  a szürke üvegszűrő spektrális transzmisszióját,  $r_B$  a szkennerek választát, míg  $s_B$  a kék tartományra érzékeny észlelőcsatorna érzékenységét jelöli)**

Mért paraméter	Szabadságfok ( $n$ )	Várható érték ( $x_{i,y}$ )	Szórás ( $u$ )	Érzékenységi együttható ( $c_i$ )
$S(422nm)$	$n=10 \Rightarrow \nu=n-1=9$	$7,54 \cdot 10^{-2}$ (W/sr)	$4,42 \cdot 10^{-4}$ (W/sr)	$-9,73 \cdot 10^4$
$\tau_{intf}(422nm)$	$n=10 \Rightarrow \nu=n-1=9$	0,41	$1,09 \cdot 10^{-3}$	$-1,54 \cdot 10^4$
$\tau_{gray}(422nm)$	$n=10 \Rightarrow \nu=n-1=9$	0,55	$7,74 \cdot 10^{-3}$	$-1,05 \cdot 10^4$
$r_B$	$\nu=3455$	98,02 (DAC)	3,26 (DAC)	58,1
$s_B(422nm)$	$\nu_{eff}=3464$	5694,32 (DAC*sr/W)	209,01 (DAC*sr/W)	–

A Monte-Carlo szimuláció futtatásához a fenti egyenletekből indultam ki, az eredő szórást pedig ezek segítségével határoztam meg. Ahogyan azt az értekezésem 2.3.4 alfejezetében leírtam, a szélessávú spektrális karakterizációval jobb eredményeket kaptam, mint a keskenysávú karakterizációval. Mégsem annak bizonyítása volt a célom, hogy a szélessávú karakterizáció jobb eredményt ad, mint a keskenysávú spektrális karakterizáció, hiszen ebben az esetben több keskenysávú módszert is ki kellett volna ehhez próbálni, ami szkennerek esetében technikailag nem kivitelezhető (pl. monokromátorok alkalmazása, hiszen ehhez a bejövő jel a szkennerek számára túl gyenge), vagy nem állt rendelkezésemre (pl. hangolható lézer berendezés). A vizsgálat célja sokkal inkább az volt, hogy vajon a reprodukáló képesség mellett az általam kifejlesztett módszer visszaadja-e a szkennerek detektorérzékenységét. Hiszen a spektrális karakterizáció esetében ez volt a célom.

---

Ahogy az a 2.3.2.1 fejezetben bemutattam, az általam javasolt kiválasztási módszerrel kombinált színmetrikai karakterizációval kisebb karakterizációs hibával lehetett meghatározni a detektorérzékenységeket. Bár a kutatásomnak nem volt fő iránya, de az általam javasolt kiválasztási módszerrel nem csak a szélessávú spektrális karakterizációt, hanem a színmetrikai karakterizációt is lehet javítani.

## 5 Függelék

A függelékben röviden áttekintem az ICC profilok felépítését, illetve az alkalmazott matematikai módszereket, különös tekintettel a statisztikai, optimalizálási és bizonytalanságanalízissel kapcsolatos módszereket.

### 5.1 Az ICC-profil felépítése

A legtöbb képalkotó eszköz – kamera, szkennerek, monitor és nyomtató – a képeket apró pontokra, ún. pixelekre, képpontokra bontva jeleníti meg. A vörös, a zöld és a kék alapszínek különböző mértékű keverésével reprodukálják a színeket az egyes képpontokban.

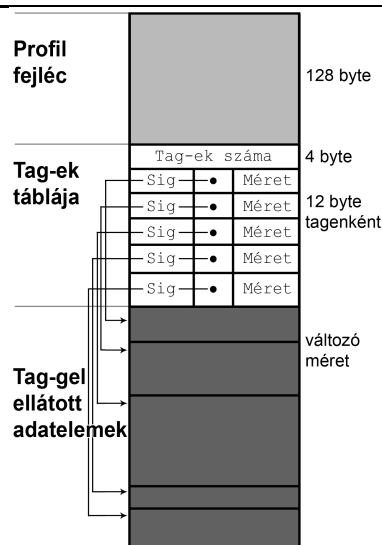
Sem a beviteli eszközök, sem a megjelenítők, sem a nyomtatók nem képesek a látható spektrum teljes lefedésére. Az ICC profilok egy megoldást kínálnak ahhoz, hogy szkennelésnél, megjelenítésnél, fényképezésnél, nyomtatásnál nagy pontosságot érjünk el a színárnyalatok reprodukálásában, tárolásában. Az ICC profil meghatározza, hogy a bemeneti eszközök által felismert 16,7 millió különböző színárnyalat hogyan helyezkedik el az emberi szem számára látható színárnyalatok tartományában. Ahhoz, hogy biztosítsuk a konverziót a be- és kimeneti eszközök között, mindkettőre meg kell határozni egy-egy profilt. Az ICC profil tehát nem más, mint egy look-up-table.

Az ICC profilok a nemzetközileg is elfogadott CIELAB színteret használják színegyeztetésre. Az ICC nemzetközi szabványokban határozta meg a profilok felépítését. Az a tény, hogy a profilok előírt formája publikus, mindenki számára hozzáférhető, lehetővé teszi, hogy a profilokat minden rendszerben használhassák.

A profilok több transzformációt is tartalmaznak, hogy a felhasználó kiválaszthassa a céljának megfelelőt. Így szkennelés esetén például más transzformációt érdemes alkalmazni fényképek, és megint mást másolópapírra nyomtatott szöveg beolvasásához. A helyes választás fontos szerepet játszik a színvisszaadásban [103].

A színprofil nagy előnye, hogy a legtöbb képformátumba be lehet ágyazni, de önálló fájlként is lehet mellékelni. Így például egy beszkenelt kép nem igényel újabb korrekciót másik rendszeren megnyitva.

A profilkészítő műszerek szabványos színmintákat és komplex regressziós analízist használnak a kamerák/szkennerok karakterisztikájának feltérképezésére.



55. ábra: Az ICC-profil felépítése

Egy ICC-profil felépítését mutatja az 55. ábra. Legelső része egy 128 byte méretű *header* (fejléc), mely 18 mezőt tartalmaz. A header olyan szükséges információkat tárol, mely a rendszernek segít az azonosításban, a profil használatában (16. táblázat).

16. táblázat: Az ICC-profil fejlécének mezői

Byte pozíció	Mezőhossz (byte)	A mező tartalma
0–3.	4	A profil mérete
4–7.	4	Az alkalmazott CMM típusa
8–11.	4	A profil verziója
12–15.	4	A profil/eszköz fajtája
16–19.	4	Az adatok szintere
20–23.	4	A profilokat összekötő szintér (PCS)
24–35.	12	A profil keletkezésének ideje
36–39.	4	'acsp' (61637370h) profil file lenyomat
40–43.	4	Elsődleges platform azonosítója
44–47.	4	Profil flag-ek
48–51.	4	Az eszköz gyártója
52–55.	4	Az eszköz típusa
56–63.	8	Eszköztulajdonságok
64–67.	4	Rendering Intent
68–79.	12	A PCS megvilágítójának CIE XYZ értékei
80–83.	4	A profilt készítő lenyomata
84–99.	16	Profil azonosító
100–127.	28	Későbbi bővítésre foglalt byte-ok (0-ra kell állítani)

A headert követi a *tag table* (tag-ek táblázata, 17. táblázat), mely nem más, mint a profilban szereplő tag-ek „tartalomjegyzéke”. Mérete  $n$  darab tag esetén  $4 + 12n$  byte.

17. táblázat: a tag-ek táblájának mezői

Byte pozíció	Mezőhossz (byte)	A mező tartalma
0–3.	4	A tag-ek száma
4–7.	4	Tag lenyomat
8–11.	4	A tag adatelem pontos címe
12–15.	4	A tag adatelem mérete
16-(12n+3)	4	A lenyomat, cím, méret $n$ hosszú sora

Ezután következik a tag-ekkel ellátott adatrész, melyben a mezők változó méretűek. A képbeviteli eszközök profilja különböző lehet [104]:

$N$  komponensű look-up-table alapú,  
három komponensű mátrix alapú,  
monokróm.

Az általam kifejlesztett spektrális karakterizációs módszer segítségével a szkennerek eszközfüggő színteréből CIE XYZ színtérbe konvertálhatunk, ha a kapott szkennerek detektorérzékenységi görbéjének olyan mátrix-transzformációját határozzuk meg, mely leginkább illeszkedik az CIE XYZ görbékre. Spektrális karakterizáció után adott médiumra vonatkozó look-up-table is készíthető, hiszen a reflexiós minták és a megvilágítók spektrális teljesítmény-eloszlásának ismeretében a detektor spektrális érzékenységét felhasználva a szkennerek válasza nagy pontossággal becsülhető.

## 5.2 Bizonytalanságanalízis

Ebben a fejezetben azokat a módszereket, fogalmakat tekintem át, melyek a mérési bizonytalanság meghatározásához szükségesek.

## 5.2.1 Mérési bizonytalanságok jellemzése, csoportosítása

A bizonytalanság a mérési eredmény minőségének mennyiségi mértéke, lehetővé teszi a mérési eredmény összehasonlíthatóságát más eredményekkel, referenciákkal, műszaki jellemzőkkel vagy szabványokkal.

Minden mérés hibával terhelt, ezért a mérési eredmény eltér a mérendő mennyiség helyes értékétől. Megfelelő idő és erőforrások esetén a mérési hiba legtöbb forrása felderíthető, a mérési hiba meghatározható és korrigálható (például kalibrálások által). Ugyanakkor ritkán van idő és erőforrás ezeknek a mérési hibáknak teljeskörű meghatározására és korrigálására.

A mérési bizonytalanságot különböző módon lehet meghatározni. Széles körben használt és elfogadott módszer – amit például az akkreditáló testületek is elfogadnak – az ISO által javasolt „GUM-módszer” [105]. A GUM-módszer szerkezetét és főbb pontjait az alábbi fejezetben tárgyalom.

### 5.2.1.1 A standard bizonytalanság meghatározása

- Egy  $X$  mérendő mennyiség értéke pontosan nem ismert, ezért véletlenszerűen változó valószínűségi változónak tekintjük.
- Az  $x$  mérési eredmény az  $E(X)$  várható érték becslése.
- Az  $u(x)$  standard bizonytalanság a  $V(X)$  variancia becslésének négyzetgyöke.
- A-típusú kiértékelés: A várható értéket és a varianciát az ismételt mérések statisztikai értékelésével becslik meg.
- B-típusú kiértékelés: A várható értéket és a varianciát más (nem statisztikai) módszerekkel becslik. Leggyakrabban használt módszer egy valószínűségi eloszlás, például egyenletes eloszlás feltételezése, ami tapasztalaton vagy más információon alapszik.

