

Имитационное цифровое моделирование полей земли и входных сигналов СБЛ.

Имитационными будем называть цифровые модели, которые в ходе работы экспериментала воспроизводят по существу процесс рассеяния (или излучения) зондирующего излучения объектами локаций.

В ходе работы экспериментала приходится решать следующие задачи:

1. Качественное описание физики взаимодействия ЭМВ или их излучения с объектами локаций на уровне уравнений объектов локаций. Объекты локаций: земля, объекты пов. г.ч., горы.

2. Построение геометрического образа объекта локаций с помощью конкретной системы геометрического моделирования.

3. Применение методов теоретической геометрии в оптике или квазиоптике секторов. А также методов физики теории дифракции для расчета цифровых полей, рассеяния 3D-объектов или полей пов. г.ч.

В конечном итоге эта группа проблем сводится к нахождению значений σ - для яркости для оптики, квазиоптики или дифракционной теории поля в радиодиапазоне.

В зависимости от типа земной среды можно выделить в основном экспериментальные модели когерентной или некогерентной земли.

В случае некогерентной земли нахождение σ для заданной земли является задачей.

При ког. земле - задача осциллирующей σ - для

Стандартной методикой нахождения σ - для

Одним из традиционных методов является метод Рунге-Кутты. σ - для является методом Рунге-Кутты.

которые затеняются коридом вращающегося зеркала (рис. 4).

4. Моделирование отражений световых пучков (траектории и подсчитывающие пов. пд).

Модель отражения оптического излучения образцами параболы чашей в видимом и ближнем ИК диапазонах.

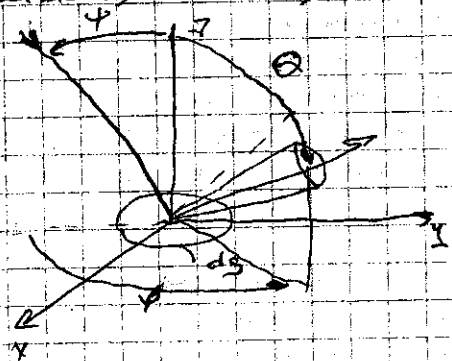
Для построения траекторных моделей применяет фотометрические методы экспериментального и теоретического исследования отражения света шероховатыми поверхностями образцов парабол чашей и светорассеивающими средами. При экспериментальных исследованиях применяются фотограмметрические установки. Конкретным результатом этих исследований является зависимость мощности излучения образца от угла обзора от углов падения зонды и излуч. на образец и фазов наблюдений.

Триггер ψ, θ, φ и угол зрения облучения образца и наблюдений (регистрация карты отклонения излучения).

ψ - угол падения.

θ, φ - фазы наблюдений.

Зависимость отраженного излучения триггера от угла обзора рассеяния.



Цели эксперимента.

Требования к приборам:

1. Малая габаритная расходимость излучателей и приемников.
2. В эксперименте необходимо иметь заданный диапазон длин волн. Т.е. использовать лазерные диоды, например, полупроводниковые диоды. Для лазерных диодов $\lambda = 0,91$ мкм. Для когерентных диодов с лазерной подсветкой $\lambda = 1,06$ мкм.
3. Необходимо учитывать поляризацию св-ва излучения. (Ориентация вектора \vec{E} - параллельно \vec{A} или перпендикулярно \vec{A} относительно \vec{A} ориентации к \vec{E} - параллельно).

Радиометрическая система установки должна обеспечить возможность измерения радиометрической системы рассеяния.

Для антенных систем (лазерных датчиков) излучателя и приемника на координатах, т.е. направление в одной \vec{r} -ке \vec{r} -ва, т.е. направление излуч. и приема радиоволн. (без дальномерной схемы) - т.е. реализуется обратное отражение.

Исходную длину излучения и приема получают путем измерения длины волны.

Существенный вклад в экспериментальные измерения, полученные как от прямой стороны излучения, так и от обратной стороны рассеяния, средним для системы Гуревичем, Голомном, Кополодином и др.

Радиометрические измерения позволяют получить радиометрические данные и имеют в качестве цели: детектирование (примерно равна длине волны) излучения по всей длине волны, которая ориентирована по всей длине волны; ориентирована по всей длине волны.

и отраженное (зеркальное) излучение, падающее в узкой диагонали θ_{100} на дно зеркала относительно θ_{100} на напр - в зеркального отражения.

При больших углах падения за счет угла максимума направленно рассеянной составляющей в сторону больших углов наблюдения отклоняется - но напр - в зеркального отражения. Он может достигать значительных величин, порядка 10° .

Спектральный диаграмм существенно виден на θ - θ отражении, т.е. излучения существ. зависит от спектрального диаграмм, как определяется зависимость альбедо от длины волны.

Альбедо - направленно полуотраженный θ - θ отражения.

S - перпендикулярная компонента излучения
 P - параллельная компонента излучения

Состояние поляризации определяется в зависимости от угла падения и наблюдения. При этом поляризация определяется в основном зеркальной составляющей излучения. Диффузия ^{сод. в} поляризации.

Степень поляризации:

$$Q_p(\psi, \theta) = \frac{I_s(\psi, \theta) - I_p(\psi, \theta)}{I_s(\psi, \theta) + I_p(\psi, \theta)}$$

Все эти эффекты обуславливают различия в отражении. Величина ^(оптического) излучения ^{последний} излучения ^{исчерпавшей} нов-ство.

Дифракционная компонента формируется многократно при взаимодействии оптического излучения микроузлами шероховатой поверхности, а также возникает излучения в точках узлов под некоторым углом.

Её удобно описывать в соответствии с законом Рундберга (излучение рассеивается равномерно во всех напр.-ях полусферы).

А сама излучения излучается по закону косинуса угла наблюдения.

Направленная компонента формируется от дифракции отраженной микрограней шероховатой поверхности. Отличается микрогранями в самом простом случае может рассматриваться как зеркальная и отразится к-тами отражения Френеля.

Выводы работы

Т.о. индикатрисса отраженной зеркальной микрогранной представляет собой δ -функцию.

В более сложных моделях учитыв. дифракционной поправки на индикатриссу отраженной микрограней. В этом случае в силу её конечного размера заданная индикатрисса дифракционной индикатриссой отраженной микрограней достаточно мала, но конечная.

В силу того, что микрограней ориентированы случайно, суммирование их индикатриссы отлученная дает направленно составленную индикатриссу.

Т.о. основная часть содержания модели Бугера отлученная оптич. излучения от шероховатой поверхности.

Базис совершенной модели может содержать двумерную модель в виде суммы двух дипольных.

Матрица силы обратного образа отражения:

$$S(\psi, \theta, \varphi) = k_B \frac{k_R^2 \cos \alpha}{1 + (k_R^2 - 1) \cos^2 \alpha} R_0(\psi) \frac{G(\psi, \theta, \varphi)}{\cos \varphi} + k_A \cos \theta$$

$$k_B = \left\{ \pi f(\theta) R(\theta) \right\}; R_0(\psi) = R(\psi) / R(\theta)$$

$R(\theta)$ - к-т ^{ан} отражения широтной или экваториальной линии.

к-ты k_A, k_B - x зрительная функция и параметр композиции.

Величина k_A, k_B, k_C можно изменить путем пространственной инверсии силы отражения образа картины.

Модель достаточно проста, но учитывает все физич. закономерности, которые наблюдаются в эксперименте.

Положительная величина k -та

обратного изображения зеркала Френеля. Это позволяет учесть систему полудипольного изображения.

Амплитудные к-ты обратного имеют вид:

"отражений" формул.

$$k_s = \frac{a^2 + b^2 - \cos^2 \psi}{a^2 + b^2 + 2a \cos \psi + \cos^2 \psi} + i \frac{2b \cos \psi}{a^2 + b^2 + 2a \cos \psi + \cos^2 \psi}$$

$$k_p = 4s \left(\frac{a^2 + b^2 - \sin^2 \psi - 4q^2}{a^2 + b^2 + 2a \sin \psi + 4q^2 + \sin^2 \psi + 4q^2} - i \frac{2b \sin \psi + 4q^2}{a^2 + b^2 + 2a \sin \psi + 4q^2 + \sin^2 \psi + 4q^2} \right)$$

290:

$$a = \sqrt{\frac{1}{2}(n_1^2 - k_1^2 - \sin^2 \theta) + \sqrt{((n_1^2 - k_1^2 - \sin^2 \theta)^2 + 4n_1^2 k_1^2)}} + \sqrt{\frac{1}{2}(n_2^2 - k_2^2 + \sin^2 \theta) + \sqrt{((n_2^2 - k_2^2 + \sin^2 \theta)^2 + 4n_2^2 k_2^2}}$$

$$b = \sqrt{\frac{1}{2}(n_1^2 - k_1^2 + \sin^2 \theta) + \sqrt{((n_1^2 - k_1^2 + \sin^2 \theta)^2 + 4n_1^2 k_1^2)}} + \sqrt{\frac{1}{2}(n_2^2 - k_2^2 - \sin^2 \theta) + \sqrt{((n_2^2 - k_2^2 - \sin^2 \theta)^2 + 4n_2^2 k_2^2}}$$

n_1 - n - γ преломления

k_1 - k - γ поглощения

Если n - γ отрицательна микрополном для заданной частоты и поляризации

$$R_{\text{поляризация}}(\theta) = (\sin \delta \cos \beta - \cos \delta \sin \beta) / \eta_s)^2 + (\cos \delta \cos \beta + \sin \delta \sin \beta) / \eta_p)^2$$

η_s, η_p -

нормированные коэффициенты отражения света

Для смешанной волны

$$R(\theta) = (1 - Q_p) R_{\text{поляризация}}(\theta) + Q_p R_{\text{поляризация}}(\theta)$$

Q_p - n - γ поляризации

Оптимизация параметров лучевой модели по экспериментальным данным

n - γ функции подбираются следующим образом:

$$\chi^2(\chi, Q, \varphi) = \frac{\pi^2 \chi^2 Q \varphi}{d \varphi_i \cos \theta} = k_B \frac{k_1^2 \cos d}{1 + (k_1^2 - 1) \cos^2 d} R_2(\theta) \frac{Q_i(\chi, Q, \varphi)}{\cos \theta} + k_a$$

k_B, k_a, k_1 определяют по методу наименьших квадратов по набору экспериментальных данных

Комплексная функция потерь параметров является

$$E(k_B, k_a, k_1) = \frac{\sum_k \sum_j q_k(\chi_k) q_j(\theta_j) [\chi_k^2(\chi_k, \theta_j) \cos \theta_j - \chi_k(\chi_k, Q_j, \varphi_j) \cos \theta_j]^2}{\sum_k \sum_j q_k(\chi_k) q_j(\theta_j) [\chi_k^2(\chi_k, \theta_j) \cos \theta_j]^2}$$

- ↳ - серия углов падения
↓ - серия углов наблюдения.

Важно отметить базисного минимума СКД аппроксимации спектров данных с помощью лучевой модели в зависимости от выбора параллельно k_x, k_y, k_z решалась методами нелинейного расширения. В частности, применялся и вазонинов-Томский метод поиска базисного минимума девиации - Флетчера - Пауэлла.

Параметрическая модель направленной степенной системы черной конструктивного материала

В координатах СК-координатах модель раскрывает силу, расширяется в результате свобод излучения λ -волн. Вали объектом модели в узлах и дальних СК-дальностях спектра.
Средний - $\lambda \approx 14 \text{ мкм}$;
Валины - 14.20 мкм

При расчете такого рода спектров необходима модель радиационных св-в ОМ, эти св-ва зависят от:

- 1) составные пов-ти (загрязнен, шероховат);
- 2) микрогеометрия пов-ти (шероховатость);
- 3) температура пов-ти;
- 4) спектральный коэффициент свобод излучения (длина волны);
- 5) угол, под которым наблюдается элемент пов-ти объекта.

Известны эксперимент и теоретический методы исследования радиационных св-в ОМ. В их основе лежит анализ x -к излучения, возникающего и отраженного, которые сопоставляются с аналогичными x -к квантами абсолютно черного тела (АЧТ). Основная x -волна при анализе является λ -волной степенной черноты. Она x -зачет ^{каждо} ^{го} ^{далью}

мерами излучения АЧП составляет элемент излучения данного объема (представление в эталонном).

Структура модели излучающей поверхности собственного излучения.

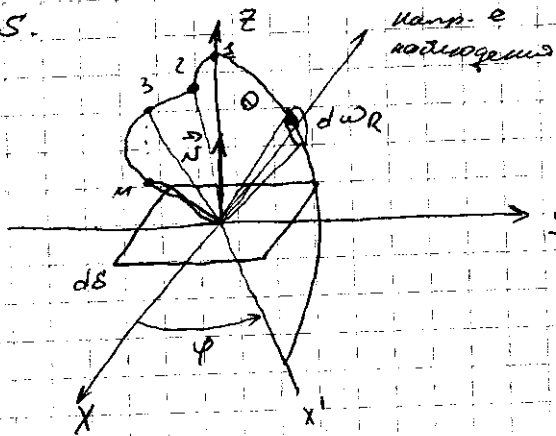
Необходимо создать модель поверхности спектральной степени кривизны $\epsilon_\lambda(T_3, \theta, \varphi)$.

T_3 - температура пов-ти

λ - длина волны излучения;

(θ, φ) - углы наблюдения

Зависимость ϵ_λ от (θ, φ) изображена излучающей поверхностью ϵ_λ изображена в системе координат полушария dS .



Как правило излучающей поверхности (или зависят от угла φ).
 T_3 с достаточно малыми погрешностями.

По определению, меридиан, излучаемый элементом пов-ти dS в единицу времени (полюсное), в спектре излучения $[\lambda, \lambda + d\lambda]$ в пределах элемента телесного угла dWR в направлении наблюдения имеет вид:

$$\epsilon_\lambda(T_3) \cos \theta \lambda^5 / c^2 f_{\lambda T_3}$$

$$d^3 \Phi_\lambda(T_3, \theta, \varphi) = \epsilon_\lambda(T_3, \theta, \varphi) (\lambda B(T_3)) \cos \theta dS dWR d\lambda$$

$(\lambda B(T_3))$ - спектральная интенсивность излучения АЧП при температуре T_3 .

по закону Планка.

$$c_{\lambda B}(\tau_s) = 2\pi C_1 \lambda^{-5} \left\{ \exp\left(\frac{C_2}{\lambda \tau_s}\right) - 1 \right\}^{-1}$$

$C_1, C_2 = \text{const.}$

$$C_1 = 0,59548 \cdot 10^{-16} [\text{Вт} \cdot \text{мкм}^2], \quad C_2 = 14388 [\text{мкм} \cdot \text{К}].$$

Согласно закону Планка и направленной Ф.О. Давидов в законе Планка и направленной спектральной плотности энергии черноты следует переписать то же самое, излучающую АЧТ в термич. излуч. черноту и том же же.

Закон сохранения энергии для непрозрачного тела формулируется на основе трех потоков энергии:

- падающего на площадь в направлении (θ, φ) $d^3 \Phi_{\lambda S}(\tau_s, \theta, \varphi)$,
- отраженного площадью в верхнюю полу сферу $d^3 \Phi_{\lambda R}(\tau_s, \theta, \varphi)$,
- поглощенного площадью $d^3 \Phi_{\lambda A}(\tau_s, \theta, \varphi)$.

Вводится зва κ -то:

Направленная спектральная плотность энергии $d^3 \Phi_{\lambda A}(\tau_s, \theta, \varphi)$

$$\alpha_{\lambda}(\tau_s, \theta, \varphi) = \frac{d^3 \Phi_{\lambda A}(\tau_s, \theta, \varphi)}{d^3 \Phi_{\lambda S}(\tau_s, \theta, \varphi)}$$

Направленная коэффициент отражения $d^3 \Phi_{\lambda R}(\tau_s, \theta, \varphi)$

$$A_{\lambda}(\tau_s, \theta, \varphi) = \frac{d^3 \Phi_{\lambda R}(\tau_s, \theta, \varphi)}{d^3 \Phi_{\lambda S}(\tau_s, \theta, \varphi)}$$

Тогда закон сохранения энергии имеет вид:

$$\alpha_{\lambda}(\tau_s, \theta, \varphi) + A_{\lambda}(\tau_s, \theta, \varphi) = 1$$

т.е. отсюда: $\alpha_{\lambda}(\tau_s, \theta, \varphi) = 1 - A_{\lambda}(\tau_s, \theta, \varphi)$ - поглощение можно получить через отражение.

Связь между процессами поглощения и сорбции и излучения устанавливает явление локального термодинамического равновесия.

В состоянии термодинамического равновесия справедливы законы:

$$E_{\lambda}(T_s, \theta, \varphi) = A_{\lambda}(T_s, \theta, \varphi) -$$

закон Кирхгофа (все что поглощается, то и излучается).

т.е. $E_{\lambda}(T_s, \theta, \varphi) = 1 - A_{\lambda}(T_s, \theta, \varphi)$ (в случае термодинамического равновесия)

Влажность поверхности стенок камеры обычно измеряют в направлении нормали к элементу поверхности в зависимости от температуры поверхности и угла вылета излучения

т.о. в термической геометрии широко используется эмпирическая модель излучения стенок камеры в виде произведения двух коэффициентов:

$$E_{\lambda}(T_s, \theta, \varphi) = E_{\lambda N}(T_s) \cdot P(\theta, \varphi)$$

$E_{\lambda N}(T_s) = E_{\lambda}(T_s, 0, 0)$ - учитывает спектр и темп. зависимость радиан. св-ва. Является абсолютной величиной. Зависит от темп. поверхности и спектра

$P(\theta, \varphi)$ - учитывает зависимость радиан. св-ва от направления облучения и ее геометрии.
(Нормированная излучательная способность стенок камеры).

Положим, что $P(\theta, \varphi)$ не зависит от функции φ в квадранте $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$.

Упрощенная модель

Типичной моделью описания $P(\theta, \varphi)$ является степенная ряд по косинусу угла наблюдения θ . Ее недостатком является малое число членов ряда, при котором погрешность аппроксимации приемлема.

Более удобной является следующая модель:

$$P(\theta) = 1 - k_{02} \left\{ 1 - \frac{k_{R1}^2 \cos \theta}{1 - (1 - k_{R1}^2) \cos^2 \theta} \right\} - k_{02} \left\{ 1 - \frac{k_{R2}^2 \cos \theta}{1 - (1 - k_{R2}^2) \cos^2 \theta} \right\}$$

Особенности

- при нулевом падении $P(\theta) = 1$
- при стандартном наблюдении $\theta = \frac{\pi}{2}$: $P(\pi/2) = 1 - k_{R1} - k_{R2}$
- т.е. $k_{R1} > 0$, $k_{R2} > 0$ и $(k_{R1} + k_{R2}) \leq 1$

при $k_{R1} = k_{R2} = 0$, $P(\theta) = 1$ - идеальной диэлектрической излучатель.

k_{R1}, k_{R2} - ширина двух симметричных

Пример

| | k_{R1} | k_{R1} | k_{R2} | k_{R2} |
|----------|----------|----------|----------|----------|
| Модель 1 | 0,5 | 1,0 | 0,5 | 2,0 |
| Модель 2 | 0,5 | 1,0 | 0,5 | 3,0 |
| Модель 3 | 0,7 | 1,0 | 0,3 | 13,0 |

Модель 1 и 2 описывает по ширине излучения с отличиями гладкой поверхности для элементки.

Модель 1 и 2, по ширине излучения идеальная, совпадающая с диэлектрической при $\theta \leq 70^\circ$

Эту задачу решают методом граничных функций.

Надем описание граничных функций в нормальных и идеальной пов-ти от-ся на основе зависимости отклика полей в-ва или параметров от температуры и длины волны.

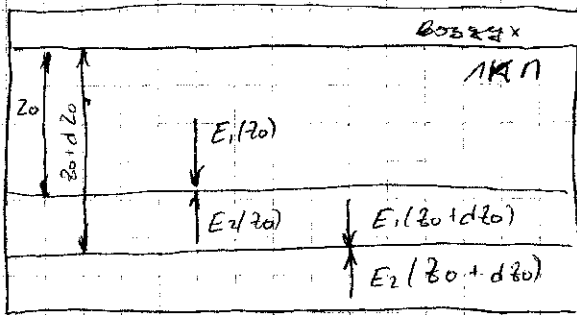
Рассмотрим образец в виде ламинарного слоя толщиной (ЛКП), нанесенного на метал. подложку. Толщина ЛКП - Z_0 .

