

Following by Cao, 2016 ¶

Цель работы:

1. Реализовать алгоритмы спектральной и колориметрической реконструкции на основе применения взвешенных версий PCA, описанных в Cao et al. (2016).
2. Сравнить результаты реконструкций спектров на основании среднего RMSE. В случае колориметрической репродукции - на основании двух метрик цветового различия CIE L*a*b* 1976 и CIEDE 2000.

Полную версию реализованного алгоритма и визуализации результатов можно найти [здесь](https://github.com/Slava1688/iitp-color/blob/main/Autumn/Following%20by%20Cao.ipynb) (<https://github.com/Slava1688/iitp-color/blob/main/Autumn/Following%20by%20Cao.ipynb>).

Обзор данных

В качестве обучающих данных в работе используются 1600 спектров поверхностного отражения Munsell colors glossy, в качестве тестовых данных - небольшой набор из датасета NCS, включающий в себя 183 спектра природных объектов (листья, цветы и проч.). Также, в последней части используются данные 337 спектров окрасок листьев берёз, 370 спектров хвои сосен и 349 спектров, соответствующих окраскам хвои елей.

Два основных осветителя, используемые для колориметрической реконструкции, - стандартные осветители CIE D65 и A (соответственно - нормальное дневное освещение и нормальное комнатное освещение вольфрамовой нитью).

В качестве функций чувствительности используются функции цветового захвата для стандартного наблюдателя CIE 1931.

Все спектральные данные лежат в диапазоне длин волн от 400 нм до 700 нм с интервалом в 5 нм. Заметим, что в оригинальной работе Cao использовался несколько иной набор спектральных данных, и дискретизация составляла 10 нм.

Теоретическое описание эксперимента

Пусть R - матрица $m \times n$, где m - число спектров поверхностного отражения в используемом наборе данных, а n - число длин волн, использующихся для дискретизации (в нашем случае - 61). Взвешенная матрица данных может быть определена как:

$$R_w = RW,$$

где W - диагональная $n \times n$ матрица, на диагонали которой расположены значения весовой функции.

Применяя сингулярное разложение ко взвешенной матрице данных, получим:

$$R_w = U_w \Sigma_w V_w^T,$$

где индекс w обозначает применение разложения ко взвешенным, а не оригинальным данным.

Реконструкцию спектральных данных при использовании весовой функции и d главных компонент можно выразить как:

$$\hat{R} = (\tilde{V}_w^T C_w + \bar{R}_w) W^{-1},$$

где \tilde{V}_w - первые d столбцов унитарной матрицы V из сингулярного разложения (базисные векторы), C_w - столбец коэффициентов, \bar{R}_w - среднее значение спектра во взвешенном наборе данных.

В работе Cao et al. (2016) были описаны следующие варианты весовых функций:

$$WF_1 = (\bar{x}(\lambda) + \bar{y}(\lambda) + \bar{z}(\lambda)) / \max(\bar{x}(\lambda) + \bar{y}(\lambda) + \bar{z}(\lambda))$$

$$WF_2 = (\bar{x}(\lambda) + \bar{y}(\lambda) + \bar{z}(\lambda) + 1) / \max(\bar{x}(\lambda) + \bar{y}(\lambda) + \bar{z}(\lambda) + 1)$$

$$WF_3 = (\sqrt{\bar{x}(\lambda)} + \sqrt{\bar{y}(\lambda)} + \sqrt{\bar{z}(\lambda)}) / \max(\sqrt{\bar{x}(\lambda)} + \sqrt{\bar{y}(\lambda)} + \sqrt{\bar{z}(\lambda)})$$

$$WF_4 = (\sqrt{\bar{x}(\lambda)} + \sqrt{\bar{y}(\lambda)} + \sqrt{\bar{z}(\lambda)}) \times D_{65} / \max((\sqrt{\bar{x}(\lambda)} + \sqrt{\bar{y}(\lambda)} + \sqrt{\bar{z}(\lambda)}) \times D_{65}),$$

где $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$, $\bar{z}(\lambda)$ - функции цветового захвата стандартного наблюдателя CIE 1931, D_{65} - относительное спектральное распределение мощности стандартного осветителя CIE D65.

Рис. 1. Кривые весовых функций

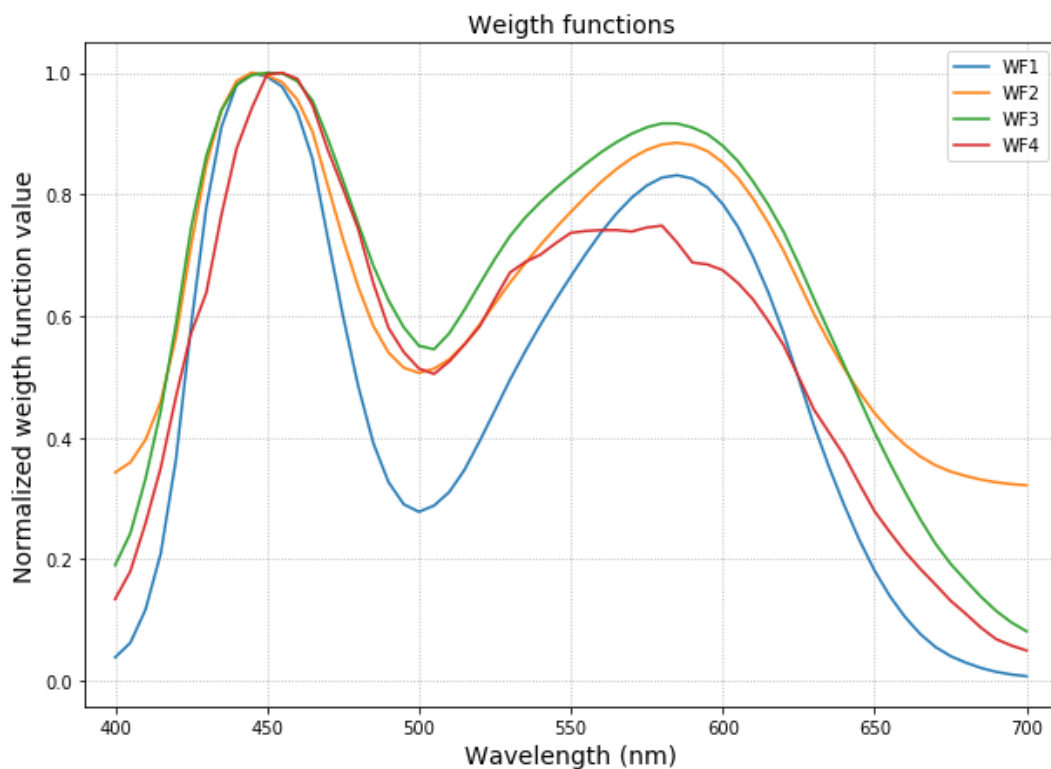


Рис. 2. Относительное спектральное распределение мощности стандартных осветителей CIE D65 и CIE A

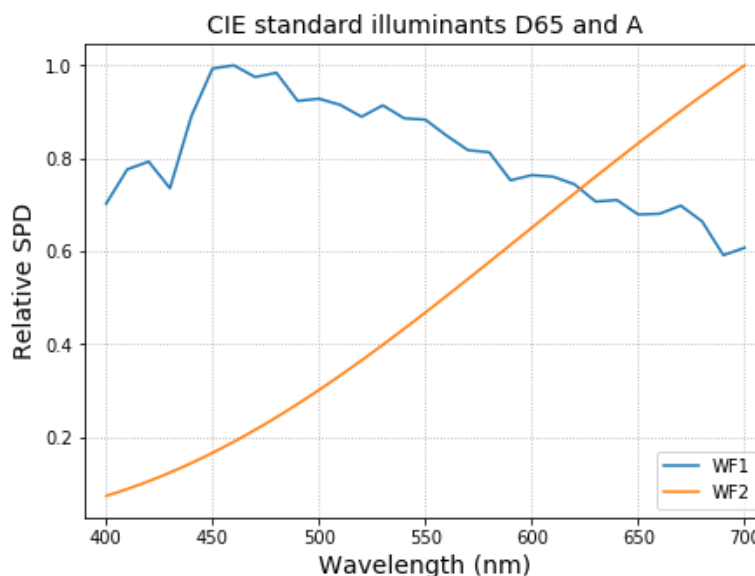
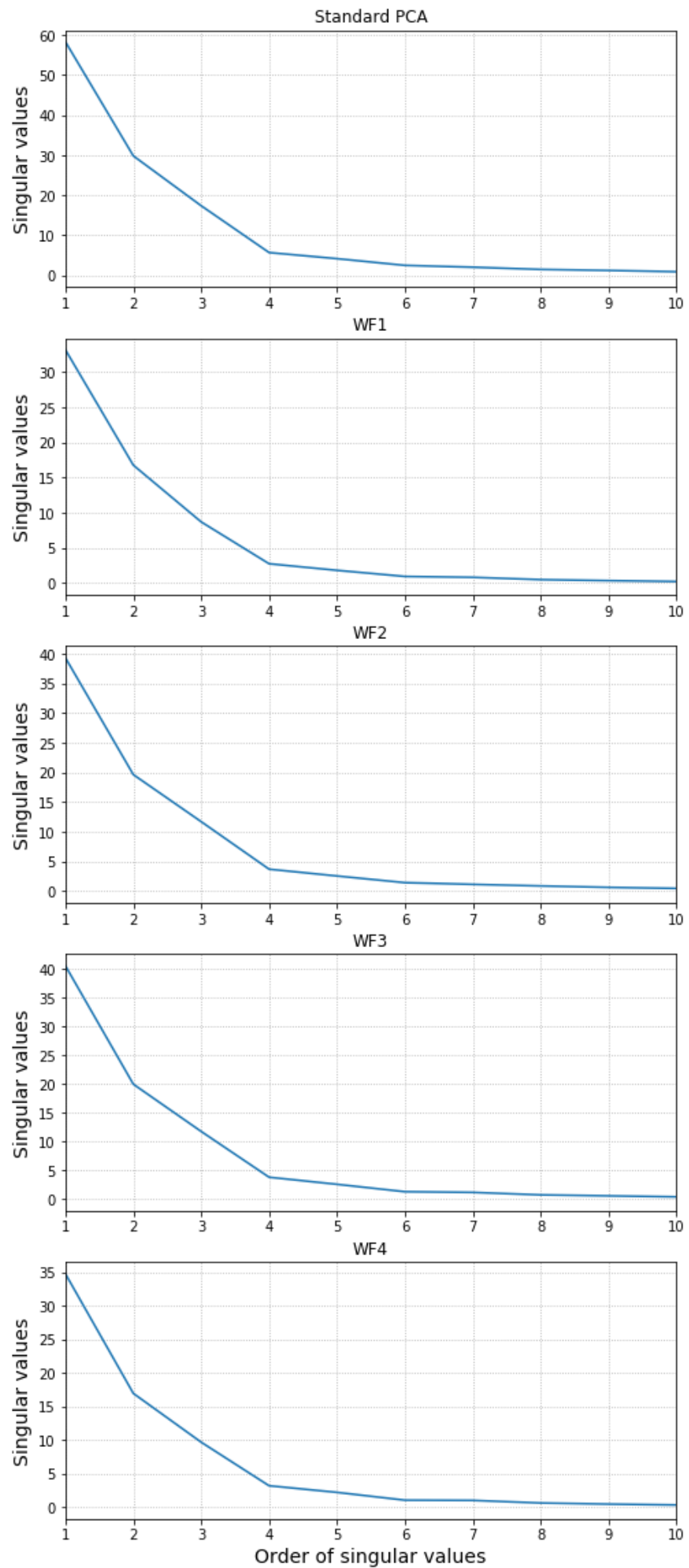