### 5.2.1.2 A „GUM-módszer” lépései

1. A mérési bizonytalanság összes fontos összetevőjének azonosítása: számos forrása lehet a mérési bizonytalanságnak. Modellezni kell a mérési eljárást a források azonosítása érdekében. A mért mennyiségeket matematikai modellbe kell foglalni.
2. A mérési bizonytalanság minden egyes összetevője standard bizonytalanságainak kiszámítása.

3. A mérési bizonytalanság minden egyes összetevőjét standard bizonytalansággal kell megadni, amelyeket vagy A-típusú vagy B-típusú értékeléssel határoznak meg.
4. Az eredő standard bizonytalanság számítása: az eredő standard bizonytalanság kiszámításának alapja az egyes standard bizonytalanság-összetevők kombinálása a bizonytalanság terjedési szabályának használatával.
5. A kiterjesztett bizonytalanság ( $U$ ) számítása: Az eredő standard bizonytalanság szorozva a  $k$  kiterjesztési tényezővel.
6. A mérési eredmény ( $Y$ ) megadásának formája:  $Y = y \pm U$

A standard bizonytalanság meghatározásához tehát először fel kell állítanunk egy modellfüggvényt.

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_N) \quad (5-1)$$

$Y$  a modellfüggvényünk kimenete,  $X_1, X_2, \dots, X_N$  a függvényünk változói. Legyen  $y$   $Y$  becslése (általában tekinthető  $y$   $Y_i$  mért értékek átlagának:  $y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i = \bar{Y}$ ). (Vagy súlyozott

átlagának). A várható érték standard bizonytalanságát úgy számíthatjuk, hogy a várható értéktől való átlagos négyzetes eltérések összegét osztjuk a szabadságfokkal, és ebből négyzetgyököt vonunk. Képlettel:

$$u^2(x_i) = s^2(x_i) = \frac{1}{(N-1)} \sum_{j=1}^N (x_{i,j} - E(\hat{X}_i))^2, \text{ ahol } i=1,2,\dots,M. \quad (5-2)$$

A képletben  $u$  az ún. standard bizonytalanság.  $M$  db paramétert kell becsülnünk.  $x_{i,j}$   $i$ . paraméter  $j$ . becslése. Ha az adott paraméter közvetlenül megfigyelhető, akkor  $x_{i,j} = X_{i,j}$ , vagyis  $i$ . paraméter  $j$ . becslése megegyezik  $i$ . paraméter  $j$ . mérésével.  $E(\hat{X}_i)$  az  $i$ . paraméter várható értékének becslése. A várható érték becslésére választhatunk egyszerű átlagot, mozgó átlagot, exponenciális illesztést stb. (A műszeres mérésben általában egyszerű átlagot alkalmaznak statisztikai és valószínűségszámítási megfontolások (legjobb becslés, hatékony becslés, konzisztencia stb.) miatt. A gazdasági életben, kereskedelemben az egyszerű átlag nem mindig megfelelő, viszont mivel értekezésemben műszeres mérésekkel és azok bizonytalanságaival foglalkoztam, az egyszerű átlag használata tűnt legcélravezetőbbnek a fent említett statisztikai tulajdonságai miatt.). A standard bizonytalanságunk akkor lesz minimális, ha a várható érték becslésére az egyszerű átlagot választjuk. Ez egyrészt az

egyszerű átlag becslési tulajdonságaiból adódik, másrészt a standard bizonytalanság a várható értéktől történő eltérést ugyanolyan súllyal kezeli.

Ha a bizonytalanságokat össze akarjuk hasonlítani, akkor a relatív standard bizonytalanságokat kell meghatározni ( $w(x)$ ). Ezeket úgy számíthatjuk ki, hogy az adott standard bizonytalanságot elosztjuk a várható érték becslésével. A standard bizonytalanságok meghatározása elengedhetetlen a későbbi eredő standard bizonytalanságok és az ún. bizonytalansági kosarak meghatározásához.

Az összetett vagy eredő standard bizonytalanság a következőképpen számítható ki általános esetben:

$$\begin{aligned} u_c^2(y) &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{\partial f}{\partial x_j} u(x_i, x_j) = \\ &= \sum_{i=1}^M \left( \frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 u^2(x_i) + 2 \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^M \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{\partial f}{\partial x_j} u(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (5-3)$$

ahol  $u_c(y)$  az ún. eredő standard bizonytalanság,  $u(x_i, x_j)$   $x_i$  és  $x_j$  paraméter közötti kovariancia.

A képlet korrelációs együtthatókkal is felírható:

$$u_c^2(y) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 u^2(x_i) + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{\partial f}{\partial x_j} u(x_i) u(x_j) r(x_i, x_j), \quad (5-4)$$

ahol  $-1 \leq r(x_i, x_j) \leq 1$   $x_i$  és  $x_j$  paraméter közötti korrelációs együttható.

Az összetett bizonytalanság kiszámításánál nem feledkezhetünk meg a korrelációról, mely megmutatja a különböző paraméterek közötti kapcsolatok erősségét. (A gyakorlatban ez a számítás gyakran egyszerűsödik, hiszen sokszor el lehet tekinteni a korrelációktól, valamint az összetevők összege vagy különbsége esetén az eredő standard bizonytalanság a tényezők standard bizonytalanságai négyzetösszegéből vont négyzetgyök. Az összetevők szorzata vagy hatványa esetén a fent említett úgynevezett „összeg-különbség” szabály a tényezők relatív standard bizonytalanságaira alkalmazható.)

A kiterjesztett bizonytalanságot a következőképpen írhatjuk fel:

$$U(y) = k u_c(y) \quad (5-5)$$

Itt  $U$  az ún. kiterjesztett bizonytalanság.  $k$  az ún. átfedési tényező (coverage factor). Ez az érték egy eloszlásfüggő paraméter (pl.  $\nu = N - 1 = 9$  szabadságfokú  $\alpha = 0,05$  szignifikancia szint melletti, egyoldali  $t$ -eloszlás esetén  $k = 2,26$ ). A központi határeloszlás tétele miatt  $N \rightarrow \infty$  esetén  $t$ -eloszlás helyett használhatunk normális eloszlást is. A mintaelemek számának

növelésével (legalább 50, 100) ezt a közelítést megtehetjük anélkül, hogy számottevő hibát elkövetnénk. (A gyakorlatban (egy adott valószínűségi szinthez tartozó) konfidencia-intervallum és az átfedési tényező nem feltétlenül egyezik meg. Sokszor az átfedési tényezőnek eloszlástól függetlenül 2-t vagy 3-at választanak.)

Az ISO által bevezetett ajánlott mérési kiértékelési módszereket már számos területen különböző méréseknél széles körben használják. Ezt a módszert a keskenysávú spektrális karakterizációnál a hibaterjedés modellezésénél alkalmaztam.

### 5.3 Alkalmazott statisztikai módszerek bemutatása

Az alábbi fejezetben azokat a statisztikai módszereket mutatom be, melyeket a szkennerek, digitális kamerák karakterizációja során a detektorérzékenység meghatározására használtam.

#### 5.3.1 Többváltozós lineáris regressziós modell

A szkennerek szélessávú spektrális és színmetrikai karakterizációja esetén általában egy regressziós modellt kell megoldanunk. Az alábbi fejezetben áttekintem a többváltozós regressziós modell alapfeltevéseit, alkalmazási feltételeit.

Kiinduló összefüggésünk az alábbi egyenlettel írható le.

$$y_i = \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + u_i, \quad (5-6)$$

ahol  $i = 1, \dots, n$  ( $n$  a megfigyelések száma),  $\beta_1, \dots, \beta_k$  a meghatározandó paraméterek ( $j = 1, \dots, k$ ),  $x_{1i}, \dots, x_{ki}$  a magyarázó (exogén) változók ( $x_{1i}$ -t tekintjük a konstansnak),  $y_i$  a magyarázott (endogén) változó,  $u_i$  pedig a hibatag. (A hibatag feltételezésének okai: (i) specifikáció hiányosságai (ii) mérési hiba (iii) eredendő bizonytalanság.)

A regressziós becslés feladata:  $\beta_1, \dots, \beta_k$  paraméterek becslése.

A modell mátrix formában a következő:

$$\begin{matrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ y_n \end{bmatrix} \\ (nx1) \end{matrix} = \begin{matrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & \cdot & \cdot & x_{k1} \\ x_{12} & x_{22} & \cdot & \cdot & x_{k2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{1n} & x_{2n} & \cdot & \cdot & x_{kn} \end{bmatrix} \\ (nxk) \end{matrix} \begin{matrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_k \end{bmatrix} \\ (kx1) \end{matrix} + \begin{matrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ u_n \end{bmatrix} \\ (nx1) \end{matrix} \quad (5-7)$$

Mátrix-vektor egyenletben egyszerűbben felírva:

$$y = \mathbf{X}\beta + u. \quad (5-8)$$

A lineáris regressziós modell alapfelvetései:

1.  $E(u_i) = 0$  (szisztematikus hibát nem vétettünk)
2.  $\text{var}(u_i) = \sigma^2$  minden  $i$ -re (nincs heteroszkedaszticitás, a hibák szórása azonos)
3.  $u_i$  és  $u_j$  függetlenek minden  $i$ -re és  $j$ -re (nincs autokorreláció)
4.  $x_i$  determinisztikus (nem valószínűségi változó)
5.  $u_i \sim N(0, \sigma^2)$  (A hiba becslése előre jelezhető)
6. az  $x_j$ -k között nincs lineáris összefüggés (nincs multikollinearitás)

Megjegyzés: ekkor az 1., a 2. és a 3. alapfeltevés együttese fennállása felírható a következőképp:

$$E(uu^T) = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & . & 0 & 0 \\ 0 & 0 & . & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} = I\sigma^2, \quad (5-9)$$

$$\text{ahol } I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & . & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & . & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & . & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-10)$$

$\beta_i, i=1, \dots, k$  becslése történhet legkisebb négyzetek módszerével. Ebben az esetben az eltérésnégyzet összeget minimalizáljuk, azaz

$$Q = u^T u \rightarrow \min. \quad (5-11)$$

Az elsőrendű feltétel:

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta} = -2X^T y + 2X^T X\beta = 0 \quad (5-12)$$

Ebből a paramétervektor becslése (ha  $X^T X$  invertálható):

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (5-13)$$

A becslés felírható még a következő formában is:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y = (X^T X)^{-1} X^T (X\beta + u) = \beta + (X^T X)^{-1} X^T u \quad (5-14)$$

Ezek után felírható a paramétervektorra vonatkozó várható érték, variancia összefüggések.