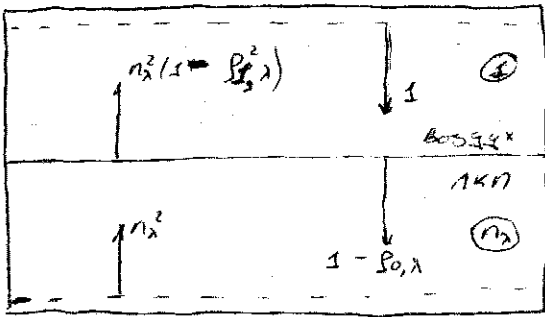
Наб. может быть получена на основе теории излучения в сплош. диэлектриках, применяется эв. параметр. вариант эв. метода - вого излучения, разработанный Рувинцем, Куделькой и Куком (РКМ).

В ЛКП имеется поглощающее и рассеивающее излучение.

Ограничения РКМ теории:

- показателем поглощения K и рассеяния B , постоянны по всей толщине ЛКП Z_0 ,
- матрица рассеяния M (K) постоянна по всей области среды и не зависит от условий облучения.





В соответствии с ПКН получим следующие соотношения к-ты отражения $\rho_{\lambda}(dz)$ и пропускания $\tau_{\lambda}(dz)$ слоя, толщиной dz на границе z АКП с помощью соотношения двух параметров: $k_{\lambda 1}$ и $k_{\lambda 2}$.

$$\text{Тогда: } \rho_{\lambda}(dz) = k_{\lambda 1} dz; \quad \tau_{\lambda}(dz) = 1 - k_{\lambda 2} dz;$$

$$k_{\lambda 1} = \sigma_{\lambda} / (1 + \delta_{\lambda}); \quad k_{\lambda 2} = k_{\lambda 1} + k_{\lambda 2}$$

δ_{λ} - к-т ассиметрии инцидентной волны.

Тогда можем записать уравнение граничного условия в слое АКП dz :

$$E_1(z_0 + dz) = \tau_{\lambda}(dz) E_1(dz) + \rho_{\lambda}(dz) E_2(z + dz)$$

$$E_2(z) = \tau_{\lambda}(dz) E_2(z + dz) + \rho_{\lambda}(dz) E_2(z)$$

Отсюда получаем следующие соотношения:

$$\frac{d^2 E_1(z) / dz^2}{E_1} = \frac{d^2 E_2(z) / dz^2}{E_2} = \Gamma_{\lambda}^2$$

$$\Gamma_{\lambda}^2 = (k_{\lambda 2}^2 - k_{\lambda 1}^2)^{1/2} = \left\{ k_{\lambda 2}^2 + 2 k_{\lambda 2} \sigma_{\lambda} / (1 + \delta_{\lambda}) \right\}^{1/2} - \text{из граничного}$$

соотношения определяем АКП.

С учетом граничных условий получено аналитическое решение:

$$E_{r, \varphi}(r_0) = 1 - \left\{ A_0 r + (1 - A_0 r) E_2(0) \right\} = A_0 \left\{ 1 - (1 - A_0 r) \frac{R_2 - C_2 \exp(-2L_2 r_0)}{B_2 - C_2 \exp(-2L_2 r_0)} \right\}$$

где $A_0 = 1 - A_0 r$; $B_2 = 1 - A_0 r R_2$; $C_2 = R_2 - A_0 r$;

$$A_0 = (R_2 - A_0 r) / (1 - A_0 r R_2)$$

$$R_2 = 1 + \beta_2 (1 + \delta_2) - \left\{ \beta_2^2 (1 + \delta_2)^2 + 2\beta_2 (1 + \delta_2) \right\}^{1/2}$$

R_2 - коэффициент структурной к-т об/отемля
элементарного балласта для АКП.

$\beta_2 = k_2 / \sigma_2$ - угловое сопротивление АКП.

$$1 - A_0 r = n_2^2 (1 - A_0 r),$$

n_2 - структурный показатель элемента

Одновременно получены r -м.

$$E_{r, \varphi}(r_0) = A_0 \left\{ 1 - \frac{1}{n_2^2} \frac{R_2 - C_2 \exp(-2L_2 r_0)}{B_2 - C_2 \exp(-2L_2 r_0)} \right\}$$

$$B_2 = 1 - R_2 \left(1 - \frac{A_0 r}{n_2^2} \right); C_2 = R_2 - 1 + \frac{A_0 r}{n_2^2}$$

Модель оптических потерь в волноводных
температурах и длины волны.

Эта модель строит с помощью теории Френеля.

Для более детальной структурной и температурной
зависимости предложена мультипараметрическая модель
Робертса.

Далее новая модель - это модель, полученная с
помощью закона Визелла - Франца - Корнелиуса.

Он устанавливает зависимость температурной проводимости металла по логарифмическому закону от температуры T_3 .

$$\sigma_0(T_3) = \xi(T_3) / (L T_3)$$

$\xi(T_3)$ - κ - τ зависимость температурной проводимости металла.

$$L = 2,51 \cdot 10^{-8} [\text{Вт} \cdot \text{см} \cdot \text{град}^{-2}] - \text{постоянная Лоренца}$$

ρ - λ закон Холла - Рихенса:

$$\epsilon_{\rho, \lambda}(T_3) = 1 - \frac{2m_2^2(T_3) - 2m_2(T_3) + 1}{2m_2^2(T_3) + 2m_2(T_3) + 1} \approx \frac{2}{m_2(T_3)}$$

m_2 - спиновый магнетонный коэффициент трехвалентного металла,

$$m_2(T_3) = \rho_2(T_3) = \sqrt{30 \lambda \sigma_0(T_3)} = \sqrt{30 \lambda \xi(T_3) / (L T_3)}$$

Закон Видемана - Франца

Справочник:

Миснар А. Теплопроводность твердых тел, жидкостей, газов и их композиций. Пер с франц М. Р. Бегго и др. - М: Мир, 1968.

Системы компьютерного моделирования.

Числен. методы решают задачи. Трехмерные моделирование объектов в оптич. диапазоне длины волны, а также задачи физич. теории гидродинамики в АИ гидродинамики - турбулентность и аэродинамика турбулентности. Моделирование антропогенных объектов локаций.

Наличие данных моделирование геометрии объектов цели позволяет использовать для его решения методы численного моделирования гидродинамических процессов в объеме задачи излучения или его свойств. Тепловое излучение.

Темп. обзор 3D-объектов выполняется с помощью систем систем систем моделирования.

В школе реализован принцип компьютеризации. Все моделировано (КРМ). В это время все, что связано с объектом реализуется с помощью конечного множества триггеров (базовые триггеры 2-го уровня).

Компьютер ^{показ} в виде динамического взаимодействия триггеров (или термико-множеств. 2-го уровня) - участвует иерархия триггеров в объекте 3D-объекта.

2-й способ. Принцип транзитного управления. Основан на явном описании структуры базовых процессов 2-го уровня (БПЭ). Набор условий инициализации (состояния) БПЭ между собой.

Переход от КРМ к транзитному управлению 3D-объекта осуществляется с помощью графа элементов (матрицы инициализации БПЭ).

Переход от БПЭ к РА реализован с помощью компьютеризации исходных модулей КРМ представлений объекта, запрограммированных на языке высокого уровня. С этой целью была разработана библиотека описания Ядро КРМ представлений объекта на языке C++. Это позволяет описывать базовые процессы 2-го уровня на языке высокого уровня.

Результатом реализации исходного кода является итерационный модуль 2-го уровня, выполнение которого генерирует траектории, координаты параметров геометрии, образы цели в заранее определенной области.

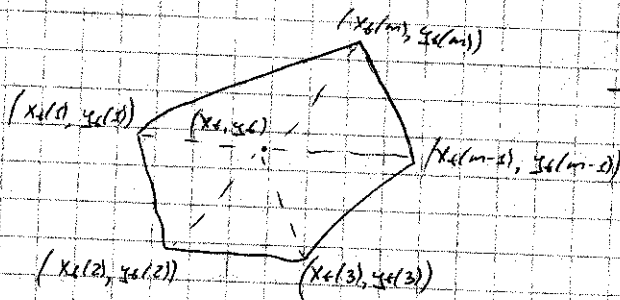
Базовые симметричные элементы системы.

Применяются 3 типа БПЭ;

- участки местности 2х типов;
- участки пов-тия 2-го порядка.

Плоский БПЭ 1-го типа.

- палатка, $\tau \in \mathbb{R}^3$, ограниченная вогнутой многоугольной;



- граница многоугольника из одной из n -себя СКД.

В качестве основного описания плоских БПЭ обеих типов многоугольника задается уравнение:

$$n_x x_b + n_y y_b + n_z z_b - q_p = 0$$

n_x, n_y, n_z - направляющие косинусы к нормали

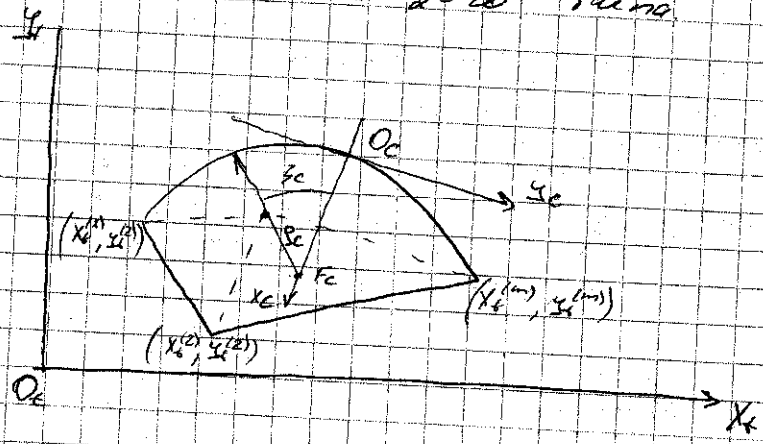
для БПЭ 1-го типа или $n_z = 0$ косинус нормали относительно z -оси с помощью декартовых координат вершин многоугольника в СКД.

Условие параллельности τ -ли вектору нормали

- если τ -ли вектору нормали, то τ и n коллинеарны, следовательно, определитель будет равен нулю и тогда по условию:

$$\begin{vmatrix} x_k & y_k & 1 \\ x_{(k-1)} & y_{(k-1)} & 1 \\ x_{(k)} & y_{(k)} & 1 \end{vmatrix}, \quad k = 2, 3, \dots, M.$$

Плоский БПЗ 2-го типа



$O_c x_c y_c$ - локальная СК кривой второго порядка

В случае своего контура палина палина может содержать отрезок кривой второго порядка. Эта кривая получается в результате пересечения плоского п-го с квадратичной кривой второго

Для локализации τ -ки внутри контура п-го 2-го типа параметризуем τ -е квадратичной кривой в локальной СК этой кривой. Для этого выбираем вершину кривой - τ -ка O_c . $O_c x_c y_c$ - канон. τ -ке O_c .

Условие инцидентности относительно кривой 2-го порядка имеет вид:

$$y_c \in \rho_c(\tau_c) = \rho_c / (1 + \epsilon_c \cos \tau_c)$$

τ - угол между τ -кой (x_c, y_c) и нормалью.
 ρ_c - радиус-вектор вершины кривой;
 ϵ_c - эксцентриситет кривой

Параметры кривой 2-го порядка ρ_c, ϵ_c расчитываются по известным параметрам палины 2-го порядка, пересечению которой с п-го 2-го дает τ -е кривая 2-го пер-ка. Для системы τ -е кривая 2-го пер-ка и τ -е палина 2-го пер-ка

Координаты точки с кривой 2-го порядка F_2 в локальной СК имеют вид: $(x_c / \varepsilon_1 + \varepsilon_0, 0)$.

$$f_c \approx \varepsilon_0 \left(\frac{f_c}{1 + \varepsilon_0} - x_c \right) + \sqrt{\left(\frac{f_c}{1 + \varepsilon_0} - x_c \right)^2 + \varepsilon_1^2}$$

Квадратичные БПЭ.

В системе можно уравне описание - квадратичных БПЭ с помощью канонического ф.р. А:

$$\frac{m_{e1}}{a_{e1}^2} x_c^2 + \frac{m_{e2}}{a_{e2}^2} y_c^2 + \frac{m_{e3}}{a_{e3}^2} z_c^2 = m_{e4}$$

Ос x_c, y_c, z_c - локальная СК квадратичного БПЭ, связанная с его главными осями.

m_{e1}, m_{e4} - определяют тип квадратичной БПЭ.

$m_{e1} = \dots = m_{e4} = 1$ - эллипсоид.

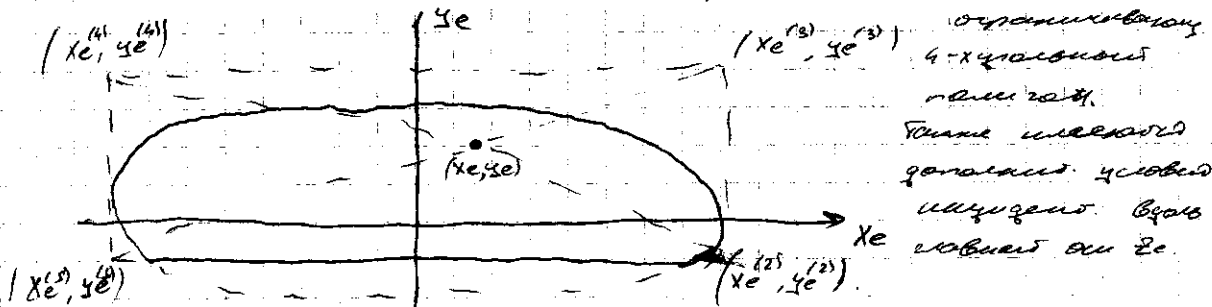
$m_{e3} = 0$ - цилиндр с осью // оси z_c .

$m_{e1} = m_{e2} = m_{e4} = 1$

и т.д.

Локальная СК повернута относительно СКД на угол β относительно осей z_c, y_c, x_c соответственно. Также задается центр квадратичной БПЭ.

Условия изогнутости выполняются в n -члн на n ос главных осей x_c, y_c , в которой задается



Т.е. в азимутном БПЗ указывается многоугольником
следы (в т.ч. - в параллельном).

Решетчатая модель культуры

Пов-то объекта культуры имеет участки с разли-
чи 1-ыми сторонами или излучения 2-ного типа.
В оптич. диапазоне это может быть разлит. бина-
рность, спектральный, который может быть
контрастным ОП. В спектре и фазовом ЦК-диап. может
указывать распр-е яркостной температуры объекта
по его пов-ти.

В радиодиапазоне имеются участки объекта с разли-
чными радиосвойствами, параметрами. Система геол. моделир,
интерпретация. Возможно, может описания разных типов
параметры в оптич. и радиодиапазоне.

Стелю радиосвойств параметрами в оптич. и радиодиа-
пазоне или параметрами по дате, излучению в оптич.
или дате. ЦК-диапазон зафикс. в СК-диапазоне в
3-х параметрах земли: п-ти, температура, курса, кривая.

Мы рассм. виды п-ции объектов с различными параметрами
описываются своими характеристиками при с
другими параметрами п-ции 2-го типа.

Библиография п-ции содержит список данных (список
курсы).

- Тип 500м;
- Тип п-ти 1-10 типа;
- Тип п-ти 1-20 типа;
- Тип пов-ти 2-20 типа;
- Тип фазы (фазовый БПЗ).
- или другие локального БПЗ.
- Таблица параметров п-ции излучения и отражения
показаний целей.

Вводятся макро атриб-е:

- максим. шаг-во точек, огранич. полигона;
- типы пов-лей;
- макро атриб-е параметров квадратами БПД;
- и Φ -ции библиотеки;

- Model - имя ^{или номер} Φ -ции, ^{или номер} радиус, шаг-во БПД
- Φ -ция, определяющ. координаты условного зенита Φ -ции.
- установка размера таблицы парал-лов отражения.
- введение параметров для массива данных таблицы отражения.
- установка функции логической системы для квадратов БПД.
- координаты точек и т.д.

Целесообразное моделирование оптических x -к заметности целей.

В лазерной индикации для оценки отражат. св-в объектов применяются различные ФПР перспективных методов анализа ФПР объектов и т.д. измерений.

Полномасштабные измерения проводятся для проверки адекватности моделей, построенных с помощью теории и числен. модели.

При этом моделирование создается масштабной табличной моделью объекта. С учетом амплитудной моделирования выполняются в лаборатор. условиях масштабиров. зенит-но сов.

Моделирование перспективной x -ки объектов в активной лазерной системе.

По Φ ПК получают сигнал, обрат. объектом, или его образ - чением Φ -цией Хевисайда.

ПК несет информацию о размере объекта с радиуса (L, R).

ЗПР - величина, равная площади, равносторонней, квадратной, по без потерь окружающей плоскости целью, установленной пер. по заданной работе полностью заданного объема работы и создавая в 1-е время в направлении обратного движения ту же объективность темпизма, что и равная цель

$$T = T(d, \beta) = 2(x_{max}(y, z) - x_{min}(y, z)) / c \cdot \text{размер объема в единицах времени с заданного ресурса}$$

При выполнении ПХ необходимо разрабатывать алгоритмы интуитивные, для интуитивности с ярко выражен. направ. и/или соответствующим по пов. на цели будут участки с высоким объемом. по этим участкам где π -ция будет более медленнее для интуитивных участков увеличивается π -ция уменьши будет уменьшаться целью. T е. необходимо уменьшить абсолютные сроки интуитивности с малым ресурсом, чтобы, при где π -ция уменьшается быстрее, и с малым-где медленнее.

Адаптивный и гибкий алгоритм

Адаптивно сразу рационально планировать для позиции тех. выполнения ПХ, соот. чего соответствующим условиям объективности цели.

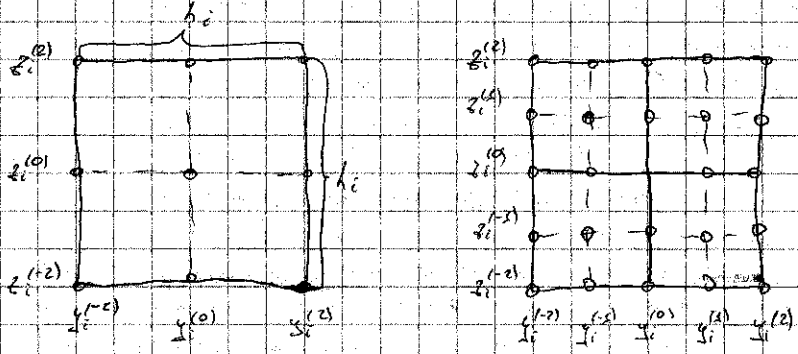
$$A(d, \beta) = \tilde{h} [T(d, \beta)] = \int_{-R}^{R} \int_{-R}^{R} \delta(y, z) \beta_2 / \psi(y, z) c_2 y dz dy$$

$$T = T(d, \beta) = 2 \{ x_{max}(y, z) - x_{min}(y, z) \} / c$$

Адаптивна программа имеет интуитив. подобно алгоритму Барманна, абстрактно. выделяет собой интуитив. различные размеры - глубину и ширину.

В алгоритме планир. между головными делами переходят от 1-го интуитив. т.е. оди-го интуитив. при чем на более ранней этапе делится на 4 равные части - и вычисл. интуитив. по осм оди-го и более медлен. частями. для оценки связи друг с другом.

Если разложить квадрат в сетку по шаг h по x и z - то получим 3 узла в сетке, 4-ая узел по z - то получим разделение анализа



В результате получаем следующую схему:

$$A = \sum_{i=1}^5 A_i = \sum_{i=1}^5 \int_{z_i^{(0)} - \frac{\Delta_i}{2}}^{z_i^{(0)} + \frac{\Delta_i}{2}} \int_{z_i^{(0)} - \frac{\Delta_i}{2}}^{z_i^{(0)} + \frac{\Delta_i}{2}} f(y, z) dy dz$$

В первом приближении принимаем схему узлов с шагом $\Delta_i/2$ (по z и y -осям):

$$P_i = \frac{\Delta_i^3}{36} \sum_{j=-1}^1 \sum_{k=-1}^1 C_{ijk} f\left(\frac{y_i^{(0)} + \Delta_i/2}{2}, \frac{z_i^{(0)} + \Delta_i/2}{2}\right)$$

По z -осям - Симпсона

$$\|C_{ijk}\| = \begin{vmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 1 \end{vmatrix} - \text{веса квадратуры, соответствующие в соотв. с методом Симпсона}$$

Во втором приближении с шагом $\Delta_i/4$ (по z и y -осям):

$$Q_i = \frac{\Delta_i^4}{144} \sum_{j=-1}^1 \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 C_{ijkl} f\left(\frac{y_i^{(0)} + \Delta_i/4 + j\Delta_i/4}{2}, \frac{z_i^{(0)} + \Delta_i/4 + k\Delta_i/4}{2}\right)$$

Критерий сходимости алгоритма интегрирования:

- определяется по основе равенства flux при численном интегрировании P_i и Q_i .

$$\text{Получен критерий: } |P_i - Q_i|/3 \leq \Delta_i^2 \text{Ea} \text{Eo} / (4R^2)$$

где - заданная абсолютная ошибка интегрирования.