Рис. 3. Обзор сингулярных значений матрицы данных спектров Munsell Glossy после применения различных видов PCA



Можно видеть, что характер спада сингулярных значений от первого до четвертого сохраняется постоянным, независимо от использования весовой функции. Единственно, что меняется - величина самих значений, причём для оригинального PCA эти значения наибольшие.

Спектральная реконструкция

Рассмотрим несколько примеров спектральной реконструкции.

```
In [39]: 1 plot_approximation(4, 1500, approximations_munsell, 'munsell')
```

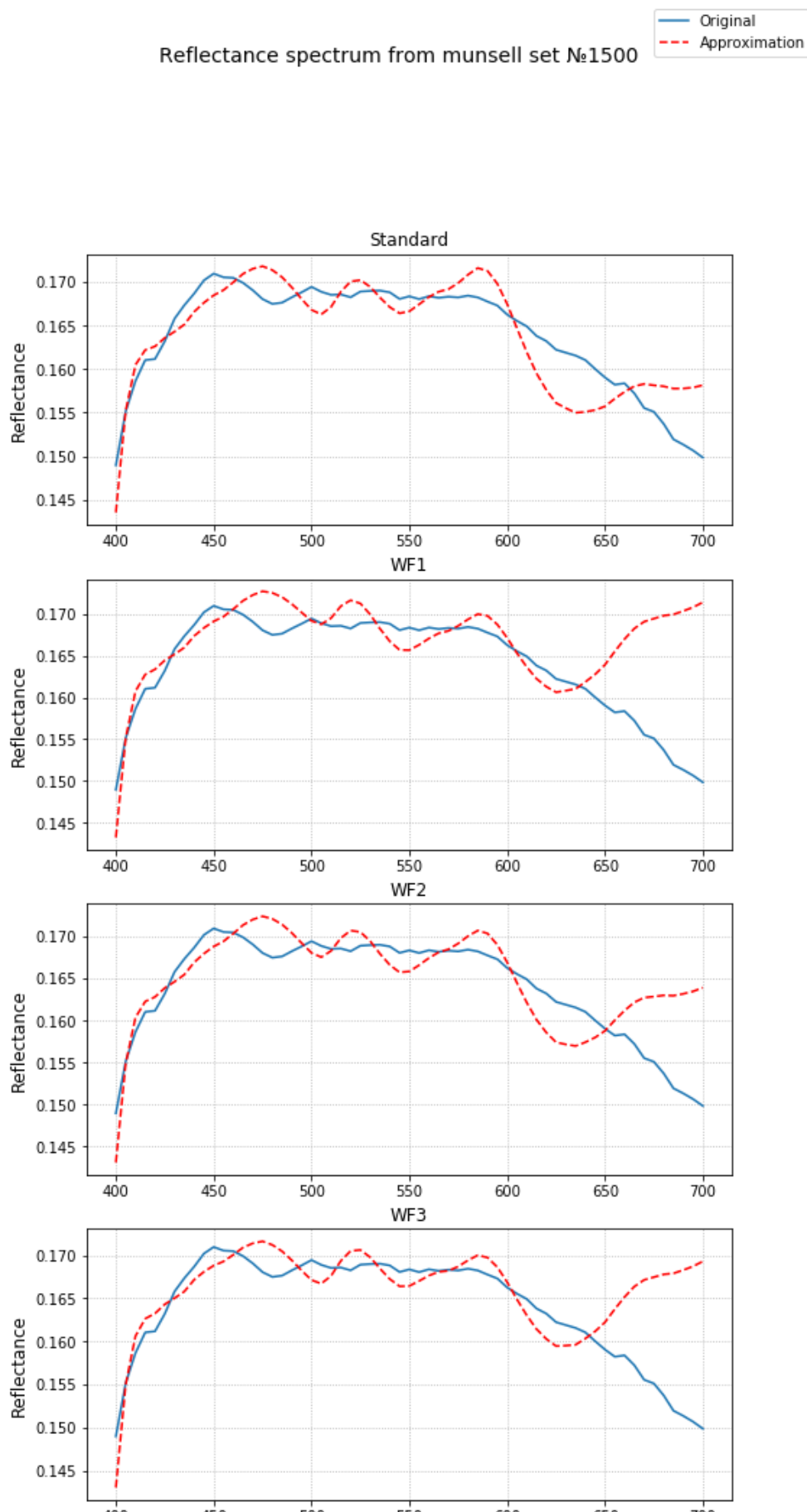
Standard PCA, RMSE: 0.0033

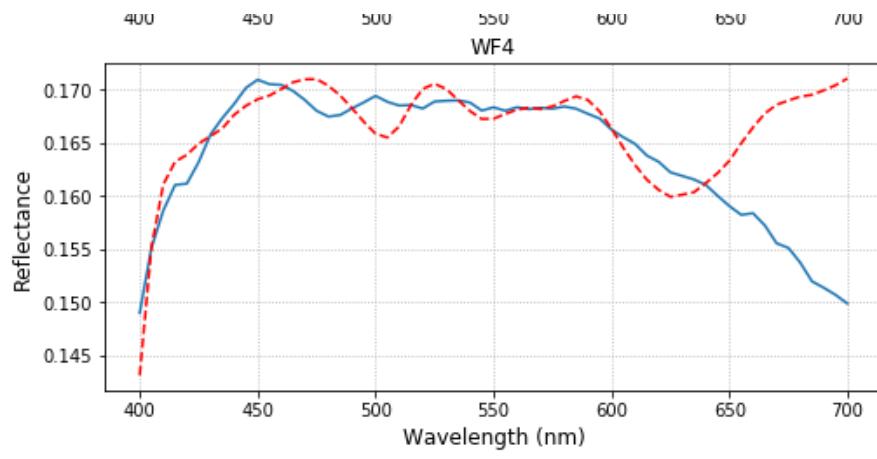
WF1 PCA, RMSE: 0.00665

WF2 PCA, RMSE: 0.00438

WF3 PCA, RMSE: 0.00584

WF4 PCA, RMSE: 0.00642





```
In [40]: 1 plot_approximation(4, 0, approximations_natural, 'natural')
```