$$E(\hat{\beta}) = \beta + (X^T X)^{-1} X^T E(u) = \beta \quad (5-15)$$

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{\beta}) &= E[(\hat{\beta} - \beta)(\hat{\beta} - \beta)^T] = (X^T X)^{-1} X^T E(u^T u) X (X^T X)^{-1} = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T I \sigma^2 X (X^T X)^{-1} = (X^T X)^{-1} \sigma^2 \end{aligned} \quad (5-16)$$

Megjegyzés: jelöljük a  $(X^T X)^{-1}$  mátrix diagonális elemeit  $S^{jj}$ -vel. Így  $\text{var}(\hat{\beta}_j) = S^{jj} \sigma^2$ , ahol

$$j = 1, \dots, k, \quad \text{azaz} \quad \text{var}(\hat{\beta}_j) = \sqrt{S^{jj} \sigma^2}. \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{RSS}{n-k} = \frac{\hat{u}^T \hat{u}}{n-k}, \quad \text{ahol} \quad \hat{u} = y - X\hat{\beta}.$$

$$\hat{\beta} \sim N(\beta, (X^T X)^{-1} \sigma^2) \quad \frac{RSS}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-k), \quad \text{azaz} \quad \frac{\hat{u}^T \hat{u}}{\sigma^2} = \frac{(n-k)\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-k).$$

A determinációs együttható megmutatja, hogy a lineáris modell mennyire jól illeszhető a feladatra:

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = 1 - \frac{RSS}{TSS}, \quad \text{ahol} \quad TSS = \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 \quad (5-17)$$

Ennek értéke pusztán azáltal is nő, hogy több változót vontunk be az egyenletbe. Éppen ezért ki kell számítani a korrigált determinációs együtthatót, mely figyelembe veszi a több változó jelenlétét:

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-k} (1 - R^2). \quad (5-18)$$

Az alábbi standard próbákkal a paramétervektorra vonatkozóan készíthetünk tesztek.

Első ezek közül az F-próba, mely a modell szignifikanciáját teszteli.

$$\text{Ha ugyanis } \beta_1 = \dots = \beta_k = 0, \text{ akkor } \frac{ESS/(k-1)}{RSS/(n-k)} = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)/(n-k)} \sim F(k-1, n-k).$$

t-próba segítségével pedig a paramétervektorok köré konfidencia-intervallumot szerkeszthetünk.

$$\frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\sqrt{S^{jj} \hat{\sigma}^2}} \sim t(n-k) \quad (5-19)$$

Két fontos megjegyzést kell tenni, mielőtt a 2.,3.,6. feltételek nemteljesülésével foglalkoznánk:

1. Amennyiben kihagyunk egy változót a modellből:  $\hat{\beta}$  torzított lesz, igaz, varianciája viszont kisebbé válik. (Lásd PE-módszer)
2. Felesleges változó(k) esetén:  $\hat{\beta}$  torzítatlan, de varianciája nagyobb.

### 5.3.1.1 Heteroszkedaszticitás

Heteroszkedaszticitás fennállása esetén nem teljesül a regressziós modell hibavarianciákra vonatkozó feltétele:  $\text{var}(u_i) = \sigma^2$ ,  $i:=1,2,\dots,k$ -re.

A heteroszkedaszticitás ellentéte az ún. **homoszkedaszticitás**, azaz az, amikor **teljesül** a fenti feltétel.

A feltétel nemteljesülésének következményei:

1.  $\hat{\beta}$  becslése torzítatlan, de nem határos;
2. a  $\hat{\sigma}^2$  becslése torzított: F és t-tesztet **nem** használhatjuk.

A probléma kezelésére számos „ötlet” született. Ezek azonban nem oldják meg a valódi problémát. Ilyen „ötlet” például, hogy

1. vegyük a változók logaritmusát. Ekkor ugyanis a szóródási mutatóknak is kisebb lesz az ingadozása.
2. White-féle variancia-kovariancia mátrix használata esetén a becslés során a nagyobb varianciájú elemeket kisebb súllyal súlyozzuk [106].

$$\text{var}(\hat{\beta}) = n(X^T X)^{-1} S_0 (X^T X)^{-1}, \text{ ahol } S_0 = \frac{1}{n} \sum_i \hat{u}_i x_i x_i^T \quad (5-20)$$

Igazi megoldást az nyújthat, ha olyan modellt alkotunk, melyben a heteroszkedaszticitás jelensége nem lép fel. Ehhez azonban ki kell deríteni, hogy a heteroszkedaszticitást mi okozza. Az alábbi tesztek ezek kiderítésére alkalmasak. (Nullhipotézisként mindig homoszkedaszticitást feltételezünk.)

#### (1) RESET-teszt (Ramsey) [107]

Az  $\hat{u}_i$  függ az  $\hat{y}_i^2$ ,  $\hat{y}_i^3$  stb. változóktól.

Tesztelés:  $\hat{u} = \alpha + \beta_1 y^2 + \beta_2 y^3 + \dots$

Nullhipotézis:  $\beta_1 = \beta_2 = \dots = 0$

#### (2) White-teszt [106]

Az  $\hat{u}_i^2$  függ a magyarázó változók különböző hatványaitól és azok kombinációitól. Egy magyarázó változó esetén jellemzően annak különböző hatványaitól.

Példák:

Egy változó:  $\hat{u}^2 = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_1^2 + \beta_3 x_1^3 \dots$

Több változó:  $\hat{u}^2 = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1 x_2 + \dots + \beta_l x_1^2 + \dots$

Nullhipotézis:  $\beta_1 = \beta_2 = \dots = 0$

### (3) Glejser-teszt [91]

A becült reziduumok a következőképp magyarázhatók:

(a)  $|\hat{u}_i| = \alpha + \beta x_i$  (b)  $|\hat{u}_i| = \alpha + \beta / x_i$  (c)  $|\hat{u}_{i1}| = \alpha + \beta / \sqrt{x_i}$

Nullhipotézis:  $\beta = 0$

### (4) Breusch-Pagan-teszt [90]

$$\sigma_i^2 = f(\alpha_0 + \alpha_1 z_{1i} + \dots + \alpha_r z_{ri}) \quad (5-21)$$

Nullhipotézis:  $\alpha_1 = \dots = \alpha_r = 0$

A tesztelés lépései:

1. lépés: legkisebb négyzetek módszerének segítségével kiszámítjuk a  $\hat{u}_i$  értékeket ( $i := 1, \dots, n$ );

2. lépés: kiszámítjuk a  $\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n}$  értéket;

3. lépés:  $\hat{u}_i$ -t becsljük a  $z_{1i}, \dots, z_{ri}$  változók segítségével, majd kiszámítjuk az ehhez a becsléshez tartozó ESS értékét;

4. lépés:  $H_0$  fennállása esetén a  $\lambda = \frac{ESS}{2\hat{\sigma}^4} \sim \chi^2(r)$ ;

### (5) Goldfeld-Quandt teszt [92]

Két csoportot képezünk:

1. csoport:  $n_1$  megfigyelés,  $\hat{\sigma}_1^2$  becült variancia
2. csoport:  $n_2$  megfigyelés,  $\hat{\sigma}_2^2$  becült variancia

Nullhipotézis:  $H_0: \hat{\sigma}_1^2 = \hat{\sigma}_2^2$

$H_0$  fennállása esetén:  $F = \frac{\hat{\sigma}_2^2}{\hat{\sigma}_1^2} \sim F(n_2 - k, n_1 - k)$ , ahol  $k$  a becslendő paraméterek száma

**Becslés heteroszkedaszticitás esetén**

A becslési eljárás attól függ, hogy tudjuk-e, mi magyarázza a véletlen tagok varianciáját. Először megvizsgáljuk azt az esetet, amikor pontosan ismerjük a varianciát magyarázó összefüggést ((A) eset), majd azt, amikor erre vonatkozólag csak becsléssel rendelkezünk ((B) eset).

**(A)** Ismertek a  $\sigma_i^2$ -et magyarázó változók. Ekkor alkalmazzuk a súlyozott legkisebb négyzetek módszerét (weighted least squares (WLS))

**(A-1)** Ha  $\text{var}(u_i) = \sigma^2 z_i^2$ , ahol  $z_i^2$  ismert

Legyen az eredeti modellünk a következő:  $y_i = \alpha + \beta x_i + u_i$ .

Ha most az összefüggés minden tagját leosztjuk  $z_i$ -vel, akkor homoszkedasztikus modellhez jutunk, hisz a  $v_i = \frac{u_i}{z_i}$  véletlen tag szórása  $\sigma^2$ -vel egyenlő (felhasználva a szórásra vonatkozó azonosságokat).

Tehát a súlyozott legkisebb négyzetek módszere esetén modellünk a következő lesz:

$$\frac{y_i}{z_i} = \frac{\alpha}{z_i} + \beta \frac{x_i}{z_i} + v_i, \text{ ahol } v_i = \frac{u_i}{z_i}. \quad (5-22)$$

Megjegyzés: ha  $\text{var}(u_i) = \sigma^2 z_i$ , akkor természetesen  $\sqrt{z_i}$ -vel kell osztanunk.

**(A-2)** Ha  $\text{var}(u_i) = \sigma^2 x_{ki}^2$ , ahol  $x_{ki}^2$  a  $k$ -adik magyarázó változó  $i$ -edik megfigyelése. Az (A-1) pontban foglaltak miatt itt az  $x_{ki}$ -vel kell leosztanunk, azaz

$$\frac{y_{ki}}{x_{ki}} = \beta_k + \beta_1 \frac{x_{1i}}{x_{ki}} + \dots + \beta_{k-1} \frac{x_{(k-1)i}}{x_{ki}} + \frac{u_i}{x_{ki}}. \quad (5-23)$$

Megjegyzés: ha  $\text{var}(u_i) = \sigma^2 x_{ki}$ , akkor természetesen  $\sqrt{x_{ki}}$ -vel kell osztanunk.

(A-3) Általános esetben az általánosított legkisebb négyzetek módszere vezethet eredményre (generalized least squares (GLS))

Mint tudjuk, homoszkedasztikus esetben  $E(uu^T) = I\sigma^2 =$

$$\begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & & & \\ 0 & \sigma^2 & & & \\ & & \sigma^2 & & \\ & & & \sigma^2 & \\ & & & & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

Heteroszkedasztikus esetben viszont  $E(uu^T) = \Omega =$

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & & & \\ 0 & \sigma_2^2 & & & \\ & & \sigma_3^2 & & \\ & & & \sigma_i^2 & \\ & & & & \sigma_n^2 \end{bmatrix}$$

(Behelyettesítéssel) megmutatható, hogy ebben az esetben a paraméterek becslése a következő:

$$\hat{\beta} = (X^T \Omega^{-1} X)^{-1} X^T \Omega^{-1} y. \quad (5-24)$$

Noha a fenti összefüggés meglehetősen bonyolultnak tűnik, megmutatható, hogy ez a gyakorlatban azt jelenti, hogy a  $\sigma_i$ -vel el kell osztanunk a változókat.