в условиях ограничений:

$$\text{или } |P_i - Q_i|/B \leq \epsilon_i^2 \text{Eos} \left\{ Q_0 + \sum_{g=1}^n (Q_g - P_g) \right\} / (4R^2)$$

① - удобно задать свои.

Угол раската по времени ПК заданное значение τ или ϵ равным $4R/(5000)$.

Можно получить нормированные τ - ϵ к-ки:

$$h(\tau | \alpha, \beta) = \tilde{h}(\tau | \alpha, \beta) / A(\alpha, \beta); \quad \epsilon = \tau / T(\alpha, \beta).$$

Моделирование времени разгара ГПР цели в активной лазерной радиации.

Интервал времени относится по ПК объекта и зондированию, или - с $t_s(t)$ заданной точки и конечной длины - t_s зондирует временной протяженностью, отражением с заданной радиацией $i_R(\tau | \alpha, \beta)$.

Для несвяз. облучения объекта, когда $t_s < T(\alpha, \beta)$, получим:

$$i_R(\tau | \alpha, \beta) = \int_{V_{\min}(t)}^{V_{\max}(t)} i_s(t-v) d \{ \tilde{h}(v | \alpha, \beta) \}$$

- интервал времени в смысле Соммерфельда (он учитывает разрывы первого рода).

$$V_{\min}(t) = \begin{cases} 0, & 0 \leq t \leq t_s \\ t - t_s, & t_s \leq t \leq T(\alpha, \beta) + t_s \end{cases}$$

$$V_{\max}(t) = \begin{cases} t, & 0 \leq t < T(\alpha, \beta) \\ T(\alpha, \beta), & T(\alpha, \beta) \leq t \leq T(\alpha, \beta) + t_s \end{cases}$$

Интервал Соммерфельда разбивается непрерывно произвольного для составленного ПК:

$$\tilde{h}(t|d, \beta) = \tilde{h}_{cont}(t|d, \beta) + \tilde{h}_{disc}(t|d, \beta).$$

$\tilde{h}_{cont}(t|d, \beta)$ - непрерывная интерсептируемая компонента.
(Опис. переходов между земл.)

$\tilde{h}_{disc}(t|d, \beta)$ - набор p -х значений - разрывная интерсептируемая компонента (описание p -х земл.).
(Опис. переходов между земл.)

$$\tilde{d}_{cont}(t|d, \beta) = d \{ \tilde{h}_{cont}(t|d, \beta) \} / d\beta.$$

$$\tilde{h}_{disc}(t|d, \beta) = \sum_{n=1}^{\nu(d, \beta)} A_n^{(1S)}(d, \beta) \{ \delta(t - \tau_n^{(1S)}(d, \beta)) \}.$$

$\nu(d, \beta)$ - кол-во участков индивидуального ограничения.

$\tau_1^{(1S)}(d, \beta) < \tau_2^{(1S)}(d, \beta) < \dots < \tau_{\nu(d, \beta)}^{(1S)}(d, \beta)$ - времена по времени этих участков

$A_n^{(1S)}(d, \beta)$ - ЭНР этих участков.

В результате интеграции по времени в пределах индивидуального ограничения имеем:

$$i_R(t|d, \beta) = \int_{V_{min}(t)}^{V_{max}(t)} \tilde{d}_{cont}(v|d, \beta) i_S(t-v) dv + \sum_{n=1}^{\nu(d, \beta)} A_n^{(1S)}(d, \beta) \{ \delta(t - \tau_n^{(1S)}(d, \beta)) \}.$$

Универсальная ЭНР земл.

Пусть заданную универсальную функцию условия нормированы, т.е. его максимум значение равно 1.

В этом случае мы ставим условием оптимальности:

$$\max_t \{ i_R(t|d, \beta) \} = A(d, \beta) \max_t \{ i_S(t) \} = A(d, \beta)$$

т.е. получили временные отсчеты отдачи им-са в $[0, 1]$, а его амплитуда - ЭНР.

Точку x -из дуги нам называют имп-сией РП и обозначают $A(x|k, \beta)$. - она зависит от волн зондир-инга и крив-са.

$$i_R(k|d, \beta) = \iint_{-R-R}^{R-R} f_{cont}(y, z) dy dz + \sum_{n=1}^{N(k, \beta)} A_n(k, \beta) \cdot \{ \epsilon \} t - T_n^{(15)}(d, \beta) \}$$

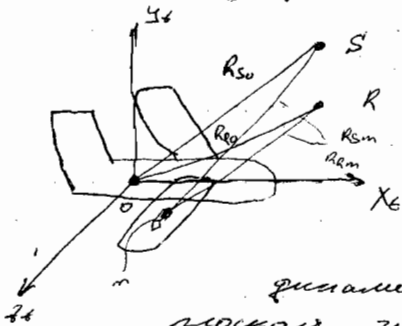
$$f_{cont}(y, z) = \left[\delta(y, 0) \{ \epsilon \} t - 2 \frac{40 - x(y, z)}{c} \right] \beta(y, z) \cos \varphi \Big|_{cont}$$

Математическое моделирование РП ПХ в системах импульсной локации.

В Функции зоне грани 2-мат. волны для ОП не движется посыл, он - вертикальный.

Условие Функции зоны: $R_{50} = 4L_{max} / \lambda_s$

R_{50} - расстояние от условного центра цели до импульсного излучателя.



L_{max} - размер стержня, описывающий форму объекта
 λ_s - длина волны зондир. излучения.

Но все объекты волнами зондир. динамично взаимодействуют на шпатель посыл 2-мат. волны в амп-ти рассеивания.

В Функции зоне для перехода от сложной геометрии волны к плоской геометрии задавать 3D-объект на базисе коор-во декартовой системы координат, их можно назвать - факеты. Коор-во факетов, т.е. их размер, выбирается из условия критерия формы зоны для зондир.

Шинтационная ЭПД

Пусть ЗС удачи $u_{i,j}$ и потерь $v_{i,j}$, с
тех знам-е = 1

$$\max \{ \dot{E}_R(t|d, \beta) \} = A(d, \beta) \max \{ \dot{E}_S(t) \}$$

$$= A(d, \beta)$$

⇒ получ времени отст. Отрост шири-са
 \dot{E}_R и широт-ть $[m^2]$, а с
амплит- пид жат - сурт ЭПР. и
оджн $\dot{E}_S(t|d, \beta)$

Задача построения модели реального времени

Фрагмент жат-е комплексов шинтаци-
онной моделир-ии хар-к жат-е-ти снм
в оптич и радио димп-конт отр-е
с возможностью стримирование с пошл-е
адекватного востанов-е п-та одимт-е джт
данных ЭПР и ИПХ. Эта шор-е снм
основой для построения модели "реальн
времени" хар-к жат-е-ти снм, в свою
очередь данные модели обеспечит функ-
ционирование комплексов пошл-е-е
моделир-ии снм.

Шинтационная модель
не снм-е джтрой мод, т.к. в востанов-
е пошл-е-е востанов-е:

1. пространств-е координат 3D-объектов
2. хар-к отрост и шум п-т-ии снм
поб-ти.
3. шинтационная джр-е по одимт-е и
видимой части о.
4. востанов-е хар-к одимт-е и отрост
подсчитывают поб-т-ии.

ЭПД или дискретное преобр-е картины -
слова} ← { реализуем по снм-е ф-м }
(АКФ)

основой снм статистич хар-к ПХ, как
ф-м времени, устремленное по всем возможным
параметрам d, β .
дир → случайные ур-е, описывающие
параметры снм.

Анализировать ЭПР объекта и размер объекта,
как ф-м ур-е d и β , снм-е снм.

Методы оценки статистики: ЭПР, размеры, ПХ -
как снм.

1. ПХ устремлен по всем возможным параметрам
оснм, т.е. по ПХ для снм-е
ПХ по всем параметрам

$$\hat{h}(r) = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} h(r|d, \beta) W_2(d, \beta) dd d\beta$$

снм-е ПРВ размеров

$W_2(d, \beta) = \sin(\beta + \pi/2) / (4\pi)$, снм-е размеров
объекта равномерности.

2. АКФ $\hat{R}(r_1, r_2)$ снм-е ПХ

$$\hat{R}(r_1, r_2) = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} h(r_1|d, \beta) h(r_2|d, \beta) W_2(d, \beta) dd d\beta$$

зависит от пошл-е-е временных снм-е r_1, r_2

3. Метод построения модели ПРВ для построения
дискретной ЭПР, это удобно реализуется с
помощью метода Монте-Карло:

$$m_{k1} = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} A^k(d, \beta) W_2(d, \beta) dd d\beta$$

↑
снм-е ф-м
по методу оценки ЭПР 4-по пер-е снм.

1-1-1 1-го пер. - сдв
 1-1-1 2-го пер. - дисперсия
 1-1-1 3-го пер. - длина рассей асимметрии
 1-1-1 4-го пер. - длина рассей эксцесса

$$m_{k\alpha} = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/4}^{\pi/4} T^n(d, \beta) W(d, \beta) dd d\beta,$$

β_3 - коэф-т асимметрии

β_4 - коэф-т эксцесса.

$$\beta_{3A} = (m_{3A} - 3m_{1A} \cdot m_{2A} + 2m_{1A}^3) / \sigma_A^3$$

$$\beta_{4A} = -3 + (m_{4A} - 4m_{1A} \cdot m_{3A} + 6m_{1A}^2 \cdot m_{2A} - 3m_{1A}^4) / \sigma_A^4$$

В этом рассей указаны выше стат хар-к ЭПР, размеры объекта и порожительные ПХ, свободные в работе в объеме 4-х критного конт-ля по координатам Y, Z произвольны цели на картинку по м-тв и d, β радиуса объекта.

Нашим с критич-ти конт-ля d и выше, производят методы измерения интервалов статистич-е методы измерения (МЭМ), однако в ходе работы по-по, что при-менении алгоритма кудитурного алгоритма, основан на методе вычисления интегралов по пути - т.е. отсчеты 4-х критич-ти конт-ля.

Применение алгоритма кудитурного алгоритма

целесообразно по измеренным отсчетам в процессе измерения или после обработки

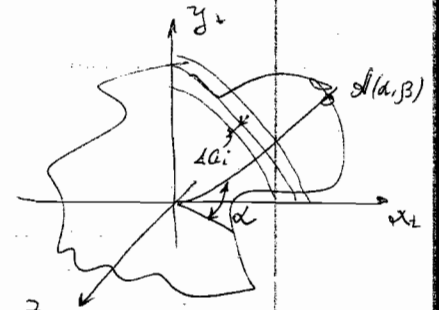
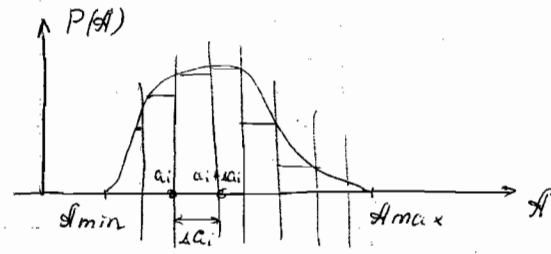
длина ЭПР и радиуса d $T(d, \beta)$

по этим двум строимся итерационно объект-ки ПРВ указыват хар-к ПРВ: функции от-ка длине ПРВ:

$$P \{ a_i \leq A \leq a_i + \Delta a_i \} / \Delta a_i$$

распр

P - вер-ть попадания ради ПРВ в i-ый интервал ширины Δa_i .



Δdi - шаг по направлению z_2 на источн, где находится ЭПР z_0 :
 $d_i \leq A(d, \beta) < d_i + \Delta d_i$

МТК

Анализ по ради-ции ПХ, рассчитана с раз-личн радиусов поверхности произвольн-го времени дискретизирующ, т.е. с учетом раи-са ширины набор дискретиз-ции $H(d, \beta) = \{ h_1, \dots, h_N \}$,
 $h_n = h(n, \Delta t, d, \beta)$

N - кол-во отсчетов ПХ

$$N \times N \quad R = \| r_{ij} \|$$

Нашим аппроксимации радиусов ПХ по критерию мин сдв - это т.е. радиотехни-е в ради по сдв бект АКФ. Аппроксимации радиусов сдв бект АКФ на век сдв радиотехни-е радиотехни-е

$$\omega \ll N$$

$\tilde{\Phi}$ - ортонорми. матрица размерности $M \times N$, составленная из единичных векторов-столбцов $\tilde{\Phi}_j$ АКФ рисунка R .

M -разн. проективные аппроксимации коррелирующей матрицы M

$\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ — собственные значения (отличны от нуля) соответствующей АКФ. Ищем:

- 1) пространство базиса ЭПР
- 2) $1-1-1-1-1$ расширить
- 3) набор параметров базиса гармоник размерности $M \times N$ по известным коэффициентам

Критерии качества:

СКО аппроксимации:

$$E_{min}^2(M) = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/4}^{\pi/4} \{ \tilde{H}(\alpha, \beta) - \tilde{\Phi} \times \tilde{X}^*(\alpha, \beta) \}^T \times \{ \tilde{H}(\alpha, \beta) - \tilde{\Phi} \times \tilde{X}^*(\alpha, \beta) \} W_2(\alpha, \beta) d\alpha d\beta$$

сумма отклонения соответствия

Дискретный рисунок картины - задача хорошо решается с помощью итерационной процедуры:

- 1) соответствующий рисунок дискретный соответствующий функции цели, эти функции инвариантны к рисунку (не зависят от α и β), т.е. ортонорми. матрица $\tilde{\Phi}$ хар-т форму объекта

- 2) Пространство гармоник - пространство $(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ критерии качества переписать $M \times N$

цели с фиксированного рисунка на инвариант к рисунку при помощи формулы объекта.

Основные положения теории адаптивной алгоритмизации подход к синтезу обучающих правил.

Предпочитаем, планируем или обучаем, если не достигнуть в результате обучения. В самом общем смысле цель понимается как некоторое состояние к которому должен прийти объект в результате обучения, иногда говорят об оптимальном состоянии сист. Выделение предпочтительных состояний сводится к выделению определенного функционала. Хотя того функционала оптимального состояния системы. Определяются, от которых зависит этот функционал.

Цель: поиск состояний, при которых функционал достигает макс.

$$\vec{x} \in R^n$$

$$\vec{c} \in R^m \text{ - хар-т состояния системы}$$

$Q(\vec{x}, \vec{c})$ - функция стоимости, оптимальные величины приобретены или найдены, решены системой с параметрами \vec{x} и \vec{c} . Есть много-во всех воз-мо.

Каждый элемент того элемента имеет доступность по всей системе с определением, некоторый приводит рисунку, некоторые кривые рисунка.

$p(x)$ - весовые функции, характерные частоты поступающих на вход

Если вектор-отрезок траектории, как элемент, то
вект. — n-мерный ГРВ. т.к. решение возмущ-ие
с релю частотой по вол. — линия.

$\int Q(\bar{x}, \bar{c})$
суммарные потери

$$J(\bar{c}) = \int Q(\bar{x}, \bar{c}) f(x) dx$$

всёвая ф-ция
|средний риск|

Цель: классы задачи безубыточности оптимизации
Найти такой вектор \bar{c} , при котором
оптимальны

min (max) средние потери в пр-ве пар-ов
 \bar{c}

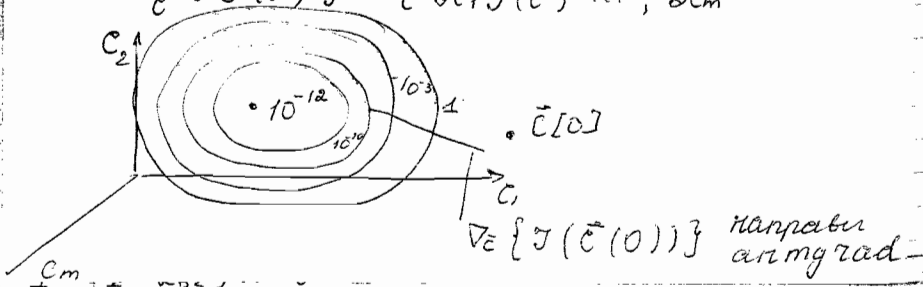
$$\bar{c}_{opt} = \text{Arg} \min \{ J(\bar{c}) \}$$

В решении задачи на пар-ры системы
написыв-т ограничения, в форме рав-е
и нерав-в \Rightarrow это задача программир-ия
в задаче условной оптимизации.

Упростим путь решения:
метод градиентного поиска

— основы — оценка вектора градиента
риска

$$\nabla_{\bar{c}} \{ J(\bar{c}) \} = \left\{ \frac{\partial}{\partial c_1} J(\bar{c}), \dots, \frac{\partial}{\partial c_m} J(\bar{c}) \right\}$$



— в том направлении средний риск будет \downarrow с уменьшением
скоростного
или возмущ-ия:

$\Gamma[i]$ — m*m
матрица

$$\bar{c}[1] = \bar{c}[0] - \Gamma[1] \cdot \nabla_{\bar{c}} \{ J(\bar{c}[0]) \}$$

$$\bar{c}[i] = \bar{c}[i-1] - \Gamma[i] \cdot \nabla_{\bar{c}} \{ J(\bar{c}[i-1]) \}$$

↓
номер итерации $i = 1, 2, \dots$

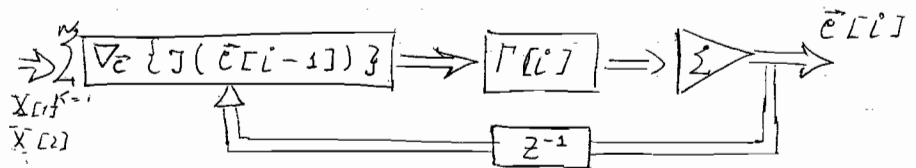
$$\Gamma[i] = \zeta[i] \Gamma_m \quad \zeta[i] = \zeta_0 / i^2$$

↓
пар-р ск-ти обучения

Процедура стохастической аппроксимации

предложен Робинсон-Шотро

такой видор шума обеспечить сходимость
хоти до в т. локального min.



$X_{L[i]}$ Данный алгоритм замкнут на вы, который не-
поступают внешние возмущ-ие, то эти
свойствами того, что они находились из
предполож полной априорной стр-ти, доступны
все итер-ие о внешней среде в форме
свободного задания всеоб ф-ии

На практике всеоб ф-ии задано лишь в
в виде набора обучающих примеров

$$E_R(t) = \frac{P_s}{\pi L_{0R}^2} \iint_{(S_1)} M_0 \{ y_s - Y_{0s}(t), z_s - Z_{0s}(t) \} \cdot$$

$$\cdot U(t - \frac{L_{SR}}{c}) M_2(\psi, \theta, \gamma) \cos \psi \cos \theta dS$$

y_s, z_s - декартова коорд картини п-ти п-ти
 $Z_{0s}(t), Y_{0s}(t)$ - СП, характ елиптич елементарне
 ја процесом (дроттаине пента)

$U - 3S$

M_2 - спектралне коор-т сир. п-тов п-ти цели
 опр-ал чимши ψ - угли падение,
 θ - угли надподение, γ - угли 2-х радиуса
 отности.

об 2-х коуц оптич сист в БЗ радиуса
 пунка погведа софизиринот с радиуса
 обекта, \Rightarrow отрат в-ва чимши поришр-т
 отпашен талоголого расиреши, в как-те
 тмшопного примешиот равномерно - дир
 фрнто и без потерь отратешоуши тнос-
 кий шит, услови в шесте расирот
 обекта \perp пунку погведа и пошлосте
 его перекрываошнн.

Облученост где такоо шитт:

$$E_H = P_s / (\pi L_{0R}^2)$$

$\Rightarrow \frac{E_R(t)}{E_H}$ - безрамерт пришедн отрат
 хар-ка обекта

$$h(t | \beta_s, \beta_R, \beta_R) =$$

$$= \iint_{(S_1)} M_0 \{ y_s - Y_{0s}, z_s - Z_{0s} \} U(t - \frac{L_{SR}}{c}) M_2(\psi, \theta, \gamma) \cos \psi \cos \theta dS$$

Загаш:

1. Неодн гудат шодне п-ти п-ти распр-ше
 потока в пунке (гаусовск модел)

$$M_0(y_s, z_s) = \frac{\ln 10}{\pi R_y R_z} \exp \left\{ - \left\{ \frac{y_s^2}{R_y^2} + \frac{z_s^2}{R_z^2} \right\} \ln 10 \right\}$$

2. Неодн построит геометрия образ обекта
 3. Модел пространств индикатори коор-т
 ерности.