Standard PCA, RMSE: 0.0694

WF1 PCA, RMSE: 0.07383

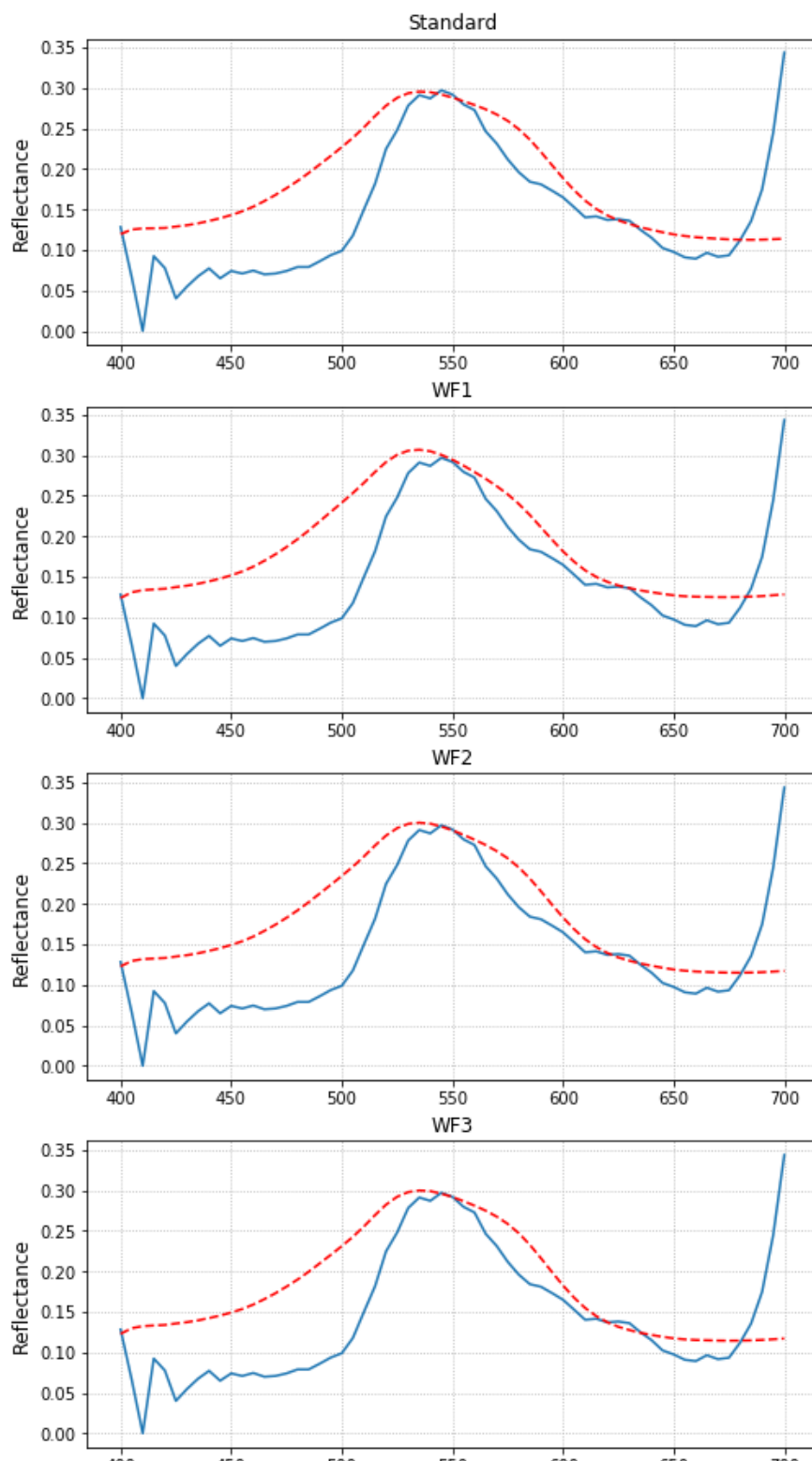
WF2 PCA, RMSE: 0.07217

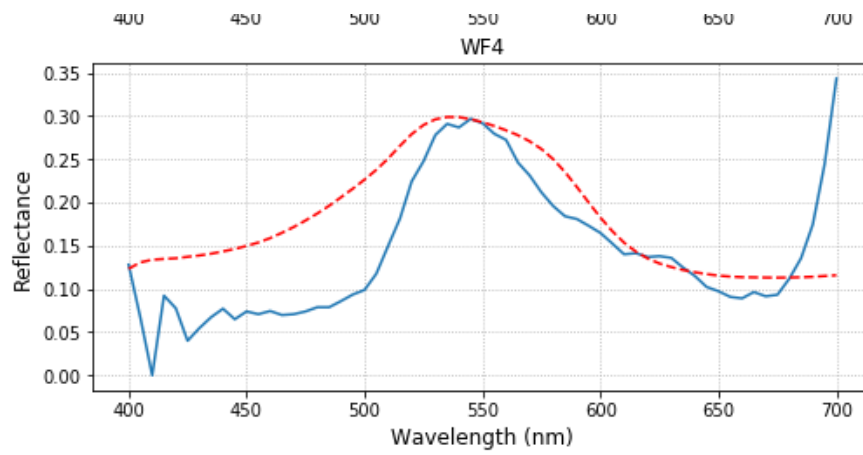
WF3 PCA, RMSE: 0.07152

WF4 PCA, RMSE: 0.07105

Reflectance spectrum from natural set №0

— Original
- - - Approximation





Усреднение по набору спектров используется для центрирования матрицы данных перед использованием PCA. В данном случае и ниже рассматриваются две ситуации, когда аппроксимация спектров из тестового набора происходит с помощью центрирования по собственному, тестовому среднему спектру, и когда используется предрасчитанный на обучающей выборке средний спектр.

Ниже представлена аппроксимация спектра из малого набора природных объектов с использованием предрасчитанного среднего спектра из набора Munsell Glossy.


```
In [41]: 1 plot_approximation(4, 0, approximations_natural_precalc, 'natural')
```