(B) Nem ismertek a  $\sigma_i^2$ -et magyarázó változók, erre vonatkozólag csak becsléssel rendelkezünk: kétlépcsős súlyozott legkisebb négyzetek módszere (two-step weighted least squares)

Ha csak becsléssel rendelkezünk a  $\sigma_i^2$ -t meghatározó összefüggés paramétereire vonatkozólag, akkor a fenti súlyozás nem végezhető el egyből: két lépésben kell a becslést elvégezni. Becslési módszer azon alapul, hogy ha  $\sigma_i^2 = \alpha^T z_i$  ( $z_i$  a varianciát magyarázó változók vektora és  $\alpha$  az ezekhez a változókhoz tartozó paramétervektor), akkor az  $\hat{u}_i^2 = \alpha^T z_i + e_i$  modell becsléséből származó  $\hat{\alpha}$  becslt paramétervektor konzisztens becslését adja a  $\sigma_i^2 = \alpha^T z_i$  összefüggés paramétervektorának.

### 5.3.1.2 Autokorreláció

Autokorreláció esetén a modell hibatagjai nem függetlenek egymástól.

Következmény:

- $u_i$  torzítatlan de nem hatásos
- a  $\hat{\sigma}^2$  becslése torzított: F és  $t$ -tesztet **nem** használhatjuk

Megjegyzés: valószínűségi változók közötti lineáris kapcsolat szorosságát a korrelációs együtthatóval mérjük. Pl. az  $x$  és  $y$  közötti korrelációs együttható:  $\rho = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{\text{var}(x) \text{var}(y)}}$  és

$-1 \leq \rho \leq 1$ . Ne felejtsük el, hogy a  $\text{cov}(x, y)$  becslése  $\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1}$ , a  $\text{var}(x)$  becslése

pedig  $\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}$ . Az autokorreláció jellemzően idősorok esetén fordul elő, ezért az

alábbiakban a megfigyeléseket jelző  $i$  indexet  $t$ -vel jelöljük ( $t = 1, \dots, T$ ).

Attól függően, hogy milyen hibatagok között van kapcsolat, különböző rendű autokorrelációról beszélünk.

(1) Ha az  $u_t$  és az  $u_{t-1}$  között van kapcsolat, akkor **elsőrendű autokorrelációról** beszélünk.

Mivel  $E(u_t) = E(u_{t-1}) = 0$ , ebben az esetben a  $\rho$  becslése a következő:  $\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-1}}{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2}$ .

Ebben az esetben az  $u_t$ -t felírhatjuk a következő alakban:  $u_t = \rho u_{t-1} + e_t$ , ahol  $E(u_t) = E(e_t) = 0$  és  $u_{t-1}$  független  $e_t$ -től, azaz  $E(u_{t-1} * e_t) = 0$ . Az így felírt hibatagokra azt is szokás mondani, hogy a hibatagok közötti kapcsolat egy AR(1)-es folyamattal írható le (elsőfokú autoregresszív folyamat).

(2) Ha nem csak az  $u_t$  és az  $u_{t-1}$  között, hanem az  $u_{t-k}$  között is van kapcsolat, akkor **k-ad rendű autokorrelációról** beszélünk (AR(k)). Ebben az esetben az  $u_t$ -t a következő alakban írhatjuk fel:  $u_t = \rho_1 u_{t-1} + \dots + \rho_k u_{t-k} + e_t$ .

Először csak az elsőrendű autokorrelációval foglalkozunk.

### Elsőrendű autokorreláció kimutatása: Durbin-Watson teszt. [108]

Az elsőrendű autokorreláció kimutatására a leginkább elterjedt teszt az ún. Durbin-Watson teszt.

Definiáljuk a következő hányadost (ezt a hányadost  $d$ -vel és  $DW$ -vel is szokás jelölni)

$$DW = d = \frac{\sum_{t=2}^T (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2}. \quad (5-25)$$

Vegyük figyelembe, hogy  $\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-1}}{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2}$  és tételezzük fel, hogy  $T$  elég nagy. Ekkor

$$DW = d = \frac{\sum_{t=2}^T (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2} = \frac{\sum_{t=2}^T \hat{u}_t^2 + \sum_{t=2}^T \hat{u}_{t-1}^2 - 2 \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-1}}{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2} \cong 1 + 1 - 2\hat{\rho} = 2(1 - \hat{\rho}). \quad (5-26)$$

Tehát:  $d \cong 2(1 - \hat{\rho})$ , ahonnan  $\hat{\rho} \cong 1 - \frac{d}{2}$ . Mivel  $-1 \leq \hat{\rho} \leq 1$ , a  $d$ -re a következő határokat

kapjuk:  $0 \leq d \leq 4$ . Ha (i)  $\hat{\rho} = 1 \rightarrow d = 0$  (ii)  $\hat{\rho} = -1 \rightarrow d = 4$  (iii)  $\hat{\rho} = 0 \rightarrow d = 2$ .

### A Durbin-Watson-teszt végrehajtása

Nullhipotézis és ellenhipotézis: A tesztet a  $H_0 : \rho = 0$  és a  $H_1 : \rho > 0$  hipotézisek mellett végezzük el.

1. lépés: Kiszámítjuk a Durbin-Watson statisztika értékét a  $d = DW = \frac{\sum_{t=2}^T (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2}$  képlet

segítségével.

2. lépés: Összevetjük az így kiszámított értéket a Durbin-Watson teszthez tartozó táblázat értékeivel.

Amennyiben:

- $d < d_L$ : elvetjük a  $H_0$  hipotézist
- $d > d_U$ : nem vetjük el a  $H_0$  hipotézist
- $d_L < d < d_U$ : nem tudunk dönteni

Megjegyzés: ha a  $H_0 : \rho = 0$  és a  $H_1 : \rho < 0$  hipotéziseket akarjuk tesztelni, akkor a  $4 - d$  értéket kell összehasonlítani a táblázatban található értékekkel.

A Durbin-Watson teszt korlátai:

- csak az AR(1)-re vonatkozik
- $d_L < d < d_U$  esetén nem tudunk dönteni
- ha késleltetett endogén változónk is van, akkor nem használható

### Mit tehetünk, ha $H_0$ -t nem tudjuk elvetni?

Legyen kiinduló modellünk:  $y_t = \alpha + \beta x_t + u_t$ . „Orientáló” szabály: attól függ, hogy  $d < R^2$  vagy  $d \geq R^2$ .

#### (A) $d < R^2$

Ez azt jelenti, hogy  $\rho$  „elég közel” van az 1-hez.

Modellünket ekkor az  $(y_t - y_{t-1}) = \beta(x_t - x_{t-1}) + (u_t - u_{t-1})$  formában becsüljük.

Megjegyzés: természetesen ekkor a kapott  $RSS$  és  $R^2$  **nem** hasonlítható össze az eredeti modell megfelelő értékeivel.

#### (B) $d \geq R^2$

Ebben az esetben feltételezhetjük, hogy  $\rho$  nincs közel az 1-hez. Ekkor a hibatag a következőképp írható fel:  $u_t = \rho u_{t-1} + e_t$ , ahol  $E(u_t) = E(e_t) = 0$  és  $E(u_{t-1} * e_t) = 0$ .

Ha a  $t-1$ -re vonatkozó összefüggés mindkét oldalát beszorozzuk  $\rho$ -val, azt kapjuk, hogy  $\rho y_{t-1} = \rho \alpha + \rho x_{t-1} + \rho u_{t-1}$ . Így kiinduló modellünket felírhatjuk a következő formában is:  $y_t - \rho y_{t-1} = \alpha(1 - \rho) + \beta(x_t - \rho x_{t-1}) + e_t$ , ahol  $e_t = u_t - \rho u_{t-1}$ .

Így a becslés során az  $y_t - \rho y_{t-1}$ -et becsljük a  $x_t - \rho x_{t-1}$  magyarázó változók segítségével. A  $\rho$ -t általában nem ismerjük, **ezért becsülnünk kell**. Becslésére többféle módszer létezik:

- Először becsljük az eredeti modellt a legkisebb négyzetek módszerének segítségével, majd a becsült reziduumokat felhasználva: 
$$\hat{\rho} = \frac{\sum \hat{u}_t \hat{u}_{t-1}}{\sum \hat{u}_t^2}.$$
- Az eredeti modellösszefüggést átírva:  $y_t = \alpha(1 - \rho) + \rho y_{t-1} + \beta(x_t - \rho x_{t-1}) + e_t$ , így ha ezt a modellt becsljük, a késleltetett endogén változó paramétere adja meg a  $\rho$  becslését.
- Az eredeti modellösszefüggést különböző  $\rho$  paraméterekre becsljük, majd  $\rho$  becslésének a minimális RSS-t adó  $\rho$  értéket fogadjuk el a  $\hat{\rho}$ -nak.

Néhány általános szabály:

- Csak akkor érdemes a  $\hat{\rho}$ -t használnunk, ha a megfigyelések száma elég nagy. Orientáló szabály: ha  $T=20$ , akkor  $\hat{\rho}$  abszolút értékének legalább 0,3-nak kell lennie.
- Ha a reziduumok közötti struktúra bonyolult (nem AR(1)-el van dolgunk), akkor nem biztos, hogy érdemes feltételezni az AR(1)-et.
- Szezonális hatások esetén először érdemes a megfelelő késleltetett értékekkel próbálkozni.

### **Autokorreláció kimutatása késleltetett endogén változó esetén**

Mint már említettem, ha modellünkben van késleltetett endogén változó, akkor a Durbin-Watson tesztet nem használhatjuk. Ebben az esetben az ún. Durbin-féle h-tesztet kell használnunk.

### **Durbin-féle h-teszt [108]**

Legyen a modellünk a következő:  $y_t = \gamma \alpha y_{t-1} + \beta x_t + u_t$  és  $u_t = \rho u_{t-1} + e_t$ .

Feltételezzük, hogy  $|\alpha| < 1$  és  $|\rho| < 1$ . A teszt nullhipotézise:  $\rho = 0$ .

A teszt statisztika kiszámítása:  $h = \hat{\rho} \sqrt{\frac{T}{1 - T\text{var}(\hat{\alpha})}}$ , ahol  $\text{var}(\hat{\alpha})$  az  $\alpha$  paraméterre vonatkozó

becslés becslt varianciája. A nullhipotézis teljesülése esetén  $h \sim N(0,1)$ .

Megjegyzés: a teszt nem alkalmazható, ha  $T\text{var}(\hat{\alpha}) > 1$ .