4. Неодн алашише описат хар-ки отратеш
 оттит цуцуа погвети п-ти

Дел описатеш отрат хар-к ПП примешиот
 упроценные, аддитивнот - шумитишнкарити
 модел в виде п-ти ко шит по ее коорд
 $z(t), x(t)$ коор-тот ерности. шларпримелер
 ПП не учитовантеш \Rightarrow коор-т ерности ПП:

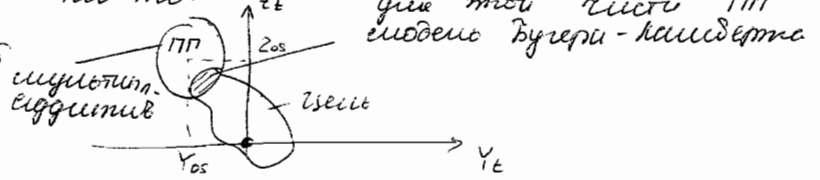
$$M_2(\psi, \theta, \gamma | z_t, x_t) = \int_{\psi, \theta, \gamma} \{ 1 + \chi(z_t, x_t) \}$$

учредитеш
по больши уг-ку ПП

χ - коор-т вариации ерности, отголешне ед
 к среднему значению.

ζ - шит пош с шумитишн ед и шумитишн
 дисперсии.

5. Чимшиотеш интерпретиратеш цели процесил
 цели п-ти обекта, погваошннот на картини
 п-ти.



Численность и характер - не существуют с помощью
 кудатурной гр-ны синуса с фиксированной
 амплитудой.

Моделирование контраста сигналы

В видимом и ближнем ИК диап-нах
 ПП имеет 3 классы:

1. почвы и влажность лоб-ты
2. растительность
3. воющие лоб-ты (снег, мед)

Температура домин-во ИПП имеют вид
 переделанного контраста ИК-ти эмиссии к
 географическим.

Известно эксперимент путем получения
 эмиссии:

$$\tilde{\epsilon}(\psi, \theta, \rho) = \epsilon_{20} + 3,125 \epsilon_{20} (1 - \epsilon_{20}) \sin^3(\psi/2)$$

альbedo (направл. поперечное
 контраст страт) при перт. радиации циркулят

Качество факт. распред. равномерно в широтах
 (0; 90) ⇒ эмиссия распределенной в соотв-ии
 с симметрич. распределением Гаусса. Вектор
 случайных частот имеет центральную
 ковариационную гр-ну. ⇒ радиометр. спектр
 т.е. случайное поле принципов центральн.
 эмиссии-ие вектора пространств вектор.
 свойства:

1. статистический модель-ный модели
 вектора частот

$$\omega_m = (\omega_{2m}^2 + \omega_{1m}^2)^{1/2} \text{ в}$$

соотв-ии ПРВ $W_1(u)$ и равномерн. пар-
 равности на u -ти.

2. Статистический модель-ный равновероятн. направления
 в частотн. п-ти.

Радиометр. спектр и КР центральное поле
 случайн. лоб-ти предпр-ие Таткель, поэтому
 при-ие применимо параметрич. модели КР
 и радиометр. спектра.

Применяя предпр. Таткель дает модель радиометр.
 спектра, представл. собой модель распред. Релея - Райса

Интерференционный контраст сигналы
объекта

Эмиссия ± подставившемся наибольшим временем
 запаздывания.

$$T = T(\Delta r, \Delta s) = \left\{ L_{sr}^{(max)} - L_{sr}^{(min)} \right\} / c$$

самая углубленн.

Информация о форме объекта содержится
 в переходе от контраста лоб-ки. при-ие ИК
 и получаем модель реального времени.

Переходная радиометрическая лоб-ка
3-D модели в БЗК

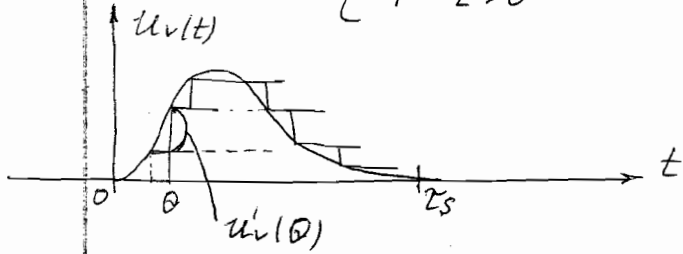
При расщ. импульсов усе-ии дальнейшее
 объектов радиометрич. методологии эмиссии
 эмиссии опирается на принцип дико-
 митского представл. эмиссии.

В рамках того принципа эмиссии
 видеоимпульсов единичной амплитуды, заданной
 формул. и длительности T_s (width) эмиссии
 объект представл. в виде соотв. $u_m(t)$
 импульсов.

$$u_v(t) = \int u'_v(\theta) g(t-\theta) d\theta$$

Пусть $g(t)$ - произвольная функция

$$g(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ 1/2 & t = 0 \\ 1 & t > 0 \end{cases}$$



Согласно в диспер времени:

$$u_v(t) = \int_0^T u_v(\theta) g(t-\theta) d\theta$$

$$u_v'(t) = \frac{d}{dt} \{ u_v(t) \}$$

$$g(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ 1/2 & t = 0 \\ 1 & t > 0 \end{cases}$$

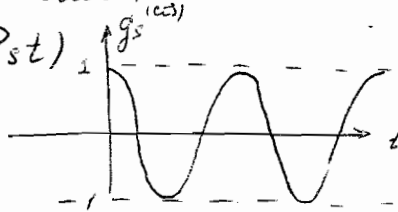
$$u_s(t) = u_v(t) \cos(\Omega_s t) = u_s^{\cos}(t) - u_s^{\sin}(t)$$

$$u_s^{\cos}(t) = \int_0^T W_s^{\cos}(\theta) g_s^{\cos}(t-\theta) d\theta$$

$$u_s^{\sin}(t) = \int_0^T W_s^{\sin}(\theta) g_s^{\sin}(t-\theta) d\theta$$

Если задать цель д.е.е. стандарт 3C - аналог квадратур сигнала

$$g_s^{(\cos)}(t) = g(t) \cos(\Omega_s t)$$

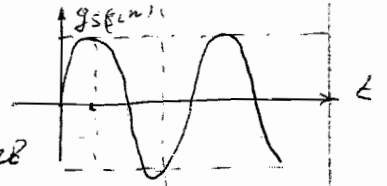


$$g_s^{(\sin)}(t) = g(t) \sin(\Omega_s t)$$

Согласно, чтобы при этом были выполнены условия группы сигнала.

$$W_s^{(\cos)}(t) = u_v'(t) \cos(\Omega_s t)$$

$$W_s^{(\sin)}(t) = u_v'(t) \sin(\Omega_s t)$$



Уточнение: при этом должны выполняться условия: 1) наличие несущей частоты Ω_s и 2) наличие сигнала $g(t)$ и 3) наличие сигнала $g_s^{(\cos)}(t)$ и $g_s^{(\sin)}(t)$ и 4) наличие сигнала $g_s^{(\cos)}(t)$ и $g_s^{(\sin)}(t)$.

Пусть сигнал $g(t)$ представляется функцией $g(t - T_{min})$ и $g(t - T_{min})$

Получим формулы для сигнала $g(t)$ и $g(t - T_{min})$ с точки зрения стандарт 3C

Нужно найти стандартные сигналы.

м.к. цель - получить формулы для сигнала $g(t)$ и $g(t - T_{min})$ с точки зрения стандарт 3C. 1) наличие несущей частоты Ω_s и 2) наличие сигнала $g(t)$ и 3) наличие сигнала $g(t - T_{min})$.

Для сигнала $g(t)$ и $g(t - T_{min})$ формулы:

$$g_{RM}^{(\cos)}(t) = G_m S_m g(t) E_{RM}^{(\cos)}(t)$$

$$g_{RM}^{(\sin)}(t) = G_m S_m g(t) E_{RM}^{(\sin)}(t)$$

$$t = t - T_{min}$$

$E_{RM}^{(\sin)}$ и $E_{RM}^{(\cos)}$, определяются по формулам.

контур, составив элемент емкостью C так-
 чтобы результирующая емкость C_s
 Минимум емкости и графа элемент ем-
 кости - суть модуль и аргумент удель-
 ного контр-та отразитель m -го гра-
 фата 3-го звена, на выходе вольты резуль-
 татив A_s .

$$E_{Rm}^{(\cos)}(\tau) = |G_m(A_s)| \cos(\omega_s \tau + \psi_{sm})$$

Удельный контр-та отразитель, как коли-
 чественность g -ий:

$$E_{Rm}^{(\cos)}(\tau) = |G_m(A_s)| \cos(\omega_s \tau + \psi_{sm}) =$$

$$= g_m^{sr} \cos(\omega_s \tau) - \beta_m^{sr} \sin(\omega_s \tau)$$

$$E_{Rm}^{(\sin)}(\tau) = |G_m(A_s)| \sin(\omega_s \tau + \psi_{sm}) =$$

$$= g_m^{sr} \sin(\omega_s \tau) + \beta_m^{sr} \cos(\omega_s \tau)$$

Две отразительные 3-го звена:

$$g_{Rm}^{(\cos)}(\tau) = -2 G_m L_m^2$$

$$G_m = \frac{F_{sm} F_{Rm}}{R_{sm} R_{Rm}}$$

$$g_{Rm}^{(\cos)}(\tau) = -2 G_m L_m^2 \frac{\sin \psi_m}{\psi_m} g(\tau) \{ E_{Rm}^{(\sin)}(\tau) \cos \psi_m - E_{Rm}^{(\cos)}(\tau) \sin \psi_m \}$$

$$g_{Rm}^{(\sin)}(\tau) = 2 G_m L_m^2 \frac{\sin \psi_m}{\psi_m} g(\tau) \{ E_{Rm}^{(\cos)}(\tau) \cos \psi_m + E_{Rm}^{(\sin)}(\tau) \sin \psi_m \}$$

Эти элементы будут как-то по хар-ки
 графов

Р_к предельные хар-ки цепи \cos -ные и \sin -ные
 получаем в результе, конкретного элементного
 Р_к П_к графов 3-х типов

$$g_R^{(\cos)}(t - T_{min}) = \sum_m g_{Rm}^{(\cos)}(t - t_m)$$

$$g_R^{(\sin)}(t - T_{min}) = \sum_m g_{Rm}^{(\sin)}(t - t_m)$$

$$T_{min} = \min \{ t_m \}$$

Рассчитаем график...

$$g_R^{(\cos)}(t - T_{min}) = \sum_{m=1}^{N_s} \Delta_m^{(s)} \cdot E_{Rm}(\tau) - 2 \sum_{m=1}^{N_2} \Delta_m^{(2)} \{ S_{Rm}(\tau) \cdot \cos \psi_m - C_{Rm}(\tau) \sin \psi_m \}$$

$$C_{Rm}(\tau) = g(\tau) E_{Rm}^{(\cos)}(\tau)$$

$$S_{Rm}(\tau) = g(\tau) E_{Rm}^{(\sin)}(\tau), \quad \tau = t - t_m$$

$$\Delta_m^{(s)} = G_m \cdot S_m$$

$$\Delta_m^{(2)} = G_m L_m^2 \frac{\sin \psi_m}{\psi_m}$$

$$g_R^{(\sin)}(t - T_{min}) = \sum_{m=1}^{N_s} \Delta_m^{(s)} \cdot C_{Rm}(\tau) + 2 \sum_{m=1}^{N_2} \Delta_m^{(2)} \cdot \{ C_{Rm}(\tau) \cos \psi_m + S_{Rm}(\tau) \sin \psi_m \}$$

$\Delta_m^{(s)}$ и $\Delta_m^{(2)}$ - характ g -ий и приращают
 значение как показано выше, если графы
 подносятся и "0" в протект сигнала
 и отразитель по отношению к цепи и
 при ант.

Используя эти-се отразитель Р_к П_к
 цепи на ну-те конкретного элементного

$$Z_R(\tau) = g_R^{(\cos)}(\tau) + j g_R^{(\sin)}(\tau)$$

$$\tau = t - \tau_{min}$$

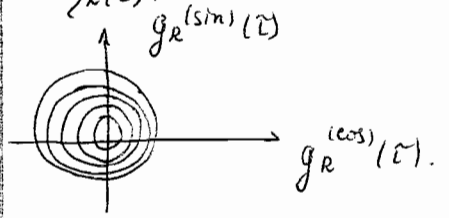
Вводим понятие нормированной амплитуды сигнала и нормированной фазы

$$|R(\tau)| = \sqrt{\{g_R^{(\cos)}(\tau)\}^2 + \{g_R^{(\sin)}(\tau)\}^2}$$

Нормирован. ампл. фазы

$$\varphi_R(\tau) = j\pi + \text{arctg} \left\{ \frac{g_R^{(\sin)}(\tau)}{g_R^{(\cos)}(\tau)} \right\} = \varphi_{\Sigma} \tau +$$

$$+ \varphi_R(\tau)$$



1) Рабочие траектории - анализатор может быть описан системой линейн. Д.У в непрерывном времени.
 Эта линейная система анализатора может быть получена ЛРД - линейн. рекуррентн. формулы, с помощью анализатора цели. Когда-то этой ф-лы можно реализовать и имитировать, как корр. контр. в прикладном простр-ва, удобно для реализации и классификации ПЛС

2) Временные зав-ти ампл. сигд и фазы сиг-са вспомогат. источника для фор-мирования пути

3) Когда ПЛ ПХ с режимом рекуррент обработки может быть представлен одной матр. функцией матриц коэффициентов

Это позволяет получить оптимальные режимы ПЛ по ее коэффициентам, приводит хар-ампл и решить, как было указано ранее задачи:

- 1) составить объект действия, посредством помощью получить интерпретации или помощью цифры и характеристики или этих режимов
- 2) Формировать интерпретации приближенного прост-ва малой размерности для решения задачи классиф.
- 3) Составить модели "реального" времени, где интерпретации одеского проверены компьютер получают модели или

Импульсные ЭПР объекты в ПЛ дальнейшего

Функцией энергии ПЛ или его ЭПР то определено опи хар-т величины сред- ней мощности радиосиг-са, отраженного цели в антенну при атм.
 Если импульс зач-ли цели, тогда от- ражат. радиосигн имеет форму, т.е. радиосигн цели > цифр видео

$$\tau_s < 2L_{max}/c$$

ЭПР радиосигн. как некоторый радиосигн-с

Спектр ЭПР удобно выразить с помощью формированного плотности каждого отража- ющего цели.

$$|H_R(\lambda)| = 2\sqrt{\pi} R_{so} \frac{\sum_m E_{Rm}(\lambda)}{|\epsilon_{sol}|} \quad [м]$$

E_{Rm} - плотность мощн., которая сог-на т-ый градиент в антенне при атм.

$$E_R(\lambda) = |H_R(\lambda)|^2$$

Спектр ЭПР ниже определен формой плотности

Фрагменты

$$L_m \leq \sqrt{\lambda_3 \min(R_{sm}, R_{pm})/4}$$

т.е. шаг - это расстояние между точками ГМВ является локально плоским.

Каждый фрагмент может достигать значений нескольких десятков тысяч.

т.о. задача плановая по отношению к 3D-объекту.

Применение в численном отношении методов математической физики для расчета ПП характеризуется:

- Методы численной теории дифракции (НТД)
- Метод конечных разностей для криволинейных поверхностей (МКР)
- Метод конечных элементов и полноволновой метод.

В рамках ФТД объект представляется в виде совокупности рассеивателей трех типов;

- 1) плоские элементы - описывают гладкие части объекта.
- 2) многогранное волновое структура (углами) (ФВВ)
- 3) рассеиватели в виде острых краев (ребра).

Для каждого из 3-х типов рассеивателей применяются свои методы ФТД.

В случае плоских элементов расчетное поле - в виде плоской волны (Сореттом - 4). Оценка расстояния от источника тока в пространстве с помощью метода конечных элементов (приближенное решение).

Пол, рассеянное АВЕ оценивается методом сингулярных апертур. Многократное переопределение между границей АВЕ оценивается методом граничных элементов и плановым методом конечных элементов (методом конечных элементов). (SBR-метод).

Пол, рассеянное острым краем рассчитывается методом краевых волн.

В ближней зоне, применяя приближенные методы, можно получить РЛ портрет цели.

РЛ портрет ЗО - объекта в ближней зоне.

Рассеянное поле, рассеянное n -м элементом структуры рассадки мощности локально n -кой волной, излучаемой в направлении n -го элемента:

$$G_S = \frac{P_S Q_S F_{Sm}^2}{4\pi R_{Sm}^2} = \frac{|E_{Sm}|^2}{2Z_0}$$

P_S - мощность излучаемого сигнала.

Q_S - КНД передаточной антенны

F_{Sm} - нормированное r -число напр.-ги (амплитудное r -число по дальности напр.-гии на n -й элемент).

Z_0 - волновое сопр-ие воздуха.

$$Z_0 = 120\pi$$

$\vec{E}_{Sm} = (E_{Sm}^{(1)}, E_{Sm}^{(2)})^T$ - составляющие вектора напр.-ги r -ЧМВ для вертикальной (1) и горизонтальной (2) поляризации, этот вектор не учитывает в 4 колебания, т.е. это субвектор.

$A_{Sm}^{(1)}, A_{Sm}^{(2)}$ - амплитуды вертикальной и горизонт. составл. вектора напр.-гии r -ЧМВ по n -ой волне в напр.-гии n -го элемента.

$$\left\{ E_{Sm}^{(1)}, E_{Sm}^{(2)} \right\}^T = \sqrt{\frac{P_S Q_S Z_0}{4\pi}} \cdot \frac{\exp(-jkR_{Sm})}{R_{Sm}} \cdot F_{Sm} \left\{ A_{Sm}^{(1)}, A_{Sm}^{(2)} \right\}^T$$

Отражающие 16 -ый элемент в ближней зоне отливает поляризационная матрица рассеяния. Элементы этой матрицы представляют собой комплексные k -гои отклонения поляризационной составляющей r -ЧМВ, составляющие 6 элементов.

$$\begin{pmatrix} E_{Rm}^{(1)} \\ E_{Rm}^{(2)} \end{pmatrix} = \frac{\exp(-jkR_{Rm})}{R_{Rm}} \begin{pmatrix} P_m^{(11)} & P_m^{(12)} \\ P_m^{(21)} & P_m^{(22)} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} E_{Sm}^{(1)} \\ E_{Sm}^{(2)} \end{pmatrix}$$

Важная особенность метода ЗМН в том, что главный элемент:

$$E_{Rm}(\lambda) = A_{Rm}^{(1)} \cdot E_{Rm}^{(1)} + A_{Rm}^{(2)} \cdot E_{Rm}^{(2)}$$

$$E_{Rm}(\lambda) = \frac{P_m^{(11)} P_m^{(22)} - P_m^{(12)} P_m^{(21)}}{R_{Sm} \cdot R_{Rm}} \exp\{-jk(R_{Sm} + R_{Rm})\}$$

$$P_m = P_{Sm} \sqrt{\frac{P_S Q_S Z_0}{2\pi}}$$

$[P_m(\lambda)] = [M]$ - спектр комплексного n -го элемента m -го элемента.

$$P_m(\lambda) = A_{Rm}^{(1)} (P_m^{(11)} A_{Sm}^{(1)} + P_m^{(12)} A_{Sm}^{(2)}) + A_{Rm}^{(2)} (P_m^{(21)} A_{Sm}^{(1)} + P_m^{(22)} A_{Sm}^{(2)})$$

Достаточно полная информация об амплитудных и фазовых РЛ x -к ЗД-объекта в ближней зоне состоит из 5-кратной массив данных, следующего вида:

$$\left\{ \begin{matrix} x_m^t, y_m^t, z_m^t, \\ z_m^{SR}, H_m^{SR} \end{matrix} \right\}$$

Вектор координат m -го элемента в СКО

действит. и мнимая часть комплексного n -го элемента.

$$z_m^{SR}(\lambda) = R_0 \{ P_m(\lambda) \}$$

$$H_m^{SR}(\lambda) = I_m \{ P_m(\lambda) \}$$

Такой массив рассчитывают для дискретизованного положения передатчиков и приемных антенн сектора относительно цели. Это эквивалент РЛН объекта.

