Генерация **собственного лица**

лица могут содержать набор «стандартных черт лица», полученных из статистического анализа множества картинок лиц. Любое человеческое лицо может быть представлено в виде композиции нескольких стандартных лиц. Например, одно лицо может быть скомбинировано из *среднего лиц*а, плюс 10% из собственного лица 1, 55% из собственного лица 2 и 3% из собственного лица 3. Как ни странно, не требуется комбинация большого количества собственных лиц для достижения хорошей аппроксимации большинства лиц. Также, поскольку лицо человека записано не в виде цифрового изображения, а просто как набор значений (одно значение для каждого собственного лица), для каждого лица требуется не так много свободного пространства.

Создаваемое **собственное лицо** представляет из себя темные и светлые области, организованные в специальные паттерны. Эти паттерны показывают, как различные черты лица выделяются для выявления отличий и оценки. Это будет паттерн для оценки симметрии, если есть какой-либо стиль волос, где находится линия волос или оценка размера носа или рта. Другие собственные лица имеют паттерны, мене простые для идентификации, а изображение собственного лица может иметь маленькие, как лицо, размеры (возможно некорректный перевод)

Технология, используемая в создании собственных лиц и используемая ими для распознавания, также используется вне лицевого распознавания. Эта техника используется в графологии, чтении по губам, распознавании голоса, языках жестов и в анализе медицинской визуализации. Поэтому, некоторые не используют термин «собственное лицо», а предпочитают «собственное изображение»

**Практическое осуществление**

Чтобы создать набор собственных лиц, необходимо:

1. Приготовить обучающую выборку лицевых изображений. Изображения, составляющие обучающую выборку, должны быть сделаны под одинаковым освещением и должны иметь выровненные глаза и рот на всех изображениях. Также они все должны быть приведены к одинаковому разрешению (*r* x *c*). Каждое представляется в виде вектора (обычно, конкатенации строк пикселей оригинального изображения), представляющего из себя одну колонку с количеством элементов, равным '*r* x *c*'. Для этой реализации, представляется, что все изображения обучающей выборки хранятся в одной матрице **Т**, где каждая колонка матрицы – изображение.
2. Вычесть среднее значение. Среднее изображение **а** должно быть вычислено и, затем, вычтено из каждого изображения матрицы **Т**.
3. Вычислить *собственные значения* и *собственные вектора* ковариационной матрицы **S**. Каждый собственный вектор имеет такую же размерность (число компонент), что и оригинальное изображение и, сам по себе, может быть рассмотрен как изображение. Собственные вектора получившейся ковариационной матрицы называются собственные лица (eigenfaces). Они представляют из себя направления (direction – не уверен, что правильно подобрал слово), в которых изображения отличаются от главного изображения. Обычно, это очень затратный (в плане вычислений) шаг (если вообще возможный), но, на практике применимость собственных лиц проистекает из возможности эффективного вычисления собственных векторов, без вычислений **S** явно, как показано далее.
4. Выберите главные компоненты. Отсортируйте собственные значения в нисходящем порядке и организуйте собственные вектора аналогично. Количество главных компонент **k** определяется произвольно, путем задания порога ε на общем отклонении. Общее отклонение *v = n \* (++…+),* где n – количество изображений данных
5. **k** –это наименьшее число, удовлетворяющее:

Эти собственные лица теперь могут использоваться для представления существующих и новых лиц: мы можем спроектировать (с вычтенным главным) новое изображение на собственные лица и, посредством этого, узнать, чем новое лицо отличается от главного лица. Собственные значения, связанные с каждым собственным лицом, показывают, как сильно изображения в обучающей выборке отличаются от главного изображения в этом направлении. Мы теряем информацию, проектируя изображения на подмножество собственных векторов, но мы минимизируем эти потери сохраняя эти собственные лица с наибольшими собственными значениями. Например, если мы работаем с изображением 100 х 100, то мы получим 10 000 собственных векторов. На практике, в приложениях большинство лиц обычно определяется на проекциях между 100-м и 150-м собственным лицом, так что большая часть этих 10 000 собственных векторов может быть отброшена.

**Пример на Ь=Matlab’e**

Можно просто посмотреть на википедии

**Вычисление собственных векторов**

Применять МГК (метод главных компонент) непосредственно к ковариационной матрице нереально с точки зрения вычислений. Для маленького, например, 100 х 100, черно-белого изображения каждое изображения будет точкой 10 000-размерного пространства и ковариантная матрица **S** будет размера 10 000 х 10 000 = элементов. Однако, ранг (число линейно независимых строк или столбцов) ковариантной матрицы ограничен числом обучающих примеров: если таких примеров N, то будет не более N – 1 собственных векторов с не нулевыми собственными значениями. Если число обучающих примеров меньше, чем размерность изображений, то главные компоненты могут быть вычислены следующим образом.

Пусть **Т** – матрица предварительно обработанных обучающих примеров, где каждая колонка содержит одно изображение (с вычтенным главным). Ковариационная матрица может быть вычислена, как **S** = Т разложение собственных векторов из **S** имеет вид

Тем не менее, Т это большая матрица, и если вместо нее мы возьмем разложение собственного значения

Затем, можно заметить, что умножив обе стороны уравнения на **T** мы получим

Имея ввиду это, если это собственный векторто это собственный вектор **S**. Если мы имеем обучающую выборку из 300 изображений 100 х 100 пикселей, то матрица имеет размер 300 х 300, что гораздо лучше, чем ковариантная матрица 10 000 х 10 000. Стоит учесть так же, что получившийся вектор не от нормирован, если нормировка необходима, нужно выделить ее в отдельный шаг.