### **Autokorreláció kimutatása általános esetben (nincs késleltetett endogén változó) [109][110]**

Eddig csak AR(1)-re vonatkozó tesztekkel tekintettünk át. Az általános esetre vonatkozó tesztet „általános LM-tesztnék” nevezzük.

#### **Általános LM-teszt: (magasabb rendű autokorreláció esetén)**

Nullhipotézis: nincs  $u_t = \rho_1 u_{t-1} + \dots + \rho_p u_{t-p} + e_t$  alakban felírható autokorreláció, azaz  $\rho_1 = \dots = \rho_p = 0$ .

Legyen most:  $y_t = \sum_{i=1}^k x_{it} \beta_i + u_t$ ,  $u_t = \rho_1 u_{t-1} + \dots + \rho_p u_{t-p} + e_t$  és  $e_t \sim N(0, \sigma^2)$ .

1. lépés: Legkisebb négyzetek módszerének segítségével meghatározzuk a  $\hat{u}_t$  értékeket.

2. lépés: Becsüljük a  $\hat{u}_t = \sum_{i=1}^k x_{it} \gamma_i + \sum_{j=1}^p \hat{u}_{t-j} \rho_j + \eta_t$  modellt, mint korlátozás nélküli modellt,

majd a  $\rho_1 = \dots = \rho_p = 0$  feltételt felhasználva a korlátozott modellt. Kiszámítjuk az

$F = \frac{(RRS - URSS) / p}{URSS / (n - (k + p))}$  értéket. A nullhipotézis teljesülése esetén  $pF \sim \chi^2(p)$ .

Megjegyzés: ha nem tudjuk elvetni az autokorrelációra vonatkozó feltételezést, akkor az még nem feltétlenül jelenti azt, hogy AR(1)-es folyamattal írható le a hibatagok közötti kapcsolat. Ilyenkor számos megfontolást kell figyelembe vennünk, amivel most nem foglalkozunk.

#### **5.3.1.3 Multikollinearitás**

Multikollinearitásról akkor beszélünk, ha a modell magyarázó változói között erős a korrelációs kapcsolat. Mivel így az egyik magyarázó változó változása maga után vonja más

magyarázó változók megváltozását is, az egyes magyarázó változók hatásának különválasztása megnehezül, vagy akár meg is hiúsulhat.

Következmény:

- A magyarázó változók kis megváltoztatása nagy változást eredményez a becült értékekben.
- Nagy lesz a becült paraméterek standard hibája, nehezzé válik a paraméterek tesztelése.

Meg kell azonban jegyeznünk, hogy a szoros korrelációs kapcsolat nem feltétlenül vezet tesztelési problémákhoz. Ez függ más tényezőktől is, pl. hibatagok varianciája, magyarázó változók varianciája.

### **Mérés:**

Számos mérési lehetőség létezik. Közös bennük azonban az, hogy egyik sem igazán jó abban az értelemben, hogy csak a változók közötti korreláció hatását képesek mérni és nem magát a korrelációt [111].

Két mérési lehetőség:

1. Variancia módosító tényező („variance inflation factor” VIF): egy adott paraméter becslésének varianciája viszonyítva ahhoz a varianciához, amelyet akkor kapnánk, ha a paraméterhez tartozó magyarázó változó teljesen korrelálatlan lenne a többi magyarázó változóval. Ha a VIF mutató 5 felett van, az azt jelenti, hogy a multikollinearitásnak jelentős szerepe van, a torzító hatásától nem tekinthetünk el.
2. Feltétel szám („condition number”): a becslés érzékenységét méri a magyarázó változók kis megváltozására vonatkoztatva.

A méréssel kapcsolatban felmerülő két fő probléma a következő:

- A magyarázó változók közötti korreláció mérése sok esetben értelmetlen, hisz a változók újradefiniálásával ez a korreláció sokszor megszüntethető.
- A változók közötti erős korreláció nem jelent feltétlen problémát.

### Módszerek a multikollinearitás kezelésére [110]

Ridge regresszió: ebben az esetben egy megfelelően kiválasztott konstanst hozzáadunk a változókhöz. Ez a becslést ugyan torzítottá teheti, de az átlagos négyzetes hibát (MSE) csökkentheti.

Főkomponens analízis: a régi változókból új változók képzése, amelyekre statisztikai eszközökkel biztosítjuk a multikollinearitás hiányát.

Változók elhagyása: a legegyszerűbbnek tűnő megoldás, a hiányzó változók esetének minden következményével.

A fenti módszerek közös tulajdonsága az, hogy csak tüneti kezelésnek tekinthetők. A probléma megoldása általában túlmutat az adatbázist adottnak tekintő statisztikai módszereken. Igazi megoldás lehet:

- Több adat beszerzése.
- Újrdefiniálni a problémát, s végiggondolni, milyen kérdések válaszolhatók meg a rendelkezésre álló adatok segítségével.

#### 5.3.1.4 A magyarázó változók kiválasztását segítő mutatók

Az ökonometria használata során leggyakrabban felmerülő probléma a megfelelő magyarázó változók kiválasztása.

Tételezzük fel, hogy van  $k_m$ -db magyarázó változónk és abból ki akarjuk választani azt a  $k_j$ -darabot, amelyek segítségével a legjobb modellt kapjuk. Definiáljuk a  $j$  db magyarázó változó segítségével definiált varianciát  $\hat{\sigma}_j^2$ -nek, azaz, míg a  $k_m$  db magyarázó esetében

$$\hat{\sigma}_m^2 = \frac{RSS_m}{n - k_m}.$$

Megjegyzés: a  $k_j$ -be és a  $k_m$ -be most nem tartozik bele a konstans.

Tekintsünk át néhány mutatót, amely segít ennek a problémának a megoldásában.

**(1) Theil-féle  $\bar{R}^2$  kritérium [112]**

Ez a mutató azon az eredményen alapul, hogy rosszul specifikált modell  $\hat{\sigma}^2$ -e általában nagyobb, mint a tényleges  $\sigma^2$ . Általában tehát jó stratégiának tűnik, ha azt a modellt választjuk, ahol a  $\hat{\sigma}^2$  a legkisebb. A Theil-féle kritérium használata esetén tehát a legkisebb értékét keressük.

Megjegyzés: a fenti gondolatmenet csak abban az esetben megfelelő, ha feltételezzük, hogy magyarázó változóink között nincs fölösleges változó.

**(2) Az előrejelzés átlagos négyzetes hibáján alapuló mutatók (MSE-n alapuló mutatók)**

Ezek a mutatók a modell segítségével történő előrejelzés átlagos négyzetes hibáján (MSE) alapulnak. Legyen az endogén változónak a tényleges értéke  $y_f$ , és az előrejelzést pedig jelöljük  $\hat{y}_f$ -el. Mint tudjuk, az átlagos négyzetes hiba:  $E((y_f - \hat{y}_f)^2)$ . Megmutatható, hogy a

$k_j$  magyarázó változó esetén ennek becslése:  $\frac{2k_j}{n}\sigma^2 + \frac{RSS_j}{n}$ .

A fenti képlet segítségével képzett mutatók abban térnek el egymástól, hogy miként becsülik a  $\sigma^2$  értékét:

(a) Amemiya-féle PC kritérium: [113]

Ekkor a  $\frac{RSS_j}{n - k_j}$  kifejezést használjuk a  $\sigma^2$  becslésére. A kapott mutató:  $PC = \frac{RSS_j(n + k_j)}{(n - k_j)}$ .

(b) Mallow-féle  $C_p$  kritérium: [114]

Ekkor a  $\frac{RSS_m}{n - k_m}$  kifejezést használjuk a  $\sigma^2$  becslésére. A kapott mutató:  $C_p = RSS_j + 2k_j\hat{\sigma}_m^2$ .

(c) Hocking-féle  $S_p$  kritérium: [115]

Ha sztochasztikus magyarázó változókat tételezünk fel (továbbá azt, hogy ezek eloszlása többdimenziós normális eloszlást követ), akkor kapjuk a Hocking-féle  $S_p$  kritériumot:

$$S_p = \frac{RSS_j}{(n - k_j)(n - k_j - 1)}.$$

### (3) Akaike-féle információs kritérium (AIC) [116]

Elterjedt általánosan használható kritérium:  $AIC = \frac{-2\ln(L)}{n} + \frac{2k}{n}$ , ahol  $\ln(L)$  a megfelelő maximum likelihood függvény logaritmus.

Általában a maximum likelihood becslések esetén használják, de létezik a lineáris regresszióra is átalakított formája:  $AIC = RSS_j * e^{\frac{2(k_j+1)}{n}}$ .

### 5.3.2 Zajsűrő/simító eljárások (Mozgó átlag, Savitzky-Golay, (R)Lowess, (R)Loess)

Értekezésemben a regressziós módszerek mellett simító eljárásokat is alkalmaztam a detektor érzékenységének meghatározására. Ebben a fejezetben ezeket a módszereket tekintem át röviden.

Legyen adott egy ekvidisztáns pontokból álló adatsor  $f_i = f(t_i)$ , ahol  $t_i = t_0 + i\Delta$ . A legegyszerűbb digitális szűrő minden  $f_i$  értéket lecseréli a megfelelő  $g_i$ -re, amely az alábbi

kifejezésből kapható:  $g_i = \sum_{n=-n_L}^{n_R} c_n f_{i+n}$ , ahol  $n_L$  az  $i$ -edik ponttól balra eső pontok száma,  $n_R$  az

$i$ -edik ponttól jobbra eső pontok száma az ablakban.

A **Savitzky-Golay szűrő** [117] használata esetén olyan  $c_n$  együtthatókat keresünk, amelyek megőrzik a következő értékeket, valamint a mozgó ablakban a függvényt ne az adott pontban számolt konstanssal, hanem egy, az adott ablakhoz tartozó polinomnak (másod- vagy negyedfokú) a kérdéses pontban vett helyettesítési értékével becsülje.

Minden  $f_i$  pont esetén a legkisebb négyzetek módszerével (LSQR) illesztünk egy polinomot az ablak  $n_L + n_R + 1$  darab pontjára; ekkor az  $i$ -edik pontban a polinom értéke  $g_i$ . Az

ablakban a polinom többi elemével nem foglalkozunk. Amikor a következő,  $f_{i+1}$  pontra lépünk, az új ablakban a LSQR polinom-illesztést újra el kell végezni.

Mivel az LSQR illesztés csak egy lineáris mátrixinverziót használ, a polinom együtthatói is lineárisak lesznek az adatpontok függvényében. Az illesztést előzetesen el lehet végezni egy olyan adatsoron, mely csupa 0-ból és egy 1-esből áll (egységvektor). Ezután az illesztés tulajdonképpen már csak lineáris kombinációk kiszámolása.