Умножив передатчики для каждой функции волны будет свой портрет

Умножив прием. временной послед-ти РЛН в процессе работы сектора вблизи ЗД-объекта составится методическая и информационная основа создания или

таких моделей РЛХ и, в зависимости от модели канала связи РЛ сигнал цели.

$$P_m(\lambda) = |P_m(\lambda)| \exp\{j\theta_m(\lambda)\}$$

Рассмотрим радиосигналы, с помощью которого зондируется объект.

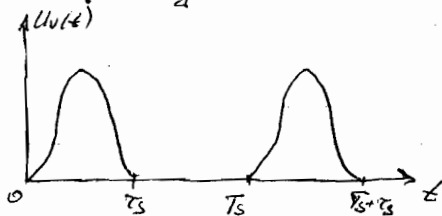
$$U_s(t) = U_v(t) \cos(\Omega_s t)$$

$$\left[\frac{\Omega_{\min}}{\Omega_s}, \frac{\Omega_{\max}}{\Omega_s} \right] - \text{полоса радиосигналов}$$

Ω_s - частота несущей высокочастотной волны

$$\Omega_s = \frac{2\pi}{T} c$$

Высокочастотная волна имеет единичную амплитуду, заданную форму и длительность T_s .



Сигнал, который отражается элементарной частью:

$$E_{Rm}(t) = \frac{Z_m U_v(\tau)}{R_{sm} \cdot R_{am}} \left\{ Z_m^{SR} \cos(\Omega_s \tau) - \mu_m^{SR} \sin(\Omega_s \tau) \right\}$$

$$\tau = t - t_m =$$

t_m - время задержки сигнала в канале связи.

$$t_m = \frac{R_{sm} + R_{am}}{c}$$

Напряженность в согласованной нагрузке приемной антенны пропорциональна квадрату сигнала, рассеянного целью.

$$U_{am}(t) = k_a E_{Rm}(t)$$

k_a - коэффициент связи антенны с каналом связи

$$h_R = \frac{F_{Rm}}{k} \sqrt{\frac{\pi \rho_{R2} z_R}{z_0}}$$

Результат упрощенный сигнал, распадающийся на n -й порядок ряда спектровым методом с учетом спектра зонтичного радиоприемника.

Принимая допущение: приемник имеет достаточно большую длину z_0 , т.е. спектр сигнала многоволновой - цель облучается одной фронтальной волной.

Т.о. можно упростить анализ, проводя вычисления только на одной длине волны λ_s .

Составив анализ с помощью РТД показывается, что для отрицательных зрелищ двух типов спектральной n -го отрицательного порядка $S_m(\lambda)$ мало-многофункциональной волны малу k и симметрической функции порядка S_m ,

$$S_m(\lambda) = k \cdot S_m \cdot \sigma_m(\lambda)$$

$\sigma_m(\lambda)$ - спектр комплексного узлового n -го отрицательного порядка или элемента ДВС. (Безразмерная величина).

В случае отрицательного порядка n :

$$S_m(\lambda) = L_m \cdot \sigma_m(\lambda)$$

L_m - комплексный размер ребра.

$\sigma_m(\lambda)$ - безразмерная величина.

Тогда напр. с в симметричной нагрузке при анализе:

$$U_R(t) = \frac{U F_m S_m}{R_{sm} R_{Rm}} U_V(\tau) \left\{ \int_0^{SR} \cos(S \tau) - L_m \int_0^{SR} \sin(S \tau) \right\}$$

$$F_m = F_{sm} R_{Rm}$$

$$U = \sqrt{\frac{P_s \rho_s \rho_R z_R}{2}}$$

За - кон-е азучена временна амплитуда.

$$I_m^{SR} = \operatorname{Re} \{ \sigma_m(\lambda_s) \} ; M_m^{SR} = \operatorname{Im} \{ \sigma_m(\lambda_s) \}$$

Для ограниченной з-го типа (открыт краем):

$$U_{km}(t) = -2 \frac{U_{km} U_m^2}{R_{km} R_{km}} \cdot \frac{\sin \varphi_m}{\varphi_m} \cdot U_v(\tau) \left\{ I_m^{SR} \sin(\beta_s \tau - \varphi_m) + M_m^{SR} \cos(\beta_s \tau - \varphi_m) \right\}$$

$$\varphi_m = 2\pi \frac{L_m}{\lambda_s}$$

РЛН записан в терминах фидовид. и линейной волны
узелового к-та ограничена:

$$\{ X_m^t, Y_m^t, Z_m^t, \operatorname{Re}(\sigma_m(\lambda_s)), \operatorname{Im}(\sigma_m(\lambda_s)) \}$$

РЛ переходит к-ка з-го объекта в ближней зоне.

В случае малых условий объектом является рациональная методика модиф. сигналов отрается на принцип функционального представления сигналов.

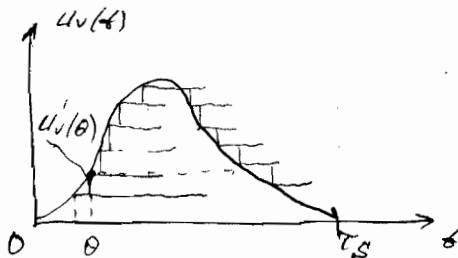
В рамках з-го принципа модификация. Видеомодуль с единичной амплитудой, заданной з-го типа, и функциональности τ_s может быть представлен в виде след. интеграла Фурье:

$$U_v(t) = \int_0^{\tau_s} U_v(\theta) g(t-\theta) d\theta$$

Функция $g(t) = I(t)$ - функция вычисления Кевинса сигнала.

$$I(t) = \begin{cases} 0, & t < 0; \\ 1/2, & t = 0; \\ 1, & t > 0. \end{cases}$$

Тогда:



Тогда получим - с учетом того, что в виде разложения по двум компонентам: косинус и синус соответствующим.

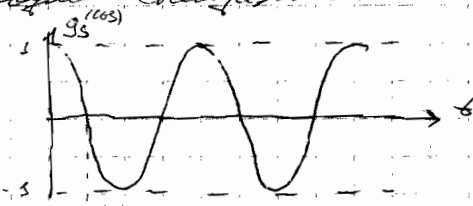
$$U_s(t) = U(t) \cdot \cos(\Omega_s t) = U_s^{(\cos)}(t) - U_s^{(\sin)}(t)$$

$$\text{где } U_s^{(\cos)}(t) = \int_0^T W_s^{(\cos)}(\theta) g_s^{(\cos)}(t-\theta) d\theta$$

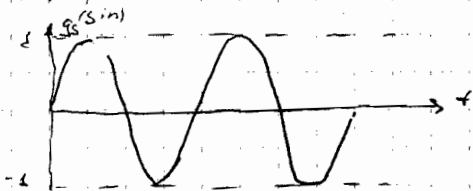
$$U_s^{(\sin)}(t) = \int_0^T W_s^{(\sin)}(\theta) g_s^{(\sin)}(t-\theta) d\theta$$

Т.е. здесь обозначено здесь стандартными сигналами:

$$g_s^{(\cos)}(t) = g(t) \cos(\Omega_s t)$$



$$g_s^{(\sin)}(t) = g(t) \sin(\Omega_s t)$$



т.е. мы имеем:

$$W_s^{(\cos)}(t) = U(t) \cdot \cos(\Omega_s t)$$

$$W_s^{(\sin)}(t) = U(t) \cdot \sin(\Omega_s t)$$

р-ый окна.

Т.е. расчет производится для заданной ширины окна по сравнению с стандартными сигналами. При облучении ил-сами заданной ширины - т.е. и ширины производится свет, тогда окна с заданной шириной получаемыми результатами от стандартных сигналов (разноамплитудных).

Пучок срабатывающие сигналы представляются собой:

$$g_R(t - T_{min})^{(\cos)} ; g_R(t - T_{min})^{(\sin)} \text{ , находящиеся на расст. } \frac{c \cdot T_{min}}{2}$$

Тогда разложение ограниченного сигнала будет иметь вид:

$$U_R(t) = U_R^{(\cos)}(t) - U_R^{(\sin)}(t)$$

Для ограниченных (узкополосных) первых двух гармоник (модемных 2-го порядка или 2-го порядка узкополосных колебаний) косинусное и синусное ограниченные сигналы имеют следующий вид:

$$g_{R_m}^{(\cos)}(\tau) = G_m S_m g(\tau) E_{R_m}^{(\cos)}(\tau)$$

$$g_{R_m}^{(\sin)}(\tau) = G_m S_m g(\tau) E_{R_m}^{(\sin)}(\tau),$$

$$\tau = t - T_{min}$$

$E_{R_m}^{(\cos/\sin)}(\tau)$ — коэффициенты по Рингбергу квадратурные со сдвигами $\pm \pi/2$ относительно несущей частоты ω_{SR} .

Используя модальную и разложение амплитудного сигнала — можно и применить уравнения к-да в ограниченной m-го порядка ВЭ-объекта на фоне большого несущего колебания ЛС.

$$\sigma_m(\lambda_s) = |\sigma_m(\lambda_s)| e^{-j V_{sm}(\lambda_s)}$$

$$E_{R_m}^{(\cos)}(\tau) = |\sigma_m(\lambda_s)| \cos(\Omega_s \tau + V_{sm}) = \mu_m^{SR} \cos(\Omega_s \tau) - \mu_m^{SR} \sin(\Omega_s \tau)$$

~~$$E_{R_m}^{(\sin)}(\tau) = |\sigma_m(\lambda_s)| \sin(\Omega_s \tau + V_{sm}) = \mu_m^{SR} \sin(\Omega_s \tau) + \mu_m^{SR} \cos(\Omega_s \tau)$$~~

$$E_{R_m}^{(\sin)}(\tau) = |\sigma_m(\lambda_s)| \sin(\Omega_s \tau + V_{sm}) = \mu_m^{SR} \cos(\Omega_s \tau) + \mu_m^{SR} \sin(\Omega_s \tau)$$

Для ограниченных 3-го порядка:

$$g_{R_m}^{(\cos)}(\tau) = -2 G_m L_m^2 \cdot \frac{\sin \varphi_m}{\varphi_m} \cdot g(\tau) \left\{ E_{R_m}^{(\sin)}(\tau) \cos \varphi_m - E_{R_m}^{(\cos)}(\tau) \sin \varphi_m \right\}$$

$$G_m = \frac{F_{sm} F_{Rm}}{R_{sm} R_{Rm}}$$

$$g_{R_m}^{(\sin)}(\tau) = -2 G_m L_m^2 \cdot \frac{\sin \varphi_m}{\varphi_m} \cdot g(\tau) \left\{ E_{R_m}^{(\cos)}(\tau) \cos \varphi_m + E_{R_m}^{(\sin)}(\tau) \sin \varphi_m \right\}$$

Эти сигналы можно получить РЛ через ходовые и х-каналы приемов.

РА переходной x-ки зем на частоте в разностное время.
 по формулам РЛХ значений этих функций:

$$g_R^{(cos)}(t - T_{min}) = \sum_m g_{Rm}^{(cos)}(t - t_m)$$

$$g_R^{(sin)}(t - T_{min}) = \sum_m g_{Rm}^{(sin)}(t - t_m)$$

$$j_R^{(cos)}(t - T_{min}) = \sum_{m=1}^{M_S} \Delta_m^{(S)} \cdot C_{Rm}(\tau) - 2 \sum_{m=1}^{M_L} \Delta_m^{(L)} \{ S_{Rm}(\tau) \cos \varphi_m - C_{Rm}(\tau) \sin \varphi_m \}$$

где

$$C_{Rm}(\tau) = g(\tau) \varepsilon_{Rm}^{(cos)}(\tau),$$

$$S_{Rm}(\tau) = g(\tau) \varepsilon_{Rm}^{(sin)}(\tau); \quad \tau = t - \text{или } t_m$$

$$\Delta^{(S)} = G_m \cdot S_m$$

$$\Delta^{(L)} = G_m \cdot G_m \cdot \frac{S_m \varphi_m}{\varphi_m}$$

$$j_R^{(sin)}(t - T_{min}) = \sum_{m=1}^{M_S} \Delta_m^{(S)} \cdot C_{Rm}(\tau) + 2 \sum_{m=1}^{M_L} \Delta_m^{(L)} \{ C_{Rm}(\tau) \cos \varphi_m + S_{Rm}(\tau) \sin \varphi_m \}$$

φ -зем $\Delta_m^{(S)}, \Delta_m^{(L)}$ - характеристические φ -зем для
 различных данных значений, если разит одну частоту и
 наблюдается по отношению к излучателю и приемной
 антенне, и раз в разном случае.

Велика интерваловым является отображение РЛХ
 зем на n -ю канальном сигнале:

$$z_R(\tau) = j_R^{(cos)}(\tau) + j j_R^{(sin)}(\tau)$$

Можно ввести понятие мновектор: огибающей и
 мновектор z_R ОА.

Мновектор огибающей:

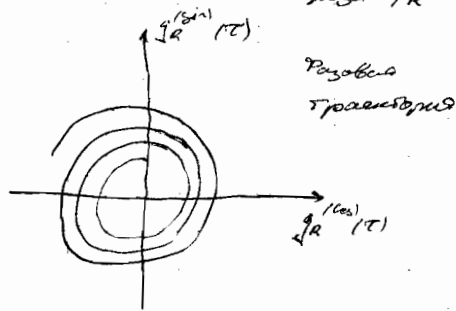
$$A_R(\tau) = \sqrt{\{j_R^{(cos)}(\tau)\}^2 + \{j_R^{(sin)}(\tau)\}^2}$$

Наконец мновектор z_R

$$V_R(\tau) = j \pi \cdot A_R(\tau) \left\{ \frac{j_R^{(sin)}(\tau)}{j_R^{(cos)}(\tau)} \right\} = j \pi \tau + j_R(\tau)$$

Строим изображение пути $\xi_R(\tau)$.

1)



Разовая траектория в координ. п-ти комплексного сигнала (вектор) может быть описана системой разовых ξ_R в непрерывном времени или их разностями ξ_R или в дискретном времени.

Можно получить множество непрерывных ξ_R , описывающих аттрактор цепи. К-ты ξ_R или рационально интерпретировать как координаты точек ξ_R или ξ_R в ξ -во, удобного для распознавания и классификации РЛЦ.

2) $A_n(\tau), V_n(\tau)$

3) Набор РЛЦ с различным числом элементов может быть функционально обобщен методом главных компонент. Это позволяет получить оптимальный набор признаков РЛЦ цепи по ее работе через x -ком и подать в заданн:

- сжатие объема данных, получ. в результате усреднения или помеховой устойчивости и хранения их в компактном формате;
- термич. интерпретации признаков ξ_R в малой размерности для решения задач классификации;
- создание моделей реального времени для адаптивной обработки поверки компонентов радиотехн. устройств

Целочисленная ЭПР объема в М диапазоне.

Резонансной частотой РЛХ объема является его ЭПР

ЭПР \times з-ет величину средней ~~мощности~~ ~~разности~~ ~~со~~, ~~отрицательного~~ ~~целого~~ в ~~энергии~~ ~~гипермалой~~ ~~антенны~~.

~~След~~

Аналог. ~~выражения~~ ~~са~~ $\tau_s \leq 2l_{max} / \lambda$ - ~~минимальное~~ ~~условие~~ ~~облучения~~?

Спектр ЭПР можно выразить с помощью нормированного азимутного α -га ~~отрицательного~~ ~~целого~~.

$$H_R(\lambda) = 2\sqrt{\pi} R_{30} \frac{\sum E_{Rm}(\lambda)}{|E_{30}|} [\mu].$$

$E_{Rm}(\lambda)$ - ~~напр~~ ~~со~~ ~~21~~ ~~кого~~ ~~ради~~, ~~создаваемого~~ ~~m~~ ~~и~~ ~~лучей~~ ~~в~~ ~~энергии~~ ~~гипермалой~~ ~~антенны~~

В этом случае ЭПР

$$\Sigma_R(\lambda) = |H_R(\lambda)|^2 - \text{спектральная м-та} \text{ гетеро нормированного азимутного } \alpha\text{-га} \text{ отрицательного}$$

E_{30} - комплексная амплитуда ~~напр~~ ~~со~~ ~~21~~ ~~кого~~ ~~ради~~ ~~облучения~~ ~~в~~ ~~ант~~ ~~га~~ ~~условного~~ ~~узла~~ ~~гет~~.

$$\text{Тогда: } H_R(\lambda) = 2\sqrt{\pi} \frac{R_{30}^2}{F_{30}} \sum_m \frac{F_{3m}}{R_{3m} R_{3m}} \sum_m \frac{F_{3m}}{R_{3m} R_{3m}} f_m(\lambda) \exp\{-j k (R_{3m} + R_{3m})\}$$

$k = \frac{2\pi}{\lambda}$ волновое число

Симметричные производятся по ~~лучей~~ ~~и~~ ~~наблюдателя~~.

В этот момент $H_R(\lambda)$ ~~не~~ ~~инвариантен~~ ~~к~~ ~~выбору~~ ~~поло~~ ~~жения~~ ~~условного~~ ~~узла~~ ~~гет~~ ~~в~~ ~~СКО~~.

Аналогично ~~нормированной~~ ~~инвариантности~~ ~~к~~ ~~га~~ ~~отрицательного~~ ~~реализации~~ ~~скалярного~~ ~~нормированной~~ ~~по~~ ~~комплексной~~ ~~амплитуде~~ ~~напр~~ ~~со~~ ~~21~~ ~~кого~~ ~~ради~~ ~~облучения~~ ~~в~~ ~~лучи~~ ~~каждого~~ ~~луча~~.

Тогда:

$$H_R(\lambda) = 2\sqrt{\pi} \sum_m R_{sm} \frac{E_{Rm}(\lambda)}{|E_{sm}|} = 2\sqrt{\pi} \sum_m \frac{R_{sm}}{R_{sm}} p_m(\lambda) \exp\{-jk(R_{sm} + R_{em})\}$$

$$R_{sm} R_{so} \rightarrow \infty \quad R_{sm} = R_{em} = R_{so}, \\ F_{sm} = F_{so}$$

т.е. в граничной зоне:

$$H_R(\lambda) = 2\sqrt{\pi} \sum_m p_m(\lambda) \exp\{-jk(R_{sm} + R_{em})\}$$

$$S(\lambda) = 4\pi \left| \sum p_m(\lambda) \exp\{-jk(R_{sm} + R_{em})\} \right|^2$$

Уменьшение x -ка прием. - 750 р. чин 30-ответов на разноминутное функциональное задание - 50, но каждая метри.

т.о. для соответствующим. Визуализация - 5-функции.

ОПР от прием. радиостанции x -ка прием есть мощность. ^{отражения} ИСА x -ка прием.

Умно-мощ x -ка прием:

$$h_a(t - \tau_{min}) = \sum_m \frac{R_{sm}}{R_{em}} h_{Rm}(\tau)$$

$$h_{Rm}(\tau) = 4\sqrt{\pi} \sum_{n: \tau_{min}}^{\tau_{max}} |p_m(n)| \cos(k[n]c\tau + \nu[n])$$

$$\text{Новая запись: } \left[\frac{\tau_{min}}{\tau_B}; \frac{\tau_{max}}{\tau_B} \right]$$

τ_B - период повторения зондирования или. об

Тогда средняя мощность отраженного или. об.

$$P_R = \frac{1}{\tau_B} \int_{\tau_{min}}^{\tau_{max}} h_a^2(\tau) d\tau = 2 \sum_{n: \tau_{min}}^{\tau_{max}} |H_R[n]|^2$$

$$H_R[n] = H_R(\lambda[n])$$

$$\lambda[n] = \frac{2\pi c}{\tau_B} n$$

$$\omega_B - \text{символ } x\text{-ка. } ; \omega_B = \frac{2\pi}{\tau_B}$$

Тогда средняя мощность P_R ; P_R - мощность

$$\bar{\Sigma}_R = \frac{1}{N} \sum_{n=\bar{z}_{\min}}^{\bar{z}_{\max}} |H_R[n]|^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=\bar{z}_{\min}}^{\bar{z}_{\max}} \bar{\sigma}_R[n]$$

Проведенный анализ позволяет в нач. та и конечной ФПР при рассмотрении генеральное значение мощности сигнала, следующего сигнала:

$$\sigma_R(z) = h_R(z) / T_R$$

$$\bar{\Sigma}_R = \int_{z_{\min}}^{z_{\max}} \sigma_R(z) dz \quad [\mu^2]$$

Многомерное пространство между главными компонентами.

Имеем вектор $\vec{H}(k, \beta)$, зависящий от параметров (k, β) .