Standard PCA, RMSE: 0.04255

WF1 PCA, RMSE: 0.14927

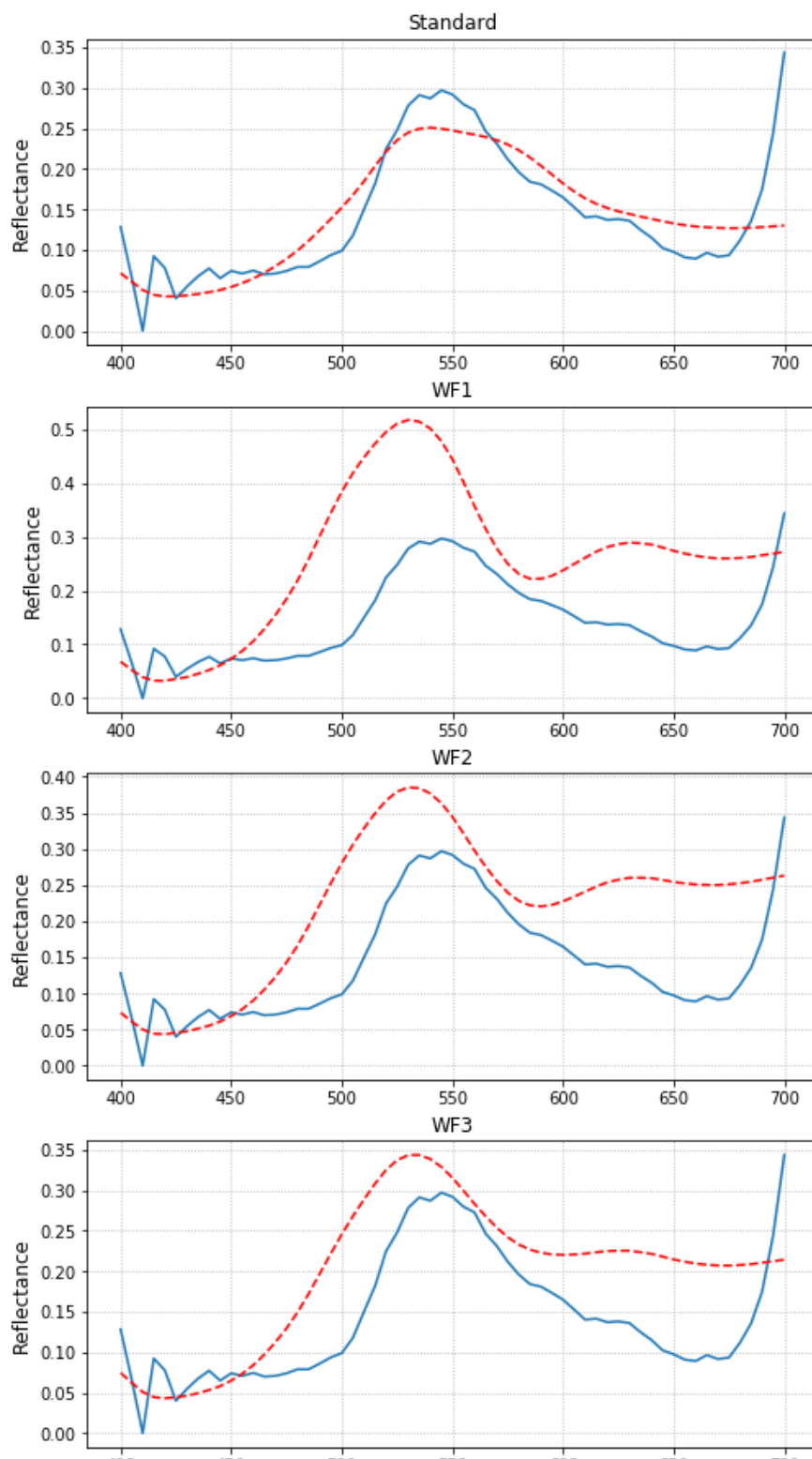
WF2 PCA, RMSE: 0.10187

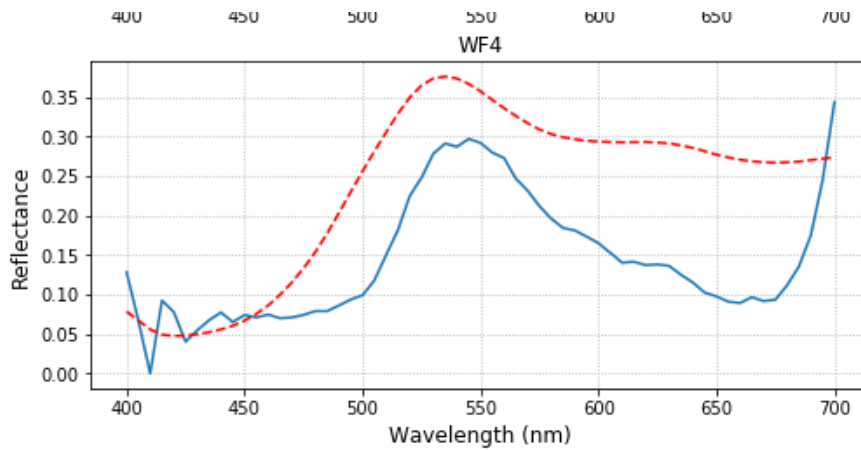
WF3 PCA, RMSE: 0.07785

WF4 PCA, RMSE: 0.11412

Reflectance spectrum from natural set №0

— Original
- - - Approximation





Исследование ошибок спектральной реконструкции

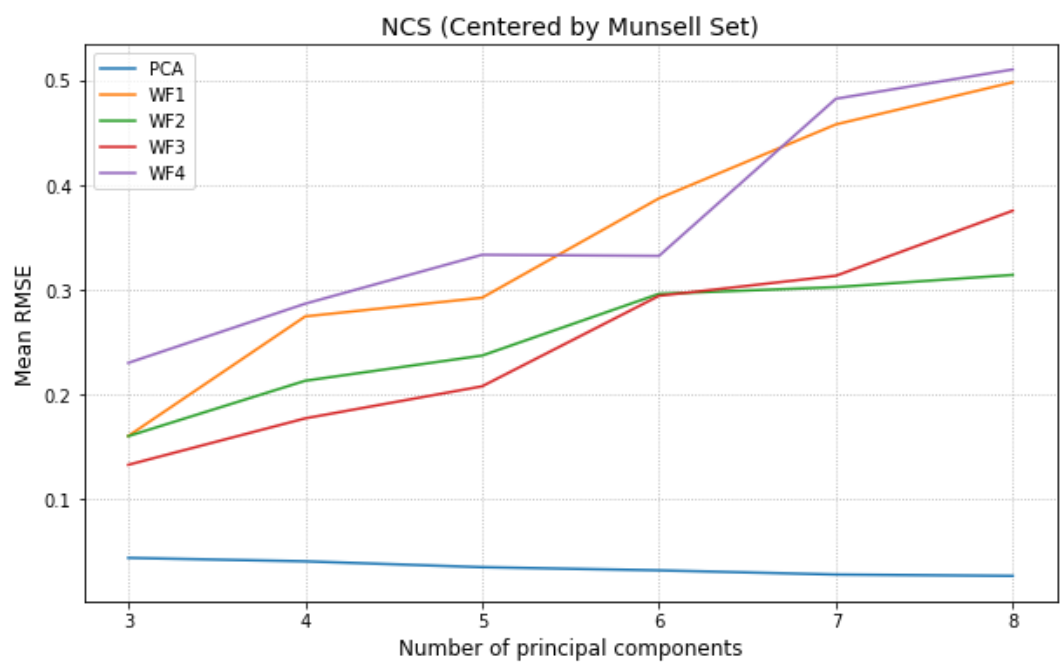
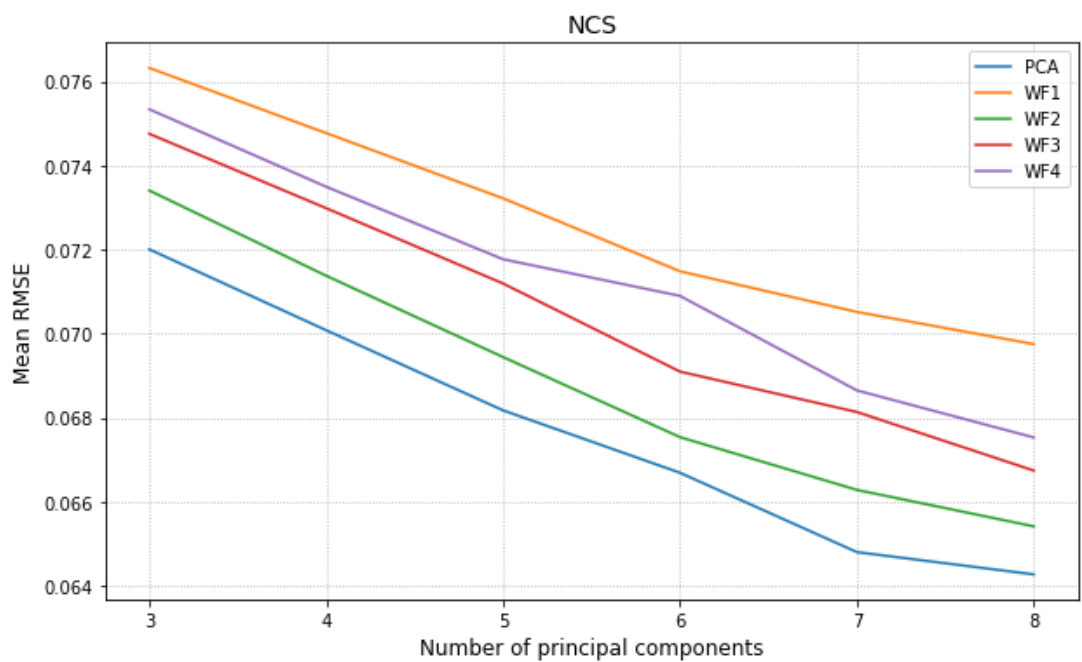
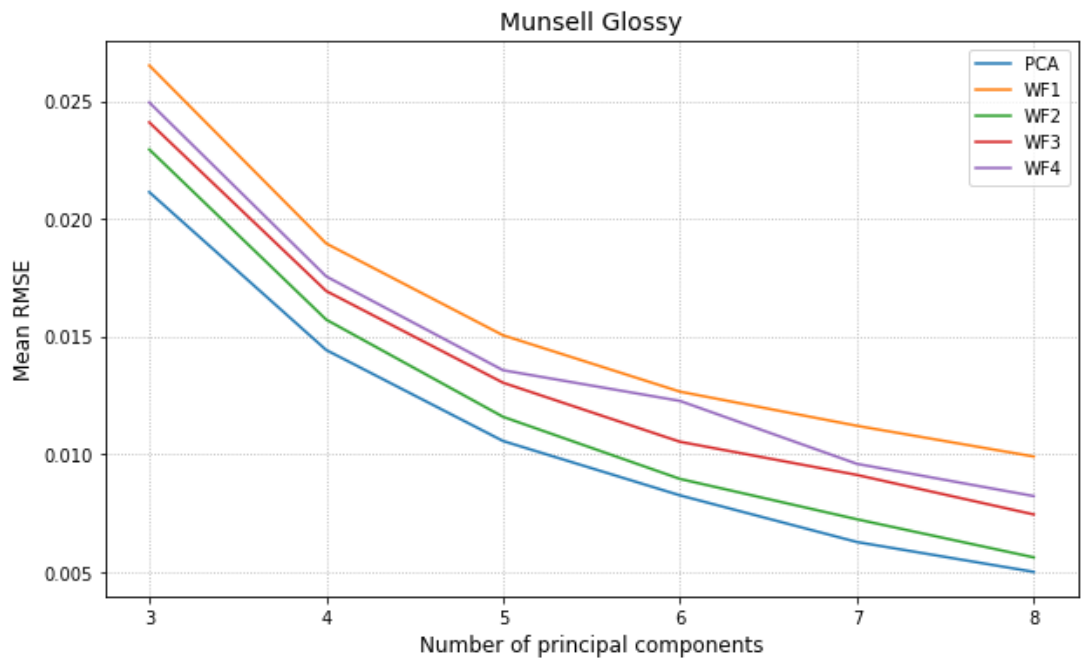
Таблица 1. Ошибки спектральной реконструкции спектров при разном числе главных компонент, полученных из набора Munsell Glossy

In [45]: 1 all_errors

Out[45]:

	RMSE Munsell					RMSE NCS					PC
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	
3	0.021134	0.026510	0.022945	0.024092	0.024941	0.072012	0.076329	0.073412	0.074761	0.075345	0.0441
4	0.014436	0.018955	0.015725	0.016939	0.017557	0.070087	0.074778	0.071383	0.072991	0.073501	0.0408
5	0.010574	0.015060	0.011600	0.013047	0.013577	0.068179	0.073226	0.069448	0.071198	0.071776	0.0352
6	0.008268	0.012668	0.008966	0.010542	0.012275	0.066694	0.071490	0.067543	0.069102	0.070904	0.0322
7	0.006289	0.011220	0.007254	0.009135	0.009606	0.064806	0.070522	0.066287	0.068140	0.068655	0.0282
8	0.005022	0.009916	0.005636	0.007457	0.008237	0.064276	0.069756	0.065419	0.066747	0.067534	0.0269

Рис. 4. Зависимость величины ошибки спектральной реконструкции от числа главных компонент



Хорошо видно, что стандартный PCA обладает самой высокой точностью спектрального восстановления. Как и следовало ожидать, реконструкция природных спектров на основе главных компонент, полученных из набора Munsell, показывает более худшие результаты.

Что касается аппроксимации природных спектров с использованием предрассчитанного среднего по набору Munsell, то здесь стандартный PCA демонстрирует более лучшие результаты, чем с использованием среднего по самому набору природных спектров, в то время как все остальные методы показывают неадекватные результаты.

Отметим, что первые два графика практически полностью совпадают с аналогичными результатами Cao. Это позволяет удостовериться в непротиворечивости используемых здесь методов и методов, предложенных в статье.

Исследование ошибок колориметрической реконструкции

Рассмотрим ошибку колориметрической реконструкции вектор-стимулов с точки зрения формулы цветовой разности CIE 1976.