Az  $i$ -edik pontban  $M$ -edfokú,  $a_0 + a_1i + \dots + a_Mi^M$  alakú polinomot illesztünk az  $f_{-n_L}, \dots, f_{n_R}$  pontokra. Ekkor  $g_0$  egyenlő lesz a polinom  $i = 0$ -ban vett helyettesítési értékével, tehát  $g_0 = a_0$ .

A feladat  $\mathbf{A}$  mátrixa a következőképpen néz ki:

$$A_{ij} = i^j \quad i = -n_L, \dots, n_R, \quad j = 0, \dots, M. \quad (5-27)$$

Az  $a_j$ -kből és  $f_i$ -kből álló vektorokra vonatkozó egyenletek mátrixos formába rendezve:

$$(\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{A}) \cdot \mathbf{a} = \mathbf{A}^T \cdot \mathbf{f} \quad \text{vagy} \quad \mathbf{a} = (\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{A})^{-1} \cdot (\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{f}). \quad (5-28)$$

Az

$$\{\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{A}\}_{ij} = \sum_{k=-n_L}^{n_R} A_{ki} A_{kj} = \sum_{k=-n_L}^{n_R} k^{i+j} \quad (5-29)$$

formula alapján írhatjuk a következőket:

$$\{\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{f}\}_j = \sum_{k=-n_L}^{n_R} A_{kj} f_k = \sum_{k=-n_L}^{n_R} k^j f_k. \quad (5-30)$$

Mivel a  $c_n$  együtthatók az  $a_0$  komponensei, ha  $\mathbf{f}$ -et egy egységvektorra ( $\mathbf{e}_n$ ,  $-n_L \leq n \leq n_R$ ) cseréljük, azt kapjuk, hogy

$$c_n = \left\{ (\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{A})^{-1} \cdot (\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{e}_n) \right\}_0 = \sum_{m=0}^M \left\{ (\mathbf{A}^T \cdot \mathbf{A})^{-1} \right\}_{0m} n^m \quad (5-31)$$

LOWESS, LOESS (Locally Weighted Scatter Plot Smooth) [117]

Simító eljárás, amely a mozgó átlagoláshoz hasonlóan a szűrt értékeket meghatározott intervallumbeli (mozgó ablak) szomszédos értékek határozzák meg. Az eljárás főbb lépései:

Az ablakon belüli adatpontokra definiálunk egy súlyfüggvényt:

$$w_i = \left( 1 - \frac{|x - x_i|^3}{d(x)^3} \right)^3 \quad (5-32)$$

ahol  $x$  a szürendő adatpont,  $x_i$ -k az  $x$  pont szomszédai,  $d(x)$  pedig az ablakon belül  $x$ -től legtávolabbra eső pont távolsága  $x$ -től. Az aktuálisan finomítandó adatpont szerepeljen a legnagyobb súllyal. Az ablakon kívüli adatpontok súlya 0, tehát nincs hatásuk a szűrésre.

Végrehajtunk egy súlyozott, lineáris legkisebb négyzetes regressziót. Lowess esetén a regresszió elsőfokú polinomot használ, loess esetén másodfokút.

A  $k$  helyen vett pont finomított megfelelője a súlyozott regresszió  $k$  helyen vett értéke lesz.

Ha a kívánt pont körül mindkét oldalról azonos számú pontot vonunk be az ablakba, akkor a súlyfüggvény szimmetrikus lesz. Ha a szürendő pont nem az ablak közepén helyezkedik el, a súlyfüggvény aszimmetrikus.

#### 5.4 A felhasznált színminták bemutatása

Az első mintasor a Macbeth ColorChecker Chart, mely egy tudományosan összeállított, 24 mintát tartalmazó paletta, melyen olyan színezetek találhatók, mint például égszínkék, világos bőrszín, fekete.



56. ábra: A Gretag MacBeth Color Checker Chart

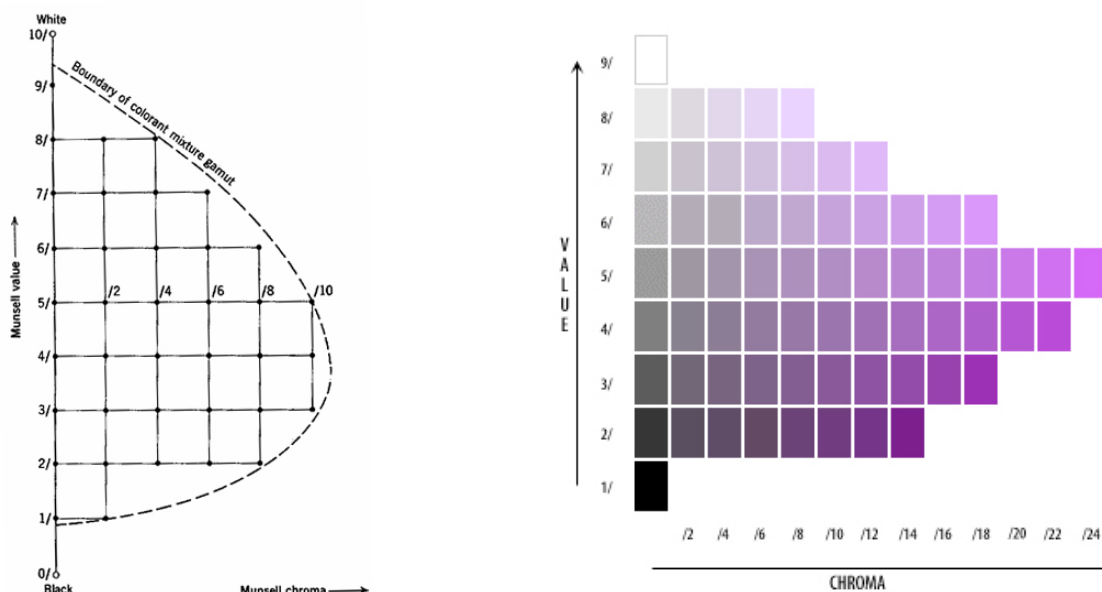
A második mintacsoport egy fotólabor által készített mintasor. A mintasor hét alapszínre – vörös, zöld, kék, cián, magenta, sárga, fekete – épül. Mindegyik alapszín 48 különböző árnyalata egy-egy 2,3 cm oldalú négyzet alakú folt.

Ezekon kívül a Munsell-féle színatlaszból választottam 60 mintát az egész spektrum lefedésére törekedve. A rendszer a színmegjelenés jellemzésére a következő három tulajdonságot használja: érték (value), színezet (hue), színélénkség (chroma). A *value* lépték a rendszer alapja. A skálán a 0 a feketének, a 10 pedig a fehérnek felel meg, közöttük helyezkednek el a szürkék. A középszürkét N5-tel jelölik, mint neutrális mintát, 5-ös value-val. Ez észlelés szerint pontosan az ideális fehér (N10) és az ideális fekete (N0) között van. A Value és a relatív világosság, Y között nemlineáris az összefüggés.

A *színezet* a következő attribútum, amelyet körön helyezünk el. A színezetkört öt főszín (bíbor, kék, zöld, sárga, és vörös, melyeket 5P, 5B, 5G, 5Y és 5R-rel jelölünk megfelelően) osztja egyenlő részekre. A színek között öt közbenső színt jelölünk ki, melyeket 5PB, 5BG, 5GY, 5YR és 5RP-vel jelölünk, így kapjuk meg a 10 hue értéket.

A harmadik attribútum a *színélénkség*. A *chroma* minimum értéke 0, maximum értéke nincs. Az elérhető legnagyobb érték függ a value-tól, hue-tól, és a mintában használt színezéktől is.

A Munsell-mintákat atlaszba rendezik, melyben egy oldalra színezet alapján kerülnek a minták. Az oldalon belüli elrendezést az 57. ábra mutatja. Függetlenül a value szerint, vízszintesen pedig chroma szerint rendeződnek sorba a minták.

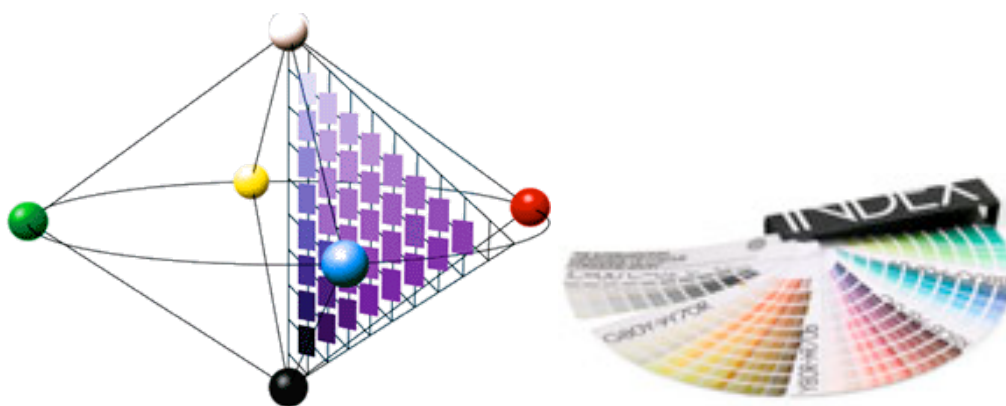


57. ábra: Minták elhelyezkedési rendje a Munsell-atlasz lapjain

Az NCS a Munsell rendszernél újabb, amelyet Svédországban fejlesztettek ki [118] és elfogadták, mint nemzeti szabványt. Egyes európai országokban is használatos. Koordinátái a következők: színezet (hue), feketeség (blackness), kromaticitás (chromaticness).

A színekört négy részre bontja, ezen helyezi el az alapszíneket, a vöröset, sárgát, zöldet és kéket úgy, hogy a sárga-kék, vörös-zöld párok egymással szemben legyenek. Ezt a kört osztja fel egyenlő részekre. Két tiszta szín közé eső színeket, a relatív színösszetevők mértékével adjuk meg, például a vörös és sárga között lévő középnarancs színt Y50R-rel jelöljük.

Hasonlóan a Munsell rendszerhez, az NCS mintákat is atlaszba szervezik. Az atlaszban 40 hue érték található, minden értékhez 10 blackness és chromaticness lépéssel.