$\vec{H}(k, \beta) = [h_1, \dots, h_N]^T$ - вектор-столбец элементов нормир. ПХ, размер с угловых размеров.

$$h_A = h(A \Delta z | k, \beta), \quad n = 1, N$$

Анализ по нормир. ПХ размер. для множества параметров. Его усреднение позволяет получить оценку (выборочную) автокорреляц. матрицы (АКМ):

$$R = \|z_{ij}\|_{i,j=1, N}$$

$$z_{ij} = \hat{R}(i \Delta z, j \Delta z) = \iint h(i \Delta z | k, \beta) h(j \Delta z | k, \beta) W(k, \beta) dk d\beta$$

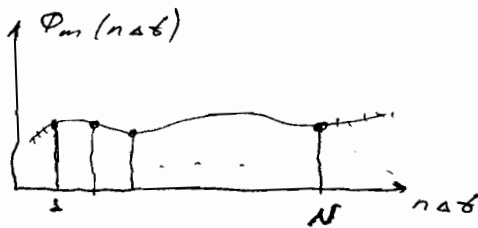
Δz - шаг дискретизации.

Наилучшая аппроксимация нормиров. ПХ в смысле критерия минимума СКД представляется собой разложение в ряд по собственным векторам АКМ:

$$R = \Phi \Lambda \Phi^T$$

$\Phi = \{\vec{\Phi}_1, \dots, \vec{\Phi}_N\}$ - набор собств. векторов

Каждый вектор можно интерпретировать как результат дискретизации собственной функции:



Пусть дана АКМ - $M \leq N$

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M \gg 0;$$

$$\lambda_{M+1} = \dots = \lambda_N = 0.$$

Тогда найдем **ортонормированное** представление **анализ** сигнала АКМ:

$$\tilde{R} = \tilde{\Phi} \tilde{\Lambda} \tilde{\Phi}^T; \quad \tilde{\Phi} = \{ \tilde{\Phi}_1 | \dots | \tilde{\Phi}_M \}$$

$$\tilde{R} = \tilde{\Phi} \tilde{\Lambda} \tilde{\Phi}^T = \sum_{m=1}^M \lambda_m \tilde{\Phi}_m \tilde{\Phi}_m^T.$$

Можно получить **региональные** вектора \tilde{H} по векторам:

$$\tilde{H}(k, \beta) = \tilde{X}(k, \beta) \cdot \tilde{\Phi} \quad \tilde{\Phi}^T \cdot X(k, \beta) \quad (*)$$

\downarrow
 N

\downarrow
 M

\downarrow
 $N \times M$

\downarrow
 $N \times M$

\downarrow
 M

Вектор гармоник имеет вид:

$$\tilde{X}(k, \beta) = \tilde{\Phi}^T \cdot \tilde{H}(k, \beta).$$

Смешанная аппроксимация: $E_M = \frac{\lambda_{M+1} + \dots + \lambda_N}{\lambda_1 + \dots + \lambda_N}$

Классический МКМ не удовлетворяет **ограничению** в виде **неравенств**, характерных для **нормальных** ПК. Аппроксимация (*) **должна** **здесь**, что **нормировать** ПК **обязательно** **необходимо**. τ **здесь** и **изменяется** в **диапазоне** по $[0, 1]$, т.е. **должна** **решать** задачу **условной** **оптимизации**, т.е. **найти** **оптимальный** **вектор** **гармоник**, **который** **минимиз.** **ошибку** по **результатам** **моделирования**:

$$\tilde{X}_{opt}(k, \beta) = \underset{X}{\text{Argmin}} \|\tilde{H}(k, \beta) - \tilde{\Phi} \cdot X(k, \beta)\|^2.$$

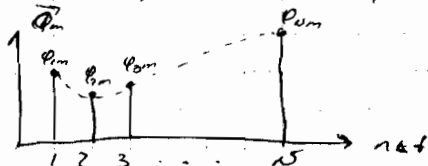
примем: $0 \leq h_1 \leq h_0 \leq h_N \leq 1$.

Один из способов решения этой задачи: ее дискретизация в терминах ряда скалярных методов решения систем линейных неравенств.

Дискретизир. систему линейн. нерав. в в виде трех блоков:

- Нормированная ЛХ - удовлетворяющая условию равенств.

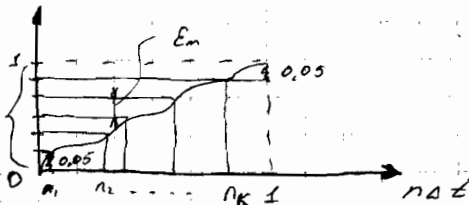
$$\sum_{m=1}^M (\varphi_{nm} - \varphi_{(n+1)m}) X_m(d, \beta) \equiv 0, \text{ т.е. } \vec{\varphi}_m = \{\varphi_{1m}, \dots, \varphi_{Mm}\}^T$$



- Ограничение снизу на аппроксимацию нормированной ЛХ:

$$-\sum_{m=1}^M \varphi_{1m} X_m(d, \beta) \leq 0$$

разбиваем на K диапазонов $K = \lfloor \frac{1}{\epsilon_m} \rfloor$



ϵ_m - заданная абсолютная погрешность аппроксимации, полученная в результате решения системы линейн. неравенств.

Тогда огранич. снизу имеет вид:

$$-\sum_{m=1}^M \varphi_{1m} X_m(d, \beta) + h_k(d, \beta) - \epsilon_m \leq 0,$$

$$k = n_1, n_2, \dots, n_K$$

$$-\sum_{m=1}^M \varphi_{km} x_m(\alpha, \beta) + 0,95 \leq 0$$

назначается пользователем.

- ограничение сверху на аппроксимацию нормированной ПХ.

$$\sum_{m=1}^M \varphi_{km} x_m(\alpha, \beta) - 0,05 \leq 0$$

$$\sum_{m=1}^M \varphi_{km} x_m(\alpha, \beta) - h_k(\alpha, \beta) - \varepsilon_k \leq 0, \quad k = n_5, n_6, \dots, n_k.$$

$$\sum_{m=1}^M \varphi_{km} x_m(\alpha, \beta) - 1 \leq 0.$$

Контрольное решение СЛН.

МРК реализует оптимальное линейное преобразование исходного пространства данных с отсчетами ПХ $\{h_1, h_2, \dots, h_M\}$ на интермативные гр-во зрелищно-мелочней размерности M с отсчетами группировки $\{k_1, k_2, \dots, k_M\}$.

В силу линейности преобразования МРК хорошо выделяет признаки, связанные с описанием гладкой части гр-ной конфигурации целей и сглаживает нелинейности ПХ (резкие перепады), связанные с наличием угловатостей в тарне объекта (такие угловатости, ребра). Поэтому естественно предполагать, что СЛН будет заведомо несовершенной для некоторых структур целей.

Разумно искать контрольное решение, такое, при котором все-во выполняются нерав-ва минимально и одновременно их выполнению также минимально.

Векторная форма задачи СЛН:

$$A(\alpha, \beta) \cdot \vec{X}(\alpha, \beta) + \vec{F}(\alpha, \beta) \leq 0.$$

$[(n_5+k_1) \times M]$ M (n_5+k_2)
 $A(\alpha, \beta)$ - матрица k -гав СЛН;

$\vec{X}(\alpha, \beta)$ - вектор-столбец пространств группировки

$\vec{P}(k, \beta)$ - вектор-столбец ограниченный СММ

Введем ряд дополнительных переменных:

$$\vec{Y}(k, \beta) = (Y_1, \dots, Y_{m+k})^T$$

i -ая компонента $Y_i(k, \beta)$ численно характеризует степень выполнения i -го ограничения в системе. Её можно интерпретировать как "штраф" за нарушение i -го неравенства в системе. Он равен нулю, если нерав-во выполняется.

Введем B - матрицу "статистич", которая устанавливает взаимосвязь между векторами канонич \vec{X} и векторами "штрафов" \vec{Y} . Она показывает возможные пути для заданных \vec{X} и \vec{Y} .

Матрица статистич B удовлетворяет условиям допустимости:

$$\begin{cases} B \cdot \vec{Y} \geq A \cdot \vec{X} + \vec{r} \\ \vec{Y}^T \cdot B \cdot \vec{Y} \geq 0 \\ \vec{Y}^T \cdot B \cdot \vec{Y} = \vec{Y}^T (A \cdot \vec{X} + \vec{r}) \end{cases}$$

Условие допустимости означает, что в каждой точке нерав-во должно выполняться по крайней мере одно равенство.

Предположим, некоторое ограничение выполняется с запасом, т.е.

$$\sum_{j=1}^m a_{ij} X_j + Y_i < 0, \text{ тогда } Y_i = 0$$

Если нерав-во не выполняется, то $Y_i > 0$.

Т.о. условие допустимости позволяет нам переписать квадратичную форму A как целевую функцию.

$$\vec{Y}_{opt} = \text{Argmin} \{ \vec{Y}^T (A \cdot \vec{X} + \vec{r}) \} \rightarrow A^T \cdot \vec{Y} = 0$$

Всякое решение СЛН, удовлетворяющее линейным условиям дополнительности и системе линейных уравн., называется оптимальным решением. Такое решение минимизирует значение целевой функции из-за неравенств системы. Известна итерационная процедура поиска оптимального решения.

Шаг 0: Инициализация.

В качестве начального приближения можно малое решение выбрать фиксированное разложение Кардана-Лова:

$$\bar{X}[0] = \tilde{\Phi}^T \cdot \bar{H}, \quad s=0$$

Шаг 1.

Вычислить степень жесткости нерав-ва и их эвклидову норму.

$$J[s] = B^{-1} (A \cdot \bar{X}[s] + P)^+$$

$J[s]$ -вектор имеет нулевые компоненты, если исходной выбор имел вдоб. отрицат. компоненту, т.е. вдоб. наруш. во системе вылам. с запасом.

$$\| \bar{J}[s] \|^2 - \text{квадрат нормы эвклида.}$$

Шаг 2.

Вычислить вектор направл. коррекции оптимального решения и его эвклидову норму.

$$\Delta \bar{X}[s] = -\bar{A}^T J[s]; \quad \|\Delta \bar{X}[s]\|^2 \leq \epsilon_m - \text{критерий.}$$

решение получено за конечное число шагов.

Это первый итерационный алгоритм поиска.

Шаг 3.

Вычислить величину шага δ на n -й итерации алгоритма

$$\delta[S] = \frac{\|\bar{F}[S]\|^2}{\|A\bar{X}[S]\|^2}$$

Шаг 4.

Обновить контрольные параметры

$$\bar{X}[S+S] = \bar{X}[S] + \delta[S] \cdot A\bar{X}[S]$$

Шаг 5.

Перейти к следующей итерации:

$$S = S + 1$$

Если $S \leq S_{max}$, то продолжить поиск, начиная с шага 1.
В противном случае закончить поиск по I -й критерий
зависимости.

Основные понятия ИИС (искусственных нейронных сетей).

НС - распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, взаимодействующих между собой и передающих их для последующей обработки последующим единицам.

ИИС - это разнородная сетевая структура. Обладает следующими свойствами:

- 1) реализует немедленное преобразование - отображение входной информации в выходную.
2) Обработка информации осуществляется на основе принципа обучения сети. Возникает процесс обучения с учителем и без.
3) Учитель имеет набор обучающих пар: вход и выход в процессе обучения сети. Оптимизируются ее параметры.
Параметрами сети являются:
 - кол-во слоев в сети;
 - кол-во нейронов в каждом слое;
 - параметры нейронов.

2) Адаптивность.

Сеть способна работать в статич. и динам. среде. В динам. среде сеть по мере поступления новых вх. данных изменяет (адаптирует) свои параметры. А по мере изменения статич. вх. сигналов.

- 3) Сеть учитывает контекстную информацию. Различные ИИС взаимно связаны друг с другом, что позволяет учитывать контекст.

4) Обкозостойчивость.

Сеть реализует распределенное вычисление. Отказ функционирования одного или нескольких нейронов не приводит к катастрофич. снижению кол-ва работы сети.

СВ-60 постепенно ловил сигнал хоч-во рабо-
ты сети с ~~В~~ постепенным выходом из строя
нейронов позволяющая робастность сети.

5) Анализ ИИНС с нейродинамикой.

т.е. структура, алгоритмы, обучение в основ-
ном имитирует работу человеческого мыш-
ления.

Сеть может выполнять функцию инфор-
мацию о решаемой проблеме.

Чем реализуется 2-мя способами:

- Выбор специализированной архитектуры сети
для решения специализир. задачи (обработка
информации / неформально создает универ-
сальную сеть для решения любых задач);

т.е. вводится ограничение в структуру сети;

- ограничить, направляя на параметры
нейронов и сети в целом.

Сеть состоит из нескольких слоев:

- Входной слой данных (X)
- несколько скрытых слоев / промежуточ. слой
и выхода. операции),
- Выходной слой данных (Y).

Сеть производит отображение данных X в
данные Y.

Области применения ИИНС.

6 основных задач:

1) Ассоциативная память.

Имеется 2 типа:

- автоассоциативная - прямое запоминание ($y_i = x_i$)
- гетероассоциативная - по одному входу по другому выводу

образов. X_k соот. - ст. админ. память Z_k .

$$X_k \rightarrow Z_k, k = 1, 2, \dots, 8.$$

Z - объем памяти.

В задаче памяти можно выделить 2 типа:

- задача запоминания (процесс обучения)
- задача восстановления (рабочий процесс)

а) Распознавание образов.

- распознавание, основано на способностях организма.

Имеется 2 сети:

- ИНС для выявления признаков,
- ИНС для классификации.

Три этапа построения системы распознавания:
1) проблема восприятия объекта (получение входного образа Z - перевод св. в объект). Решается с помощью датчика.

- построение сети выявления признаков (не все первичные св. в. являются главными, т.е. не все они несут равные доли информации об объекте). Т.е. решается задача сокращения размерности исходного пр-ва св. в. объекта. Получают вектор главных признаков X .

- построение классификатора.

От вектора X переходят в пр-во решения.

Геометрическая интерпретация задачи распознавания.

- разбить пр-во X на непересекающуюся области, каждая из которых может быть ассоциирована с тем или иным классом.

Т.е. необходимо синтезировать классификатор

границы (реализации ~~в~~ ξ см).

δ, ϵ - общ-м переход $\vec{x} \rightarrow \vec{d}$.

\vec{d} - жел-во набор реализаций η -чл-ов.

ИНС - стандартная информационная структура, которая аппроксимирует эти η -чл-ы.

3) Аппроксимация η -чл-ов.

Сеть строит отображение $d = f(x)$

\vec{x} и \vec{d} - входной и выходной вектора разной размерности.

Множество обучающих кр: $\mathcal{D} = \{(x_i, d_i)\}_{i=1}^N$.
 N - кол-во этих кр.

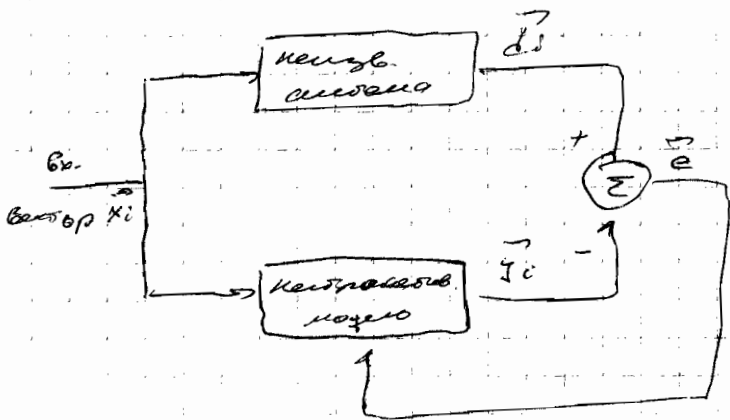
Критерием кач-ва ИНС является среднеквадратич. ошибка

$$\epsilon > \|F(x) - f(x)\|$$

$F(\cdot)$ - нейронная реализация η -чл-ы $f(\cdot)$.

Числене слоев; идентификация системы и построение инверсной системы.

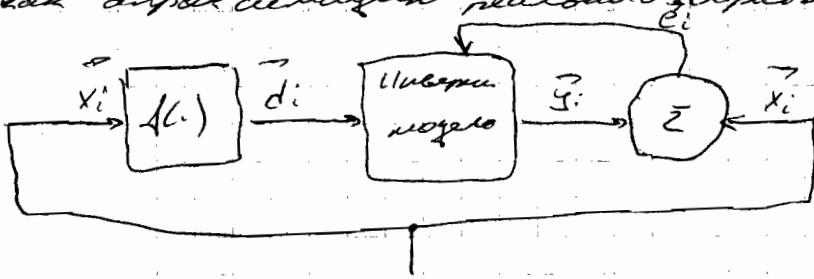
а) В традиц. задаче требуется построить модель по заданной информации, функциональн. которой задано в форме набора обучающих примеров "вход-выход".
На входе - вектор \vec{x}_i , на выходе \vec{d}_i , кол-во об-чл. примеров N . Это некая полная заданная такая система.
Требуется построить отображение f .
Аппрок f возлагается на нейронную сеть.



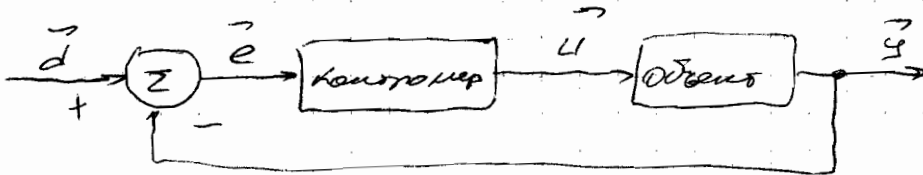
т.е. ИИС - модель реальной системы.

В) построение инверсной модели.

Иногда модель \$f\$ из известна, но может быть настолько сложной, что построить обратное отображение \$f^{-1}\$ либо не удастся, либо оно будет очень сложным. В таком случае иногда обратное отображение как априори неизвестно реальному обратному отображению.



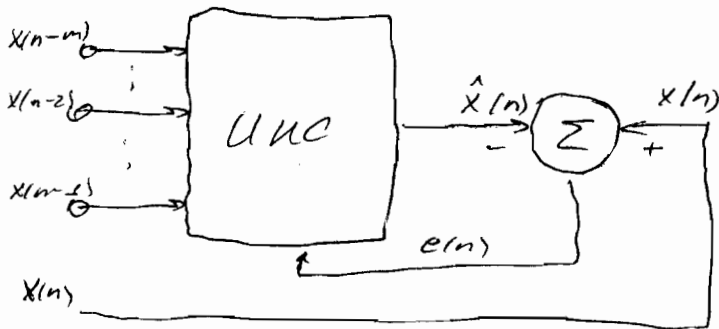
4. Управление.



Задача контроллера - сформировать сигнал управления \$u\$

5. Обратная связь

- состоит из 2-х частей: сложившиеся значения от нуля и прогнозирование (экстраполяция данных)



n - объем прогнозируем

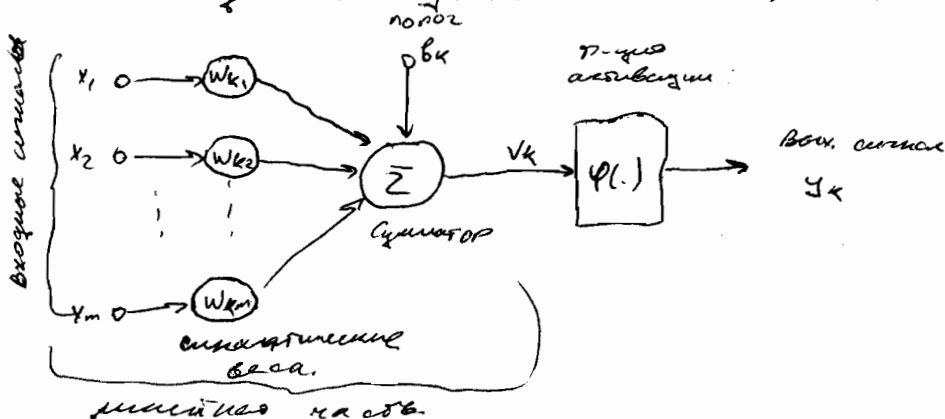
Одним из видов УНС - рекуррентные ИС.
Также применяются сети на основе радиальных базисных функций, на основе машинных векторов.

Задача прогноз. сводится к матрице x -зем:

$$F\{x(n-m), \dots, x(n-1)\} = \hat{x}(n).$$

6. Промышленные диаграммы на графах.

Модель искусственного нейрона.



На вход нейрона подается комбинация элементов вектора признаков (образов), также получают взвешенные с сигналами весами признаки.
На выходе сумматора V_k - индуцированное локальное поле

$\varphi(\cdot)$ - нелинейная функция преобразования (р-ую активации).

В результате на выходе - сигнал Y_k .

$$U_k = \sum_{j=1}^m W_{kj} X_j$$

$$V_k = U_k + b_k$$

$$Y_k = \varphi(V_k)$$

V_k - линейная р-ую от компонентов V_k признаков (X_1, \dots, X_m) .