Таблица 2. Ошибки ΔE CIE 1976 колориметрической реконструкции с использованием спектров из набора Munsell Glossy и двух стандартных источников освещения при различном числе главных компонент

In [65]:

1 munsell_delta_E

Out[65]:

	Mean ΔE CIE 76 (D65)					Mean ΔE CIE 76 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	48.776540	37.623003	39.065721	30.915317	21.752613	31.349908	20.379730	17.357226	9.495627	10.878540
4	21.144426	13.810725	6.691742	4.066266	3.106071	24.155650	17.458273	11.560459	7.689243	5.594527
5	11.276947	8.909948	6.145395	3.879308	2.912693	11.357834	9.787405	6.280684	3.839130	3.647724
6	10.775981	7.011560	5.341936	3.788762	1.313345	9.273009	5.992276	4.704038	2.939120	2.412941
7	3.337176	4.038655	1.856463	0.606806	1.274771	2.513351	5.482523	2.438602	0.734632	1.539444
8	2.585254	3.204024	0.698303	0.522604	0.879999	2.091139	4.167071	1.182442	0.650057	1.117401

Таблица 3. Ошибки ΔE CIE 1976 колориметрической реконструкции с использованием спектров из набора NCS и двух стандартных источников освещения при различном числе главных компонент

In [66]: 1 NCS_delta_E

Out[66]:

Mean ΔE CIE 76 (D65)					Mean ΔE CIE 76 (A)				
PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	205.743696	201.739025	199.104657	199.474175	198.261287	226.210838	217.958818	216.324507	217.047316
4	202.337215	197.621455	196.003388	196.698163	196.626465	223.008540	218.236471	215.809042	217.045342
5	200.691628	196.961088	196.163667	196.799388	196.692906	218.310663	218.117596	216.051628	217.277945
6	200.628923	195.955384	196.536968	196.504449	197.067539	219.218677	217.364060	215.930236	216.700931
7	198.304238	197.535586	196.755398	197.205274	197.058144	217.989427	217.855084	215.956707	216.953651
8	198.029164	198.101379	197.189369	197.351627	197.424671	217.633631	218.531336	216.566987	216.947151

Таблица 4. Ошибки ΔE CIE 1976 колориметрической реконструкции с использованием спектров из набора NCS и двух стандартных источников освещения при различном числе главных компонент, полученных путём центрирования данных по набору спектров Munsell Glossy

In [67]: 1 NCS_precalc_delta_E

Out[67]:

	Mean ΔE CIE 76 (D65)									Mean ΔE
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	
3	115.994692	207.767380	259.235376	214.588592	305.010256	97.053565	202.431612	245.640463	202.503454	
4	89.334382	248.246489	162.077248	145.739838	280.692646	87.450769	219.484204	209.978240	197.894399	
5	63.069168	260.755636	164.221803	149.257204	278.287048	59.346072	254.109027	210.255517	205.538013	
6	56.204556	259.147259	143.902756	154.362364	274.468452	40.940234	282.460190	176.602585	218.248316	
7	13.500177	286.031437	155.489691	147.987252	276.174135	13.158314	278.152530	174.701404	214.498044	
8	10.612311	307.455674	151.958885	145.593746	278.448161	11.333710	308.341824	164.937715	217.905555	

Теперь рассмотрим ошибку колориметрической реконструкции с точки зрения метрики CIEDE 2000.

Таблица 5. Ошибки ΔE CIEDE 2000 колориметрической реконструкции с использованием спектров из набора Munsell Glossy и двух стандартных источников освещения при различном числе главных компонент

In [68]: 1 munsell_delta_E_2000

Out[68]:

	Mean ΔE CIE 2000 (D65)					Mean ΔE CIE 2000 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	7.925807	6.218281	6.776830	5.214478	3.555133	4.959469	2.645616	2.808463	1.264655	1.684607
4	2.912662	1.730049	0.901608	0.493561	0.427609	3.395873	2.149358	1.507626	0.910472	0.748922
5	1.630954	1.331513	0.858370	0.494229	0.412665	1.620014	1.503465	0.983940	0.509039	0.537501
6	1.571617	1.122874	0.687707	0.478940	0.184952	1.299208	1.110904	0.678121	0.386963	0.353045
7	0.445351	0.681053	0.348010	0.106393	0.180067	0.392006	0.994082	0.475401	0.135023	0.264298
8	0.348312	0.608873	0.096395	0.094067	0.150449	0.322860	0.828396	0.172619	0.109978	0.207700

Таблица 6. Ошибки ΔE CIEDE 2000 колориметрической реконструкции с использованием спектров из набора NCS и двух стандартных источников освещения при различном числе главных компонент

In [69]: 1 NCS_delta_E_2000

Out[69]:

	Mean ΔE CIE 2000 (D65)					Mean ΔE CIE 2000 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	27.924891	28.202428	27.446391	27.875106	27.700026	30.993940	31.208850	30.388122	30.992131	30.68531
4	27.603466	27.338412	26.857130	27.189690	27.212340	30.711803	31.118030	30.091612	30.946557	31.04568
5	28.046494	27.122355	26.972928	27.215333	27.196286	30.933081	31.183526	30.399951	31.062225	31.11960
6	28.275266	27.145280	27.085013	27.192632	27.276211	31.696988	31.326483	30.519399	30.991145	31.25624
7	27.841940	27.419717	27.084161	27.288121	27.275860	31.465473	31.464560	30.620989	31.144631	31.17584
8	27.584824	27.492190	27.311347	27.324396	27.339970	31.263087	31.543101	30.997534	31.124301	31.18372

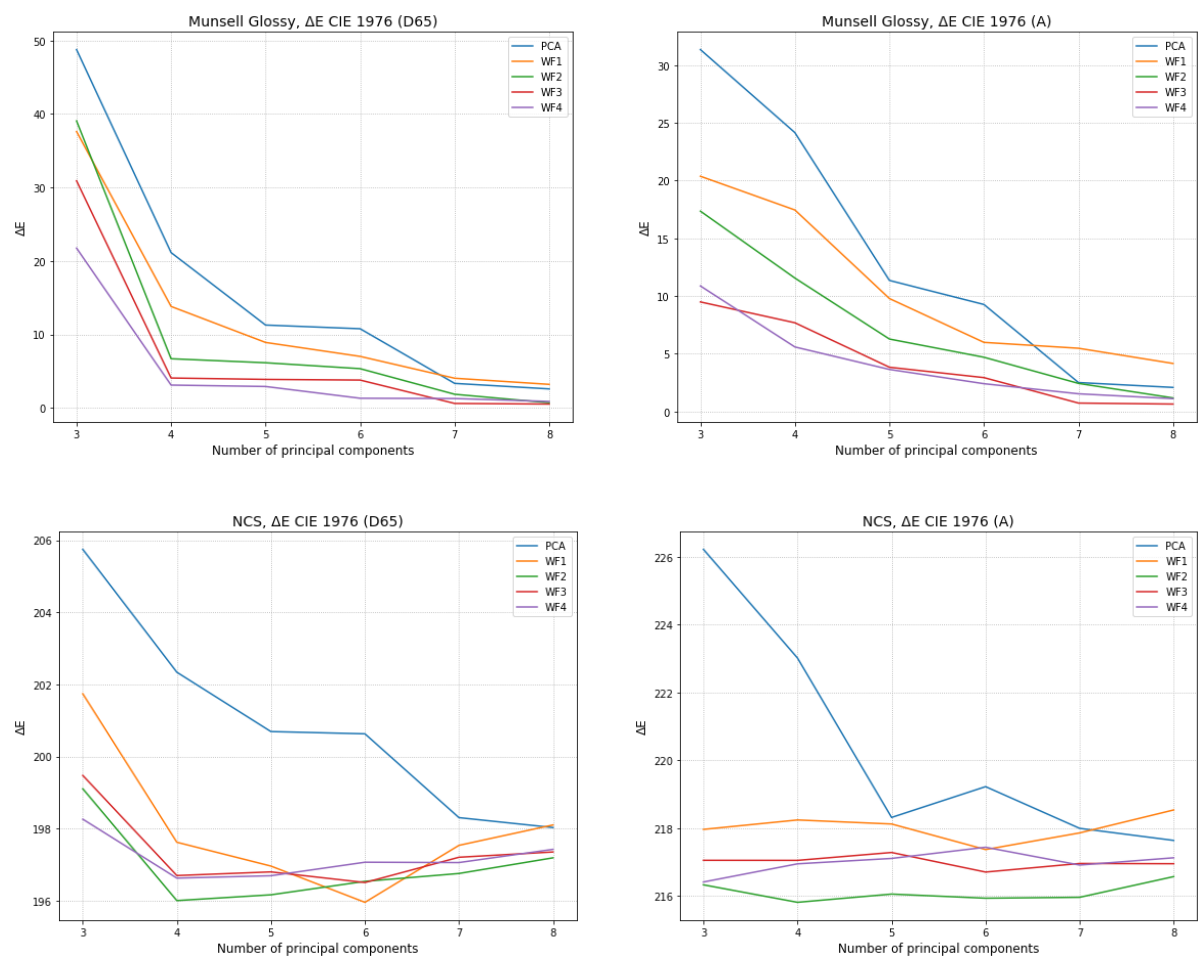
Таблица 7. Ошибки ΔE CIEDE 2000 колориметрической реконструкции с использованием спектров из набора NCS и двух стандартных источников освещения при различном числе главных компонент, полученных путём центрирования данных по набору спектров Munsell Glossy

In [70]: 1 NCS_precalc_delta_E_2000

Out[70]:

	Mean ΔE CIE 2000 (D65)					Mean ΔE CIE 2000 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	9.063578	17.463604	29.251831	26.731469	32.212348	9.512466	15.850357	27.506772	24.491189	31.348114
4	8.708562	21.588995	13.223255	14.000492	26.106014	9.534631	16.475202	21.862345	23.034062	32.840727
5	5.748382	20.970423	13.016822	14.318557	26.286279	5.244597	18.136707	19.542958	22.332234	33.025640
6	5.734914	18.589660	11.464475	15.253097	25.286897	4.773428	23.021806	17.302270	24.729998	32.119576
7	2.176629	23.356098	13.222272	12.758238	25.546187	2.112674	21.246901	15.342296	22.886126	34.165870
8	1.677332	24.280456	13.262340	12.524340	25.372259	1.699141	21.991334	14.374947	23.124608	34.191014

Рис. 5. Зависимость ошибок CIE 1976 колориметрической реконструкции от числа главных компонент