58. ábra: NCS színrendszer

## 6 Irodalomjegyzék

- 
- [1] Sigfrid Aronus Forsius (1611). *Physica*
- 
- [2] Goethe, J. W. (1810). *Zur Farbenlehre (Theory of Colors)*
- 
- [3] Harris, M. (1766). *Natural System of Colours*
- 
- [4] Ostwald, W. (1921). *Die Farbe*. Leipzig. Second edition 1926.
- 
- [5] Munsell, A. H. (1912). A Pigment Color System and Notation. *The American Journal of Psychology* **23**, pp. 236–244
- 
- [6] Runge, P. O. (1810). *Die Farben-Kugel, oder Construction des Verhaeltnisses aller Farben zueinander*. Hamburg: Perthes.
- 
- [7] Schrodinger, E. (1920). Guidelines to a theory of colorimetrics in photopic vision. *Annalen der Physik* **63** (21), pp. 397-456
- 
- [8] Perge, E. (2007). A színtan alapjaitól a nyomtatásig. *Debreceni Műszaki Közlemények* 2007/1, pp. 112-113.
- 
- [9] Maxwell, J. C. (1857). Experiments on colour, as perceived by the eye, with remarks on colour-blindness. *Transactions of the Royal Society of Edinburgh* **21**, pp. 275-299.
- 
- [10] Abney W. (1913). *Researche sin colour vision*. London: Longmans, Green.
- 
- [11] Hunt, R.W. (1998). *Measuring colour* (3rd ed.). Fountain Press, England. ISBN 0-86343-387-1. pp. 54-57.
- 
- [12] CIE (1932). *Commission internationale de l'Eclairage proceedings, 1931*. Cambridge University Press, Cambridge.
- 
- [13] Fairman, H.S., Brill, M.H., Hemmendinger, H. (1997). How the CIE 1931 Color-Matching Functions Were Derived from the Wright–Guild Data. *Color Research and Application* **22** (1), pp. 11–23.
- 
- [14] Worthey, J.A. (2004). Color rendering: a calculation that estimates colorimetric shifts. *Color Research and Application* **29** (1), pp. 43-56., February 2004.
- 
- [15] Pescale, D. (2003). A review of RGB Color Spaces. *Babelcolor Reference Pages*, pp. 1-35
- 
- [16] Smith, T., Guild, J. (1931-32). The C.I.E. colorimetric standards and their use. *Transactions of the Optical Society* **33** (3), pp. 73–134.
- 
- [17] Fairman, H.S., Brill, M.H., Hemmendinger, H. (1998). "Erratum: How the CIE 1931 Color-Matching Functions Were Derived from the Wright–Guild Data". *Color Research and Application* **23** (4), p. 259.
- 
- [18] Stiles, W.S., Burch, J.M. (1955). Interim report to the Comission Internationale de l'Eclairage. Zurich, 1955, on the National Physical Laboratory's investigation of colour-matching. *Optica Acta* **2**, p. 168., 1955.
- 
- [19] Stiles, W.S., Burch, J.M. (1959). N.P.L. colour-matching investigation: Final report 1958. *Optica Acta* **6** pp. 1-26
- 
- [20] Speranskaya, N.I. (1959). Determination of spectrum colour co-ordinates for twenty-seven normal observers. *Optics and Spectroscopy* **7**, pp. 424-428
- 
- [21] Publ CIE 11-1964. (1964). *Compte Rendu Quinzieme Session*. Vienne, Vol. A, 35, 1964.
- 
- [22] Judd, D.B. (1951). Report of U.S. Secretariat Committee on Colorimetry and Artificial Daylight. *Proceedings of the Twelfth Session of the CIE*, Stockholm (p. 11.) Paris: Bureau Central de la CIE.
- 
- [23] Vos, J.J. (1978). Colorimetric and photometric properties of a 2-deg fundamental observer. *Color Research and Application* **3**. pp. 125-128.
- 
- [24] MacAdam, D.L. (1942). Visual sensitivities to color differences in daylight. *Journal of Optical Society of America* **32** (5), pp. 247–274.
- 
- [25] Wright, W.D. (1941). The sensitivity of the eye to small colour differences. *Proceedings of Physical Society* (London), pp. 53-93.
- 
- [26] MacAdam, D.L. (1942). Visual sensitivities to color differences in daylight. *Journal of Optical Society of America* **32**, pp. 247 – 274.
-

- 
- [27] Brown, W.R.J., MacAdam, D.L. (1949). Visual sensitivities to combined chromaticity and luminance differences. *Journal Optical Society of America* **39**, pp. 808 – 834.
- 
- [28] Publ. CIE 15-2004 (2004). Colorimetry. CIE Central Bureau, ISBN 978 3 901906 33 6.
- 
- [29] Kovács, K. P. (1971): Dr. Urbanek János Nekrológ. *Elektronika*, 1971 8-9. sz.
- 
- [30] Schanda, J. (2008): A fotometria és színmérés új utakon: *Elektrotechnika* 101/4 20-21 2008.
- 
- [31] Schanda, J., Lux, G. (1973). On the electronic correction of errors in a tristimulus colorimeter. *AIC Colour 73*, York, Hilger, London, pp. 466-469., 1973.
- 
- [32] Schanda, J., Sik-Lányi, C., Kosztyán, Zs.T., Csuti, P., Schanda, Gy. (2007). Colour measurement of LEDs, problems and corrections. AIC Midterm Meeting, Hangzhou, China, 2007.
- 
- [33] CIE Publication 69-1987. (1987). Methods of Characterizing Illuminance Meters and Luminance Meters.
- 
- [34] CIE/ISO (2008). Standard for characterizing the performance of illuminance meters and luminance meters (TC 2-40 Draft 9.)
- 
- [35] Csuti, P., Kránicz, B. (2007). Description of a partial  $f_1'$  error index recommended for LED photometry. *Light and Engineering*, 2006. Vol. 14, No.1., ISSN 0236-2945.
- 
- [36] Eppeldauer, G.P., Brown, S.W., Lykke, K.R., Ohno Y. (2005). Realization and application of a detector-based tristimulus color scale at the National Institute of standards and Technology, USA, AIC 2005
- 
- [37] Eppeldauer, G., Ohno, Y. (2006). Development of the detector-based color temperature scale, *Applied Research of NIST*, pp. 1-6.
- 
- [38] Photometrics: Product and Service Guide, (1997). <http://www.photomet.com>, e-mail: [info@photomet.com](mailto:info@photomet.com) (letöltés: 2008.09.01)
- 
- [39] Holst, G.C. (1996). CCD ARRAYS CAMERAS and DISPLAYS, JCD Publishing (1996)
- 
- [40] Márton, K. (2002-2003)., A PC – vagyis a személyi számítógép XIX. rész, A szkennerek (2002–2003/2.). *Firka: Fizika Informatika Kémia*, Erdélyi Magyar Műszaki Tudományos Társaság, (<http://epa.oszk.hu/firka>)
- 
- [41] Kosztyán, Zs.T., Schanda, J. (2006). Flatbed scanners and CCD-cameras: colorimetric characterization and uncertainties. CIE Uncertainty Symp. Braunschweig, 2006.
- 
- [42] Shen, H.L., Xin, J.H. (2004). Colorimetric and Spectral Characterization of a Color Scanner Using Local Statistic. *Journal Imaging Science and Technology* **48**, pp. 342–346.
- 
- [43] Hardeberg, J.Y. (1999). Acquisition and reproduction of colour images: colorimetric and multispectral approaches. Dissertation, Ecole Nationale Supérieure des Telecommunications, Paris, France.
- 
- [44] Cheung, V., Westland, S. (2006). Methods for Optimal Color Selection. *Journal of Imaging Science and Technology* **50** (5), pp. 481 – 488.
- 
- [45] Böcskey, M.B., Kránicz, B. (2006). Síkágyas szkennerek színhelyes képátvitel. *Világítástechnika*. 2006. 10. szám
- 
- [46] Sharma, G., Trussel, H.J. (1993). Characterization of Scanner Sensitivity. Proceedings of the IS&T and SID's Color Imaging Conference: Transforms & Transportability of Color, The Society for Imaging Science and Technology, Springfield, Va., pp. 103-107.
- 
- [47] Schulz, P., Endrédy, I. (2005). A digitális nyomópapírok optikai tulajdonságai. XXX. Jubileumi Kolorisztikai Szimpózium
- 
- [48] Alsam, A., Finlayson G. (2007). Metamer sets without spectral calibration. *Journal of Optical Society of America* **24** (9), pp. 2505-2512
- 
- [49] Kang, H.R. (1992). Color scanner calibration. *Journal of Image Science and Technology* **36**, pp. 162–170.
- 
- [50] Johnson, T. (1996). Methods for characterizing colour scanners and digital cameras. *Displays* **16**, pp. 183–191.
- 
- [51] Finlayson, G.D., Hordley, S., Hubel, P.M. (1998). Recovering Device Sensitivities with Quadratic Programming. Proc. IS&T/SID 6th Color Imaging Conference, IS&T, Springfield, VA, pp. 90–95.
- 
- [52] Vrhel, M.J., Trussell, H.J. (1999). Color Scanner Calibration via a Neural Network. Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 6. Phoenix, Arizona, USA. pp. 3465-3468.
- 
- [53] Ioannis, C., Dimitris, G., Evangelos, D. (2006). Spectral Characterization of Digital Cameras Using Genetic Algorithms. Intelligent Production, Machines, and Systems, Conference 2006
-