Геометрически V_k в n -ве признаков - гиперплоскость. Она имеет признаковую n -во на q -ой части, т.е. нейрон спускает масштабированное значение q -ой части в своей линейной части (бинарная классификация).

Порог b_k называется смещением b_k -тью.

Применяя р-ую функцию активации, получим нелинейную b_k -тью.

Геометрические смыслы основных параметров нейронов.

- сигнальные веса W_1, \dots, W_m определяют ориентацию гиперплоскости в n -ве признаков, т.е. настраивая веса поворачиваем n -во признаков.

Порог определяет расстояние от начала координат n -во признаков до гиперплоскости гиперплоскости по нормали к ней с учетом знака.

т.е. порог в смысле гиперплоскости в n -ве признаков - b_k в n -ве.

Задачи, решаемые φ -функцией активации.

1. Кемпейное преобразование значения исходных признаков
2. Сжимается диапазон значений данных до стандартного интервала.
3. Сглаживание данных.
Как правило, общий экстрем. данных ограничен. Поэтому их следует сглативать

можно получить сумму над. может получить значение нейрона

$$W_{k0} = +1$$

$$W_{k0} = b_0, \text{ тогда}$$

$$V_k = \sum_{i=0}^m W_{ki} x_i; \quad \varphi_k = \varphi(V_k)$$

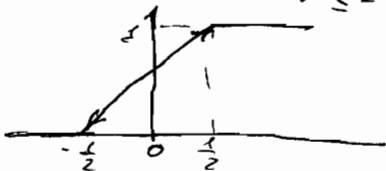
Типы φ -функций активации.

1. φ -функция Хевисайда:

$$\varphi(V) = \begin{cases} 0, & V < 0 \\ 1, & V \geq 0 \end{cases}$$

2. Кулоново-матриад:

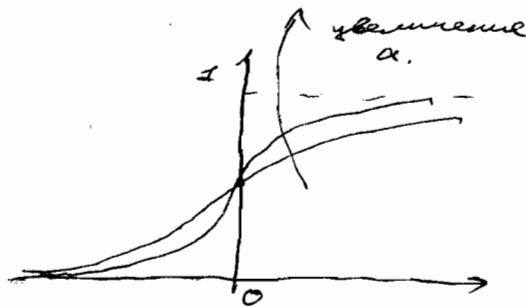
$$\varphi(V) = \begin{cases} \frac{1}{2}, & V \geq +\frac{1}{2} \\ \frac{1}{4} + \frac{1}{2} \Delta V, & -\frac{1}{2} < V < \frac{1}{2} \\ 0, & V \leq -\frac{1}{2} \end{cases}$$



3. Логистическая

$$\varphi(V) = \frac{1}{1 + \exp(-aV)}$$

a - параметр сжатия



Обучение ИНС

Вторым ИНС известны 5 основных методов обучения:

- на основе коррекции ошибок;
- на основе градиента;
- метод Хебба;
- конкурентное обучение;
- метод Больцмана.

Обучение на основе коррекции ошибок

В результате обучения параметры сети принимают оптимальное значение с точки зрения выбора критерия кач-ва обучения.

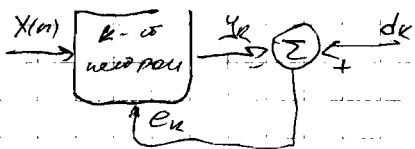
т.е. поиск наилучшей цели обучения - критерия кач-ва, формирует алгоритм обучения.

Рассм. задачу обучен. единиц нейрона:

Пусть на входе вектор образцов $X(n)$, n - индекс образца, желаемая реакция нейрона $d_k(n)$.

$y_k(n)$ - факт. р-ция нейрона.

Тогда искомый сигнал: $e_k(n) = d_k(n) - y_k(n)$



Целью обучения является минимум функции значения квадрата ошибки. Обучение основано на коррекции ошибок. Минимизиру. n -ый коэффициент $E(n)$ вычисляется по формуле - правилу (правилу) Вудроу - Хопфа.

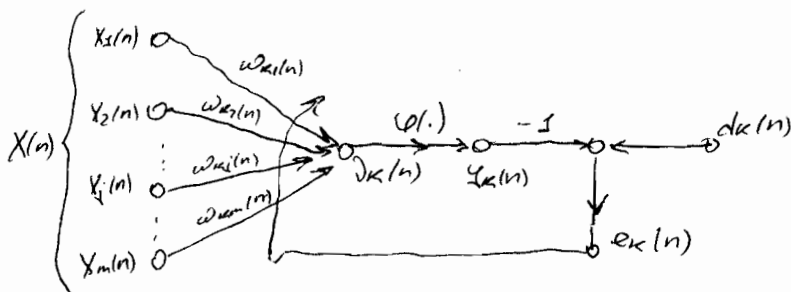
$$E(n) = \frac{1}{2} e_k^2(n)$$

Правило имеет вид:

$\Delta w_{kj}(n) = \eta e_k(n) x_j(n)$ - разность между старым и новым значениями synaptic. веса.

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}$$

i - номер компонента вектора образов X .



η - скорость обучения (параметр скорости обучения).
 $\eta = [0..1]$.

$\eta \sim \frac{1}{n}$ - самый простой вариант

Обучение на основе памяти.

Множество обучающих пар $\{x_i, d_i\}$ запоминается в базе данных примеров.

На вход подается запрос \tilde{x} test, необходимо сформировать p -ую его часть \tilde{d} test. т.е. обучающая сеть осуществляет отображение \tilde{x} test $\rightarrow \tilde{d}$ test. 3 этапа:

- 1) для \tilde{x} test в ир-ве признаков выбирается локальную окр-ть заданного масштаба;
- 2) из базы данных извлекаются все примеры, которые попали в эту локальную окр-ть. Концентрация узлов x_i совб. d_i .
- 3) на основе извлечен. p -числ d_i формируются значения \tilde{d} test (самое простое - средн. арифметич.).

В данном алгоритме применяется правило "Тихоновского соседа"

Обучение Хебба.

У каждого нейрона есть предсигналич. вход $(x_j(n))$ и постсигналич. выход $(y_k(n))$.

Синapses Хебба изменяет свой вес во времени в зависи-

МОДУЛЬ корреляции между предельными и пост-сигнальными сигналами.

$$\text{Проблема Хебба: } \Delta w_{kj}(n) = F(y_k(n), x_j(n)).$$

В простейшем случае - корреляция:

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta y_k(n) \cdot x_j(n).$$

Для усложненной постановки применяется следующая модификация:

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta (x_j - \bar{x}) (y_k - \bar{y}).$$

Конъюнктивное обучение.

- применяется в самоорганизующейся сети Хопффа, которая применяется для автономной классификации объектов.

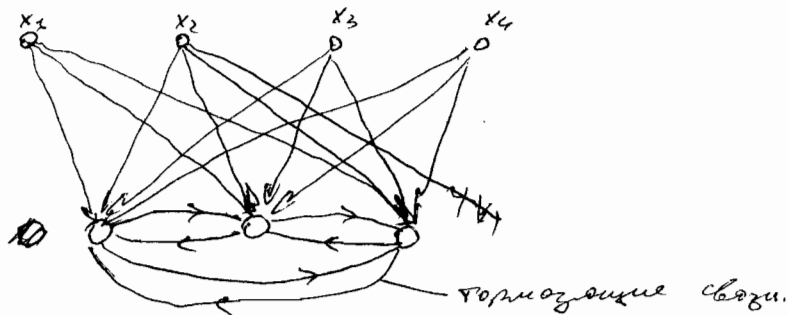
В основе лежат 3 правила:

- 1) нейроны со случайно возмущаемыми парам. потенциалом формируют сигналы для одного и того же вх. сигнала X_j ;
- 2) реакция всех нейронов нормирована, например, узлами в диапазоне $[0..1]$;
- 3) р-для функционирования группы, степени близости вектора его парам-ров W вектору вх. сигнала X ;

$$y_k = \frac{W_k \cdot X}{\sum W_k \cdot X}$$

Нейроны конкурируют друг с другом по критерию максимума вхх сигнала. В результате для вхх сигнала победитель, т.е. на выходе которого сигнал максимален.

Корректируются параметры только победителя - победитель.



$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{если } V_k > V_j \text{ для всех } j, j \neq k. \\ 0 & \end{cases}$$

Тогда правило:

$$\Delta w_{kj} = \begin{cases} 2(x_j - w_{kj}), & \text{для победителя;} \\ 0 & \end{cases}$$

Основная идея: в периметрах нейронов хранятся скалярные координатно-векторы центров группировки кластеров исходных данных

Алгоритм обучения искусственной нейронной сети.

В зависимости от схемы алгоритм обучения имеет 2 варианта:

- ~~с~~ с посигурманом (с учителями);
исходная информация представлена в виде обучающих пар $\{ \vec{x}[k], \vec{d}[k] \}_{k=1}^N$

N - кол-во обучающих примеров.

- без учителя.

Сеть должна обучаться по критерию самонастройки.

Саморегулирующиеся карты Кохошиена

Искусств. нейрон в n -ве измерений формирует линейную разделяющую границу. Задача нейрона - по набору образцов пар выбора интервалов так, чтобы отсутствовали ошибки классификации, на зва. по двум-неско

$$d[k] = \begin{cases} -1, & \bar{x}[k] \in \Omega \\ +1, & \bar{x}[k] \notin \Omega \end{cases}$$

$$d(\bar{x}) = \bar{w}^T \cdot \bar{x} \leq 0$$

$$\bar{w} = \{w_0, w_1, \dots, w_n\}^T$$

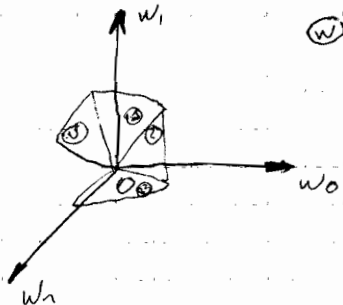
$$\bar{w}^T \cdot \bar{x}[k] = d[k], \quad k = \overline{1, N}$$

а) два случая:

- векторы образцов линейно разделимы, т.е. имеется такая интервал, которая разделяет без ошибок. Тогда система линейных неравенств имеет хотя бы одно решение.
- векторы образцов линейно неразделимы. Система линейных нерав-в не имеет решения. Тогда необходимо выбрать интервал так, чтобы кол-во ошибок на пар было минимальным.

$$\bar{w}^T \cdot (d[k] \cdot \bar{x}[k]) > 0 \quad k = \overline{1, N}$$

Решаемость интервала для задачи решения системы линейных нерав-в.



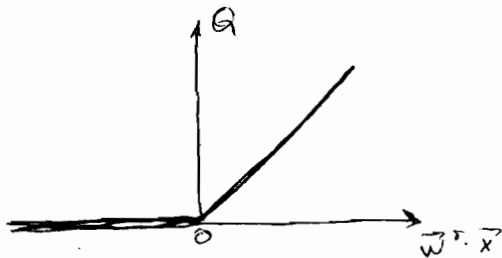
$\bar{w}^T \cdot \bar{x}[k] = 0$ - интервал, проходящий через начало координат.

шаг 1. Формализована цель обучения.

выбор p -й цели стоимости $Q(\bar{w}, \bar{x}) = \frac{1}{2} \{ \bar{w}^T \cdot \bar{x} + |\bar{w}^T \cdot \bar{x}| \}$

$\bar{w}^T \cdot \bar{x} \leq 0 \Rightarrow Q = 0$

$\bar{w}^T \cdot \bar{x} [k] > 0 \Rightarrow Q = \bar{w}^T \cdot \bar{x} [k] \sim Q_k$ - разложение в вейера образ q_0 функции по нормальк ней.



шаг 2. Возмиме фрагмент p -й цели стоимости (поиск)

$\nabla_w Q(\bar{w}, \bar{x}) = \frac{1}{2} [\bar{x} + \text{sign}(\bar{w}^T \cdot \bar{x}) \cdot \bar{x}]$

шаг 3. Применяется процедура градиентного поиска:

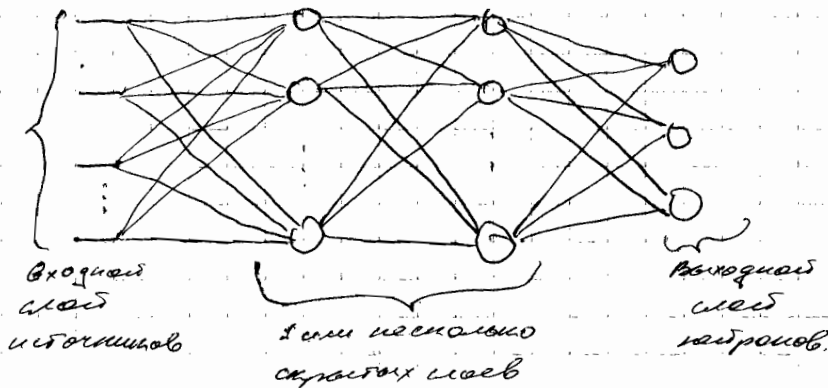
$\bar{w} [i+1] = \bar{w} [i] - \rho [i] \nabla_w Q(\bar{w} [i], \bar{x} [k])$

$\bar{w} [i+1] = \bar{w} [i] - \rho [i] \begin{cases} \bar{x} [k], & \bar{w}^T [i] \cdot \bar{x} [k] > 0 \\ 0, & \bar{w}^T [i] \cdot \bar{x} [k] < 0. \end{cases}$

Более точная p -й цели стоимости имеет вид:

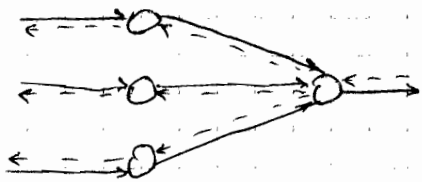
$Q(\bar{w}, \bar{x}) = \frac{1}{4} \frac{(\bar{w}^T \cdot \bar{x})^2 + |\bar{w}^T \cdot \bar{x}| \cdot \bar{w}^T \cdot \bar{x}}{\|\bar{x}\|^2}$ - квадратичная p -й цели стоимости.

Обучение многослойного персептрона (МНР).



Будем анализировать себе путь того сигнала, в котором функционировали нейроны в каждом слое связи с нейронами предыдущего слоя. В процессе обучения МНР. В нем распространяется 2 типа сигналов:

- 1) функциональные сигналы - в прямом направлении;
- 2) сигналы ошибок, распространяются в обратном направлении от выхода ко входу.



Функциональные сигналы поступают на вход персептрона и передаются последовательно по слоям сети. В конечном итоге эти сигналы достигают выходного слоя в виде функциональной р-функции сети.

Функциональными их называют по отношению к нейронной функции заданной р-функции на выходе персептрона.

Сигналы ошибок первоначально ~~они~~ формируются на выходе сети как разность между указанным значением (желаемой р-функцией персептрона) и его фактической р-функцией.

Сигналы ошибок вычисляются каждым нейроном сети с помощью локального значения ошибок.

Р.о. МНР обучается в режиме обучения с учителем.

В процессе обучения МНР функционирует в двух режимах: прямого и обратного распространения сигналов и сигналов ошибок.

На этапе прямого распространения сигналы достигают выхода сети, в результате чего формируются сигналы ошибок для выходных нейронов.

Т.к. для выходных нейронов ошибки представлены в явной форме, то для их обучения применяется δ -правило Вигроу-Хоффа.

Для нейронов скрытых слоев это правило применяется непосредственно не задается, т.к. для них отсутствуют сигналы ошибки в явной форме (не известны значения выходов для скрытых нейронов). Поэтому при обратном распространении сигналов ошибок обратно по сети, это правило обратного распространения.

Вообщем алгоритм обучения МНР можно назвать алгоритмом обратного распространения ошибок.

При выполнении этого алгоритма будем применять следующие обозначения:

Индексы i, j, k относятся к соответствующим нейронам соединенных слоев сети в рамках начальной.

n - номер итерации обучения (индекс элемента).

$X_i(n)$ - i -ая компонента вектора входов в n -ой итерации.

$W_{ji}(n)$ - все синоптические связи между i -м и j -м нейронами фиксированы, следовательно $W_{ji}(n)$ - об итерации обучения.

$\Delta W_{ij}(n)$ - величина коррекции веса на n -ой итерации

$V_j = W_{j0}(n)$ - смещение (вес) j -го нейрона

$V_j(n)$ - сигнал на входе сумматора j -го нейрона на n -й итерации обучения (индуциров. локальное поле j -го нейрона)

$\varphi_j(V)$ - φ -функция активации j -го нейрона

$d_k(n)$ - целевая p -функция k -го нейрона для n -ой итерации (значение учителя)

$y_k(n)$ - функциональный сигнал на выходе j -го нейрона на n -й итерации

$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n)$ - сигнал ошибки k -го выходного нейрона на n -й итерации

При обучении сети в послед. режиме получают целевую p -функцию в виде суммы квадратов ошибок:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in S} e_k^2(n)$$

S - множество всех выходных нейронов

$E_{\text{ан}}(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n)$ - при параллельном режиме обучения

η - параметр скорости обучения в δ -правиле
Визроу - Коффа

m_f - кол-во нейронов в f -том слое персептрона

m_0 - кол-во входов сети

m_1 - кол-во входов

m_{i-1} - кол-во нейронов в предыдущем i -м слое


m_b - кол-во выходов сети

Алгоритм обратного распространения.

Целью обучения МСР является минимизация суммарной ошибки: $E(n)$ - для всего режима обучения;
 E_{out} - для выходного режима обучения.

Расшир. послед. режим обучения:
после каждого обучающ. примера расшир. сети корректируются;

Расшир. k -й нейрон выходного слоя и j -й нейрон предыдущего скрытого слоя:


$$V_k(n) = \sum_{j=1}^{m_{l-1}} w_{kj} \cdot y_j(n)$$
$$y_k(n) = \varphi(V_k(n))$$

Для вых. нейрона δ -правило имеет вид:

$$\Delta w_{kj}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{kj}}$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_k(n)} \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_k(n)} \cdot \frac{\partial y_k(n)}{\partial V_k(n)} \cdot \frac{\partial V_k(n)}{\partial w_{kj}}$$

Оказывается, если заданы равенства, получим:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{kj}} = -e_k(n) \cdot \underbrace{\varphi'_k(V_k(n))}_\delta$$

значение $\delta_k(n)$ - для k -го нейрона вых. слоя.

Тогда правило обучения для вых. слоя:

$$\Delta w_{kj}(n) = +\eta \delta_k(n) \cdot y_j(n)$$

Локальный экстремум:

$$\delta_k(q) = - \frac{\partial E(n)}{\partial V_k(n)} = - \frac{\partial E}{\partial \varphi_k} \cdot \frac{\partial \varphi_k}{\partial V_k} = e_k \cdot \varphi_k'(V_k).$$

$$\Delta W_{kj}(n) = \eta \delta_k^{(n)} y_j^{(n)}$$

$$\delta_k^{(n)} = - \frac{\partial E(n)}{\partial V_k(n)} = - \frac{\partial E}{\partial e_k} \cdot \frac{\partial e_k}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial V_k} = e_k^{(n)} \cdot \varphi'_k(V_k(n))$$

2. Нейрон j скрытого слоя.

В слое с m_j - ем локального возбуждения (ЛВ) для нейрона j -го слоя получим:

$$\delta_j^{(n)} = - \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial V_j} = - \frac{\partial E(n)}{\partial y_j^{(n)}} \cdot \varphi'_j(V_j^{(n)})$$

Возьмем сумму ошибок по величине функционального сигнала:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m_k} e_k^2(n)$$

m_k кол-во нейронов ^{помощной} выходного слоя.

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j^{(n)}} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial y_j^{(n)}}$$

Возьмем разность соответствия:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) = d_k(n) - \varphi_k(V_k(n))$$

$$V_k(n) = \sum_{j=0}^{m_j} W_{kj}(n) y_j^{(n)}$$

В разности разности соответствия:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j^{(n)}} = - \sum_{k=1}^{m_k} e_k(n) \underbrace{\varphi'_k(V_k(n))}_{\delta_k(n)} W_{kj}(n)$$

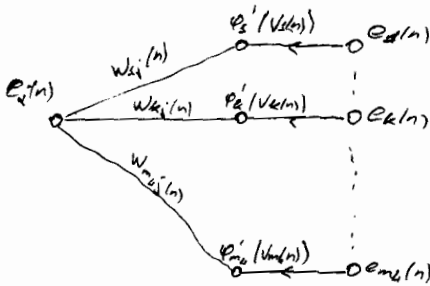
$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j^{(n)}} = - \sum_{k=1}^{m_k} \delta_k(n) W_{kj}(n)$$

Общая формула расчета ошибки для нейрона.

$$e_j(n) = \sum_{k=1}^{m_k} w_{kj}(n) \delta_k(n)$$

Граф распространения ошибки.