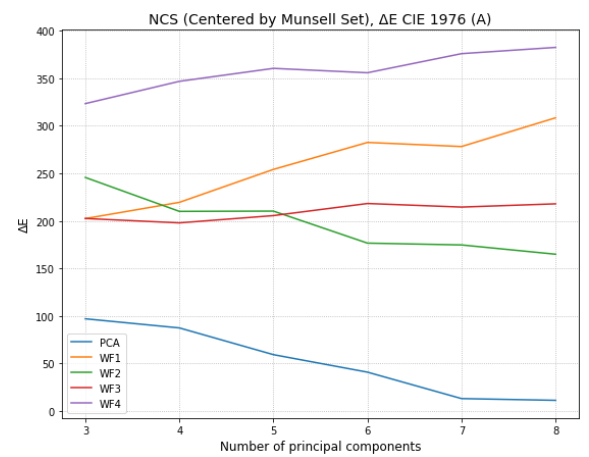
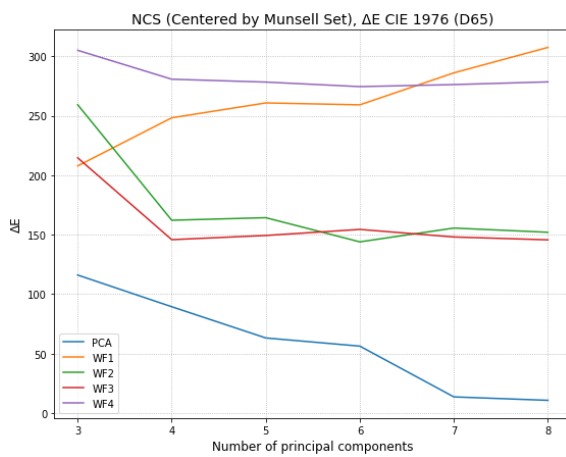
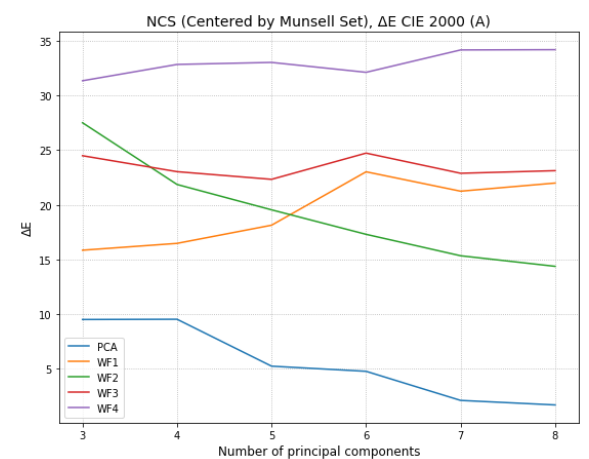
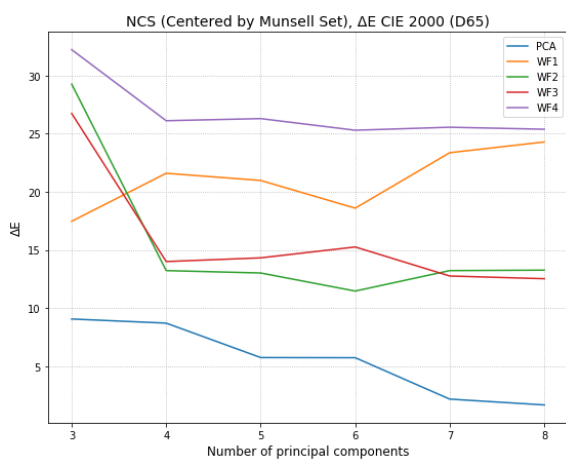
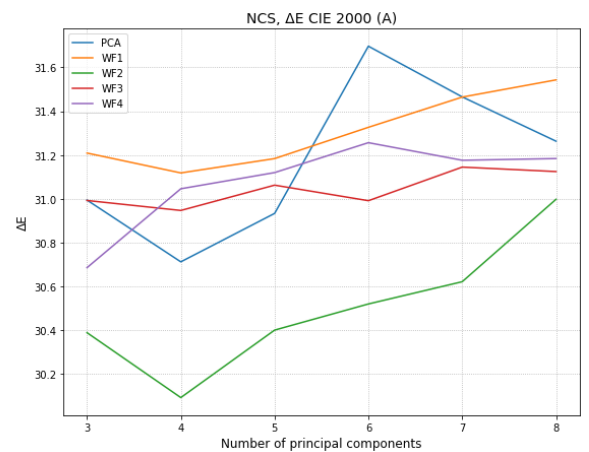
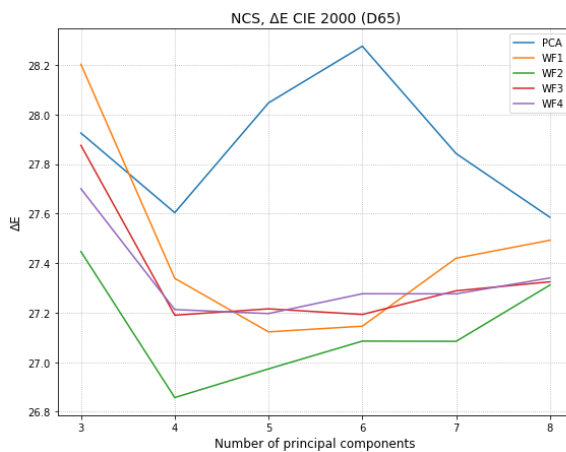
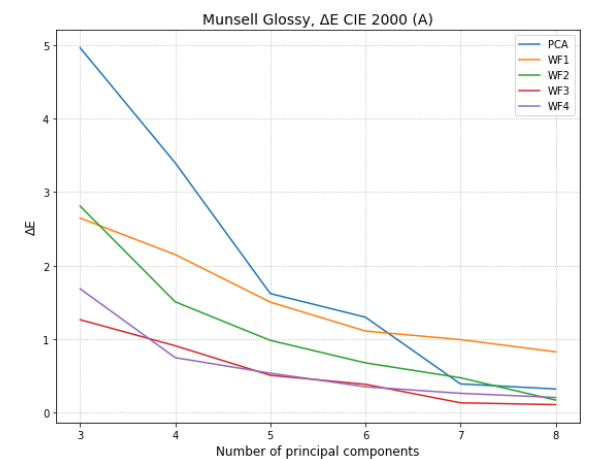
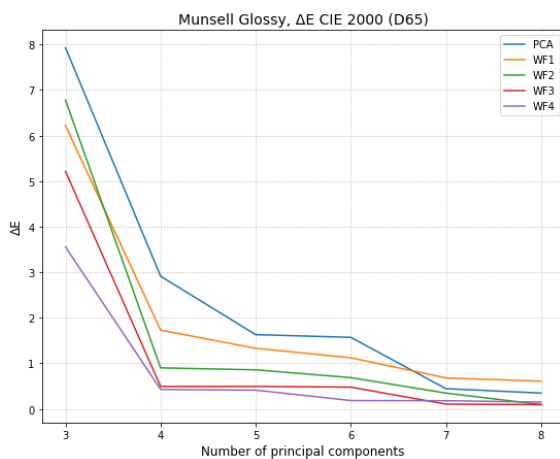


Рис. 6. Зависимость ошибок CIEDE 2000 колориметрической реконструкции от числа главных компонент



Результаты колориметрической реконструкции для природных спектров не подтверждают результатов статьи. Только для спектров из набора Munsell Glossy можно заметить схожую зависимость с той, что описана в статье, однако сами величины ошибок в данном эксперименте на порядок выше для CIE 1976 и примерно в два раза больше для CIEDE 2000.

Так как тестовый набор данных в данном эксперименте достаточно однообразен и мал, попробуем рассмотреть случай спектральной и колориметрической реконструкции для большего корпуса спектров.

Попытка улучшить результаты восстановления тестовых спектров путём увеличения объёма данных

Тестовый набор 183 спектров NCS был дополнен 337 спектрами окрасок листьев берёз, 370 спектрами окрасок хвои сосен и 349 спектрами, соответствующих окраскам хвои елей.

Спектральная реконструкция

Таблица 7. Ошибки спектральной реконструкции расширенной базы тестовых спектров при разном числе главных компонент, полученных из набора Munsell Glossy

In [81]: 1 forest_errors

Out[81]:

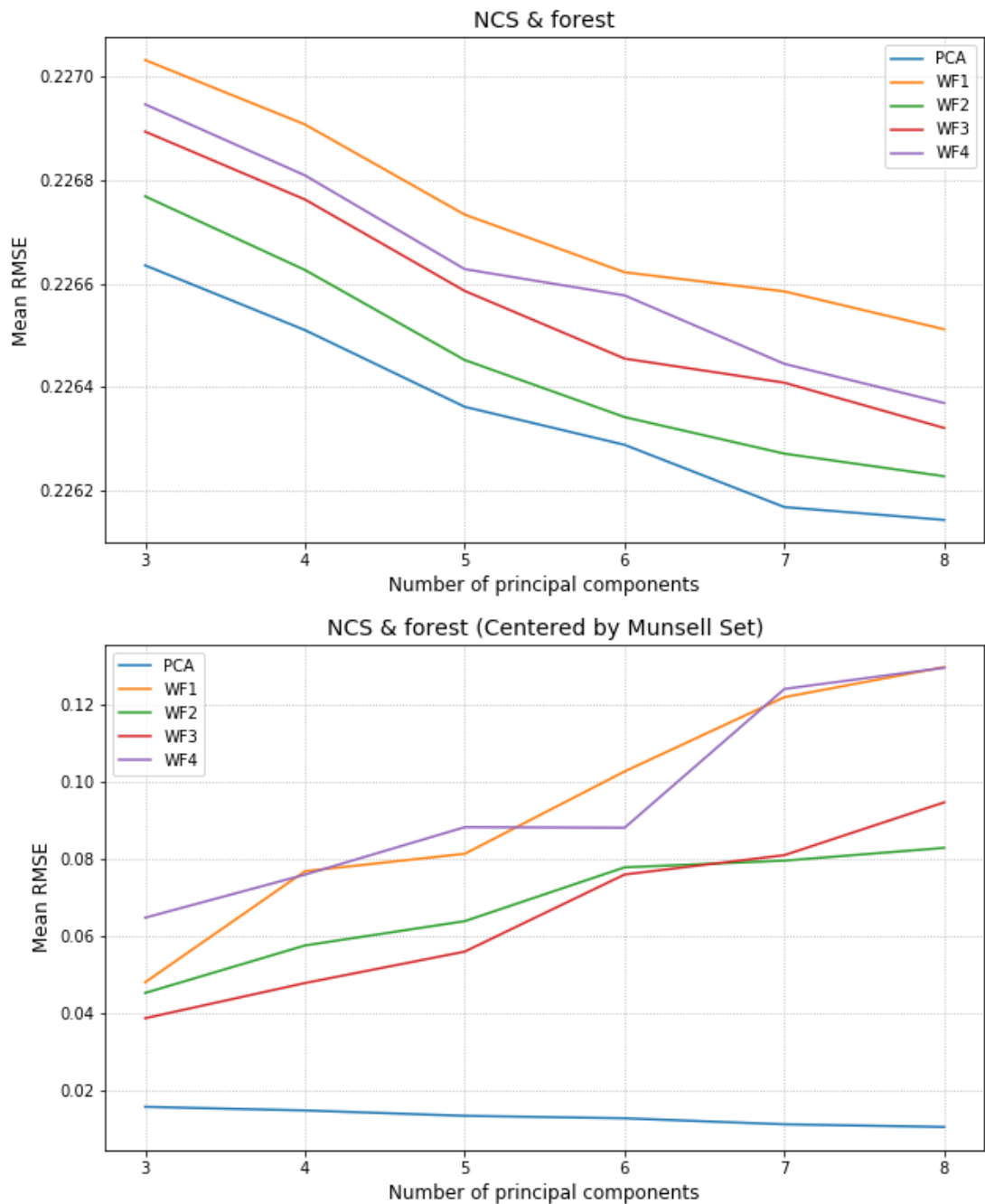
	RMSE NCS & forest					RMSE NCS & forest (Centered by Munsell Set)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	0.226635	0.227032	0.226769	0.226894	0.226947	0.015655	0.047969	0.045194	0.038639	0.064721
4	0.226510	0.226908	0.226626	0.226763	0.226809	0.014724	0.076775	0.057519	0.047771	0.075896
5	0.226362	0.226733	0.226452	0.226586	0.226628	0.013330	0.081309	0.063829	0.055928	0.088209
6	0.226288	0.226622	0.226342	0.226455	0.226577	0.012689	0.102664	0.077783	0.075928	0.088052
7	0.226168	0.226585	0.226271	0.226408	0.226445	0.011129	0.121930	0.079519	0.080948	0.124061
8	0.226143	0.226512	0.226227	0.226321	0.226369	0.010439	0.129726	0.082840	0.094644	0.129558

In [82]: 1 all_errors # Ниже продублирована таблица 2 для удобства сравнения.

Out[82]:

	RMSE Munsell					RMSE NCS				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	0.021134	0.026510	0.022945	0.024092	0.024941	0.072012	0.076329	0.073412	0.074761	0.075345
4	0.014436	0.018955	0.015725	0.016939	0.017557	0.070087	0.074778	0.071383	0.072991	0.073501
5	0.010574	0.015060	0.011600	0.013047	0.013577	0.068179	0.073226	0.069448	0.071198	0.071776
6	0.008268	0.012668	0.008966	0.010542	0.012275	0.066694	0.071490	0.067543	0.069102	0.070904
7	0.006289	0.011220	0.007254	0.009135	0.009606	0.064806	0.070522	0.066287	0.068140	0.068655
8	0.005022	0.009916	0.005636	0.007457	0.008237	0.064276	0.069756	0.065419	0.066747	0.067534

Рис. 7. Зависимость величины ошибки спектральной реконструкции от числа главных компонент для расширенного тестового набора



Как видим, расширение спектральной тестовой выборки оказало отрицательное влияние на случай, когда не используется центрирование по обучающей выборке. Учитывая малые отклонения ошибок, увеличение числа главных компонент практически не улучшает спектральную реконструкцию в этом случае.

В то же время, это позволило более чем в два раза улучшить спектральную реконструкцию при использовании стандартного PCA для случая использования центрирования по обучающей выборке. Прочие версии PCA, хоть как и ранее не улучшают реконструкцию при увеличении числа компонент и проигрывают стандартному методу, также повысили точность на порядок.

Колриметрическая реконструкция

In [94]: 1 NCS_forest_delta_E

Out[94]:

Mean ΔE CIE 76 (D65)										Mean
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	439.472620	440.937125	439.864968	440.398915	440.622127	441.965083	443.300131	442.220153	442.771153	442.771153
4	440.541353	441.063274	440.579190	440.812179	440.874985	442.466908	443.157324	442.477008	442.763144	442.763144
5	440.957389	440.952187	440.647997	440.803145	440.862796	442.848142	443.083960	442.628024	442.771060	442.771060
6	440.899298	440.745384	440.714870	440.750095	440.879070	442.793625	442.812780	442.584908	442.650561	442.650561
7	440.932807	440.977960	440.832689	440.882941	440.879163	442.662455	442.904429	442.643569	442.725387	442.725387
8	440.973628	441.019207	440.869730	440.905549	440.931672	442.691047	442.884603	442.667519	442.722417	442.722417

In [95]: 1 NCS_delta_E

Out[95]:

Mean ΔE CIE 76 (D65)										Mean
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	205.743696	201.739025	199.104657	199.474175	198.261287	226.210838	217.958818	216.324507	217.047316	217.047316
4	202.337215	197.621455	196.003388	196.698163	196.626465	223.008540	218.236471	215.809042	217.045344	217.045344
5	200.691628	196.961088	196.163667	196.799388	196.692906	218.310663	218.117596	216.051628	217.277945	217.277945
6	200.628923	195.955384	196.536968	196.504449	197.067539	219.218677	217.364060	215.930236	216.700933	216.700933
7	198.304238	197.535586	196.755398	197.205274	197.058144	217.989427	217.855084	215.956707	216.953657	216.953657
8	198.029164	198.101379	197.189369	197.351627	197.424671	217.633631	218.531336	216.566987	216.947153	216.947153

In []: 1

In [96]: 1 NCS_forest_precalc_delta_E

Out[96]:

Mean ΔE CIE 76 (D65)										Mean ΔE
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	79.506621	116.069142	101.329206	84.008044	153.701512	48.228564	106.631259	114.751486	99.521199	1
4	52.160205	162.332974	88.740794	71.371732	149.998243	47.020875	121.437977	103.991455	98.858578	1
5	52.154295	160.641699	92.593296	73.770144	149.100784	42.797689	135.750154	104.689125	103.204655	1
6	49.854160	151.448876	87.352485	74.375462	147.382728	37.001875	145.859181	89.924338	109.240779	1
7	12.205430	173.478018	94.544384	75.455669	148.505183	12.286268	146.680700	90.514141	108.063867	2
8	8.228669	179.242831	95.560886	75.144324	149.489119	10.610328	154.901011	85.518539	109.644125	2

In [97]: 1 NCS_precalc_delta_E

Out[97]:

	Mean ΔE CIE 76 (D65)								Mean ΔE CIE 76 (D65)
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3
3	115.994692	207.767380	259.235376	214.588592	305.010256	97.053565	202.431612	245.640463	202.503454
4	89.334382	248.246489	162.077248	145.739838	280.692646	87.450769	219.484204	209.978240	197.894399
5	63.069168	260.755636	164.221803	149.257204	278.287048	59.346072	254.109027	210.255517	205.538013
6	56.204556	259.147259	143.902756	154.362364	274.468452	40.940234	282.460190	176.602585	218.248316
7	13.500177	286.031437	155.489691	147.987252	276.174135	13.158314	278.152530	174.701404	214.498044
8	10.612311	307.455674	151.958885	145.593746	278.448161	11.333710	308.341824	164.937715	217.905555



In []: 1

In [98]: 1 NCS_forest_delta_E_2000

Out[98]:

	Mean ΔE CIE 2000 (D65)					Mean ΔE CIE 2000 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	7.687776	12.777319	16.577661	14.701460	27.251338	5.902154	12.473963	23.870205	22.707882	35.587843
4	5.786769	17.449147	9.705297	10.023602	24.658339	7.519545	13.344785	19.641188	22.120901	36.312583
5	5.067541	16.298293	9.772811	10.460875	24.780936	4.257967	15.495507	16.439783	21.466030	36.383049
6	5.140417	14.995303	9.201905	11.058010	23.911719	4.210805	20.640345	14.024504	24.220320	35.551085
7	2.625279	17.626625	10.088148	9.721450	24.155986	3.225236	18.665446	13.084882	22.460151	38.285274
8	1.940230	17.782917	10.430611	9.516520	24.021796	2.549139	19.425023	11.416195	22.779133	38.362851



In [99]: 1 NCS_delta_E_2000

Out[99]:

	Mean ΔE CIE 2000 (D65)					Mean ΔE CIE 2000 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	27.924891	28.202428	27.446391	27.875106	27.700026	30.993940	31.208850	30.388122	30.992131	30.68531
4	27.603466	27.338412	26.857130	27.189690	27.212340	30.711803	31.118030	30.091612	30.946557	31.04568
5	28.046494	27.122355	26.972928	27.215333	27.196286	30.933081	31.183526	30.399951	31.062225	31.11960
6	28.275266	27.145280	27.085013	27.192632	27.276211	31.696988	31.326483	30.519399	30.991145	31.25624
7	27.841940	27.419717	27.084161	27.288121	27.275860	31.465473	31.464560	30.620989	31.144631	31.17584
8	27.584824	27.492190	27.311347	27.324396	27.339970	31.263087	31.543101	30.997534	31.124301	31.18372