- 
- [54] Finlayson, G.D., Drew, M.S. (1997). Constrained least-squares regression in color spaces, *Journal of Electronic Imaging* **6** (4), pp. 484–493.
- 
- [55] Hardeberg, J.Y. (2005). Colorimetric Scanner Characterization. *Acta Graphica* **11**, pp. 155-157.
- 
- [56] Lindsay, W., MacDonald, M., Ronnier, L. (2002). Colour Image Science: Exploiting digital media. John Wiley & Sons Ltd.
- 
- [57] Yilmaz, I., Oztug, I., Yakar, M., Yildiz, F. (2004). Color Calibration of Scanners Using Polynomial Transformation. XXth ISPRS Congress 2004, Istanbul
- 
- [58] Nagelkerke, N.J.D. (1992). Maximum Likelihood Estimation of Functional Relationships, Pays-Bas. *Lecture Notes in Statistics*, **69**, p. 110.
- 
- [59] Everitt, B.S. (2002). Cambridge Dictionary of Statistics (2nd Edition).
- 
- [60] Kosztyán, Zs., Schanda, J.: Flatbed scanners and CCD-cameras: colorimetric characterization and uncertainties. 2nd Expert Symposium on Measurement Uncertainty, June 11 - 17, 2006, pp. 219-228
- 
- [61] Kosztyán, Zs.T., Schanda, J. (2009): Adaptive Statistical Methods for Optimal Color Selection and Spectral Characterization of Color Scanners and Cameras. *Journal of Imaging Science and Technology* **53** (1), 2009. pp. 010501-1 – 010501-10. (Impakt faktor: 0.522)
- 
- [62] Levenberg, K. (1944). A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares. *Quarterly of Applied Mathematics* **2**, pp. 164-168.
- 
- [63] Marquardt, D. (1963). An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of Applied Mathematics* **11**, pp. 431-441.
- 
- [64] Zong, Y., Brown, S.W., Johnson, B.C., Lykke, K.R., Ohno, Y. (2006). Simple spectral stray light correction method for array spectroradiometers. *Applied Optics* **45**, pp. 1111-1119.
- 
- [65] König, F., Praefcke, W. (1999). A multispectral scanner. In: MacDonald, L.W., Luo, M.R. (Eds.), Color Imaging. Vision and Technology. Wiley, pp. 129-144
- 
- [66] Imai, F.H., Berns, R.S. (1999). Spectral Estimation Using Trichromatic Digital Cameras. International Symposium on Multispectral Imaging and Color Reproduction for Digital Archives, Chiba, Japan, pp. 42–49.
- 
- [67] Hordley, S.G.D., Drew, M.S. (1997). Constrained least-squares regression in color spaces. *Journal of Electronic Imaging* **6** (4), pp. 484–493. (October 1997).
- 
- [68] König, F., Herzog, P.G. (2000). A Generalized Method for Spectral Scanner Characterization. Proc. Color Imaging Science 2000 Conf., Derby, UK, L. MacDonald a. R. Luo editors, pp. 48-57.
- 
- [69] Sharma, G. (1999). Targetless Scanner Color Calibration. The Seventh Color Imaging Conference: Color Science, Systems, and Applications
- 
- [70] Zhang, W.F., Dai, D.Q. (2008). Spectral reflectance estimation from camera responses by support vector regression and a composite model. *Journal of Optical Society of America* **25**(9), pp. 2286-2296.
- 
- [71] Bregman, L.M. (1965). The method of successive projection for finding a common point of convex sets, Dokl. Akad. Nauk. USSR **162**(3). pp. 487–490.
- 
- [72] Gubin, L.G., Polyak, B.T., Raik, E.T. (1967). The method of projections for finding the common point of convex sets, USSR Comput. Math. Phys. **7** (6), pp. 1–24.
- 
- [73] Sharma, G., Trussell, H.J. (1996). Set theoretic estimation in color scanner characterization. *Journal of Electronic Imaging* **5** (4), pp. 479–489. (October 1996).
- 
- [74] CIE 179:2007, Methods for characterizing tristimulus colorimeters for measuring the colour of light. ISBN: 9783901906602
- 
- [75] Ohno, Y., Hardis, J. (1997). Four-Color Matrix Method for Correction of Tristimulus Colorimeters. Proc. IS&T/SID Fifth Color Imaging Conference, pp. 301-305.
- 
- [76] Ohno, Y., Brown, S.W. (1998). Four-Color Matrix Method for Correction of Tristimulus Colorimeters – Part 2. Proc. Sixth Imaging Conference: Color Science, Systems, and Applications, pp. 65-68.
- 
- [77] Ahuja, R.K., Orlin, J.B. (2001). A Fast Scaling Algorithm for Minimizing Separable Convex Functions Subject to Chain Constraints. *Operation Research*, vol. 49. pp. 784-789.
- 
- [78] Kosztyán, Zs.T., Sturm, S., Müller, D., Schanda, J. (2008). Decreasing Colour Measuring Systematic Error in Image Taking Tristimulus Colorimeters. CIE Expert Symposium on Advances in Photometry and Colorimetry, 7-8 July 2008, Turin (Torino), Italy, pp. 21-25.
- 
- [79] Imreh, B., Imreh, Cs. (2005). Kombinatorikus optimalizálás. Novadat Bt. ISBN: 9639056367
-

- 
- [80] Kosztyán, Zs.T., Schanda, J. (2009). Tristimulusos színinger-mérők színi hibájának csökkentése adaptív mátrix-transzformációval. XXXII. Kolorisztikai Szimpózium, Eger 2009. május 11-13.
- 
- [81] Eppeldauer, G., Kosztyán, Zs.T., Schanda, J., Schanda, Gy., Miller, C.C., Larason, T.C., Ohno, Y. (2009). Extension of the NIST Tristimulus Colorimeter for Solid-state Light Source Measurements. Light and Lighting Conference with Special Emphasis on LEDs and Solid State Lighting, 27-29 May 2009, Budapest, Hungary
- 
- [82] Kosztyán, Zs.T., Schanda, J. (2009). Using Adaptive Matrix Transformation for Decreasing Colour Measuring Systematic Error in Image Taking Tristimulus Colorimeters. Light and Lighting Conference with Special Emphasis on LEDs and Solid State Lighting, 27-29 May 2009, Budapest, Hungary
- 
- [83] Kosztyán, Zs.T., Eppeldauer, G.P., Schanda, J. (2010). Matrix-based color measurement corrections of tristimulus colorimeters. *Applied Optics* **49** (12), pp. 2288-2301 (Impakt faktor: 1.767)
- 
- [84] Zhang, X., Xu, H. (2009). Reconstructing spectral reflectance by dividing space and extending the principal components in principal component analysis. *Journal of Optical Society of America* **26** (3), pp. 613-624.
- 
- [85] ColorChecker, product No. 50105 (Standard), manufactured by the Munsell Color services laboratory of GretagMacbeth
- 
- [86] Munsell Book of Color – Matte Finish Collection (Munsell Color, Baltimore, Md., 1976).
- 
- [87] Munsell, NCS minták reflexiós spektrumai. (letölthető reflexiós spektrumok: <http://www.it.lut.fi/ip/research/color/database/download.html>)
- 
- [88] NCS INDEX 1950 Original, NCS Color Center/USA
- 
- [89] Kohonen, O., Parkkinen, J., Jääskeläinen, T. (2006). Databases for Spectral Color Science. *Color Research and Applications* **31** (5), pp. 381-390.
- 
- [90] Breusch, T., Pagan, A. (1979). A Simple Test of Heteroscedasticity Random Coefficient Variation. *Econometrica* **47**, pp. 1287-1294.
- 
- [91] Glejser, H. (1978). A new test for heteroscedasticity. *Journal of American Statistics Association* **64**, pp. 316-323.
- 
- [92] Goldfeld, S.M., Quandt, R.E. (1965). Some tests for homoscedasticity. *Journal of American Statistics Association* **60**, pp. 539-547.
- 
- [93] Connah, D., Hardeberg, J.Y. (2005). Spectral recovery using polynomial models. In Color Imaging: Processing, Hardcopy, and Applications X, SPIE Proceedings 5667, pp. 65-75.
- 
- [94] ISO Draft International Standard, Textiles — Test for colour fastness — Part J01: Calculation of small colour differences, ISO/DIS 105-J01/1992.
- 
- [95] CIE Technical Report (1993). Parametric effects in colour-difference evaluation, CIE 101 - 1993, CIE Central Bureau, Vienna.
- 
- [96] CIE Technical Report (1995). Industrial colour-difference evaluation, CIE 116 - 1995, CIE Central Bureau, Vienna.
- 
- [97] CIE Technical Report (2001). Improvement to industrial colour-difference evaluation. CIE 142-2001, CIE Central Bureau, Vienna.
- 
- [98] CIE Technical Report (1993). Parametric effects in colour-difference evaluation. *CIE 101-1993*, CIE Central Bureau, Vienna.
- 
- [99] Sik-Lányi, C., Kosztyán, Zs.T., Kránicz, B., Schanda, J., Navvab, M. (2007). Using Multimedia Interactive E-teaching in Color Science. *LEUKOS The Journal of the Illuminating Engineering Society of North America* **4** (1), July 2007, pp. 71 – 82. ISSN: 1550-2724 (Impakt faktor: 0.286)
- 
- [100] Clarke, P. J., Hanson, A.R., Verrill, J.F. (1999). Determination of colorimetric uncertainties in the spectrophotometric measurement of colour. *Analytica Chimica Acta* **380** (2), pp. 277-284.
- 
- [101] Martínez-Verdú, F., Pujol, J., Capilla, P. (2002). Calculation of the Color Matching Functions of Digital Cameras from Their Complete Spectral Sensitivities. *Journal of Image Science and Technology* **46**, pp. 15–25.
- 
- [102] Seung, O.P., Hong, S.K., Jung, M.P., Jae, K.E. (1995). Development of Spectral Sensitivity Measurement System of Image Sensor Devices, 3rd IS&T/SID Color Imaging Conference, Scottsdale, Arizona, pp. 115-118; ISBN / ISSN: 0-89208-188-0
-

- 
- [103] International Color Consortium (2005). The role of ICC profiles in a colour reproduction system. White Paper #7
- 
- [104] International Color Consortium (2004). Specification ICC.1:2004-10 (Profile version 4.2.0.0), Image technology colour management – Architecture, profile format and data structure
- 
- [105] Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement (1993). International Organization for Standardization
- 
- [106] White, H. (1980). A heteroscedasticity-consistent covariance matrix and a direct test for heteroscedasticity. *Econometria* **48**, pp. 817-838.
- 
- [107] Ramsey, J.B. (1969). Tests for specification errors in classical linear least squares regression analysis. *Journal Royal Statistics Society Series B* **31**, pp. 350-371.
- 
- [108] Durbin, J., Watson, G.S. (1950). Testing for serial correlation in least squares regression. *Biometrika* **37**, pp. 408-428, and **38**, pp. 159-178.
- 
- [109] Buse, A. (1982). The likelihood Ratio, Wald and Lagrange Multiplier test. *The American Statistician*, pp. 153-157.
- 
- [110] Earl, W.R., Marquette, P.R. (1988). Evaluating the effects of multicollinearity: A note on the Ridge regression. *Advances in Accounting* **6**, pp. 143-156.
- 
- [111] Belsley, D.A., Kuh, E., Welsch, R.E. (1980). Regression, diagnostics, identifying influential data and sources of collinearity, New York, Wiley
- 
- [112] Theil, H. (1966). Applied Economic Forecasting. North-Holland Publishing Company, Netherlands
- 
- [113] Amemiya, T. (1973). Regression analysis when the variance of the dependent variable is proportional to the squares of its expectation. *Journal of American Statistical Association* **68**, pp. 928-934.
- 
- [114] Mallows, C.L. (1973). Some Comments on Cp, *Technometrics*, **15** (4), pp. 661-675.
- 
- [115] Hocking, R.R. (1976). The analysis and selection of variables in linear regression. *Biometrics* **32**, pp. 1-49.
- 
- [116] Akaike, H. (1973). Information Theory and an Extension of The Maximum Likelihood Principle. In B.N. Petrov and F. Csaki ed., 2nd International Symposium on Information Theory, pp. 267-281.
- 
- [117] Orfanidis, S.J. (1996). Introduction to Signal Processing. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1996.
- 
- [118] Hard, A, Sivik, L. (1981). NCS-Natural Color System: a Swedish standard for color notation. *Color Research and Application* **6**, pp. 129-138.
-