или



Упрощенный алгоритм обратного распространения ошибки в МЛР в матричной форме.

1) Корректировка весов:

$$\begin{pmatrix} \text{кор-я веса} \\ \Delta w_{ji}(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{локаль. евр.} \\ \text{объект.} \\ \downarrow \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{локаль.} \\ \text{градиент} \\ \delta_j(n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{вых сигнал} \\ \text{нейрона} \\ y_j(n) \end{pmatrix}$$

Локальный градиент вычисляется в зависимости от положения нейрона в сети.

Для выходного нейрона:

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'_j(V_j(n));$$

Для нейрона скрытого слоя:

$$e_j(n) = \sum_{k=1}^{m_k} w_{kj}(n) \delta_k(n)$$

Если нейрон расположен в первом скрытом слое, то функция сигнала равен вх. сигналу:

$$y_1(n) = x(n).$$

7.0. алгоритм обратного распространения ошибок реализуется в две фазы вычисления:

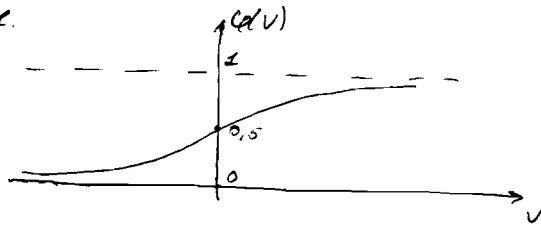
- первая фаза вычисления; начинается с представления вх. вектора образов первому слою нейронной сети и завершается в выходном слое вычислением ошибок для каждого выходного нейрона. На этом этапе функции сигнала всех нейронов сети вычислены.
- обратная фаза вычисления, начинается с выходного слоя представляем ему сигналы ошибок, которые затем передаются по сети в обратном направлении в результате рекурсивных вычислений локальных градиентов для каждого скрытого нейрона. В результате этих рекурсивных вычислений веса синаптических связей нейронов корректируются в соответствии с δ -правилом Виггера-Хорра.

Функция активации.

1) Логистическая функция активации.

$$\varphi(V) = \frac{1}{1 + \exp(-aV)} \quad , a > 0 \quad ; \quad -\infty < V < +\infty$$

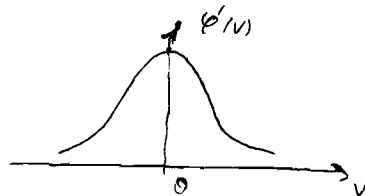
Тогда: $0 < \varphi < 1$.



$$\varphi'(V) = a \varphi(1 - \varphi)$$

$$\delta = e \varphi'(V) = a [d - y] \varphi(1 - \varphi)$$

$$\delta_j = \varphi'(V) \sum_k w_{kj} \delta_k = a \varphi_j(1 - \varphi_j) \sum_k w_{kj} \delta_k$$

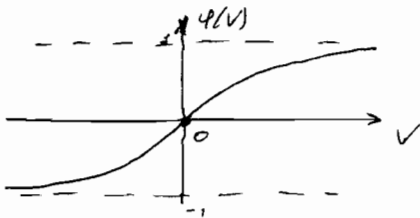


7.1. Величина коррекции синапсич. весов пропор. производной функции активации, поэтому для максимального изменения весов имеет место, когда индифференциальная точка находится в районе нуля.

Это в-во обеспечивает устойчивость сети при ее обучении с помощью алгоритма обратного распространения.

2) φ -функция активации в виде гиперболического тангенса.

$$\varphi(V) = a \tanh(bV) \quad ; \quad a, b > 0; \quad -1 < \varphi < 1$$



$$\varphi'(V) = \frac{b}{a} (1 - \varphi^2)$$

$$\delta = e \varphi'(V) = \frac{b}{a} (1 - \varphi^2)$$

$$\delta_j = \frac{b}{a} (1 - \varphi_j^2) \sum w_{kj} \delta_k$$

Параметр скорости обучения η .

δ -правило определяет градиентный поиск в n -ве параметров нейрона. Чем больше параметр скорости обучения η , тем быстрее алгоритм сходится в n -ую локальную минимум функции ошибки.

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n)$$

Но значительное увеличение параметра скорости обучения η может быть опасно поскольку формирует значительную разницу градиента поиска в n -ве параметров нейрона и в конечном итоге может привести к расхождению алгоритма поиска.

Проведенный способ повышения скорости обучения без потери устойчивости алгоритма состоит в модификации δ -правила с помощью процедуры постепенного увеличения величин коррекции

весов.

В соотв. с η -ым ЕМА модифицир δ - правило имеет вид:

$$\Delta W_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) + (1-\eta) \Delta W_{ji}(n-1),$$

где

$\Delta W_{ji}(n-1)$ - величина коррекции веса между j и i нейронами на предшеств. этапе обучения.

т. е. алгоритм обладает памятью один шаг назад.

В соотв. со сложной экспоненциальной:

η - последняя сглаживающ.

~~Величина~~ $\eta \leq \frac{2}{N_{smo} - 1}$

N_{smo} - кол-во итераций обучения, по которым производится усреднение величин коррекции (шаг сглаживания алгоритма).

Если $\eta \rightarrow 0$, то $N_{smo} \rightarrow \infty$.

Если $\eta \rightarrow 1$, то $N_{smo} \rightarrow 1$.

В теории искусств. нейронных сетей принято использовать формулу усреднения экспоненциальной сглаживающ.

$$\Delta W_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) + \alpha \Delta W_{ji}(n-1)$$

α - постоянная момента

Пока соотв. правило - обобщенное δ - правило.

Эффективные рекомендации по функционированию работы алгоритма обратного распространения.

1. Режим обучения.

Последний режим обучения методом обратного распространения работает значительно быстрее чем предыдущий режим обучения.

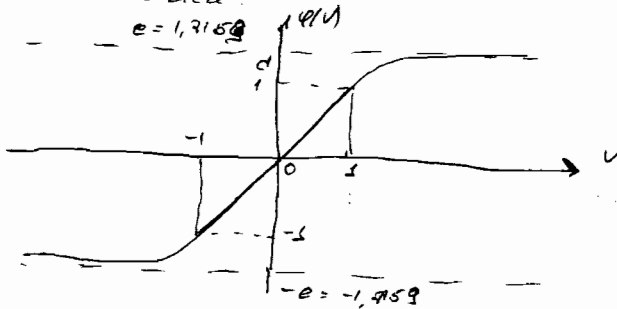
2. Максимизация информативности обучающей информации и метод:

- на вход сети подаются примеры, которые вызывают наибольшие ошибки обучения;
- на вход подаются примеры, существенно отличающиеся от ранее принятой информации.

3. Выбор σ -функции активации.

Асимметрич. σ -функции активации в виде гиперболической тангенса обеспечивают большую скорость обучения, чем логистическая.

В этом случае параметры гиперб. тангенса выбираются так, чтобы система работала на линейной части гипер. тангенса:



$$\varphi(V) = a \tanh(bV)$$

$$a = 1,7159$$

$$b = 2/3$$

$$c = 0,7159$$

$$\text{Тоже: } \varphi'(V) = 0.6 = 1,1424$$

4. Выбор значения учителя (целевых значений).

Важно, чтобы значения учителя выбирались из области линейной части σ -функции активации, т. е. если имеется значение учителя, близкое к единице σ -функции активации d , то оно должно находиться в области линейной части σ -функции активации.

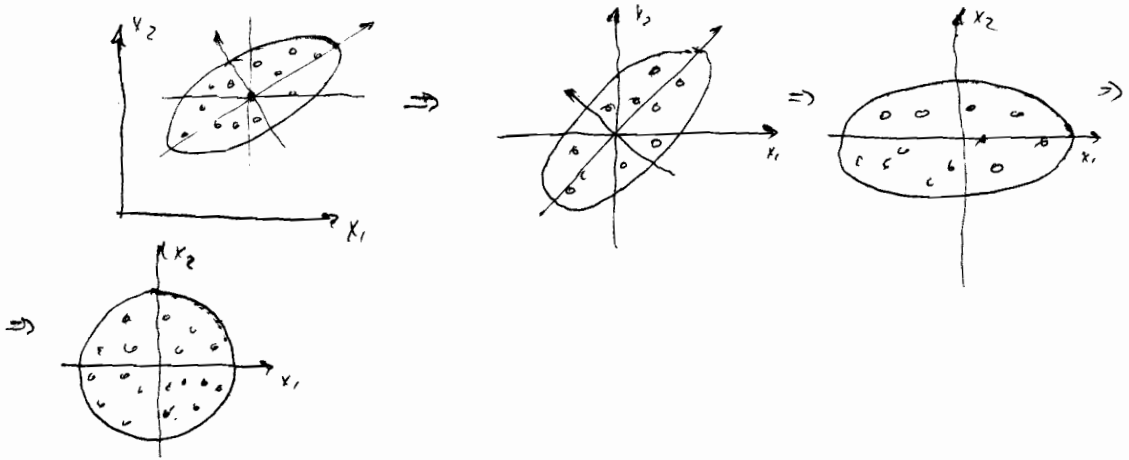
Формы: $d_{\text{min}} = a - \epsilon$, ϵ - малый положительный коэффициент,
 $d_{\text{max}} = b + \epsilon$.

5. Нормализация входов. Предобработка.

Входные переменные должны быть преобразованы - но обрабатывать так, чтобы:

- 1) среднее значение по всей множеству обучающих примеров было близко к нулю (центрирование данных);
- 2) вх. переменные должны быть примерно равны (декорреляция данных);
- 3) вх. переменные должны иметь одинак. масштабы, на всех узлах (нормировка данных по СКО).

Для этого используем декоррелирующее преобразование.



6. Инициализация начальных значений весов.

Веса инициализируются малыми случайными значениями. Размер-е этих значений равномерное с нулевой МО и дисперсией, обратной квадрату квадратаму из кол-ва соединительных связей нейрона.

Анализ главных концепций. Самоорганизация.

Целью обучения без погружения является выявление существующих признаков из множества элементов. Данные.

Можно выделить 3 задачи:

- создание данных;
- формирование признакового пр-ва;
- моделирование в рамках и в рамках.

В случае себя самоорганизация. На основе сигналов формируются нейронные связи. В результате взаимодействия с окружающей средой.

Важно отметить, что самоорганизация в большой мере отражает аб-ва нейродинамических структур, как архитектура, обусловленные с учетом принципов самоорганизации. отражают принципы функционирования мозга.

Один из принципов, лежащих в основе сетей самоорганизации аб-ва. Хебба, Кооп- и нейросетей. архитектура основана на МПК.

Основная особенность МПК - функциональные возможности исходя пр-ва и выделения главных (интерактивных) признаков.

Принципы самоорганизации.

1. Изменяется структура связей к самоорганизации сети.
2. Ограниченность ресурсов в сети ведет к конкуренции между элементами т.е. к выбору победителей.
3. Модульность связей ведет к кооперации нейронов.
4. Порядок и структура вх. образов создает избыточную информацию. Она накапливается сетью в виде знаний.

① - основан на поступате обучения Хебба.

т.е. сигнал сигнала активирует согласованно (когерентно) соседние нейроны и побуждают сигнал. Таким образом согласованно сигнал усиливается.

② - Основан на механизмы снапов. т.к. ресурсы сети ограничены, но увеличивается потребность в ресурсах. т.о. дополнительные снапы ослабевают и постепенно исчезают.

③ - Основан на координации нейтронов. Умные вилы сильно снапы побуждают снапы умных снапы соседних нейтронов в общей системе координации сети.

④ - Основан на умных сетях, сеть в процессе ее обучения принимает свои х-ки в виде своих, таких как МО, генерация, матрица корреляции в образцов.

Принципы самоорганизации, элемент нейродинамики, базис.

МРК в скалах 30 мс.

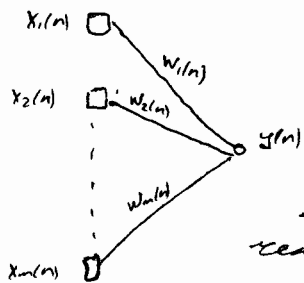
Процессоры данных умных в т-во умных. Размерности т-ва умных как правило горизонтально размерности т-ва данных.

Правило корреляции размерности т-ва исходных данных.

1. Вычислить корреляцию значений и корреляцию матрицы корреляции исходных данных.
2. Ортогонально преобразовать исходные данные по размерности корреляции, корреляция корреляционной корреляции матрицы корреляции.

Философия Хейб для выделения как и малых корреляционных значений.

Линейный нейрон с Хейбевским правилом настраивается снапы является "умным" для выделения корреляционной матрицы главной компоненты исходных данных.



Правило Хебба:

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \eta y(n) x_i(n), \quad i = \overline{1, m}$$

η - параметр скорости обучения (0..1).

Это правило может приводить к неустойчивости сети при обучении. Поэтому используются различные механизмы. Один из них - ограничение весов. Другой - ограничение изменения между сигналами нейрона за одно время наибольшими ресурсами. Третий механизм - ограничение изменения параметров сети в процессе её обучения.

Потребуем: $\|W(n)\| = 1$, тогда правило Хебба:

$$w_i(n+1) = \frac{w_i(n) + \eta y(n) x_i(n)}{\sqrt{\sum_{j=1}^m \{w_j(n) + \eta y(n) x_j(n)\}^2}}$$

Для $\eta \ll 1$, можно разложить в ряд вблизи знаменателя по η , тогда:

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \eta y(n) \{ x_i(n) - y(n) w_i(n) \} \quad \text{правило Ойа}$$

обеспечивает сохранение сигнала.

обеспечивает стабилизацию параметров нейрона.

$$x_i'(n) = x_i(n) - y(n) w_i(n) \quad \text{дифференциал вх. сигнала}$$

Тогда правило Хебба в форме Ойа 6 также состоит из Хебба. В правиле Ойа есть 2 компонента, характерные:

- наличие отрицательного слагаемого $y(n) x_i(n)$ реализует самоограничение и рост сигнала;
- отсутствие отрицательного слагаемого $-y(n) w_i(n)$ ограничивает рост сигнала и стабилизирует сеть.

Криволинейная норма гравитационного объема Ω .

$$\vec{X}(n) = (X_1(n), \dots, X_m(n))^T - \text{вектор образав.}$$

$$\vec{W}(n) = \{W_1(n), \dots, W_m(n)\}^T$$

$$y(n) = \vec{W}^T(n) \cdot \vec{X}(n) = \vec{X}^T(n) \cdot \vec{W}(n)$$

Положим также:

$$\vec{W}(n+1) = \vec{W}(n) + \eta \cdot y(n) \{ \vec{X}(n) - y(n) \vec{W}(n) \} \quad h(\vec{X}, \vec{W})$$

$$\vec{W}(n+1) = \vec{W}(n) + \eta \left\{ \underbrace{\left[\vec{X}(n) \cdot \vec{X}^T(n) \right]}_{\text{матрица ковариаций}} \vec{W}(n) - \vec{W}^T(n) \left[\vec{X}(n) \vec{X}^T(n) \right] \vec{W}(n) \right\} -$$

линейная стохастическая разностная зп-е.

Теорема об асимптотической устойчивости.

$$\vec{W}(n+1) = \vec{W}(n) + \eta h(\vec{X}(n), \vec{W}(n)) - \text{исследует условия, при которых оно сходится.}$$

- 1) параметр скорости обучения $\eta(n)$ - необходимое условие сходимости. Критерий устойчивости:

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \eta(n) &= 0 \\ \sum_{n=1}^{+\infty} \eta(n) &= +\infty \\ \sum_{n=1}^{+\infty} \eta^p(n) &< +\infty, \quad p > 1. \end{aligned}$$

- 2) послед-ые векторы сигналов $\vec{W}(n)$ должны сходиться к одной.
- 3) η -функция коррекции $h(\vec{W}, \vec{X})$ - непрерывно дифференцируема по компонентам векторов \vec{W} и \vec{X} , (особ-но не воз-ит ни градиента отнимать во времени).
- 4) наличие η -функции коррекции $h(\vec{W})$ - необходимое условие сходимости к вектору \vec{W} во всех случаях:

$$\vec{h}(\vec{W}) = \lim_{n \rightarrow \infty} E \{ h(\vec{X}, \vec{W}) \}.$$

5) линейному стохаст. разн. стану $x(t)$ в дискр. времени $t=0, \dots, T$ в наче-в. времени $t=0$ имеет вид:

$$\frac{d}{dt} \bar{w}(t) = \bar{h}(\bar{w}(t)) - 0.24$$

И этого $x(t)$ существует решение:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \bar{w}(t) = \bar{g}_2$$

Первое условие балансового уравн $g = \frac{1}{r}$

$$\bar{h}(\bar{w}) = R \cdot \bar{w}(100) - \{ \bar{w}^T(100) R \bar{w}(100) \} \bar{w}(100)$$

Поэтому:
$$\frac{d}{dt} \bar{w}(t) = \bar{h}(\bar{w}(t)) = R \cdot \bar{w}(t) + \bar{w}^T(t) \cdot R \cdot \bar{w}(t)$$

R - корреляц. матрица данных.

Стандартное решение - разложение по собствен. векторам матрицы R .

Анализ показывает, что решение имеет вид:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \bar{w}(t) = \bar{g}_2$$

\bar{g}_2 - собствен. вектор, соответ. максимальному собствен. значению λ_2 матрицы R .

т.е. матрица коррел. в процессе обучения хранит в памяти весах максимальный собствен. вектор матрицы коррел. данных, соответ. наиб. собствен. значению.

Анализ также показывает, что матрица коррел. имеет собствен. значения матрицы коррелации.

$$\sigma^2 = E \{ y^2(t) \}, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \sigma^2(t) = \lambda$$

Анализу главных компонент на основе функции Хейбба.

Сеть такого расар-я состоит слоев линейных нейронов способна обрабатывать все главные компоненты в сигнале произвольной размерности.

Допущения, относящиеся к структуре сети:

- все нейроны вех. слоя линейны;
- сеть имеет m входов и l выходов, $m > l$.

Рассм. j -й выходной нейрон.

$$y_j(n) = \sum_{i=1}^m w_{ji}(n) x_i(n); \quad j = \overline{1, l}$$

Сино все нейроны настраиваются с помощью обобщенного правила обучения Хейбба:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \left[y_j(n) x_i(n) - y_j(n) \sum_{k=1}^l w_{kj}(n) y_k(n) \right] \quad \begin{matrix} i = \overline{1, m} \\ j = \overline{1, l} \end{matrix}$$

т.е. нейроны обучаются по след. но.

$$\Delta \overline{w}_j(n) = \eta \left[\overline{y}_j(n) \cdot \overline{x}(n) - \overline{y}_j(n) \sum_{k=1}^l \overline{w}_k(n) \right]; \quad j = \overline{1, 3, \dots, l}$$

$$\overline{x}'(n) = \overline{x}(n) - \sum_{k=1}^{j-1} \overline{w}_k(n) \overline{y}_k(n)$$

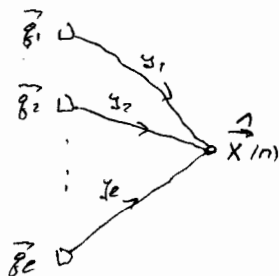
$\overline{y}_j(n)$ - требуемая аппроксимация выходного сигнала.

$$\overline{x}(n) = \sum_{k=1}^l \overline{y}_k(n) \cdot \overline{g}_k$$

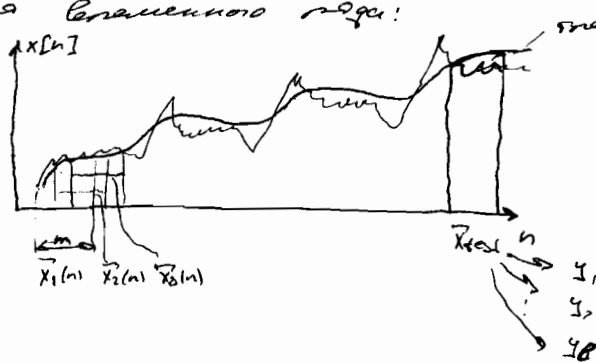
$\overline{y}_k(n)$ - вех. сигнал k -го нейрона сети главных компонент.

\overline{g}_k - целевые значения его сигналов (целевая k -я собствен. вектора).

Уравнение движения планет.



Для планетной орбиты:



энергия - потенциал в каноническом пространстве.

Агентивный анализ равновесия компонентов.