In []: 1

In [100]: 1 NCS_forest_precalc_delta_E_2000

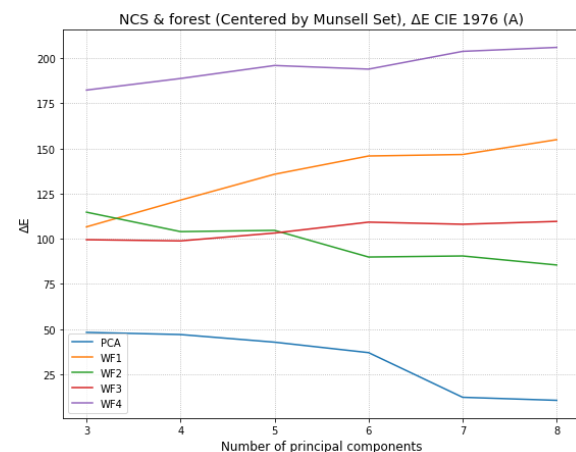
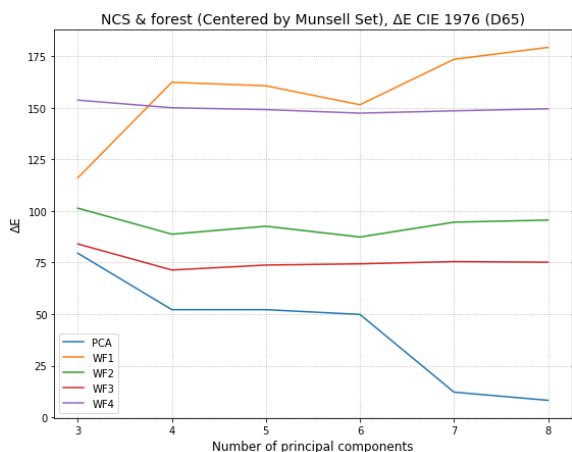
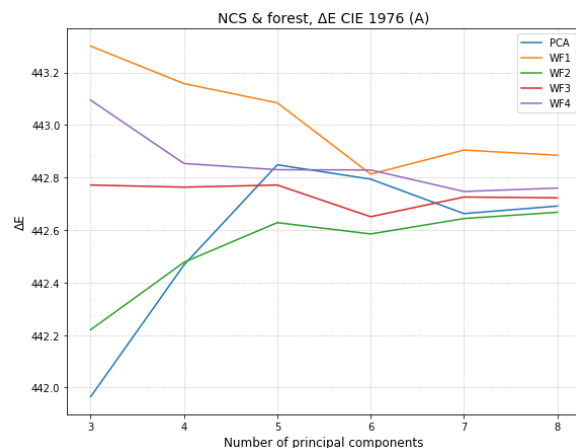
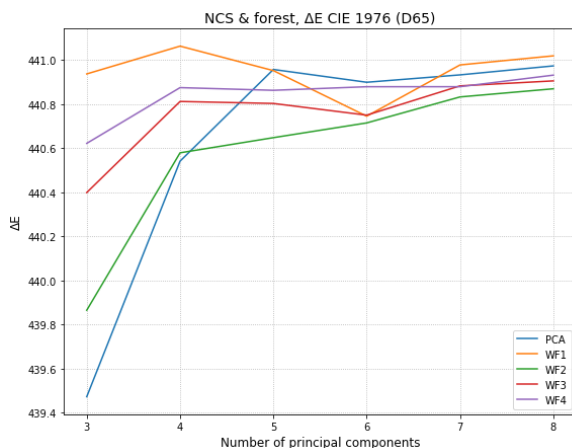
Out[100]:

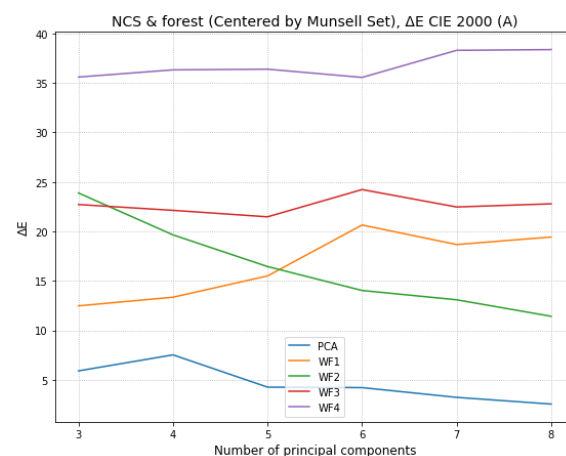
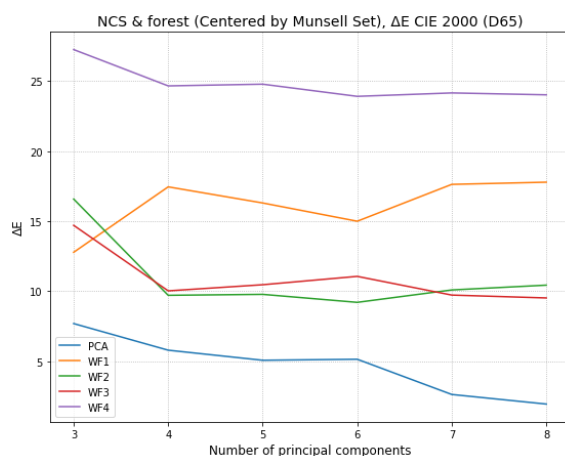
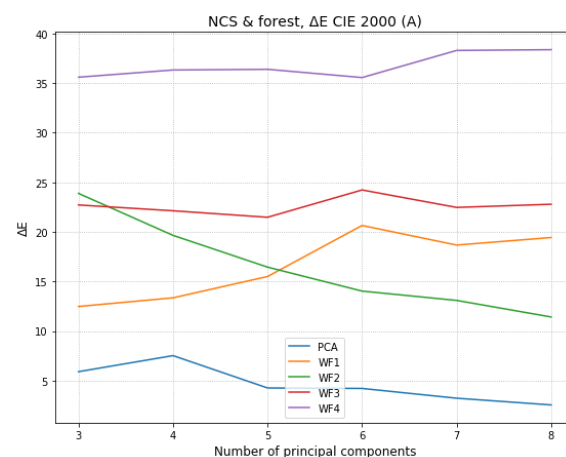
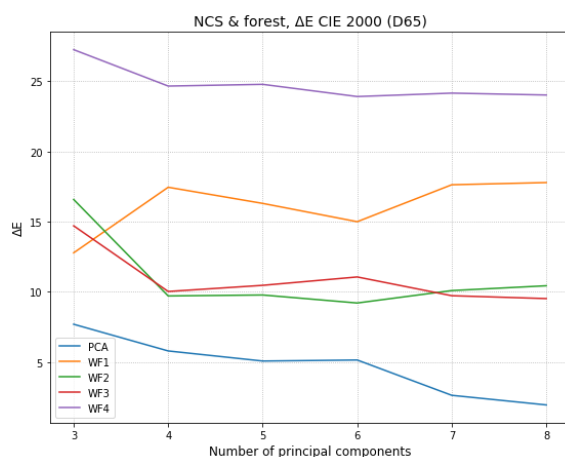
	Mean ΔE CIE 2000 (D65)					Mean ΔE CIE 2000 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	7.687776	12.777319	16.577661	14.701460	27.251338	5.902154	12.473963	23.870205	22.707882	35.587843
4	5.786769	17.449147	9.705297	10.023602	24.658339	7.519545	13.344785	19.641188	22.120901	36.312583
5	5.067541	16.298293	9.772811	10.460875	24.780936	4.257967	15.495507	16.439783	21.466030	36.383049
6	5.140417	14.995303	9.201905	11.058010	23.911719	4.210805	20.640345	14.024504	24.220320	35.551085
7	2.625279	17.626625	10.088148	9.721450	24.155986	3.225236	18.665446	13.084882	22.460151	38.285274
8	1.940230	17.782917	10.430611	9.516520	24.021796	2.549139	19.425023	11.416195	22.779133	38.362851

In [101]: 1 NCS_precalc_delta_E_2000

Out[101]:

	Mean ΔE CIE 2000 (D65)					Mean ΔE CIE 2000 (A)				
	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4	PCA	WF1	WF2	WF3	WF4
3	9.063578	17.463604	29.251831	26.731469	32.212348	9.512466	15.850357	27.506772	24.491189	31.348114
4	8.708562	21.588995	13.223255	14.000492	26.106014	9.534631	16.475202	21.862345	23.034062	32.840727
5	5.748382	20.970423	13.016822	14.318557	26.286279	5.244597	18.136707	19.542958	22.332234	33.025640
6	5.734914	18.589660	11.464475	15.253097	25.286897	4.773428	23.021806	17.302270	24.729998	32.119576
7	2.176629	23.356098	13.222272	12.758238	25.546187	2.112674	21.246901	15.342296	22.886126	34.165870
8	1.677332	24.280456	13.262340	12.524340	25.372259	1.699141	21.991334	14.374947	23.124608	34.191014





Очевидно, попытка улучшить результаты за счёт увеличения числа тестовых данных, не принесла никаких положительных результатов в случае колориметрической реконструкции. В целом, учитывая однообразие дополнительных спектров, значительного улучшения ожидать и не приходилось. Это подтверждает идею о важности разнообразия спектров в наборах данных для полноценной реконструкции.

Вывод

В целом, большая часть результатов проведённых экспериментов не подтверждает, а местами прямо противоречит результатам Cao et al. Это может быть вызвано рядом причин, однако доказывает тот факт, что колориметрическая реконструкция сильно зависит от данных, а также их обработки и условий эксперимента. В связи с этим легко поставить под сомнение универсальность выводов в этой теме. Скорее всего, на потенциальной практике следует заранее проводить серию экспериментов с имеющимися данными, чтобы понять какой метод лучше.